



**FOREX PİYASALARI İÇİN BÜYÜK VERİ VE
YAPAY ZEKÂ DESTEKLİ İŞLEM ROBOTU
GELİŞTİRİLMESİ**

Gökhan TUTAR

Doktora Tezi
Yönetim Bilişim Sistemleri Ana Bilim Dalı
Doç. Dr. Serdar AYDIN
2024
Her hakkı saklıdır

T.C.
ATATÜRK ÜNİVERSİTESİ
SOSYAL BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
YÖNETİM BİLİŞİM SİSTEMLERİ ANA BİLİM DALI

Gökhan TUTAR

FOREX PİYASALARI İÇİN BÜYÜK VERİ VE YAPAY ZEKÂ
DESTEKLİ İŞLEM ROBOTU GELİŞTİRİLMESİ

DOKTORA TEZİ

TEZ YÖNETİCİSİ
Doç. Dr. Serdar AYDIN

ERZURUM-2024



TEZ BEYAN FORMU

SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ MÜDÜRLÜĞÜNE

BİLDİRİM

Atatürk Üniversitesi Lisansüstü Eğitim ve Öğretim Uygulama Esaslarının ilgili maddelerine göre hazırlamış olduğum "FOREX PİYASALARI İÇİN BÜYÜK VERİ VE YAPAY ZEKÂ DESTEKLİ İŞLEM ROBOTU GELİŞTİRİLMESİ" adlı tezin/raporun tamamen kendi çalışmam olduğunu ve her alıntıya kaynak gösterdiğimi taahhüt eder, tezimin/raporumun kâğıt ve elektronik kopyalarının aşağıda belirttiğim koşullarda saklanmasına izin verdiğimi onaylarım.

Gereğini bilgilerinize arz ederim *.

☐ Tezimin/Raporumun tamamı her yerden erişime açılabilir.

☒ Tezimin/Raporumun makale için **altı ay**, patent için **iki yıl** süreyle erişiminin ertelenmesini istiyorum.

26.11.2024

Gökhan TUTAR

Aslı Islak İmzalıdır

*** LİSANSÜSTÜ TEZLERİN ELEKTRONİK ORTAMDA TOPLANMASI, DÜZENLENMESİ VE ERİŞİME AÇILMASINA İLİŞKİN YÖNERGE**

.....

ÜÇÜNCÜ BÖLÜM

Çeşitli ve Son Hükümler

Lisansüstü tezlerin erişime açılmasının ertelenmesi MADDE 6– (1) Lisansüstü teze ilgili patent başvurusu yapılması veya patent alma sürecinin devam etmesi durumunda, tez danışmanının önerisi ve enstitü anabilim dalının uygun görüşü üzerine enstitü veya fakülte yönetim kurulu **iki yıl süre ile tezin erişime açılmasının ertelenmesine karar verebilir.**

(2) Yeni teknik, materyal ve metotların kullanıldığı, henüz makaleye dönüşmemiş veya patent gibi yöntemlerle korunmamış ve internetten paylaşılması durumunda 3. şahıslara veya kurumlara haksız kazanç imkanı oluşturabilecek bilgi ve bulguları içeren tezler hakkında tez danışmanının önerisi ve enstitü anabilim dalının uygun görüşü üzerine enstitü veya fakülte yönetim kurulunun gerekçeli kararı ile **altı ayı aşmamak üzere tezin erişime açılması engellenebilir.**

Gizlilik dereceli tezler MADDE 7– (1) Ulusal çıkarları veya güvenliği ilgilendiren, emniyet, istihbarat, savunma ve güvenlik, sağlık vb. konulara ilişkin lisansüstü tezlerle ilgili gizlilik kararı, tezin yapıldığı kurum tarafından verilir. Kurum ve kuruluşlarla yapılan işbirliği protokolü çerçevesinde hazırlanan lisansüstü tezlere ilişkin gizlilik kararı ise, ilgili kurum ve kuruluşun önerisi ile enstitü veya fakültenin uygun görüşü üzerine üniversite yönetim kurulu tarafından verilir. Gizlilik kararı verilen tezler Yükseköğretim Kuruluna bildirilir.

(2) Gizlilik kararı verilen tezler gizlilik süresince enstitü veya fakülte tarafından gizlilik kuralları çerçevesinde muhafaza edilir, gizlilik kararının kaldırılması halinde Tez Otomasyon Sistemine yüklenir.



SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ

Graduate School of Social Sciences

TEZ KABUL TUTANAĞI

SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ MÜDÜRLÜĞÜNE

Doç. Dr. Serdar AYDIN danışmanlığında, Gökhan TUTAR tarafından hazırlanan bu çalışma 26 / 11 / 2024 tarihinde savunulmuş ve Yönetim Bilişim Sistemleri Anabilim Dalı'nda Doktora Tezi olarak kabul edilmiştir.

Başkan : Prof. Dr. İbrahim Yücel ÖZBEK

İmza: Aslı Islak İmzalıdır

Jüri Üyesi : Doç. Dr. Serdar AYDIN

İmza: Aslı Islak İmzalıdır

Jüri Üyesi : Doç. Dr. Ahmet Kamil KABAKUŞ

İmza: Aslı Islak İmzalıdır

Jüri Üyesi : Doç. Dr. Fulya ASLAY

İmza: Aslı Islak İmzalıdır

Jüri Üyesi : Doç. Dr. Handan ÇAM

İmza: Aslı Islak İmzalıdır

Prof. Dr. Hanifi ŞAHİN

Enstitü Müdürü

Aslı Islak İmzalıdır

İÇİNDEKİLER

ÖZET.....	IV
ABSTRACT	V
KISALTMALAR VE SİMGELER DİZİNİ	VI
TABLolar DİZİNİ	VII
ŞEKİLLER DİZİNİ	VIII
ÖNSÖZ.....	X
GİRİŞ	1

BİRİNCİ BÖLÜM KAVRAMSAL ÇERÇEVE

1.1. YAPAY ZEKÂ	3
1.1.1. Makine Öğrenmesi	5
1.1.2. Derin Öğrenme	7
1.1.2.1. Tekrarlayan Yapay Sinir Ağları (RNN)	8
1.1.2.2. Uzun-Kısa Süreli Bellek (LSTM).....	9
1.2. ÖZELLİK ÇIKARTMA (FEATURE EXTRACTION).....	11
1.2.1. Örtüşme (Overlap).....	11
1.2.2. Polinom Uydurma (Polynomial Fitting)	13
1.2.3. Son Gözlemi İleri Taşıma (LOCF).....	14
1.2.4. Türev Alma	15
1.3. YAPAY ZEKÂ ARAÇLARI.....	16
1.3.1. Matlab.....	16
1.3.2. Python.....	18
1.4. DEĞERLENDİRME ÖLÇEKLERİ	20
1.4.1. Ortalama Mutlak Hata (MAE)	20
1.4.2. Ortalama Karesel Hata (MSE)	21
1.4.3. Ortalama Mutlak Yüzde Hata (MAPE).....	21
1.5. LİTERATÜR TARAMASI	22

İKİNCİ BÖLÜM

FİNANSAL PİYASALAR

2.1. FOREX.....	31
2.2. FOREX TERİMLER.....	32
2.2.1. Kur Çiftleri (Parite)	32
2.2.2. İşlem Hacmi	33
2.2.3. Tick ve Pip	33
2.2.4. Spread.....	33
2.2.5. Lot	34
2.2.6. Kaldıraç	35
2.2.7. Çizgi Grafiği.....	36
2.2.8. Mum Grafiği.....	37
2.2.9. Basit Hareketli Ortalama (SMA).....	39
2.2.10. Ağırlıklı Hareketli Ortalama (WMA)	39
2.2.1.1. Kâr Al (Take Profit).....	40
2.2.1.2. Zarar Durdur (Stop Loss).....	41
2.2.1.3. Takip Eden Durdur (Trailing Stop).....	42
2.3. FOREX PİYASALARINDA GELENEKSEL ANALİZ YÖNTEMLERİ	44
2.3.1. Teknik Analiz	45
2.3.2. Trend Analiz.....	45
2.3.3. Temel Analiz	47
2.4. FOREX İŞLEM PLATFORMLARI.....	48
2.4.1. Meta Trader	49

ÜÇÜNCÜ BÖLÜM

YÖNTEM

3.1. ÇALIŞMANIN AMACI.....	53
3.2. ÇALIŞMANIN ÖNEMİ	53
3.3. ARAŞTIRMA SORULARI	54
3.4. VERİ.....	54
3.5. ÇALIŞMA METODOLOJİSİ	57
3.5.1. Zaman Diliminin Belirlenmesi.....	57

3.5.2. Veri Uzunluęunun Belirleme	58
3.5.3. Hareketli Ortalama, Polinom Uydurma ve Türev Uygulanması.....	60
3.5.4. Örtüşme Adımının Belirlenmesi	61
3.5.5. Farklı Paritelerin EURUSD Paritesi Üzerindeki Etkisi.....	63
3.6. UYGULAMA.....	66
3.6.1. Geriye Dönük Test (30 dk.).....	67
3.6.2. Geriye Dönük Test (1saat)	71
3.6.3. Geriye Dönük Test (2saat)	74
3.6.4. Geriye Dönük Test (4saat)	78
3.6.5. Geriye Dönük Test (4saat) Takip Eden Durdur	82
3.7. BULGULAR	87
SONUÇ VE TARTIŞMA.....	93
KAYNAKÇA	100
ÖZ GEÇMİŞ.....	120

ÖZET**DOKTORA TEZİ****FOREX PİYASALARI İÇİN BÜYÜK VERİ VE YAPAY ZEKÂ DESTEKLİ
İŞLEM ROBOTU GELİŞTİRİLMESİ****Gökhan TUTAR****Tez Danışmanı: Doç. Dr. Serdar AYDIN****2024, 120 Sayfa****Jüri: Prof. Dr. İbrahim Yücel ÖZBEK****Doç. Dr. Serdar AYDIN****Doç. Dr. Ahmet Kamil KABAKUŞ****Doç. Dr. Fulya ASLAY****Doç. Dr. Handan ÇAM**

Bu tez çalışması forex piyasalarını incelemek, bu piyasalardaki aşağı veya yukarı yönlü hareketleri yapay zekâ teknikleri kullanarak önceden tahmin etmeyi hedeflemektedir. Bu hedef doğrultusunda forex piyasasında oluşabilecek riskleri ve fırsatları yapay zekâ teknikleri sayesinde eşzamanlı olarak değerlendirip kullanıcıların karar vermelerinde yardımcı olmayı amaçlamaktadır. Forex piyasaları iletişim teknolojilerinin artması ile beraber dünyanın farklı bölgelerinde bulunan kişilerin yatırım yapmalarını kolaylaştırmıştır. Forex piyasası hareketlerinin tahmin edilmesi zordur çünkü forex piyasalardaki hareketler doğrusal olmamakla beraber kaotik bir yapıya sahiptir. Forex piyasa analistleri tahminlerde bulunmak için farklı yöntemlerden faydalanmaktadır. Bu yöntemlerden en çok kullanılanları arasında; temel, teknik ve trend analiz bulunmaktadır. Forex piyasaların temel amaçları arasında yeni kullanıcılar sayesinde büyümek olduğu için forex piyasasında bulunan verilerin büyük çoğunluğu kullanıcılar ile ücretsiz şekilde paylaşılmaktadır. Bu çalışmada Metatrader 5 platformunda yerli aracı kurumlar tarafından sağlanan veriler kullanılacaktır, veriyi alıp işleyebilmek için Metatrader 5 programına script (kod blokları) yazılacaktır. Metatrader5 harici programları çalıştırıp çıktılarını işleyebilme yeteneğine sahiptir böylece Python programlama dili kullanılarak oluşturulan programları çalıştıracak ve çıktılarına göre al/sat emirleri verilecektir. Forex piyasa analizlerinde en çok kullanılan özellikler (feature) arasında açılış fiyatı, kapanış fiyatı, en düşük fiyat, en yüksek fiyat ve hacim bulunmaktadır. Tabii daha detaylı analizler yapmak için basit hareketli ortalama, üstel hareketli ortalama veya göreceli güç endeksi gibi özellikler de kullanılmaktadır. Çalışmada derin öğrenme teknikleri kullanılarak forex piyasalarında anlık öngörülerle al sat emirleri oluşturabilme, bu öngörülerin başarı oranlarının analiz edilmesi ve başarı oranının artırılması için araştırma yapılması planlanmaktadır. Bu kapsamda yapılan eğitimlerde paritenin hareketlerinin yön tahmininde yüksek başarı elde edilmiştir. Ayrıca çalışma kapsamında gerçekleştirilen geriye dönük testlerin hepsinde elde edilen kâr miktarı zarar miktarından fazladır.

Anahtar Kelimeler: Forex, yapay zekâ, derin öğrenme, işlem robotu

ABSTRACT**DOCTORAL DISSERTATION****DEVELOPMENT OF BIGDATA AND ARTIFICIAL INTELLIGENCE
SUPPORTED TRADING ROBOT FOR FOREX****Gökhan TUTAR****Advisor: Assoc. Prof. Dr. Serdar AYDIN****2024, 120 Pages****Jury: Prof. Dr. İbrahim Yücel ÖZBEK****Assoc. Prof. Dr. Serdar AYDIN****Assoc. Prof. Dr. Ahmet Kamil KABAKUŞ****Assoc. Prof. Dr. Fulya ASLAY****Assoc. Prof. Dr. Handan ÇAM**

This thesis aims to examine forex markets and predict upward or downward movements in these markets using artificial intelligence techniques. In line with this goal, it aims to simultaneously evaluate the risks and opportunities that may arise in the forex market through artificial intelligence techniques and help users make decisions. Forex markets have made it easier for people in different parts of the world to invest with the increase in communication technologies. Forex market movements are difficult to predict because the movements in forex markets are not linear but chaotic. Forex market analysts use different methods to make predictions. The most commonly used of these methods are; fundamental, technical and trend analysis. Since the main purpose of forex markets is to grow thanks to new users, the vast majority of the data in the forex market is shared with users free of charge. In this study, data provided by local brokerage firms on the Metatrader 5 platform will be used, and scripts (code blocks) will be written to the Metatrader 5 program to receive and process the data. Metatrader5 has the ability to run external programs and process their outputs, so it will run programs created using the Python programming language and give buy/sell orders according to their outputs. The most commonly used features in forex market analysis include opening price, closing price, lowest price, highest price and volume. Of course, features such as simple moving average, exponential moving average or relative strength index are also used to make more detailed analyses. In the study, it is planned to create buy-sell orders with instant predictions in forex markets using deep learning techniques, to analyze the success rates of these predictions and to conduct research to increase the success rate. In this context, high success has been achieved in predicting the direction of parity movements in the trainings conducted. In addition, the amount of profit obtained in all backtests conducted within the scope of the study is greater than the amount of loss.

Keywords: Forex, artificial intelligence, deep learning, trading robot

KISALTMALAR VE SİMGELER DİZİNİ

AI	: Artificial Intelligence - Yapay Zekâ
ML	: Machine Learning - Makine Öğrenmesi
ANN	: Artificial Neural Network - Yapay Sinir Ağları
LSTM	: Long Short Term Memory - Uzun kısa süreli bellek
RNN	: Recurrent Neural Networks - Tekrarlayan Sinir Ağları
LOCF	: Last Observation Carried Forward - Son Gözlemi İleri Taşıma
MAE	: Mean Absolute Error - Ortalama Mutlak Hata
MSE	: Mean Squared Error - Ortalama Karesel Hata
MAPE	: Mean Absolute Percentage Error - Ortalama Mutlak Yüzde Hata
FOREX	: Foreign Exchange - Yabancı Takas
SMA	: Simple Moving Average - Basit hareketli ortalama
WMA	: Weighted Moving Average - Ağırlıklı Hareketli Ortalama
MS	: Morning Star - Sabah Yıldızı
ES	: Evening Star - Gece Yıldızı

TABLÖLAR DİZİNİ

Tablo 1.1. EURUSD Paritesinin Tahminine Yönelik Çalışmalar.	28
Tablo 3.1. Zaman Dilimi Eğitimleri	58
Tablo 3.2. Veri Uzunluklarına Göre Eğitimler.....	59
Tablo 3.3. Hareketli Ortalama Eğitimleri.....	61
Tablo 3.4. Örtüşme Uygulanan Eğitimler	62
Tablo 3.5. EURGBP ve EURCHF Paritelerinin EURUSD Paritesine Etkisi	64
Tablo 3.6. Geriye Dönük Testlerin Sonuç Özetleri.	88



ŞEKİLLER DİZİNİ

Şekil 1.1. Tipik bir LSTM Hücresi	10
Şekil 1.2. Örtüşmesiz ve Örtüşmeli Veri	12
Şekil 1.3. Polinom Uydurma (Polynomial Fitting)	13
Şekil 1.4. Son Gözlemi İleri Taşıma	15
Şekil 1.5. Matlab Ekran Görüntüsü.....	18
Şekil 1.6. Python Ekran Görüntüsü.....	20
Şekil 2.1. Çizgi grafiği Örneği	36
Şekil 2.2. Düşüş ve Yükseliş Mumları	38
Şekil 2.3. Mum Grafiği	38
Şekil 2.4. Kâr Al	41
Şekil 2.5. Zarar Durdur	42
Şekil 2.6. Takip Eden Durdur	44
Şekil 2.7. Sabah Yıldızı (MS) ve Gece Yıldızı (ES) Formasyonu.....	46
Şekil 2.8. MetaTrader 5 Ekran Görüntüsü.	52
Şekil 3.1. EURUSD Paritesinden Bir Kesit.	55
Şekil 3.2. EURUSD Paritesinin Bir Saatlik Zaman Dilimler Halindeki Gösterimi.....	56
Şekil 3.3. EURUSD Paritesinin Bir Saatlik Zaman Dilimler Halindeki Gösterimi.....	57
Şekil 3.4. EURUSD Paritesinin Bir Saatlik Zaman Dilimler Halindeki Gösterimi.....	59
Şekil 3.5. SMA20, WMA20, Polinom ve Türev Verilerini Eklendikten Sonradaki Veri Seti.....	60
Şekil 3.6. Örtüşme Uygulandıktan Sonradaki Veri Seti Görünümü.....	62
Şekil 3.7. EURUSD Paritesine EURGBP Paritesine Eklendikten Sonraki Veri Seti Görünümü.....	63
Şekil 3.8. EURUSD+EURGBP Veri Seti Kullanılarak Yapılan Tahminler ve Gerçek Değerler	65
Şekil 3.9. Tahminler ve Gerçek Değerler (1190 ile 1270 Arasındaki Kesit).....	66
Şekil 3.10. Geriye Dönük Test (30 dk.) Sonuçları.....	68
Şekil 3.11. Geriye Dönük Test (30 dk.) Bakiye Grafiği.	69
Şekil 3.12. Geriye Dönük Test (30 dk.) Saatlik, Haftalık ve Aylık Kâr Zarar Grafikleri.	69
Şekil 3.13. Geriye Dönük Test (30 dk.) Zamana Bağlı Kâr Zarar Grafiği.	70

Şekil 3.14. Geriye Dönük Test (1 saat) Sonuçları.	71
Şekil 3.15. Geriye Dönük Test (1 saat) Bakiye Grafiği.	72
Şekil 3.16. Geriye Dönük Test (1 saat) Saatlik, Haftalık ve Aylık Kâr Zarar Grafikleri.	72
Şekil 3.17. Geriye Dönük Test (1 saat) Zamana Bağlı Kâr Zarar Grafiği.	74
Şekil 3.18. Geriye Dönük Test (2 saat) Sonuçları.	75
Şekil 3.19. Geriye Dönük Test (2 saat) Bakiye Grafiği.	76
Şekil 3.20. Geriye Dönük Test (2 saat) Saatlik, Haftalık ve Aylık Kâr Zarar Grafikleri.	76
Şekil 3.21. Geriye Dönük Test (2 saat) Zamana Bağlı Kâr Zarar Grafiği.	77
Şekil 3.22. Geriye Dönük Test (4 saat) Sonuçları.	79
Şekil 3.23. Geriye Dönük Test (4 saat) Bakiye Grafiği.	80
Şekil 3.24. Geriye Dönük Test (4 saat) Saatlik, Haftalık ve Aylık Kâr Zarar Grafikleri.	80
Şekil 3.25. Geriye Dönük Test (4 saat) Zamana Bağlı Kâr Zarar Grafiği.	81
Şekil 3.26. Geriye Dönük Test (4 saat) Takip Eden Durdur Sonuçları.	83
Şekil 3.27. Geriye Dönük Test (4 saat) Takip Eden Durdur Bakiye Grafiği.	84
Şekil 3.28. Geriye Dönük Test (4 saat) Takip Eden Durdur Saatlik, Haftalık ve Aylık Kâr Zarar Grafikleri.	85
Şekil 3.29. Geriye Dönük Test (4 saat) Takip Eden Durdur Zamana Bağlı Kâr Zarar Grafiği.	86
Şekil 3.30. Geriye Dönük Testlerin Pozisyonların Pozitif Kapatma Oranları.	89
Şekil 3.31. Geriye Dönük Testlerin Kâr Zarar Grafiği.	90
Şekil 3.32. Geriye Dönük Testleri Kazanma Miktarları.	91
Şekil 3.33. Geriye Dönük Testlerin Zamana Bağlı Kâr Zarar Grafiği.	92

ÖNSÖZ

Doktora eğitimim boyunca bilgi ve tecrübeleri ile bana yol gösteren, hoşgörü ve fedakârlığını hiçbir zaman esirgemeyen kıymetli danışmanım Doç. Dr. Serdar AYDIN'a en içten dileklerimle teşekkür ederim.

Ayrıca tez sürecindeki katkılarından dolayı Prof. Dr. İbrahim Yücel ÖZBEK ve Doç. Dr. Ahmet Kamil KABAKUŞ'a en içten dileklerimle teşekkür ederim.

Son olarak, maddi ve manevi destekleriyle hayatımın her anında yanımda olan sevgili eşim, kızım ve aileme sonsuz teşekkür ederim.

Bu doktora tezi, Atatürk Üniversitesi Bilimsel Araştırma Koordinasyon Birimi (BAP) (Proje No: SDK-2022-11061) tarafından desteklenmiştir. Sağladığı katkılardan dolayı BAP birimine teşekkür ederim.

Erzurum – 2024

Gökhan TUTAR

GİRİŞ

Forex piyasası, para birimleri arasında takas yapılan dünyanın en büyük ve en likid finansal piyasalarından birisidir. Forex piyasası küresel çaptaki büyük finans merkezlerinde 24 saat çalışmaktadır. Forex piyasasının temel amacı kuruluş ve yatırımcıların bir para birimini diğerine dönüştürmesine olanak sağlayarak uluslararası ticareti ve yatırımı kolaylaştırmaktır.

Forex piyasaları sayesinde iletişim teknolojilerinin artarak çeşitlenmesiyle beraber dünyanın farklı bölgelerinde bulunan kişilerin yatırım yapmalarını çok daha kolay hale gelmiştir. Forex piyasası hareketlerinin tahmin edilmesi zordur. Çünkü forex piyasalardaki hareketler doğrusal olmamakla beraber kaotik bir yapıya sahiptir. Forex piyasasında bulunan paritelerin (döviz çiftleri) grafikleri bir çeşit zaman serisidir.

Zaman serileri gelecekteki değerler hakkında tahminlerde bulunmak amacıyla belirli bir süre boyunca toplanan, kaydedilen veya gözlemlenen veri noktalarının incelenmesidir (Onkov ve Tegos, 2014). Zaman serilerinde tahmin, tarihsel kalıplara ve ilişkilere dayalı olarak verileri geleceğe yansıtır (Soyiri ve Reidpath, 2012). Genel olarak zaman serisi analizi, çeşitli alanlardaki eğilimleri anlama ve tahmin etmede önemli bir rol oynar. Araştırmacılar, potansiyel tahminler ve yapay zekâ algoritmaları gibi yenilikçi tekniklerden yararlanarak zaman serisi verilerinden değerli bilgiler elde edebilir ve doğru tahminlere dayalı bilinçli kararlar alabilirler.

Yapay zekâ sistemleri verileri doğru bir şekilde yorumlayabilir, ondan öğrenebilir ve belirli hedeflere verimli bir şekilde ulaşmak için uyum sağlayabilir (Feng vd., 2021). Yapay zekâ (AI), genellikle insan zekâsı gerektiren görevleri yerine getirebilen bilgisayar sistemlerinin geliştirilmesini içeren, hızla ilerleyen bir alandır. Yapay zekâ, makine öğrenimi ve derin öğrenme gibi çeşitli teknolojileri kapsayarak makinelerin görsel algı, konuşma tanıma, karar verme ve dil çevirisi gibi insanın bilişsel işlevlerini simüle etmesini sağlar (Nabi ve Xu, 2021). Yapay zekâ bilgisayarları kullanarak akıl yürütme, tanımlama, anlama, öğrenme, düşünme ve problem çözme gibi insan beyni işlevlerinin simüle edilmesini de içermektedir. (Shan ve Liu, 2021). Yapay zekânın çeşitli alanları dönüştürme potansiyeli yaygın olarak kabul edilmektedir (Shan ve Liu, 2021).

Yapay zekâda uygulanan yeni teknikler sayesinde tıp, eğitim, iletişim hatta sosyal hayatta aktif olarak kullanılarak insanlara sayısız faydalar sağlamaktadır. Forex piyasa

analistleri tahminlerde bulunmak için farklı yöntemlerden faydalanmaktadır. Bu yöntemlerden en çok kullanılanları arasında; temel, teknik ve trend analiz bulunmaktadır. Tabii bu analiz yöntemleri kesin sonuçlar vermemektedir. Son zamanlarda yapay zekâ tekniklerinde yaşanan gelişmeler ile yapay zekâ sadece basit sorunları çözmek için değil aynı zamanda hayatın içerisinde bulunan gerçek ve karmaşık sorunlara çözmek için de kullanılmaktadır. Forex piyasalar da gündelik hayatın bir parçası haline geldiğinden bu piyasadaki hareketleri tahmin etmek için yapay zekâ kullanmak tahminlerin doğruluk oranını arttıracaktır.



BİRİNCİ BÖLÜM

KAVRAMSAL ÇERÇEVE

1.1. YAPAY ZEKÂ

Yapay zekânın (AI) önemli teknolojik ilerlemelere bağlı olarak onlarca yıla yayılan zengin bir geçmişi bulunmaktadır. Yapay zekâ alanının kökleri, Arthur Samuel'in makine öğrenimi (ML) kavramını tanıttığı 1950'lerin sonlarına kadar uzanmaktadır (Capra, 2022). Bu, yapay zekâ tarihinde çok önemli bir an oldu ve verilerden öğrenip zamanla gelişebilen akıllı sistemlerin geliştirilmesinin temelini attı. Daha sonra 1959 yılında Alan Turing, Turing testi aracılığıyla yapay zekâ fikrini ortaya atarak yapay zekâ tarihine önemli bir katkı sağlamıştır (KILIÇ, 2023).

Yapay zekânın tarihi, uzman sistemlerin geliştirilmesiyle yakından ilişkilidir. 30 yılı aşkın bir süre önce tanıtılan uzman sistemler, yapay zekâda önemli bir atılımı temsil etti ve akıllı sistemlerin manzarasını değiştirmiştir (Brock, 2018). Uzman sistemlerin evrimi, yapay zekâ tarihinde, yapay zekâ teknolojilerinin insan uzmanlığını ve karar verme süreçlerini taklit etme potansiyelini ortaya koyan belirleyici bir an olmuştur.

Robotik ve bilgisayarlı görme alanında, yapay zekânın tarihsel ilişkisi, hesaplama kısıtlamaları nedeniyle işleme verimliliğini optimize eden yöntemlerin uygulanmasına yönelik bir modeli ortaya koymaktadır (Bajcsy vd., 2017). Aktif algılamaya yönelik bu tarihsel yaklaşım, teknik sınırlamaların aşılması ve sistem yeteneklerinin geliştirilmesi yoluyla ilerlemelerin kaydedildiği yapay zekâ araştırmasının yinelemeli doğasını yansıtmaktadır. Benzer şekilde yapay sinir ağları (ANNs), sinir birimi ve Hebbian sinaps gibi temel kavramların Yapay sinir ağlarının gelişimine katkıda bulunduğu 1940'lara dayanan zengin bir tarihe sahiptir (Shao ve Shen, 2023).

Yapay zekânın tarihi, akıllı sistemlerin evrimini şekillendiren yeniliklerin, atılımların ve dönüştürücü gelişmelerin bir sonucudur. Yapay zekâ, 1950'lerdeki başlangıcından günümüzün gelişmiş makine öğrenimi ve sinir ağları çağına kadar sağlık, eğitim ve uzman sistemler de dâhil olmak üzere çeşitli alanlarda önemli ilerlemeler kaydetmiştir.

Yapay zekânın finans alanındaki rolü, otomasyon, öngörücü analiz ve gelişmiş karar alma yetenekleri aracılığıyla geleneksel finans uygulamalarında devrim yarattığı için özellikle dikkat çekicidir. Örneğin yapay zekâ algoritmaları risk değerlendirmesinde, dolandırıcılık tespitinde ve müşteri hizmetlerinde giderek daha fazla kullanılmakta; böylece finansal kurumlar için operasyonlar kolaylaştırılmakta ve maliyetler düşürülmektedir (Hajj, 2023)(Al-Baity, 2023)(Aleksandrova vd., 2023). Rutin işlemlerin otomasyon kullanılarak gerçekleştirilmesi, finansal planlamacıların daha stratejik karar alma süreçlerine odaklanmasını sağlar ve bu da nihayetinde müşteri memnuniyetinin iyileştirilmesine yol açar (Hasan vd., 2023) (Rahmani, 2023). Dahası, yapay zekânın gerçek zamanlı olarak geniş veri kümelerini analiz etme yeteneği, finansal kurumların hızlı bir şekilde bilinçli kararlar almasını sağlar; bu da günümüzün hızlı tempolu piyasa ortamında kritik bir avantajdır (Addy, 2024).

Ancak yapay zekânın finansal işlemlere entegrasyonu konusunda zorlukları da bulunmaktadır. Yapay zekâ sistemleri karar alma süreçlerinde daha yaygın hale geldikçe algoritmik önyargı, şeffaflık ve hesap verebilirlikle ilgili etik endişeler ön plana çıkmaktadır (Svetlova, 2022)(Adeyelu, 2024). Yapay zekânın finansal karar alma sürecindeki mevcut önyargıları sürdürme potansiyeli, özellikle kredi verme uygulamaları ve kredi puanlamasında adalet ve eşitlik hakkında soruları gündeme getirmektedir (Owolabi, 2024)(Rizinski vd., 2022).

Yapay zekâ, finansal karar vermeyi sıklıkla etkileyen bilişsel önyargıları azaltma potansiyeline sahiptir. Bu da müşterilere sağlanan finansal tavsiyenin genel kalitesini arttırmaktadır (Hasan vd., 2023). Finansal planlamacılar, makine öğrenme tekniklerinden yararlanarak müşteri davranışları ve tercihleri hakkında bilgi edinebilir ve daha kişiselleştirilmiş ve etkili finansal stratejilere olanak tanıyabilir (Hajj, 2023) (Addy, 2024). Ancak yapay zeka araçlarına güvenmek, bu teknolojilerin özellikle yüksek riskli finansal ortamlarda insan yargısını ve karar alma süreçlerini nasıl etkileyebileceğinin eleştirel bir şekilde incelenmesini de gerektirir (Aoujil vd., 2023).

Yapay zekâ gelişmeye devam ettikçe finans alanındaki uygulamalarının daha da genişlemesi ve merkezi olmayan finans, blok zinciri entegrasyonu ve sürdürülebilir finans uygulamaları gibi alanları kapsaması beklenmektedir (Sadman vd., 2022) (Ramzani, 2024). Yapay zekânın bu yeni teknolojilerle bir araya gelmesi, finansal hizmetlerde

inovasyon ve verimlilik için yeni fırsatlar sunarken aynı zamanda ek etik ve düzenleyici hususları da gündeme getirmektedir (Sadman vd., 2022) (Ramzani, 2024). Örneğin, merkezi olmayan finans platformlarında yapay zekanın kullanımı işlem verimliliğini ve güvenliğini artırabilir ancak aynı zamanda olası suistimalleri önlemek ve tüketici korumasını sağlamak için dikkatli bir inceleme gerektirmektedir (Sadman vd., 2022)(Ramzani, 2024).

Yapay zekânın finans sektörü üzerindeki dönüştürücü etkisi büyüktür ve hem önemli fırsatlar hem de zorluklar sunmaktadır. Finans kuruluşları giderek daha fazla yapay zekâ teknolojilerini benimserken bu değişime eşlik eden etik etkileri, iş gücü dinamiklerini ve düzenleyici çerçeveleri ele almak önemlidir. Finans sektörü yapay zekâ kullanımı teşvik ederek ve etik hususların karar alma sürecinin ön saflarında yer almasını sağlayarak tüketicilerin ve toplumun genel çıkarlarını korurken yapay zekanın tüm potansiyelinden yararlanabilirler.

1.1.1. Makine Öğrenmesi

Yapay zekâ alanında temel bir kavram olan makine öğrenimi, bilgisayarların verilerden özerk bir şekilde öğrenmesini ve performanslarını yinelemeli olarak artırmasını içerir (Waske vd., 2009). Yalnızca önceden tanımlanmış kurallara dayanmak yerine veri modellerinden öğrenebilen algoritmalar ve modeller geliştirmeye odaklanır (Olczak vd., 2021). Bu öğrenme süreci, makinelerin maruz kaldıkları bilgilere dayanarak tahminlerde bulunmasına, kalıpları belirlemesine ve sorunları çözmesine olanak tanır (Rosenbusch vd., 2021). Makine öğreniminin özü, daha fazla veri işlerken performansını uyarlama ve geliştirme yeteneğinde yatmaktadır ve bu da onu çeşitli alanlarda çok yönlü bir araç haline getirmektedir (Noé vd., 2020).

Makine öğreniminin evrimi, verilerin ve hesaplama kaynaklarının katlanarak büyümesiyle yönlendirilmiş olup, araştırmacıların daha önce geleneksel yöntemleri kullanarak ele alması zor olan karmaşık sorunları daha derinlemesine incelemesine olanak tanımıştır (Simeone, 2018). Makine öğrenimi ilerlemeye devam ettikçe çeşitli endüstrilerin geleceğini şekillendirmekte ve endüstrilerdeki rolü de giderek daha fazla öne çıkmaktadır. Finansal kararlar verme sürecinden tıpta teşhis doğruluğunu iyileştirmeye kadar makine öğrenimi, birçok alanda kullanılmaktadır.

Makine öğrenmesi; kümeleme, regresyon ve sınıflandırma gibi farklı görevler için kullanılan çok çeşitli algoritmaları kapsar. En çok kullanılan makine öğrenmesi algoritmaları arasında kümeleme, regresyon ve sınıflandırma algoritmaları bulunmaktadır. Benzer veri noktalarını bir arada gruplamak için kümeleme algoritmaları kullanılır, sürekli değerleri tahmin etmek için regresyon algoritmaları kullanılır ve verileri farklı sınıflara kategorize etmek için sınıflandırma algoritmaları kullanılır.

Kümeleme algoritmaları alanında K-ortalamlar, hiyerarşik kümeleme ve DBSCAN gibi çeşitli yaklaşımlar mevcuttur. Bu algoritmalar müşteri segmentasyonu, anormallik tespiti ve görüntü segmentasyonu gibi görevler için gereklidir (Xu ve Wunsch, 2005)(Rokach, 2009). Öte yandan, doğrusal regresyon, ridge regresyon ve sembolik regresyon gibi regresyon algoritmaları, girdi değişkenlerine dayalı sayısal sonuçları tahmin etmek için kullanılmaktadır (Chernukho, 2015). Bu algoritmalar finans, sağlık hizmetleri ve pazarlama gibi alanlarda tahmin ve trend analizi amacıyla yaygın olarak kullanılmaktadır.

Ayrıca sınıflandırma algoritmaları spam tespiti, duyarlılık analizi ve görüntü tanıma gibi görevlerde çok önemli bir rol oynamaktadır. Yaygın sınıflandırma algoritmaları arasında karar ağaçları, destek vektör makineleri, K-en yakın komşular ve sinir ağları bulunur (Abu-Shareha, 2022). Bu algoritmalar, etiketlenmiş verilere dayalı tahminler yapmak için çok önemlidir ve e-ticaretten sağlık hizmetlerine kadar çeşitli alanlarda yaygın olarak uygulanmaktadır.

Makine öğrenmesi, bilgisayarların verilerden öğrenmesini ve otonom olarak bilinçli kararlar almasını sağlayan, yapay zekânın temel bir bileşenidir. Makine öğrenmesi uygulamaları finansal işlemlerden sağlık hizmetlerine hatta yenilenebilir enerjiye kadar geniş bir yelpazeyi kapsamaktadır. Araştırmacılar ve uygulayıcılar, makine öğrenimi algoritmalarından yararlanarak farklı süreçleri optimize edebilir ve çeşitli sektörlerde çığır açıcı değişiklikler yapabilirler. Teknoloji geliştikçe, makine öğreniminin entegrasyonu endüstrilerde devrim yaratmaya, karar verme yeteneklerini geliştirmeye ve işlemleri daha verimli hale gelmesini sağlayacaktır.

1.1.2. Derin Öğrenme

Makine öğreniminin bir alt alanı olan derin öğrenme, verilerdeki karmaşık örüntüleri modellemek için çok katmanlı sinir ağlarından yararlanan dönüştürücü bir teknoloji olarak ortaya çıkmıştır. Bu yaklaşım, ham verilerden otomatik olarak gösterimleri öğrenme yeteneği ile karakterize edilir ve bu da görüntü ve konuşma tanıma, doğal dil işleme ve hatta karmaşık oyunlar oynama gibi görevleri gerçekleştirmesini sağlar. Derin öğrenmenin temel ilkesi, ağı her katmanının giriş verilerinden giderek daha soyut özellikler çıkardığı ve altta yatan örüntülerin ayrıntılı bir şekilde anlaşılmasını sağlayan hiyerarşik yapısında yatmaktadır (Chakraborty, 2018)(Cheng vd., 2021)(Bayoudh vd., 2021).

Derin öğrenmenin temel avantajlarından biri, genellikle “big data” olarak adlandırılan büyük miktarda veriyi işleme kapasitesidir. Dijital verilerin çeşitli biçimlerde yaygınlaşması (görüntüler, metin ve sensör okumaları), derin öğrenmenin gelişebileceği bir ortam yaratmıştır. Geniş veri kümelerinden öğrenme yeteneği, derin öğrenme modellerinin daha iyi genelleştirme yapmasını ve geleneksel makine öğrenme yöntemlerine kıyasla görevlerde daha yüksek doğruluk elde etmesini sağlar (Bayoudh vd., 2021)(Tseng vd., 2023)(Li vd., 2022).

Derin öğrenme modelleri eğitim için önemli miktarda hesaplama kaynağı ve büyük miktarda etiketli veri gerektirir. Bu bağımlılık, verilerin kıt veya elde edilmesinin pahalı olduğu alanlarda uygulanabilirliğini sınırlayabilir. Bir görevde eğitilen bir modelin diğerine uyarlandığı transfer öğrenme ve sınırlı sayıda örnekten öğrenmeyi amaçlayan az sayıda atışlı öğrenme gibi teknikler bu sınırlamaları ele almak için geliştirilmektedir (Lee vd., 2021). Bu yaklaşımlar, yeni görevlerde performansı iyileştirmek için mevcut bilginin kullanılmasını sağlayarak derin öğrenmenin uygulanabilirliğini genişletmektedir.

Derin öğrenmenin evrimi, özellikle verilerin paralel işlenmesini kolaylaştıran grafik işleme birimleri (GPU’lar) olmak üzere donanımdaki gelişmelerden de etkilenmiştir. Bu teknolojik ilerleme, derin öğrenme modellerini eğitmek için gereken süreyi önemli ölçüde azaltmış ve daha karmaşık mimariler ve daha büyük veri kümeleriyle denemeler yapmayı mümkün kılmıştır (Bayoudh vd., 2021)(Tseng vd., 2023). Sonuç olarak, derin öğrenme modern yapay zeka araştırmalarının ve uygulamalarının temel taşı haline gelmiştir.

Derin öğrenme, güçlü ve çok yönlü bir yaklaşımı temsil etmekte ve birden fazla alanda önemli ilerlemeler sağlamaktadır. Derin öğrenme verilerden özellikleri otomatik olarak çıkarma ve karmaşık gösterimleri öğrenme becerisi sayesinde özellikle finans, sağlık ve bilgisayarlı görme alanlarında büyük katkılar sağlamaktadır. Ancak, yorumlanabilme ve veri gereksinimleri zorluklarının üstesinden gelmek ve derin öğrenmenin gerçek dünya senaryolarında etkili ve etik bir şekilde uygulanabilmesini sağlamak araştırmalar devam etmektedir.

1.1.2.1. Tekrarlayan Yapay Sinir Ağları (RNN)

Tekrarlayan yapay sinir ağları (RNN) zaman adımları boyunca bir bellek biçimini koruma yetenekleri nedeniyle sıralı verileri içeren görevler için özel olarak tasarlanmıştır ve bu da zamansal bağımlılıkları etkili bir şekilde yakalamalarına olanak tanır. Bu yetenek, RNN'leri doğal dil işleme, konuşma tanıma ve zaman serisi tahmini gibi alanlarda popüler bir seçim haline getirmiştir (Wang ve Zhang, 2021) (Massaro vd., 2020).

RNN'lerin mimarisi, zaman içinde gelişen gizli durumları ortaya çıkarmak için tasarlanmıştır. Bu gizli durum, her zaman adımında geçerli girdiye ve önceki gizli duruma göre güncellenir ve bu da ağın geçmiş bilgilerden öğrenmesini sağlar (Massaro vd., 2020). RNN'lerin dizileri işleme yeteneği, onları dil modelleme gibi uygulamalarda özellikle yararlı hale getirmektedir. Önceki verilerin sağladığı bağlam, sonraki veriyi tahmin etmek için çok önemlidir (Wang ve Zhang, 2021)(Massaro vd., 2020).

Dil işlemedeki uygulamalarına ek olarak, RNN'ler finans, sağlık ve robotik dâhil olmak üzere çeşitli alanlarda etkili bir şekilde kullanılmıştır. Örneğin, RNN'ler hisse senedi fiyatı tahmininde kullanılmıştır; burada hisse senedi fiyatlarının zamansal yapısı onları dizi modelleme için ideal adaylar haline getirmektedir (Cui vd., 2020) (Cheng ve Hu, 2018). Sağlık hizmetlerinde, RNN'ler geçmiş tıbbi verilere dayalı hasta sonuçlarını tahmin etmede umut vadetmekte ve kişiselleştirilmiş tedavi planları sağlayabilmektedir (Fang vd., 2022)(Cui vd., 2020). Ayrıca, robotikte, RNN'ler gerçek zamanlı kararlar almak için duyuşal girdi dizilerini işleyerek robotik hareketleri kontrol etmek için kullanılabilir (Massaro vd., 2020).

Yararlarına rağmen, RNN'lerin zorlukları da bulunmaktadır. RNN'leri eğitmek, özellikle uzun diziler için hesaplama açısından uzun sürelerle ihtiyaç duyabilir ve iyi bir genelleme yapabilmek için önemli miktarda veriye ihtiyaç duyabilirler (Koh vd., 2022) (Wang ve Zhang, 2021). Ek olarak bu ağların iç mekanizmalarının anlaşılmasının zor olması, sorunları teşhis etmeyi veya performansı iyileştirmeyi zorlaştırmaktadır. (Mishra vd., 2018). Araştırmacılar, sağlık ve finans gibi kritik uygulamalarda benimsenmelerini kolaylaştırabilecek RNN'lerin yorumlana bilirliliğini artırmak için yöntemleri araştırmaktadır (Ferrag vd., 2020).

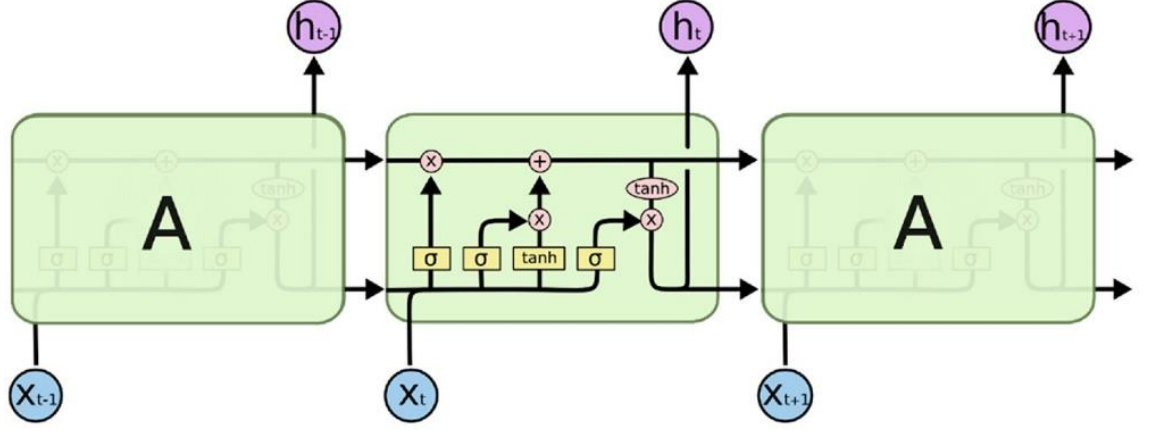
RNN'ler, çeşitli alanlardaki sıralı verileri işlemek için güçlü yetenekler sunarak, AI manzarasının hayati bir bileşenini temsil etmektedir. Geçmiş bilgilerden öğrenme ve yeni girdilere uyum sağlama yetenekleri, onları doğal dil işleme, sağlık hizmetleri ve robotik gibi uygulamalar için paha biçilmez hale getirmektedir.

1.1.2.2. Uzun-Kısa Süreli Bellek (LSTM)

Uzun Kısa Süreli Bellek (LSTM), 1997 yılında Hochreiter ve Schmidhuber tarafından tanımlanan özel bir tekrarlayan sinir ağı (RNN) türüdür. LSTM ağları, geleneksel RNN'lerde karşılaşılan sorunlarını ele alacak şekilde yeniden tasarlanmıştır. Bu tasarım değişikliği de uzun süreli bağımlılıkları daha etkili bir şekilde yakalamaya olanak sağlamıştır (Tang vd., 2019). Uzun diziler boyunca bilgiyi saklamalarını sağlayan bellek hücreleri ve geçit mekanizmalarıyla donatılmışlardır, bu da onları özellikle zaman serisi verilerini içeren görevler için çok uygun hale getirir (Wang vd., 2019).

Uzun kısa süreli bellek (LSTM), zaman serileri içindeki uzun süreli bağımlılıkları yakalamada geleneksel tekrarlayan sinir ağı sınırlamalarını ele alan özel bir tür tekrarlayan sinir ağı (RNN) mimarisidir (Chen vd., 2015). LSTM ağları, bilgileri uzun süreler boyunca saklayabilen ve birçok zaman adımında sıralı kalıpları saklamalarına ve geri çağırma olanağına olanak tanıyan bellek hücreleriyle tasarlanmıştır (Chen vd., 2015). Bu yetenek, LSTM'leri özellikle doğal dil işleme, zaman serisi tahmini ve hareket tanıma gibi uzun süreli bağımlılıklara sahip dizileri anlama ve tahmin etmenin çok önemli olduğu senaryolarda etkili kılmaktadır (Tai vd., 2018). LSTM'nin yapısı, bilgi akışını düzenleyen, ağındaki görevlere bağlı olarak belirli bilgilerin ne zaman hatırlanması veya

unutulması gerektiğini öğrenmesini sağlayan kapılar içerir (Shu vd., 2018). Tipik bir LSM hücresi Şekil 1.1.'de görülmektedir.



Şekil 1.1. Tipik bir LSTM Hücresi (Mers vd., 2023)

Şekil 1.1. diyagramındaki en soldaki sigma işareti unutma kapısıdır, bu kapı LSTM hücresindeki ilk adımdır ve hücrenin hangi bilgilerin unutulacağını belirler. Hücre durumuna 0 ile 1 arasında bir değer gönderilir; 0 değeri tüm bilgilerin unutulduğunu ve 1 değeri ise tüm bilgilerin hatırlandığını gösterir.

Bu işlemin ardından giriş kapısı, hücre durumunun hangi bilgilerle güncellenmesi gerektiğini belirler. Bu kapı bir sigmoid fonksiyonu olarak temsil edilir. Amacı önceki gizli durumdan ve geçerli girişten aday güncelleme değerlerini belirlemek olan bir tanh işleviyle eşleştirildiğinde, hücre durumuna hangi bilgilerin ve ne kadarının eklendiğini modüle eder.

Son olarak çıkış kapısı, hücre durumundan hangi bilginin ve bu bilginin ne kadarını mevcut hücreden çıkacağını belirler. İlk olarak, bir sigmoid katman hangi bilgi parçalarının çıkartılacağını belirler ve ardından hücre durum değerlerini -1 ile 1 arasına sıkıştırmak için hiperbolik tanjant fonksiyonu kullanılır. Bu iki katman, hücrenin nihai çıktısını belirlemek için birbiriyle çarpılır.

Bu adımların tümü bir araya getirildiğinde şu şekilde temsil edilebilir:

$$f_t = \sigma(W_f * [h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (1)$$

$$i_t = \sigma(W_i * [h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (2)$$

$$\tilde{C}_t = \tanh(W_c * [h_{t-1}, x_t] + b_c) \quad (3)$$

$$C_t = f_t * C_{t-1} + i_t * \tilde{C}_t \quad (4)$$

$$o_t = \sigma(W_o[h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (5)$$

$$h_t = o_t * \tanh(C_t) \quad (6)$$

Denklemlerde, f_t kapıyı unut, i_t giriş kapısı, $\tilde{C}_t$ hücre durumu güncelleme adaylarının işlevi, C_t güncellenmiş hücre durumu, o_t çıkış kapısı ve h_t gizli durum çıkışı belirtmektedir.

1.2. ÖZELLİK ÇIKARTMA (FEATURE EXTRACTION)

Özellik çıkarma; bilgisayar bilimi, görüntü analizi ve tıbbi uygulamalar gibi çeşitli alanlarda temel bir süreçtir. Özellik çıkarma yöntemleri ayırt edici özellikler oluşturmada önemli bir rol oynayarak sınıflandırma performansını artırır (Bolón-Canedo ve Remeseiro, 2019). Bu yöntemler, yeni değişkenler oluşturmak ve boyutluluğu azaltmak için renk, doku veya şekil gibi görüntü özelliklerinin hesaplanmasını içerir (Remeseiro ve Bolón-Canedo, 2019). Doğrusal yöntemlerin sınırlamalarının üstesinden gelmek ve daha gelişmiş yetenekler sunmak için doğrusal olmayan özellik çıkarma teknikleri geliştirilmiştir (Hsieh vd., 2010).

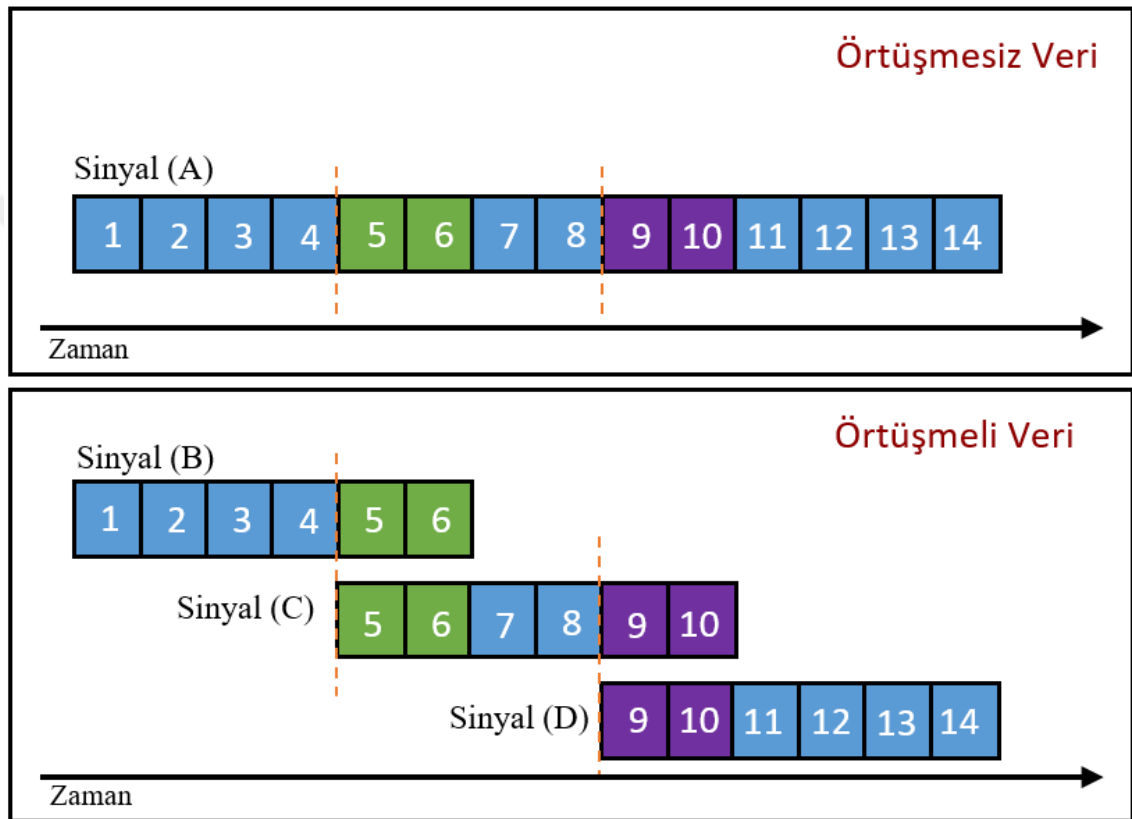
Özellik çıkarma ve seçme, veri işlemenin ayrılmaz bileşenleridir, sınıflandırma doğruluğunu artırır, boyutluluğu azaltır ve çeşitli uygulamalarda model performansını geliştirir. Doğrusal olmayan özellik çıkarımı, küme tabanlı seçim ve topluluk yöntemleri gibi tekniklerin sürekli gelişimi, bu alanın dinamik doğasını yansıtmaktadır. Araştırmacılar ve uygulayıcılar, bu metodolojilerden etkili bir şekilde yararlanarak karmaşık veri kümelerinden anlamlı bilgiler elde edebilir ve çeşitli alanlardaki ilerlemeleri hızlandırabilir.

1.2.1. Örtüşme (Overlap)

Zaman serisindeki örtüşme, farklı zaman dizileri arasında ortak veri noktalarının veya bölümlerinin varlığını ifade eder. Bu örtüşme, zaman serisi verilerinin analizini ve güvenilirliğini geliştirmek için çeşitli şekillerde kullanılabilir. Tekrarlayan zaman serilerinde, verilerin güvenilirliğini artırmak için örtüşen gözlem serilerinden yararlanılabilir (Linkosalo vd., 1996). Ek olarak, zaman serisi tahmin modellerinde, veri

yeniden yapılandırması genellikle doğru tahminler yapmak için zaman serisini zaman aralığı olarak bilinen örtüşen pencerelere ayırmayı içerir (Chandra vd., 2018).

Zaman serisi verilerindeki örtüşme; veri analizinin, tahmin modellerinin ve kümeleme tekniklerinin geliştirilmesinde önemli bir rol oynamaktadır. Araştırmacılar, farklı zaman dizileri arasındaki ortak segmentlerden yararlanarak karmaşık zamansal verilerin analizinin güvenilirliğini, doğruluğunu ve verimliliğini artırabilir.



Şekil 1.2. Örtüşmesiz ve Örtüşmeli Veri (Mackworth vd., 1956)

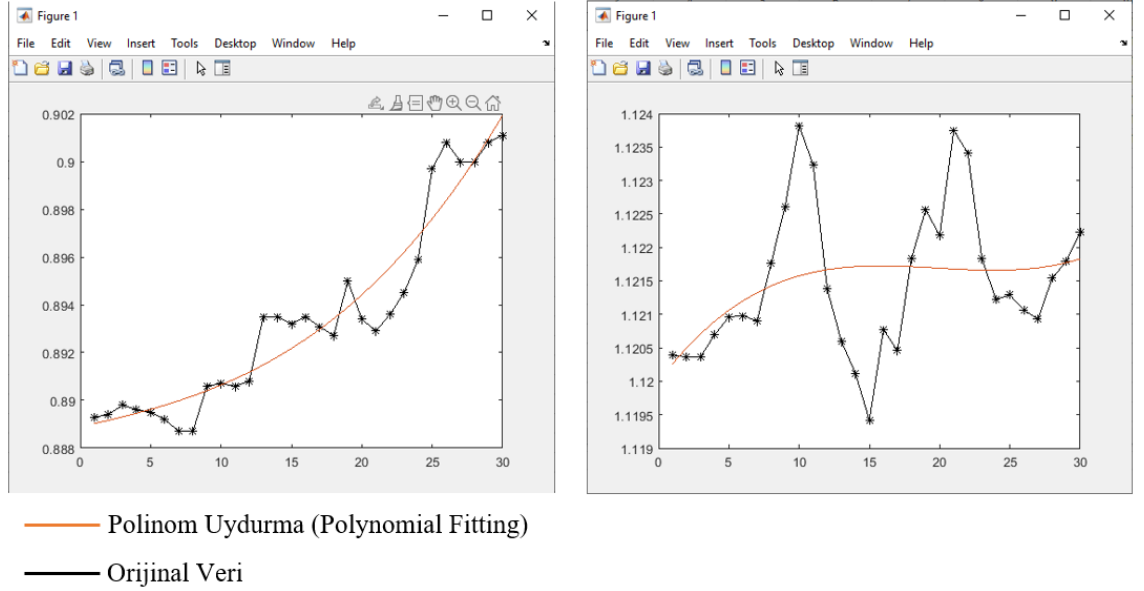
Şekil 1.2.'de (A) 14 saniyelik bir sinyal serisini ifade etmektedir ve bu sinyal serisindeki her bir kare 1 saniyelik veriyi barındırmaktadır. Bu sinyal verisi önce 6'ncı saniyeden kesilerek (B) sinyali oluşturulmuştur. Ardından iki saniye geriye gidilip sinyal 5'inci saniyeden başlatılarak 11'inci saniyeye kadar olan kısmı kesilerek (C) sinyali oluşturulmuştur. Tekrar iki saniye geri gidilerek sinyalin 9'uncu saniyeden 14. saniyeye kadar olan kısmı kesilerek (D) sinyali oluşturulmuştur. Bu işlemler sinyalin sonuna kadar devam etmektedir. İlk sinyal (B) ve son sinyal (D) haricindeki oluşturulan bütün sinyaller hem önceki sinyalden hem de sonraki sinyalden veriler barındırmaktadır. Sinyallerin

önceki ve sonraki sinyallerden veriler barındırması analizlerin güvenliğini, doğruluğunu ve verimliliğini arttırmaktadır.

1.2.2. Polinom Uydurma (Polynomial Fitting)

Polinom uydurma, bilgisayar bilimi, matematik ve mühendislik gibi çeşitli alanlarda yaygın olarak kullanılan bir tekniktir. Belirli bir veri noktası kümesine en iyi uyan polinom fonksiyonunu bulmayı amaçlamaktadır. Tabii burada dikkat edilmesi gereken şey polinomda aşırı uyum düşük performansa sebep olabilmektedir. Polinom regresyon modellerinin doğruluğunu ve verimliliğini artırmak için çok sayıda yöntem ve yaklaşım geliştirilmiştir.

Doğrusal olmayan sistem modelleme alanında, elektronik devrelerin modellenmesi için tekrarlayan sinir ağlarına (RNN) dayalı bir hibrit yaklaşım önerilmiştir (Faraji vd., 2022). Bu yöntem, regresyonu gerçekleştirmek için RNN yapılarını harici girdilerle birleştirerek elektronik sistemlerin doğrusal olmayan dinamiklerini yakalamaya yönelik kapsamlı bir yaklaşım sağlar.



Şekil 1.3. Polinom Uydurma (Polynomial Fitting)

Şekil 1.3.'deki grafiklerde siyah renkli olan çizgiler orijinal verinin değerlerini göstermektedir. Turuncu renkli olan çizgiler ise orijinal değerlerden yani siyah renkli çizgideki değerlerden üretilen üçüncü derece polinomunu göstermektedir.

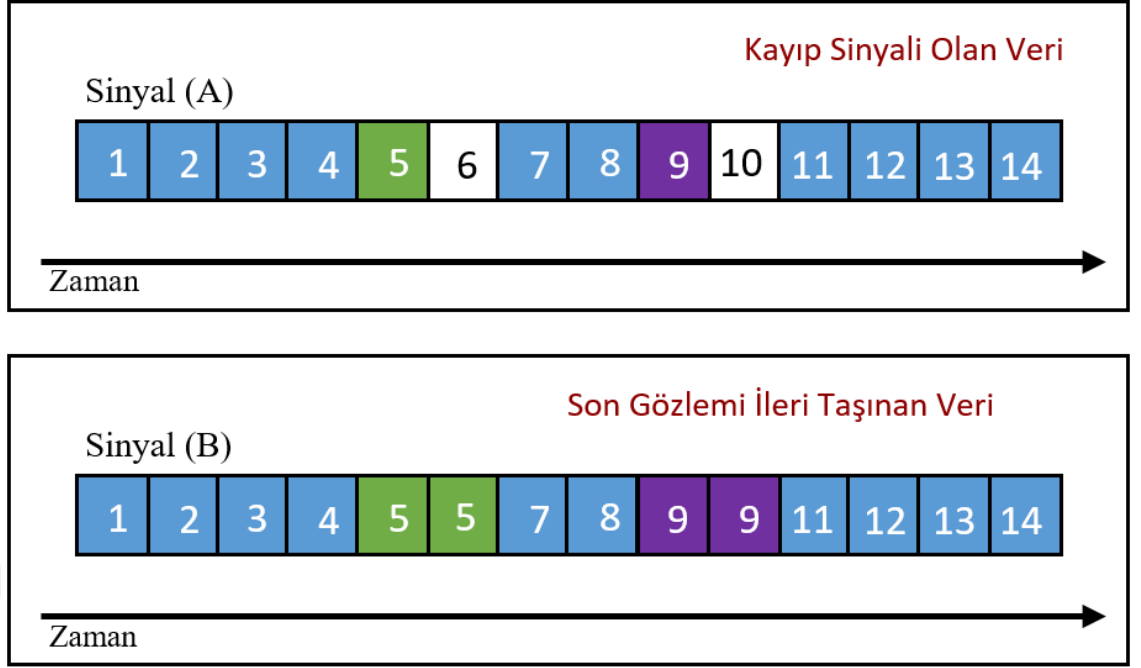
1.2.3. Son Gözlemi İleri Taşıma (LOCF)

Son gözlemi ileriye taşıma (LOCF), kesintilerden kaynaklanan eksik verileri ele almak için yaygın olarak kullanılan bir atama yöntemidir. LOCF, gözlemlenen son değerin kesintinin sonuna kadar iletilmesini içermektedir (Hedden vd., 2009)(Wood vd., 2004)(Baron vd., 2007)(Cook vd., 2004). Bu yöntem, hızlı ve eksik değerlerin atanmasındaki basitliğinden dolayı özellikle istatistik, makine öğrenmesi ve yapay zekâ gibi çeşitli alanlarda yaygındır (Algarni vd., 2022).

Sağlık hizmeti veri analizi çalışmalarında, sonuçların ve hastalık şiddetinin tahmin edilmesinde LOCF'den yararlanılmıştır. Örneğin, HIV hastalığının ciddiyeti ve kemik meta statik hastaların kanser sonuçları üzerine yapılan araştırmalarda, eksik değerleri atamak ve doğru analiz ve modelleme için verilerin sürekliliğini sağlamak amacıyla LOCF kullanılmıştır (Marshall vd., 2017)(Loureiro vd., 2019). Ayrıca, yoğun bakım ünitesi (YBÜ) hasta tekrar kabul tahmini alanında, her YBÜ kalışının son 48 saatlik verileri, zamansal bilgi modellemesi için kullanılmıştır. Bu çalışmada LOCF'nin çeşitli zaman serisi verilerini işlemedeki çok yönlülüğünü vurgulanmıştır (Lin ve ark. , 2019).

Ayrıca, LOCF'nin uygulamaları, ameliyat sonrası deliryumu tahmin etmek, yoğun bakım hastalarında dekompanseasyon riskini tahmin etmek, transformatör (trafo) mimarilerinde ve özellikle de zaman serisi ataması gibi diğer farklı alanlarda kullanılmaktadır (Giesa, 2024)(Aikodon, 2023). Bu çalışmalar, LOCF'nin farklı araştırma alanlarındaki geniş kullanımını ve zaman serisi analizinde eksik veri zorluklarını gidermedeki etkinliğini göstermektedir.

Özetle, son gözlem ileri taşıma (LOCF) yöntemi, zaman serisi verilerinde eksik değerlerin atanmasına yönelik temel ve yaygın olarak benimsenen bir yaklaşım olarak öne çıkmaktadır. Basitliği, zamansal düzeni koruma yeteneği ve çeşitli alanlara uygulanabilirliği onu eksik veri kümeleriyle uğraşan araştırmacılar ve uygulayıcılar için değerli bir araç haline getirmektedir. LOCF ve değişkenlerinin sürekli olarak iyileştirilmesi ve uyarlanması, veri bütünlüğünün sağlanması ve çeşitli araştırma alanlarında sağlam analiz ve modellemenin sağlanmasındaki öneminin altını çizmektedir.



Şekil 1.4. Son Gözlemi İleri Taşıma

Şekil 1.4.'de (A) sinyali 14 saniyelik bir sinyal serisini ifade etmektedir ve bu sinyal serisindeki her bir kare 1 saniyelik veriyi barındırmaktadır. Bu sinyal verisinde 6'ncı ve 10'nuncu saniyedeki veriler kayıptır. Sinyaldeki kayıp verileri tamamlamak için kayıt sinyalin hemen öncesinde bulunan sinyal kopyalanarak kayıp olan verinin yerine eklenir. Yani Şekil 1.4.'te bulunan (A) sinyalindeki 5'inci karedeki veri 6'ncı kareye, 9'uncu karedeki veri de 10'uncu kareye kopyalanarak son gözlem ileriye taşınarak (B) sinyali oluşturulmuştur.

1.2.4. Türev Alma

Birinci, ikinci ve üçüncü türevleri kullanarak özellik çıkarımı sinir bilimi, bilgisayarlı görme ve sinyal işleme gibi çeşitli alanlarda yaygın olarak kullanılan bir yöntemdir. Paraskevopoulou ve ark. (2013), sinirbilimde özelliklerin çıkarılmasına odaklanan, gerçek zamanlı ve verimli birinci ve ikinci türev özellik çıkarımını tanıtmıştır. Bu yöntem, gerçek zamanlı işleme ulaşmak için özelliklerin, birinci ve ikinci türevlerinden yararlanır. Benzer şekilde Goldgof ve ark. (1990), özellik çıkarmak için birinci ve ikinci türevlerini kullanmışlardır. Tıbbi alanda Huang ve Mushi (2022), öksürük sesi sınıflandırması için spektrogram verilerinin birinci ve ikinci türevlerini kullanmış ve tıbbi sinyal verilerini işlemede türev bazlı özelliklerin önemini

vurgulamışlardır. Özellik çıkarımı için birinci, ikinci ve üçüncü türevlerin kullanılması sinir bilimi; bilgisayarlı görme, sinyal işleme ve tıbbi görüntüleme gibi çeşitli disiplinlerde yaygın bir tekniktir.

$$FD_{(n)} = s(n) - s(n - 1) \quad (7)$$

$$SD_{(n)} = FD_{(n)} - FD_{(n-1)} \quad (8)$$

$$TD_{(n)} = SD_{(n)} - SD_{(n-1)} \quad (9)$$

Türev alma işlemi t zamanındaki değer ile $t-1$ zamanındaki değer farkı olarak hesaplanmaktadır. Yukarıdaki denklemlerde birinci (Denklem 7), ikinci (Denklem 8) ve üçüncü (Denklem 9) türev alma gösterilmektedir (Paraskevopoulou ve ark. 2013).

1.3. YAPAY ZEKÂ ARAÇLARI

1.3.1. Matlab

Matlab, Matrix Laboratory'nin kısaltmasıdır ve sayısal hesaplama, veri analizi, algoritma geliştirme ve görselleştirme için yaygın olarak kullanılan üst düzey bir programlama dili ve etkileşimli ortamdır. 1980'lerde MathWorks tarafından geliştirilen Matlab; günümüzde mühendislik, finans, biyoloji ve bilgisayar bilimi dâhil olmak üzere çeşitli alanlarda geniş bir uygulama yelpazesini kapsayan güçlü bir araca dönüşmüştür.

Matlab'ın piyasaya sürülmesindeki amaç matris hesaplamaları yapmak için erişilebilir bir arayüze duyulan ihtiyaçtan kaynaklanmaktadır. İlk sürüm, kullanıcılara kapsamlı programlama bilgisine ihtiyaç duymadan matrisleri işlemenin kolay bir yolunu sağlamak için tasarlanmıştır. Yıllar içinde Matlab, nesne yönelimli programlama, grafiksel kullanıcı arayüzleri ve uzmanlaşmış uygulamalar için kapsamlı kütüphaneler gibi gelişmiş özellikleri bünyesine katarak önemli dönüşümler geçirmiştir. Belirli görevler için tasarlanmış fonksiyon koleksiyonları olan araç kutularının tanıtımı, Matlab'ın yeteneklerini daha da artırmış ve onu çeşitli alanlar için çok yönlü bir platform haline getirmiştir.

Matlab, belirli uygulamalara hitap eden çok sayıda yerleşik işlev ve araç kutusu sunmaktadır. Bu araç kutuları; sinyal işleme, görüntü işleme, kontrol sistemleri ve makine öğrenimi dâhil olmak üzere çok çeşitli alanları kapsar. Her araç kutusu, kullanıcıların

sıfırdan algoritmalar geliřtirmek zorunda kalmadan karmařık grevleri gerekleřtirmelerine olanak tanıyan zel iřlevler sunar. rneęin grnt iřleme ara kutusu, arařtırmacıların ve mhendislerin grsel verileri etkili bir řekilde analiz etmelerini saęlayan grnt geliřtirme, filtreleme ve segmentasyon iřlevleri ierir.

Matlab'ın ne ıkan zelliklerinden biri gl grselleřtirme yetenekleridir. İki boyutlu ve  boyutlu izimler oluřturmak iin eřitli iřlevler sunarak kullanıcıların verileri grselleřtirmesine olanak tanımaktadır. Kullanıcılar Matlab programını kullanarak kolayca daęılım, yzey ve histogram grafikleri oluřturabilirler. Ayrıca Matlab, kullanıcıların verilerinin netlięini ve sunumunu geliřtirmek iin eksenleri, etiketleri, renkleri ve aıklamaları deęiřtirmesini saęlayarak grafik zelleřtirme seeneklerine de sahiptir.

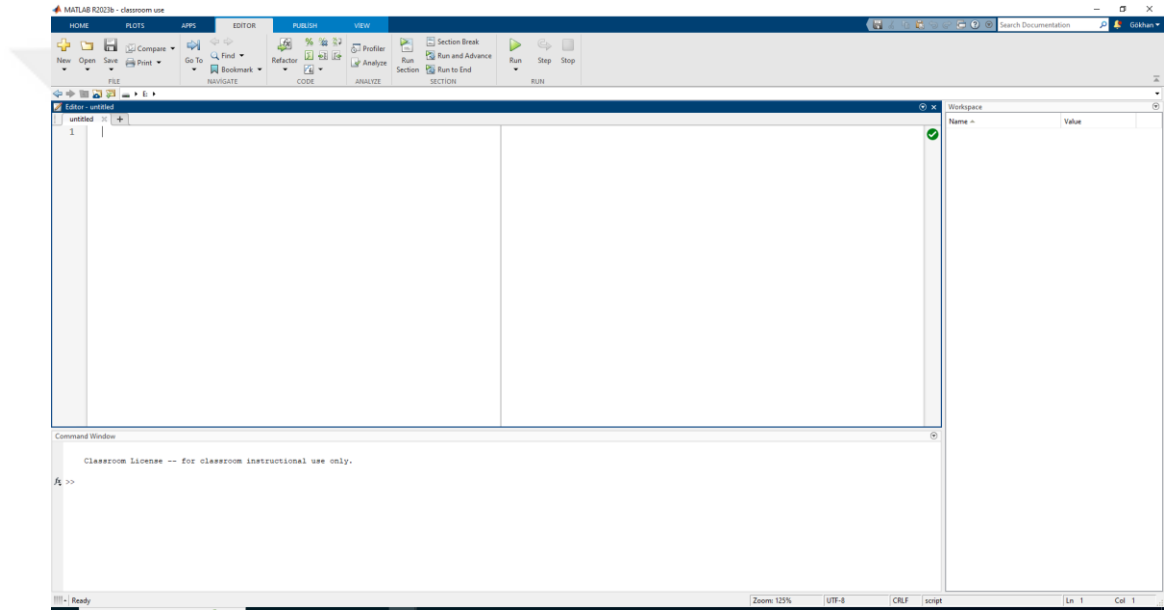
Matlab'ın etkileřimli ortamı, hem acemi hem de deneyimli programcılara kullanım kolaylıęını saęlamaktadır. Komut penceresi kullanıcıların komutları doęrudan yrtmesine olanak tanıırken editr betikleri ve iřlevleri yazmak ve hata ayıklamak iin bir platform saęlar. alıřma alanı zellięi kullanıcıların deęiřkenleri grntlemesini ve ynetmesini saęlarken gemiř penceresi daha nce yrtlen komutları takip ederek iř akıřını kolaylařtırır.

Matlab, C, C++ ve Python gibi dięer programlama dilleriyle entegrasyonu destekleyerek kullanıcıların mevcut kod ve ktphanelerden faydalanmasını saęlamaktadır. Matlab'ın birlikte alıřabilirlik zellięi sayesinde zel iřlevler gerektiren projeler Matlab'a dahil edilerek Matlab'ın yeteneklerini daha da arttırmaktadır. Harici ktphaneleri ve iřlevleri aęırma yeteneęi, MATLAB'in eřitli baęlamalarda ok ynllęn ve uygulanabilirlięini arttırmaktadır.

Matlab; modelleme, simlasyon ve analiz yapmak iin mhendislik ve bilimsel arařtırmalarda yaygın olarak kullanılmaktadır. Mhendisler; kontrol sistemi tasarımı, sinyal iřleme ve yapısal analiz gibi grevler iin MATLAB'ı kullanmaktadır. Karmařık sistemleri simle etme ve sonuları gerek zamanlı olarak grselleřtirme yeteneęi, Matlab'ı hipotezlerini doęrulamak ve tasarımları optimize etmek isteyen arařtırmacılar iin paha biilmez bir ara haline getirmektedir.

Son yıllardaki yapay zekâ ve derin ęrenmedeki geliřmelerle birlikte Matlab, bu alanların taleplerini karřılamak zere uyarlanmıřtır. Yapay zekânın Matlab programına

entegrasyonu; tıp, mühendislik ve bilgisayar bilimi dâhil olmak üzere çeşitli alanlarda araştırmalara katkı sağlamıştır. Üst düzey bir programlama dili ve ortamı olan Matlab, karmaşık matematiksel hesaplamaları ve veri görselleştirmelerini kolaylaştıran kapsamlı kütüphaneleri ve hazır araçları sayesinde AI algoritmaları pratik şekilde uygulanabilir. İstatistik ve makine öğrenimi araç kutusu; kullanıcıların kolayca tahmine dayalı modeller geliştirmesini sağlayan veri ön işleme, model eğitimi ve doğrulama işlevleri sağlamaktadır. Ayrıca Matlab'ın derin öğrenme kütüphaneleriyle olan entegrasyonu, araştırmacıların görüntü tanıma ve doğal dil işleme dâhil olmak üzere çeşitli uygulamalar için sinir ağları oluşturmaya ve eğitmesine olanak sağlamaktadır.



Şekil 1.5. Matlab Ekran Görüntüsü

Yukardaki Şekil 1.5.'te Matlab 2023b sürümünün ekran görüntüsü bulunmaktadır. Şeklin gövde kısmı kodları barındırmaktadır. Şeklin sağ tarafında çalıştırılan kodlardaki değişkenler ve değişkenlerin değerlerine erişilebilecek pencere bulunmaktadır. Şeklin üst kısmında ise çeşitli işlemler yapabilmek için Matlab menüsü bulunmaktadır.

1.3.2. Python

Python, 1980'lerin sonlarında ortaya çıkışından bu yana muazzam bir popülerlik kazanan üst düzey bir programlama dilidir. Guido van Rossum tarafından yaratılan ve ilk olarak 1991'de yayınlanan Python, hem yeni başlayanlar hem de deneyimli geliştiriciler

için erişilebilir bir dil olacak şekilde, kod okunabilirliğine ve sadeliğe vurgu yapılarak tasarlanmıştır.

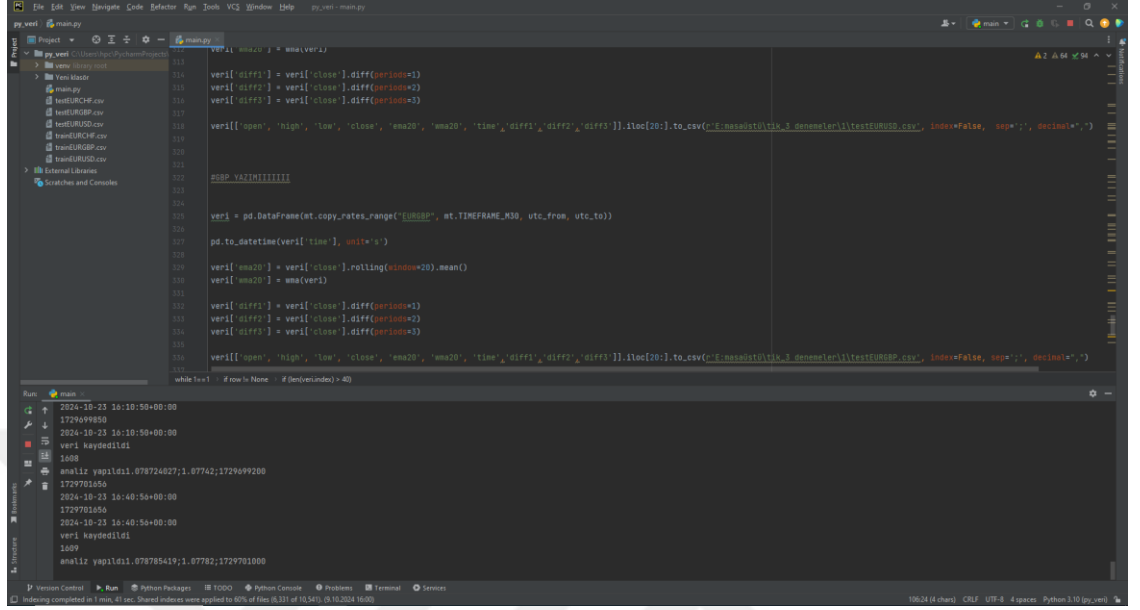
Python'un kökeni, Guido van Rossum'un ABC programlama diline dayanmaktadır. Python, basit betiklerden karmaşık sistemlere kadar çeşitli uygulamaların geliştirilmesini kolaylaştırabilecek, okunması kolay bir dil olacak şekilde tasarlanmıştır. Yıllar içinde Python, 2000'de Python 2.0 ve 2008'de Python 3.0 gibi önemli sürümlerle birkaç yinelemeden geçmiştir. Python 2'den Python 3'e geçiş, geriye dönük uyumlu olmayan birkaç iyileştirme ve değişiklik getirdiği için dilin evriminde önemli bir dönüm noktası olmuştur.

Python'un yapay zekâ alanındaki yolculuğu, öncelikle betik oluşturma ve otomasyon için kullanıldığı 1990'ların sonu ve 2000'lerin başında başlamıştır. Makine öğrenimi ve veri biliminin yükselişiyle birlikte Python için çeşitli kütüphaneler geliştirilmiştir. 2006'da NumPy'nin tanıtılması, sayısal hesaplamalar için bir temel sağlamıştır ve kısa bir süre sonra geliştirilen SciPy, bilimsel hesaplama için ek işlevler sunmuştur. Bu kütüphaneler, verimli veri işleme ve analizi sağlayarak daha gelişmiş yapay zekâ uygulamaları için temel oluşturmaktadır.

Makine öğrenimine olan talep arttıkça çeşitli makine öğrenimi algoritmalarını uygulamak için kullanıcı dostu bir arayüz sağlayan scikit-learn gibi kütüphaneler ortaya çıkmıştır. 2007'de yayınlanan Scikit-learn, uygulayıcılar için bir temel taşı haline gelmiştir ve sınıflandırma, regresyon, kümeleme ve boyut azaltma araçları sunmaktadır. Python'un tasarım felsefesi, basitlik ve erişilebilirliği vurgulayarak kullanıcıların algoritma uygulamasının karmaşıklıklarından ziyade model geliştirmeye odaklanmasını sağlamaktadır.

Derin öğrenmenin kullanım alanları arttıkça Python'un yapay zekâdaki popülaritesi de artmıştır. Google'ın 2015'te TensorFlow'u piyasaya sürmesi, derin sinir ağları oluşturmak ve eğitmek için sağlam bir çerçeve sunarak önemli bir dönüm noktası olmuştur. TensorFlow'un esnekliği ve ölçeklenebilirliği, onu hem araştırma hem de üretim ortamları için uygun hale getirerek çok çeşitli geliştirici ve araştırmacıları cezbetmektedir. TensorFlow'u takiben, her biri farklı kullanıcı ihtiyaçlarını karşılayan benzersiz özellikler sunan Keras ve PyTorch gibi diğer kütüphaneler ortaya çıkmıştır. Basitliği ve kullanım kolaylığıyla bilinen Keras, yeni başlayanlar için popüler bir seçim

haline gelirken PyTorch, dinamik hesaplama grafiği ve sezgisel arayüzüyle araştırmacılar arasında ilgi görmüştür.



Şekil 1.6. Python Ekran Görüntüsü

Yukarıdaki Şekil 1.6.'da PyCharm editörü kullanılarak yazılan Python kodlarının örnek bir görüntüsü bulunmaktadır.

1.4. DEĞERLENDİRME ÖLÇEKLERİ

1.4.1. Ortalama Mutlak Hata (MAE)

Ortalama mutlak hata (MAE), makine öğreniminde, bir dizi tahmindeki hataların yönlerini dikkate almadan hataların ortalama büyüklüğünü ölçen temel bir ölçümdür. Makine öğrenimi modellerinin performansını değerlendirmek için çeşitli alanlarda yaygın olarak kullanılmaktadır. Birçok çalışmada, MAE'nin tahminlerin değerlendirilmesindeki önemi vurgulanmıştır (Kumari vd., 2023)(Sumari vd., 2022)(Hong vd., 2020)(Zhan vd., 2021). Araştırmacılar MAE'yi kullanarak makine öğrenimi modellerinin tahmine dayalı yetenekleri hakkında kapsamlı bilgiler edinebilir, bilinçli karar almayı kolaylaştırabilir ve makine öğreniminin gerçek dünya senaryolarında uygulanabilirliğini geliştirebilirler.

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |x_i - \hat{x}_i| \quad (10)$$

Bu denklemde (Denklem 10) “ n ” tahmin edilen veri sayısını, x_i gerçek değerleri, $\hat{x}_i$ ise tahminleri ifade etmektedir. Denklemde gerçek ile tahmin edilen verilerin mutlak farklarının ortalaması alınmaktadır.

1.4.2. Ortalama Karesel Hata (MSE)

Ortalama karesel hata (MSE), tahmin edilen değerler ile gerçek değerler arasındaki ortalama karesel farkı ölçerek bir modelin tahminlerinin doğruluğunu değerlendirmek için kullanılan, makine öğreniminde temel ölçüm birimlerinden birisidir. Çeşitli alanlardaki farklı değerlendirme ölçümlerinin yanı sıra MSE’nin önemi de pek çok çalışma tarafından kullanılmıştır (Sumari vd., 2022)(Hong vd., 2020). Tahmin edilen ve gerçek değerler arasındaki ortalama karesel farkın niceliğini belirleme yeteneği, MSE’yi makine öğrenimi modellerinin performansını değerlendirmede ve çeşitli alanlardaki tahmin yeteneklerini geliştirmede değerli bir araç haline getirmiştir.

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \hat{x}_i)^2 \quad (11)$$

Bu denklemde (Denklem 11) “ n ” tahmin edilen veri sayısını, x_i gerçek değerleri, $\hat{x}_i$ ise tahminleri ifade etmektedir. Denklemde gerçek ile tahmin edilen verilerin farklarının karelerinin ortalaması alınmaktadır.

1.4.3. Ortalama Mutlak Yüzde Hata (MAPE)

Ortalama mutlak yüzde hata (MAPE), ekonomi, mühendislik ve çevre bilimleri de dâhil olmak üzere çeşitli alanlarda tahmin modellerinin doğruluğunu değerlendirmek için yaygın olarak kullanılan bir ölçümdür. MAPE, tahmin edilen ve gerçek değerler arasındaki mutlak yüzde hatalarının ortalaması olarak hesaplanmaktadır. Hatayı yüzde olarak ifade ettiğinden dolayı kolay yorumlanabilir ve bu da onu özellikle farklı veri kümeleri ve modeller arasında tahmin performansını karşılaştırmak için kullanışlı hale getirmektedir (Yang ve Li, 2015)(Bauer ve Tulic, 2018).

MAPE’nin önemli avantajlarından biri sezgisel yapısıdır. Ham hata değerleri sağlayan ortalama mutlak hata (MAE) veya ortalama karesel hata (MSE) gibi diğer hata ölçümlerinin aksine, MAPE bu hataları bir yüzde biçimine çevirir. Bu özellik, hatayı

gerçek değerlere göre normalleştirdiği için farklı ölçekler ve birimler arasında tahmin doğruluğunun basit bir şekilde karşılaştırılmasını kolaylaştırmaktadır (Metlek vd., 2021).

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{x_i - \hat{x}_i}{x_i} \right| \quad (12)$$

Yukarıdaki denklemde (Denklem 12) “ n ” tahmin edilen veri sayısını, x_i gerçek değerleri, $\hat{x}_i$ ise tahminleri ifade etmektedir. Denklemde gerçek ile tahmin edilen verilerin mutlak farklarının ortalama yüzdesi alınmaktadır.

1.5. LİTERATÜR TARAMASI

Forex işlemlerinde yapay zekâ tekniklerini kullanarak döviz hareketlerini tahmin etmek yakın zamandaki teknolojik gelişmelerle beraber rağbet kazanarak önemli bir araştırma konusu olmuştur. Öne çıkan yaklaşımlardan biri, Forex verilerindeki yön hareketlerini tahmin etmede etkinliğini gösteren Uzun Kısa Süreli Bellek (LSTM) ağları gibi derin öğrenme modellerinin kullanımını içerir (Yıldırım vd., 2021)(Ayitey vd., 2022). Bu model, döviz piyasasında gelecekteki fiyat hareketleri hakkında tahminlerde bulunmak için geçmiş verilerden, teknik göstergelerden ve makroekonomik faktörlerden yararlanır. Ek olarak, sinir ağları gibi yapay zekâ yöntemlerinin entegrasyonu, Forte ticareti zaman serisi verilerinde var olan belirsizliklerin üstesinden gelmek için güçlü araçlar arasındadır. (Yong vd., 2015).

Forex piyasaları kaotik bir yapıya sahip olduğundan piyasada işlem gören paritelerin gelecek değerleri hakkında tahminde bulunmak zordur. Bundan dolayı çok sayıda araştırmacı bu konuda araştırmalar yapmıştır. Günümüzde yapay zekâ tekniklerindeki gelişmelerden dolayı araştırmacılar Forex ticaretinde yapay zekâ kullanımını araştırmışlardır. Örneğin yapılan bir çalışmada EURUSD paritesinin gelecek tahmini yapmak için LSTM, GRU, SMA ve çalışmayı yapanlar tarafından önerilen model eğitimler yapılmıştır. Bu eğitimler 10M ve 30M’lik zaman dilimlerinde ayrı ayrı yapılmıştır. Çalışmada özellik olarak paritenin zaman, açılış, kapanış, en yüksek ve en düşük değerleri kullanılmıştır. Ayrıca bu özelliklerin bazılarını matematiksel işlemlere tabi tutarak bazı yeni özellikler elde etmişlerdir. Çalışmada eğitim seti; %80 eğitim, %20 test olarak ayrılmıştır. Çalışmada değerlendirme metriği olarak MSE, RMSE ve MAE kullanılmıştır. Zaman dilimi 10M olan çalışmada en iyi sonuç araştırmacıların kendi

önerdikleri modelde çıkmıştır. Bu modelin 10M penceresindeki MAE değeri ise 0.00224 çıkmıştır. Bu veri setinde sırasıyla LSTM, GRU ve SMA modellerinde MAE değeri ise; 0.00365, 0.00624, 0.00722 çıkmıştır. Zaman dilimi 30M olan çalışmada en iyi sonuç SMA modelde çıkmıştır. Bu modelin 30M penceresindeki MAE değeri ise 0.01066 çıkmıştır. Bu veri setinde sırasıyla araştırmacıların kendi önerdikleri model, LSTM ve GRU modellerinde MAE değeri ise; 0.01233, 0.01816, 0.01334 çıkmıştır (Islam vd., 2021).

Yapılan farklı bir çalışmada ise yine LSTM modeli kullanılarak EURUSD paritesinin gelecek değerlerini tahmini yapılmıştır. Bu çalışmada zaman çerçevesi olarak günlük ve saatlik veriler kullanılmıştır. Çalışmada özellik olarak ise EURUSD paritesinin zaman, açılış, kapanış, en yüksek, en düşük, kapanış ve hacim değerleri kullanılmıştır. Çalışmadaki amaç kullanılan özelliklerden bir sonraki kapanış değeri tahmin etmektir. Çalışmada değerlendirme metriği olarak RMSE kullanılmıştır. Çalışma sonucunda saatlik veri setinde en düşük RMSE değeri 0.00135, günlük veri setinde ise 0.00624 olduğu görülmüştür (Zahrah vd., 2020).

Yapılan farklı bir çalışmada ise EURUSD paritesinin gelecek değerlerini tahmin etmek için Optuna-Bi-LSTM, Bi-LSTM, LSTM, GRU, Random Forest, XGBoost, GARCH ve ARIMA modelleri kullanılmıştır. Araştırmacıların yaptığı bu çalışmada öncelikle ekonomik haber veya analiz metinleri ChatGPT-4.0 vasıtasıyla duygu analizi yapılarak ilk veri seti elde edilmiştir. Daha sonra bu veri seti üzerine parite verileri ve piyasa verileri eklenerek ikinci veri seti oluşturulmuştur. Son olarak da bu veri setinden Optuna-Bi-LSTM modeli kullanılarak tahminlerde bulunulmuştur. Çalışmada değerlendirme metriği olarak hem MAE hem de RMSE metrikleri kullanılmıştır. Yapılan çalışma sonucunda en başarılı modelin Optuna-Bi-LSTM modeli tarafından yapıldığı ifade edilmiştir. Çalışmada Optuna-Bi-LSTM modelinin MEA metrik değeri 0.003746 çıkmıştır. Çalışmada sırasıyla Bi-LSTM, LSTM, GRU, Random Forest, XGBoost, GARCH ve ARIMA modellerinin MEA metrik değerleri 0.004511, 0.004768, 0.004958, 0.005471, 0.006809, 0.004282 ve 0.004456 olarak gösterilmiştir (Ding vd., 2024).

Yapılan farklı bir çalışmada ise USDCNY (Amerikan Doları / Çin Yuanı) paritesinin gelecek değerlerini tahmin etmek için CNN ve LSTM modelinin bir karışımı olan CNN-TLSTM modeli kullanılmıştır. Araştırmacılar özellik olarak paritenin 2006 ile

2020 yılları arasındaki USDCNY paritesinin açılış, kapanış, en yüksek, en düşük ve kapanış değerlerine ek olarak Amerika Birleşik Devletleri ve Çin de bulunan büyük çaptaki borsaların (Nasdaq Index, Dow Jones Industrial Average, Shanghai Composite Index, and Hang Seng Index) indexlerini kullanmışlardır. Hedef olarak ise paritenin bir sonraki fiyatını tahmin etmeye çalışmışlardır. Araştırmacılar tahminlerini günlük olarak yapmışlardır. Çalışmada değerlendirme metriği olarak MAPE, MSE ve R^2 metrikleri kullanılmıştır. Çalışmadaki sonucunda en yüksek başarı oranı CNN-TLSTM metodu kullanılarak elde edilmiştir. CNN-TLSTM metodunun; MAPE değeri 0.18945, MSE değeri 0.00038 ve R^2 değeri ise 0.98950 dir. Çalışmada sırasıyla MLP, CNN, RNN, LSTM ve CNN-LSTM modellerinin MAPE değerleri; 0.40141, 0.30956, 0.29090, 0.22448 ve 0.18945 dir (Wang vd., 2021).

Yapılan farklı bir çalışmada ise; EURUSD paritesinin gelecek değerlerini tahmin etmek LSTM modeli kullanılmıştır. Araştırmacılar özellik olarak paritenin 2000 ile 2019 yılları arasındaki EURUSD paritesinin kapanış değerlerini kullanmışlardır. Araştırmacılar tahminlerini günlük olarak yapmışlardır. Çalışmada değerlendirme metriği olarak MAE, MSE ve R^2 metrikleri kullanılmıştır. Çalışma sonucunda MSE, MAE ve R^2 metriklerinin değerleri sırasıyla 0.000179, 0.011274, 0.977993 olduğu görülmektedir (Echrigui vd., 2023).

Yapılan farklı bir çalışmada ise; EURGBP, JPYUSD, EURNZD, EURUSD, GBPUSD ve BTCUSD paritesinin gelecek değerlerini tahmin etmek için LSTM ve BiLSTM modeli kullanılmıştır. Araştırmacılar özellik olarak paritenin 2007 ile 2024 yılları arasındaki pariteleri kapanış değerleri kullanmışlardır. Hedef olarak ise paritenin bir sonraki değeri tahmin etmeye çalışmışlardır. Araştırmacılar tahminlerini günlük olarak yapmışlardır. Çalışmada değerlendirme metriği olarak MAE, MAPE ve RMSE metrikleri kullanılmıştır. Çalışma sonucunda en yüksek başarı oranı BiLSTM metodu kullanılarak elde edilmiştir. BiLSTM metodunun; EURUSD paritesi için MAE değeri 0.0189, MSE değeri 0.0224 ve MAPE değeri ise 0.0219 dir. Çalışmada GBPUSD paritesi için en iyi tahmin LSTM, diğer pariteler için ise (EURNZD, EURJPY, EURGBP ve BTC) en iyi tahmin BiLSTM metodu kullanılarak elde edilmiştir (García vd., 2024).

Yapılan farklı bir çalışmada ise EURUSD paritesinin gelecek değerlerini tahmin etmek doğrusal regresyon modeli kullanılmıştır. Araştırmacılar tahminlerini EURUSD

paritesinin günlük ve saatlik değerlerini kullanarak yapmışlardır. Araştırmacılar günlük veri setinde Temmuz 2018 ile Kasım 2018 arasındaki, günlük veri setinde ise 2017 ile 2019 yılları arasındaki EURUSD paritesinin değerlerini kullanmışlardır. Çalışmada özellik olarak EURUSD paritesinin açılış, kapanış, en yüksek, en düşük ve hacim bilgileri kullanılmıştır. Çalışmada değerlendirme metriği olarak MAE, MSE ve RMSE metrikleri kullanılmıştır. Çalışma sonucunda saatlik veri ile yapılan eğitimde MAE, MSE ve RMSE metriklerinin değerleri sırasıyla 0.003439, 2.037929, 0.004514 olduğu görülmektedir. Çalışma sonucunda günlük veri ile yapılan eğitimde MAE, MSE ve RMSE metriklerinin değerleri sırasıyla 0.027180, 0.001244, 0.035272 olduğu görülmektedir (Sarkar vd., 2022).

Yapılan farklı bir çalışmada ise GBPUSD, EURUSD, USDJPY, USDZAR ve AUNDNZD paritelerinin gelecek değerlerini tahmin etmek için RNN, LSTM ve RNN-LSTM modelleri kullanılmıştır. Çalışmada özellik olarak yirmi farklı paritenin kapanış değerleri ayrıca bu paritelerin EMA ve RSI değerleri kullanılmıştır. Çalışmada değerlendirme metriği olarak MAE, RMSE ve MAPE metrikleri kullanılmıştır. Çalışma sonucunda EURUSD ve USDJPY paritelerinin tahmini için yapılan eğitimde en iyi sonuç LSTM modeli ile gerçekleştirilmiştir. EURUSD paritesinin eğitim sonucunda MAE, MSE ve MAPE metriklerinin değerleri sırasıyla 0.003796, 0.003054, 0.003117 olduğu görülmektedir. Ayrıca çalışmada diğer üç paritenin (GBPUSD, USDZAR ve AUDNZD) tahminlerinde en iyi sonucun RNN-LSTM modeli kullanılarak elde edildiği belirtilmiştir (Faru vd., 2023).

Yapılan farklı bir çalışmada ise AUDUSD paritelerinin gelecek değerlerini tahmin etmek için LSTM modelleri kullanılmıştır. Çalışmada özellik olarak yirmi farklı ulusal para biriminin 2006 ile 2020 yılları arasındaki aylık değerleri kullanılmıştır. Çalışmada değerlendirme metriği olarak MAPE, ME, MAE, MPE RMSE ve MinMax metrikleri kullanılmıştır. USDAUD paritesinin eğitim sonucunda MAPE, ME, MAE, MPE RMSE ve MinMax metriklerinin değerleri sırasıyla 0.004477, 0.005972, 0.005972, 0.004477, 0.005998 ve 0.004457 olduğu görülmektedir. (Dev vd., 2022).

Yapılan farklı bir çalışmada ise GBPUSD, EURGBP, AUDUSD ve CADCHF paritelerinin gelecek değerlerini tahmin etmek için LSTM, BiLSTM ve GRU modellerini ayrı ayrı kullanılmıştır. Çalışmada özellik olarak paritenin değerlerine ek olarak hareketli

ortalamlar, göreceli gün endeksi ve ortalama yön endeksi verilerinin farklı zaman dilimlerindeki değerleri kullanılmıştır. Çalışmada toplam 28 adet özellik kullanılmıştır. Çalışmada değerlendirme metriği olarak MSE, RMSE, MAE ve MAPE metrikleri kullanılmıştır. Çalışmada GBPUSD paritesi için en iyi sonuç BiLSTM modeli tarafından verilmiştir. Bu eğitim sonuçlarına göre MSE, RMSE, MAE ve MAPE metriklerinin değerleri sırasıyla 0.000452, 0.021251, 0.01689 ve 1.330 olduğu görülmektedir. Çalışmada EURGBP paritesi için en iyi sonuç GRU modeli tarafından verilmiştir. Bu eğitim sonuçlarına göre MSE, RMSE, MAE ve MAPE metriklerinin değerleri sırasıyla 0.000002, 0.01504, 0.01052 ve 0.119 olduğu görülmektedir. Çalışmada AUDUSD paritesi için en iyi sonuç GRU modeli tarafından verilmiştir. Bu eğitim sonuçlarına göre MSE, RMSE, MAE ve MAPE metriklerinin değerleri sırasıyla 0.000014, 0.03758, 0.02627 ve 0.375 olduğu görülmektedir. Çalışmada CADCHF paritesi için en iyi sonuç BiLSTM modeli tarafından verilmiştir. Bu eğitim sonuçlarına göre MSE, RMSE, MAE ve MAPE metriklerinin değerleri sırasıyla 0.000020, 0.04490, 0.03694 ve 0.498 olduğu görülmektedir (Qi vd., 2020).

Yapılan farklı bir çalışmada ise EURUSD paritelerinin gelecek değerlerini tahmin etmek için LSTM, RNN ve ARIMA modellerini ayrı ayrı kullanılmıştır. Çalışmada özellik olarak paritenin açılış, kapanış, en yüksek ve en düşük değerleri kullanılmıştır. Çalışmada değerlendirme metriği olarak MAE metriği kullanılmıştır. Çalışmada EURUSD paritesi için en iyi sonuç LSTM modeli tarafından verilmiştir. Bu eğitim sonuçlarına göre MAE metriğinin değerleri 0.001549 olduğu görülmektedir (Ahmed vd., 2020).

Yapılan farklı bir çalışmada ise AUDUSD, EURUSD ve GBPUSD paritelerinin gelecek değerlerini tahmin etmek için LSTM, CEEMDAN-LSTM ve CEEMDAN-IFA-LSTM modellerini ayrı ayrı kullanılmıştır. Çalışmada özellik olarak paritenin açılış, kapanış, en yüksek ve en düşük değerleri kullanılmıştır. Çalışmada değerlendirme metriği olarak RMSE, MAE ve MAPE metrikleri kullanılmıştır. Çalışmada AUDUSD paritesi için en iyi sonuç CEEMDAN-IFA-LSTM modeli tarafından verilmiştir. Bu eğitim sonuçlarına göre RMSE, MAE ve MAPE metriklerinin değerleri sırasıyla 0.0077388, 0.0061042 ve 0.2794383 olduğu görülmektedir. Çalışmada EURUSD paritesi için en iyi sonuç CEEMDAN-IFA-LSTM modeli tarafından verilmiştir. Bu eğitim sonuçlarına göre RMSE, MAE ve MAPE metriklerinin değerleri sırasıyla 0.0061785, 0.0049018 ve 0.0265737 olduğu görülmektedir. Çalışmada GBPUSD paritesi için en iyi sonuç CEEMDAN-IFA-LSTM

modeli tarafından verilmiştir. Bu eğitim sonuçlarına göre RMSE, MAE ve MAPE metriklerinin değerleri sırasıyla 0.0095978, 0.007079 ve 0.038978 olduğu görülmektedir. (Ulina vd., 2020).

Yapılan farklı bir çalışmada ise EURUSD, USDJPY, USDCHF, GBPUSD, USDCAD ve AUDUSD paritelerinin gelecek değerlerini tahmin etmek için FNF-CNN ve FNF-SVR modelleri kullanılmıştır. Çalışmada özellik olarak tahmin edilecek paritenin 2000 ile 2019 yılları arasındaki günlük açılış, kapanış, en yüksek, en düşük değerleri kullanılmıştır. Çalışmada değerlendirme metriği olarak MAE ve MSE metrikleri kullanılmıştır. Çalışma sonucunda EURUSD paritesinin tahmini için yapılan eğitimde en iyi sonuç FNF-SVR modeli ile gerçekleştirilmiştir. EURUSD paritesinin eğitim sonucunda MAE ve MSE metriklerinin değerleri sırasıyla 0.003112 ve 0.000017 olduğu görülmektedir. Ayrıca çalışmada diğer beş paritenin (USDJPY, USDCHF, GBPUSD, USDCAD ve AUDUSD) tahminlerinde en iyi sonucun FNF-SVR modeli kullanılarak elde edildiği belirtilmiştir. Ayrıca bu paritelerin tahminlerinin MEA metrik değerleri sırasıyla 0.302782, 0.002922, 0.005268, 0.003515 ve 0.002612 olduğu görülmüştür (Moustafa vd., 2023).

Yapılan bir araştırma makalesinde derin öğrenme teknikleri ile parite tahminlerinde bulunan 2015 ile 2021 arasındaki toplam 86 makale incelenmiştir. Bu çalışmada, incelenen makalelerde en çok kullanılan model 38 kez ile LSTM modelidir. LSTM modelini 18 kez ile CNN takip etmektedir. CNN ve LSTM modeli kullanılan makalelerin toplam sayısı geriye kalan modelleri kullanan makale sayısından fazladır (Hu vd., 2021). Ayrıca makalede araştırmacılar tarafından en çok kullanılan özelliklerin; paritenin açılış, kapanış, en yüksek ve düşük değerleri olduğu görülmektedir. Bu özelliklere ek olarak bazı indikatörler (MACD veya RSI gibi), parite değerinde elde edilen bazı ortalamaların (SMA veya WMA gibi), işlem hacmi veya ekonomik haberler gibi farklı özelliklerin de araştırmacılar tarafında kullanıldıkları görülmüştür. Ayrıca çalışmada araştırılan makalelerde en çok kullanılan karşılaştırma metriklerinin arasında MAPE ve MAE bulunduğu görülmektedir. Çalışmada MAE metrik değerlerinin en çok 0.01–0.1 aralığında olduğu MAPE metrik değerlerinin ise; en çok 0-0.5 ve 1-1.5 aralıklarında olduğu görülmektedir (Hu vd., 2021). Yapılan başka bir araştırma makalesinde de 100 tane çalışma incelenmiş ve benzer bulgulara rastlanılmıştır. Ayrıca bu çalışmada büyük pariteler arasında en çok tahmin edilmeye çalışılan paritenin USDGBP olduğu ardından da EURUSD paritesinin geldiği belirtilmiştir (Ayitey Junior vd., 2023).

Tablo 1.1. EURUSD Paritesinin Tahminine Yönelik Çalışmalar

Çalışma	Model	Kullanılan Özellikler	Metrik	Zaman Dilimi
(Islam vd., 2021)	LSTM-GRU	Zaman, Açılış, En Yüksek, En Düşük, Kapanış	MSE : 0.00001	10M
			RMSE: 0.00301	
			MAE : 0.00224	
	LSTM		MSE : 0.00002	
			RMSE: 0.00468	
			MAE : 0.00365	
	GRU		MSE : 0.00005	
			RMSE: 0.00739	
			MAE : 0.00624	
	SMA		MSE : 0.00008	
			RMSE: 0.00930	
			MAE : 0.00722	
LSTM-GRU	MSE : 0.00032	30M		
	RMSE: 0.01790			
	MAE : 0.01233			
	LSTM		MSE : 0.00066	
			RMSE: 0.02573	
			MAE : 0.01816	
GRU	MSE : 0.00038			
	RMSE: 0.01955			
	MAE : 0.01334			
SMA	MSE : 0.00021			
	RMSE: 0.01459			
	MAE : 0.01066			
(Zahrah vd., 2020)	LSTM	Zaman, Açılış, En Yüksek, En Düşük, Kapanış, Hacim	RMSE: 0.00458	1D
			RMSE: 0.00135	1H
(Ding vd., 2024)	Optuna-Bi-LSTM	Parite Verileri, Haber ve Analiz Metinleri	MAE : 0.003746	1D
	Bi-LSTM		RMSE : 0.004982	
			MAE : 0.004511	
			LSTM	
	MAE : 0.004768			
	RMSE : 0.006212			
	GRU		MAE : 0.004958	
			RMSE : 0.006457	
			MAE : 0.005471	
	Random Forest		RMSE : 0.007672	
			MAE : 0.006809	
			RMSE : 0.009012	
XGBoost	MAE : 0.004282			
	RMSE : 0.005695			
	MAE : 0.004456			
ARIMA	RMSE : 0.005718			

Tablo 1.1. (Devamı)

Çalışma	Model	Kullanılan Özellikler	Metrik	Zaman Dilimi
(García vd., 2024)	LSTM	Kapanış	MAPE : 0.0376	1D
			MAE : 0.0331	
			RMSE : 0.0366	
	BiLSTM		MAPE : 0.0219	
			MAE : 0.0189	
			RMSE : 0.0224	
(Sarkar vd., 2022)	Doğrusal Regrasyon	Açılış, En Yüksek, En Düşük, Kapanış, Hacim	MAE : 0.003439	1H
			MSE : 2.037929	
			RMSE : 0.004514	
			MAE : 0.027180	1D
			MSE : 0.001244	
			RMSE : 0.035272	
(Faru vd., 2023)	RNN	20 farklı paritenin kapanış değerleri, RSI, EMA	RMSE : 0.008276	1H
			MAE : 0.007461	
			MAPE : 0.007584	
	LSTM		RMSE : 0.003796	1H
			MAE : 0.003054	
			MAPE : 0.003117	
	RNN-LSTM		RMSE : 0.016708	
			MAE : 0.015403	
			MAPE : 0.015498	
(Dev vd., 2022)	LSTM	20 farklı paritenin kapanış değerleri	MAPE : 0.004477	1D
			MAE : 0.005972	
			RMSE : 0.005998	
(Moustafa vd., 2023)	FNF-SVR	Açılış, En Yüksek, En Düşük, Kapanış	MAE : 0.003112	1D
			MSE : 0.000017	
			MAE : 0.004465	
	FNF-CNN		MSE : 0.000028	
(Ahmed vd., 2020)	LSTM	Açılış, Kapanış, En Yüksek, En Düşük	MAE : 0.002332	4H
(Ulina vd., 2020)	RNN		MAE : 0.008255	
	LSTM		RMSE : 0.010648	
			MAE : 0.008674	
			MAPE : 0.048349	
(Ulina vd., 2020)	CEEMDAN-LSTM	Açılış, Kapanış, En Yüksek, En Düşük	RMSE : 0.008402	
			MAE : 0.007079	
			MAPE : 0.038978	
	CEEMDAN-IFALSTM		RMSE : 0.006178	
		MAE : 0.004901		
		MAPE : 0.026573		

Sonuç olarak araştırmacılar tarafından en çok tahmin edilmeye çalışılan pariteler arasında EURUSD, USDGBP ve USDJPY gibi büyük (major) pariteler bulunmaktadır. Ayrıca Forex paritelerini tahmin etmek için en çok kullanılan modeller arasında LSTM, CNN, RNN ve bu modellerin birbirleriyle veya bu modellerin farklı modeller ile karışımları bulunmaktadır. En çok kullanılan özellikler arasında paritenin açılış, kapanış, en yüksek ve en düşük değerleri bulunmaktadır. Bazı araştırmacılar bu özelliklere ek olarak bazı indikatörler (RSI veya EMA gibi), çeşitli ortalamalar, farklı paritelerin değerleri hatta haber ve teknik inceleme metinlerinden faydalanmışlardır.

Genel olarak, Forex ticareti için zaman serisi tahminlerinde yapay zekâ alanı çeşitli ve dinamiktir; araştırmacılar, tahmin doğruluğunu artırmak ve döviz piyasasının karmaşıklığını yakalamak için sürekli olarak yeni metodolojiler araştırmaktadır.

İKİNCİ BÖLÜM

FINANSAL PİYASALAR

2.1. FOREX

Forex, İngilizce “Foreign (Yabancı)” ve “Exchange (Takas)” kelimelerinden türetilmiştir. Forex bir döviz piyasasıdır. Forex piyasası, para birimlerinin birbirleri aralarında takası yapılan merkezi olmayan küresel bir pazardır.

Forex piyasalarının gelişimi teknolojik gelişmelerle iç içe geçmiş durumdadır. Geçmiş 1876 yılına kadar uzanan Forex piyasası, istikrarlı bir şekilde büyüyerek borsaları bile geride bırakarak dünyanın en büyük finansal piyasalarından biri haline gelmiştir (Yong vd., 2015)(Hansun vd., 2022). Forex piyasasının bu kadar büyük olma sebebi; teknolojiye ileriye adımlar, küreselleşme ve finansal piyasaların artan entegrasyonu gibi çeşitli faktörlerle açıklanabilir (Pasionek, 2020).

Forex piyasası, bir para biriminin diğer para birimiyle takasını kolaylaştırarak uluslararası ticaret ve yatırımı mümkün kılmaktadır. Forex ticareti tezgâh üstü (over-the-counter) olarak gerçekleşir yani merkezi olmayan bir yapıya sahiptir ve bankalar ile finansal kurumlar ağı arasında elektronik olarak yürütülür (Geromichalos ve Jung, 2018). Forex piyasasında bankalar, şirketler ve bireyler gibi çeşitli kuruluşlar günlük trilyonlarca dolar işlem hacmi oluşturmaktadırlar (Panda, 2023)(Hansun vd., 2022). Forex piyasası bu kadar büyük işlem hacmine sahip olmasından dolayı yeni başlayanlardan ileri düzeylere kadar çeşitli yatırımcılar için popüler haline gelmiştir (Chetcharunkit vd., 2022).

Forex piyasasındaki çeşitli faktörler döviz kurlarını etkileyerek kur değerlerinde dalgalanmalara sebep olabilirler. Bu dalgalanmalar yatırımcıların döviz fiyatlarındaki değişikliklerden kâr elde etme fırsatları sunmaktadır. Yatırımcılar piyasasını, temel ve teknik analiz de dâhil olmak üzere çeşitli stratejiler kullanarak analiz ederler. Temel analiz, döviz hareketlerini tahmin etmek için ekonomik göstergeleri, jeopolitik olayları ve piyasa haberlerini değerlendirerek kurlar hakkında tahminde bulunur (Hakim vd., 2022). Öte yandan teknik analiz ise gelecekteki fiyat hareketlerini tahmin etmek için geçmiş fiyat verilerine ve grafik modellerine dayanır (Zafeiriou ve Kalles, 2020). Yatırımcılar bilinçli ticaret kararları vermek için sıklıkla bu yaklaşımların farklı

kombinasyonlarını kullanırlar. Bu yaklaşımlar, yatırımcıların gelecekteki fiyat hareketleri hakkında tahminlerde bulunmasına ve piyasa trendleri ve göstergelerine dayalı ticaret stratejileri geliştirmesine yardımcı olur.

Forex piyasalarının dinamiklerini anlamak, yatırımcıların ve politika yapıcıların riskleri yönetmeleri ve gelişen küresel finansal sistemin sunduğu fırsatlardan yararlanmaları açısından çok önemlidir.

2.2. FOREX TERİMLER

2.2.1. Kur Çiftleri (Parite)

Forex'te işlem gören bütün para veya değerli maden gibi birimlerin eşsiz ifadeleri bulunmaktadır. Örneğin Amerikan Doları, USD olarak ifade edilirken Avro ise EUR olarak ifade edilmektedir. Forex'te kur çiftleri, iki farklı birim (Amerikan Doları ve Avro gibi) arasındaki döviz kurunu ifade etmektedir ve genellikle bir para biriminin diğeri cinsinden değeri olarak ifade edilir. Örneğin AVRO'nun Amerikan Dolarının cinsinden değeri EURUSD olarak ifade edilmektedir.

Kur çiftlerindeki ilk ifadeye baz döviz, ikinci ifadeye ise; karşıt döviz denmektedir. Kur çifti kavramı, para birimlerinin çiftler halinde alınıp satıldığı ve göreceli değerlerinin ekonomik göstergeler, jeopolitik olaylar gibi çeşitli faktörlere bağlı olarak dalgalandığı döviz piyasasını oluşturmaktadır. Pariteyi anlamak forex yatırımcıları için çok önemlidir çünkü dinamik döviz piyasalarında analiz yapmak ve alım satım kararları vermek için temel oluşturur (Jamali vd., 2023)(Hansun vd., 2022) .

Forex'te bulunan bütün kur çiftleri, kullanıcılar tarafından aynı rağbeti görmemektedir. Yani Forex'te EURUSD kur çiftinde çok fazla işlem yapılırken, USDTRY kur çiftinde daha az işlem yapılmaktadır. Tabii bu durumun sebepleri arasında para birimine sahip ülkelerin ekonomik büyüklükleri, para biriminin uluslararası ticarete kullanım oranı ve kur çiftine sahip ülkeler arasında ticaretin büyüklüğü gibi farklı nedenler bulunmaktadır. Çok fazla işlem yapılan kur çiftlerine büyük (major) kur çiftleri denmektedir. Büyük kur çiftlerine örnek olarak; EURUSD (Avro/Amerikan Doları), USDJPY (Amerikan Doları/Yen), GBPUSD paritesi (Sterlin/Amerikan Doları), AUDUSD (Avustralya Doları/Amerikan Doları) verilebilir.

2.2.2. İşlem Hacmi

İşlem hacmi, belirli bir süredeki bir menkul kıymetin toplam sayısını ifade eder (Ramiah vd., 2011). Belirli bir menkul kıymetteki faaliyet ve ilgi düzeyini gösterdiğinden finansal piyasalarda çok önemli bir ölçümdür. İşlem hacmi belirli bir dönemde işlem gören toplam menkul kıymet sayısını alıp, mevcut menkul kıymet sayısına bölerek hesaplanmaktadır (Mugwagwa vd., 2015). Bu hesaplama, belirli bir menkul kıymetin piyasada ne kadar aktif olarak alınıp satıldığına dair fikir verir (Mugwagwa vd., 2015).

Çeşitli çalışmalar piyasa dinamiklerini anlamada işlem hacminin önemini ortaya koymaktadır. Ortalama işlem hacmi seviyesi, temsil eden işlem hacmi piyasa likiditesini ve fiyat değişikliklerini etkileyebileceğini göstermiştir (Sun, 2012)(Darwish, 2012). Ayrıca işlem hacminin, yatırım kararları ve nakit tutma gibi kurumsal davranışın farklı yönleri üzerindeki etkileri de bulunmaktadır (Li, 2021).

İşlem hacmi yalnızca bireysel işlemler için değil aynı zamanda daha geniş piyasa analizi için de önemlidir. Yapılan bazı çalışmalarda, piyasalardaki işlem hacminin, COVID-19 salgınının patlak vermesi gibi önemli olaylardan önce ve sonra nasıl değişebileceğini inceleyerek dış faktörlerin piyasa likiditesi ve ticaret faaliyeti üzerindeki etkisi ortaya koyulmuştur (Kubiczek ve Tuszkiewicz, 2022)(Chae, 2005).

Genel olarak işlem hacmi, finansal piyasalarda piyasa faaliyeti düzeyini, likiditeyi ve yatırımcıların belirli menkul kıymetlere olan ilgisini yansıtan temel bir gösterge görevi görür. Ayrıca menkul kıymetin işlem hacminin fazla olması fiyat istikrarı sağlanarak menkul kıymetin değerindeki oynaklığı azaltmaktadır. Forex'te bulunan büyük kur çiftlerin hepsinde işlem hacmi fazladır.

2.2.3. Tick ve Pip

Forex piyasalarındaki kur çiftlerinin değişebilecek en küçük adımı pip (point in percentage) olarak adlandırılmaktadır. Forex'te bulunan döviz çiftlerinin pip değeri genellikle on binde bir (0,0001) dir. Pip ise; tick değerinin son basamağındaki rakamdır. Yani pip değeri 0.0005 olduğu durumda tick değeri 5 olur.

2.2.4. Spread

Forex piyasalarındaki kur çiftlerinin alış ve satışı arasındaki fark, spread olarak ifade etmektedir. Spread değeri pip cinsinden ifade edilmektedir. Örnek olarak EURUSD

paritesinin satış fiyatı 1,13681, spread değeri 25 ve pip değerinin de 0,0001 olduğu varsayılırsa; EURUSD paritesinin alış fiyatı $1,13681 + (25 \times 0,0001) = 1,13931$ dir. Spread değeri dinamik veya sabit olabilir. Spread değerinin dinamik veya sabit olması alış satış işlemi yapacak kullanıcının aracı kurum ile olan anlaşmasına bağlıdır.

2.2.5. Lot

Forex piyasasında, “lot” kavramını anlamak hem acemi hem de deneyimli yatırımcılar için çok önemlidir. Lot, forex piyasasında işlem gören bir paritenin standartlaştırılmış miktarını ifade eder. Forex piyasalarındaki en yaygın lot büyüklükleri standart lotlar, mini lotlar ve mikro lotlardır. Standart lot, baz para biriminin 100k (yüzbin) birimine eşdeğerdir, mini lot 10k (onbin) birime karşılık gelir ve mikro lot 1k (bin) birimi temsil eder. Örneğin forex piyasasında 1 standart lot EURUSD paritesinden alım emir verilirse, 100k (yüzbin) EURUSD alım işlemi yapılmış olur. Benzer şekilde forex piyasasında 0,1 standart lot EURUSD paritesinden alım emir verilirse, 10k (onbin) EURUSD alım işlemi yapılmış olur. Lot büyüklüklerindeki bu farklılaşma, yatırımcıların günlük işlem hacmi 5 trilyon doları aşan (Pongsena vd., 2018)(Moustafa vd., 2023) oldukça likit döviz piyasasına katılırken risk maruziyetlerini etkili bir şekilde yönetmelerine olanak tanır.

Lot büyüklüğü seçimi; faiz oranları, enflasyon ve jeopolitik olaylar gibi daha geniş ekonomik faktörlerden etkilenebilmektedir. Bu faktörler, döviz değerlerinde dalgalanmalara yol açarak ticaret stratejilerini de etkileyebilir (Wang vd., 2021). Örneğin ekonomik belirsizlik dönemlerinde yatırımcılar; potansiyel kayıplara maruz kalmalarını azaltmak için daha küçük lot büyüklüklerini tercih edebilirken daha istikrarlı koşullarda, olumlu piyasa hareketlerinden yararlanmak için lot büyüklüklerini artırabilirler. Bu uyum yeteneği, koşulların hızla ve öngörülemez şekilde değişebildiği forex piyasasının karmaşıklıklarında gezinmek için önemlidir.

Forex ticaretinde lot büyüklüğü kavramı; risk yönetimini, karlılığı ve ticaret stratejisini etkileyen temel bir husustur. Farklı lot büyüklüklerini (standart, mini ve mikro) anlamak, yatırımcıların yaklaşımlarını risk toleranslarına ve piyasa koşullarına göre uyarlamalarını sağlar. Forex ticaretiyle ilişkili duygusal ve psikolojik zorluklar, karar vermeyi geliştirmek için sistematik metodolojilere ve teknolojinin entegrasyonuna

olan ihtiyacı daha da vurgulamaktadır. Forex piyasası gelişmeye devam ederken, yatırımcılar hem geleneksel hem de yenilikçi stratejilerden yararlanmalıdır.

2.2.6. Kaldıraç

Kaldıraç, forex piyasasında yatırımcıların gerçek sermayelerinin izin verdiğiinden daha büyük pozisyonları kontrol etmelerine olanak sağlamaktadır. Bu mekanizma hem potansiyel kârları hem de zararları artırabilir ve yatırımcılar için iki ucu keskin bir kılıç haline getirir. Forex ticaretindeki kaldıraç kavramı genellikle 100:1 gibi bir oran olarak ifade edilir; bu, bir yatırımcının hesabındaki her dolar için piyasada 100 dolar kontrol edebileceği anlamına gelir. Yüksek kaldıraç oranları, forex piyasasının çekici olmasının nedenlerinden biridir çünkü nispeten küçük miktardaki sermayelerle büyük miktarda alış satış faaliyetlerinde bulunmalarına imkân sağlamaktadır (Suominen ve Filipe, 2012)(Pongsena vd., 2018).

Forex ticaretinde kaldıraç oranı ne kadar yüksek ise potansiyel kâr veya zarar da o kadar yüksek olur. Hatta açılan pozisyondaki zarar belirli bir miktarın üstünde olması durumunda pozisyon otomatik kapatılarak teminat miktarı sıfırlanır. Örneğin: yatırımcı 1:100 kaldıraçta EURUSD paritesinin 1.50000 seviyesinden 1 lot alım yapmak için 1.5k\$ (binbeşyüz) teminat yatırması gerekmektedir. Bu işlem sonucunda yatırımcı 100k€ almış ve 150k\$ ($100k€ \times 1.50000$) ödemiş olur. Önceden 1.50000 seviyesinden alınan EURUSD paritesinin 1.51000 seviyesine çıktığı varsayılırsa yatırımcı 151k€ ($1.51000 \times 100k€$) elde etmiş olur. Yani yatırımcı 1k€ (1.5k\$) kâr elde eder. Ancak tam tersi durumda ise kullanıcı yatırmış olduğu teminat miktarı olan 1.5k\$ zarar elde ederek bütün parasını kaybetmiş olur. Diğer bir deyişle açılan pozisyon paritenin kaldıraç oranı kadar ters düşmesi durumunda teminatın tamamı kaybedilirken hesap bakiyesi sıfırlanır. Yani yatırımcı bütün parası ile pozisyon açıyor ve kaldıraç oranı 100:1 kullanıyorsa paritenin %1'lik terse gitmesi durumunda yatırımcı bütün parasını kaybeder. Kaldıraç oranının 10:1 olması durumunda ise paritenin %10'luk terse gitmesi durumunda yatırımcı yine bütün parasını kaybeder.

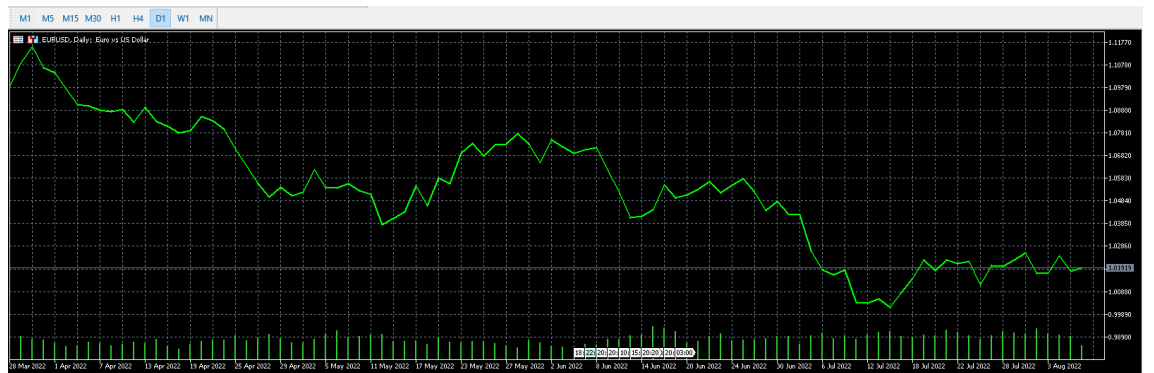
Forex ticaretinde kaldıraç oranları 200:1 kadar yüksek olabilir, ancak ortalama 20:1 ile 40:1 arasında olma eğilimindedir (Suominen & Filipe, 2012). Yüksek kaldıraç oranları büyük miktardaki kârlara yol açabilir; ancak aynı zamanda önemli kayıplar riskini de

artırır. Farklı otoriteler, yatırımcıları aşırı riskten korumak için kaldıraç üzerinde farklı sınırlamalar uygulayabilmektedir. Örneğin, Avrupa Menkul Kıymetler ve Piyasalar Otoritesi (ESMA), perakende müşteriler için 1:30 ile sınırlamıştır (Sobri ve Ahmad, 2022). Türkiye’de ise yönetmelik gereği kaldıraç oranı en fazla 10:1 olacak şekilde düzenlenmiştir (Yatırım Hizmetleri ve Faaliyetleri, 2013). Bu tür düzenlemeler, özellikle deneyimsiz yatırımcılar için yüksek kaldıraçtan kaynaklanabilecek önemli kayıpların olasılığını azaltmayı amaçlamaktadır. Ancak, bu kısıtlamalar aynı zamanda kâr potansiyelini de sınırlayabilir. Ayrıca bazı yatırımcıları daha yüksek kaldıraçların mevcut olduğu ve yasal düzenlemelerin az olduğu hatta olmadığı piyasalar aramaya yönlendirebilir (Kumah ve Mensah, 2021).

2.2.7. Çizgi Grafiği

Çizgi grafikler, zaman serisi verilerini görselleştirmek için finans alanında kullanılan temel bir araçtır ve zaman içindeki eğilimlerin ve kalıpların net bir temsilini sunar (Xu, 2023). Bu grafikler, finansal verilerin etkili bir şekilde sunulmasında önemli bir rol oynamakta ve finans sektöründeki karar alma süreçlerine yardımcı olmaktadır. Çizgi grafikler, finans alanı da dâhil olmak üzere farklı alanlarda riskle ilgili bilgilerin iletilip sunulmasında oldukça etkilidir (Dawson, 2018).

Forex’te kullanılan çizgi grafiklerinde sadece bir tane veri içermektedir. Çizgi grafiği, Forex’te kullanılan grafik türlerinin en basitidir. Çizgi grafikler bir zaman serisindeki kur çiftinin kapanış değerlerini birleştirerek oluşturulurlar. Çizgi grafikleri tek başlarına analiz veya al/sat işlemi yapmaktansa kur çiftinin genel durumunu izlemek için daha uygundur. Aşağıda verilen Şekil 2.1.’de bir çizgi grafiğinin örneği verilmiştir.

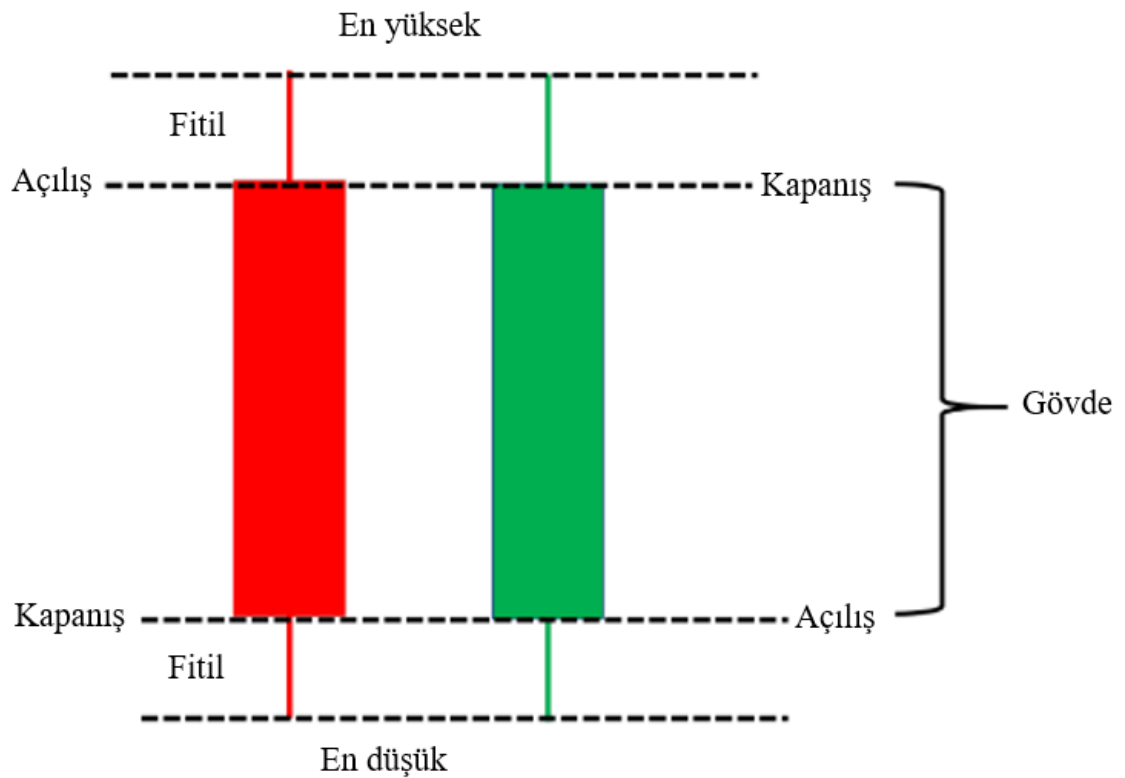


Şekil 2.1. Çizgi grafiği Örneği

2.2.8. Mum Grafiği

Mum grafikleri, bir menkul değerin belirli bir zaman dilimindeki fiyat hareketlerini görselleştirmek etmek için kullanılan bir grafik türüdür. Mum çubuğu grafiğinin temelleri pirinç sözleşmelerinin fiyatını takip etmek için kullanılan 18. yüzyıl Japonya'sına kadar uzanmaktadır. Bu yöntem daha sonra Steve Nison'ın "Japon Şamdan Grafik Teknikleri (Japanese Candlestick Charting Techniques)" adlı kitabında batı dünyasına tanıtılmıştır. Mum grafikleri belirli bir zaman diliminin fiyat hareketlerinde bulunan dört önemli noktayı (açılış, kapanış, en yüksek ve en düşük) tek mum içerisinde görselleştirebilmektedir. Mum grafiklerin farklı kullanım alanları olsa da en çok finansal piyasalarda kullanılmaktadır. Bu grafiklerden teknik analizde geçmiş verilere dayanarak gelecekteki fiyat hareketlerini tahmin etmek için yaygın olarak faydalanılmaktadır (Li, 2015)(Ho, 2015)(Lee, 1999)(Lu, 2015).

Mum grafikleri, belirli bir zaman dilimindeki fiyat hareketlerini temsil eden bireysel "mumlardan" oluşur. Her mumun gölge olarak da adlandırılan bir gövdesi ve iki adet fitili bulunmaktadır. Mumun gövdesi varlığın açılış ve kapanış fiyatlarını temsil ederken fitiller o dönemde ulaşılan en yüksek ve en düşük fiyatları gösterir. Mumun rengi kapanış fiyatının açılış fiyatından yüksek veya düşük olmasına göre değişiklik göstermektedir. Kapanış fiyatının açılış fiyatından yüksek olduğu muma yükseliş mumu olarak adlandırılmaktadır ve genellikle yeşil veya beyaz renkle gösterilmektedir. Kapanış fiyatının açılış fiyatından düşük olduğu muma ise düşüş mumu olarak adlandırılmaktadır ve genellikle kırmızı veya siyah renkle gösterilmektedir (Ho, 2015). Aşağıdaki Şekil 2.2.'da düşüş ve yükseliş mumlarının örnekleri gösterilmiştir. Yeşil mum yükselişi, kırmızı mum ise düşüşü göstermektedir.



Şekil 2.2. Düşüş ve Yükseliş Mumları (Ho, 2015)

Mum grafiklerini kullanmanın en önemli avantajlarından biri, piyasa duyarlılığını ve fiyat hareketini görsel olarak açık ve özet bir şekilde göstermesidir. Yatırımcılar, mumların oluşturduğu kalıplara göre alıcıların mı yoksa satıcıların mı kontrolün elinde olduğunu hızlı bir şekilde değerlendirebilirler. Örneğin, uzun gövdeli bir dizi yükseliş mumu, güçlü bir satın alma baskısı ve yükseliş eğilimine işaret edebilirken, uzun fitilli bir düşüş mumu modeli, potansiyel bir aşağı yönlü dönüş sinyali verebilir (Ho, 2015).



Şekil 2.3. Mum Grafiği

Mum grafikleri, belirli bir zaman aralığını temsil eden mumların birbiri ardına eklenerek oluşturulurlar. Yukarıdaki Şekil 2.3.'de örnek bir mum grafiğinin örneği verilmiştir.

2.2.9. Basit Hareketli Ortalama (SMA)

Basit hareketli ortalama (SMA), gelecekteki eğilimleri tahmin etmek için bir dizi girdi değerinin ortalamasının hesaplanmasını içeren ve yaygın olarak kullanılan bir değer yumuşatma tahmin tekniğidir (Chee vd., 2022). Bu yöntem, belirli bir dönem boyunca gözlemlenen değerlerin ortalamasını alarak tahminleri verimli bir şekilde elde eder (Jannah ve Muchayan, 2022). SMA, hareketli ortalamalar oluşturmak için belirli bir aralığa dayalı olarak güncel verileri dikkate alan bir zaman serisi tahmin yöntemidir (Madjid ve Ambarwati, 2021).

Finansal piyasa işlemlerinde SMA, basit ve etkili olmasından dolayı yaygın olarak kullanılmaktadır (Gultom vd., 2023). Yapılan bazı çalışmalarda, alım/satım sinyalleri sağlamak için SMA ve benzeri ortalamaların güvenilir olduğu ve bu yöntemlerin karar verme süreçlerindeki pratik önemi vurgulanmıştır (Sobreiro vd., 2016). Ayrıca başka bir çalışmada SMA'nın çeşitli ülkelerde borsa verimliliğinin analiz edilmesine ve piyasa dinamiklerinin değerlendirilmesindeki önemi ortaya koyulmuştur (Chong vd., 2010). Basit hareketli ortalama aşağıdaki denklemdeki gibi hesaplanabilir (Denklem 13) (Svetunkov, 2017)

$$\hat{y}_t = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k y_{t-i} \quad (13)$$

Bu denklemde (Denklem 13) y_t SMA değerini, $\hat{y}_t$ gözlemlenen değeri, t ve k ise SMA'nın uzunluğunu ifade etmektedir.

2.2.10. Ağırlıklı Hareketli Ortalama (WMA)

Ağırlıklı Hareketli Ortalama (WMA), tahmin ve veri analizinde kullanılan istatistiksel bir yöntemdir. Her veri noktasına farklı ağırlık bileşenleri atayarak geçmiş bir veri kümesinin ortalama değerinin hesaplanmasını sağlamaktadır (Syahputri vd., 2022). Bu teknikte eski veri noktalarıyla karşılaştırıldığında yeni verilere daha fazla ağırlık vermektedir (Asabella vd., 2022). WMA yeni verilere daha fazla ağırlık verdiği için basit hareketli ortalamalara kıyaslandığında duyarlılığı daha fazladır (Salman vd., 2014).

Fahmi ve Amin (2020) yaptıkları çalışmada giyecek satış aralıklarını tahmin etmek için WMA tekniğini kullanmışlardır. Farklı bir çalışmada Abbas ve diğerleri (2018) stok yönetimi alanında gelecekteki stok seviyelerini tahmin etmek ve optimum satın alma

miktarını belirlemek için WMA'dan faydalanmışlardır. Bu yöntem, veri kalıplarına ilişkin bilgi sağlama yeteneği nedeniyle satış yönetimi, envanter tahmini ve finansal tahminler gibi çeşitli alanlarda yaygın olarak kullanılmaktadır. Yapılan bazı çalışmalarda ise ağırlıklı hareketli ortalama, basit hareketli ortalamalar ve diğer tahmin yöntemleriyle beraber kullanılmıştır (Hansun, 2019)(Palavicini, 2016). Ağırlıklı hareketli ortalama aşağıdaki denklemdeki gibi hesaplanabilir (Denklem 14) (Fahmi ve Amin, 2020).

$$WMA = (\sum(D_t * Weight) / (\sum Weight)) \quad (14)$$

Bu denklemde (Denklem 14) D_t t zamanındaki gözlemlenen değeri, *Weight* ise her bir değer için kullanılacak ağırlığı ifade etmektedir.

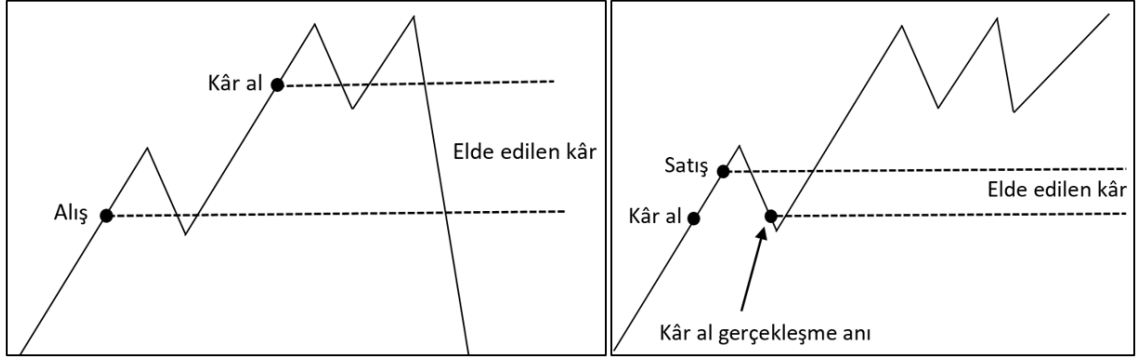
2.2.1.1. Kâr Al (Take Profit)

Kâr al emirleri açık bir pozisyonun belirli bir değerde otomatik kapatmak için kullanılmaktadır. Kâr al emirleri satış pozisyonları için varlığın fiyatından yüksek olamaz, alış pozisyonları için de varlığın fiyatından düşük olamaz. Açık pozisyonun değeri kâr al seviyesine gelmedikçe pozisyon açık kalır. Bu yöntem yatırımcılar tarafından sıkça kullanılmaktadır. Yatırımcılar açtıkları pozisyon için bekledikleri hedef fiyata kâr al emiri vererek kârlarını en üst düzeyde tutmaya çalışırlar.

Kâr al emirleri sayesinde yatırımcılar; pozisyonlarını gün boyu takip etmek zorunda kalmazlar, kısa vadede hedef fiyata ulaşıldığında pozisyonlarını otomatik kapatabilirler ve risk yönetiminde duygusal hareketlerden kaçınabilirler.

Kâr al emirleri varlığın değerinden bağımsız olarak önceden belirlenmiş bir değerden gerçekleşmektedir. Bundan dolayı eğer varlığın fiyatı, kâr al değerinden daha yükseğe çıkabilecekse bu yatırımcının daha az kâr etmesine sebep olabilir. Tabii bunun tam tersi durumda yani hedef fiyatın kâr al seviyesine ulaşmaması durumunda yatırımcının zararı oldukça artacaktır.

Kâr al emirinin varlığın en yüksek veya en düşük değerlerine ne kadar yakınsa kârlılık oranı o kadar yüksek olur.



Şekil 2.4. Kâr Al

Yukarıdaki Şekil 2.4.'de alış ve satış pozisyonları için kâr al emirlerinin örnek gösterimi bulunmaktadır. Şeklin sol tarafında alış pozisyonu için, alış pozisyonundan daha yüksek seviyeye kâr al emri girildiği görünmektedir. Kesik çizgiler arasında kalan kısım yatırımcının kârını ifade etmektedir. Şeklin sağ tarafında ise; satış pozisyonu için, satış pozisyonundan daha aşağı seviyeye kâr al emri girildiği görünmektedir. Burada da kesik çizgiler yatırımcının kârını ifade etmektedir.

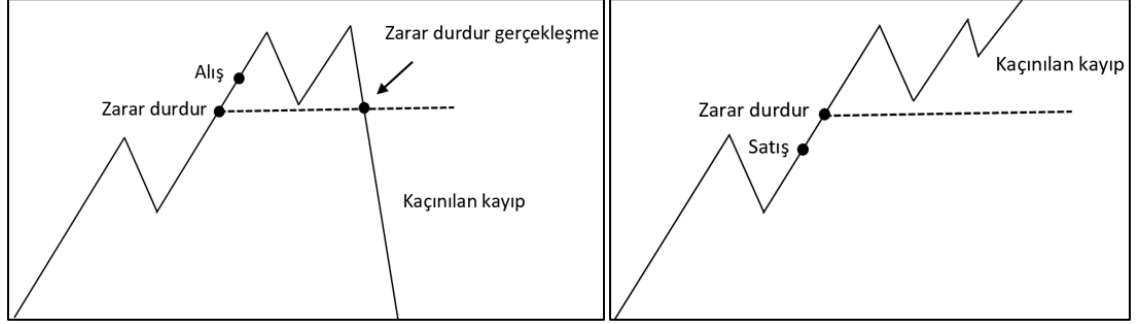
2.2.1.2. Zarar Durdur (Stop Loss)

Yatırımcılar varlıkların gelecekteki değeri hakkında her zaman doğru tahminde bulunması mümkün değildir. Bu da her yatırımcının yanlış pozisyonlar açabileceği anlamına gelmektedir. Yatırımcı tarafından yapılan yanlış tahminler sonucunda kayıpları sınırlandırmak için zarar durdur emirleri kullanılmaktadır. Zarar durdur emirleri bir nevi emniyet kemeri görevi görmektedir.

Bu emir tipi de tıpkı kâr al emri gibi varlığın fiyatı belirli bir değere geldiğinde pozisyonu kapatmaktadır. Bu emir tipi aslında kâr al emrinin tam tersidir. Zarar durdur emirleri satış pozisyonları için varlığın fiyatından düşük olamaz, alış pozisyonları için de varlığın fiyatından yüksek olamaz.

Zarar durdur emirleri piyasa işlemlerinde kullanılan en basit ve faydalı risk yönetimleri arasındadır. Zarar durdur emirleri sayesinde yatırımcılar; pozisyonlarını gün boyu takip etmek zorunda kalmazlar ve zarar belirli bir seviyeye ulaştığında zararın daha da artması engellenmektedir.

Zarar durdur emirlerinin seviyesi belirlenirken dikkatli olunmalıdır. Çünkü varlık belirlenen zarar durdur miktarına geldikten sonra terse dönerse kâr edilebilecek pozisyon zarar ile kapatılabilir.



Şekil 2.5. Zarar Durdur

Yukarıdaki Şekil 2.5.'de alış ve satış pozisyonları için zarar durdur emirlerinin örnek gösterimi bulunmaktadır. Şeklin sol tarafında alış pozisyonu için alış pozisyonundan daha aşağı seviyeye zarar durdur emri girildiği görülmektedir. Kesik çizgilerin altında kalan kısım yatırımcının kaçındığı zararı ifade etmektedir. Şeklin sağ tarafında ise satış pozisyonu için satış pozisyonundan daha yüksek seviyeye zarar durdur emri girildiği görülmektedir. Burada da kesik çizgilerin üstünde kalan kısım yatırımcının kaçındığı zararı ifade etmektedir.

2.2.1.3. Takip Eden Durdur (Trailing Stop)

Takip eden durdurma, bir menkul kıymetin piyasa fiyatından belirli bir miktar veya yüzde uzakta ayarlanabilen tipik bir zarar durdurma emrinin bir gelişmiş çeşididir. Alış pozisyonu için yatırımcı piyasa fiyatının altına bir takip eden durdurma emri koyar. Satış pozisyonu için de yatırımcı piyasa fiyatının üzerine bir takip eden durdurma koyar.

Takip eden durdurma, bir işlemin açık kalmasını ve fiyat yatırımcının lehine hareket ettiği sürece kâr elde etmeye devam etmesini sağlayarak kazançları korumak için tasarlanmıştır. Emir, fiyat belirli bir yüzde veya miktar kadar yön değiştirirse işlemi kapatır.

Forex ticaretinde takip eden durdurma kavramı, olası kayıpları en aza indirirken kârlarını en üst düzeye çıkarmayı amaçlayan yatırımcılar arasında ilgi gören karmaşık bir risk yönetim aracıdır. Takip eden durdurma, esasen piyasa fiyatıyla birlikte hareket eden

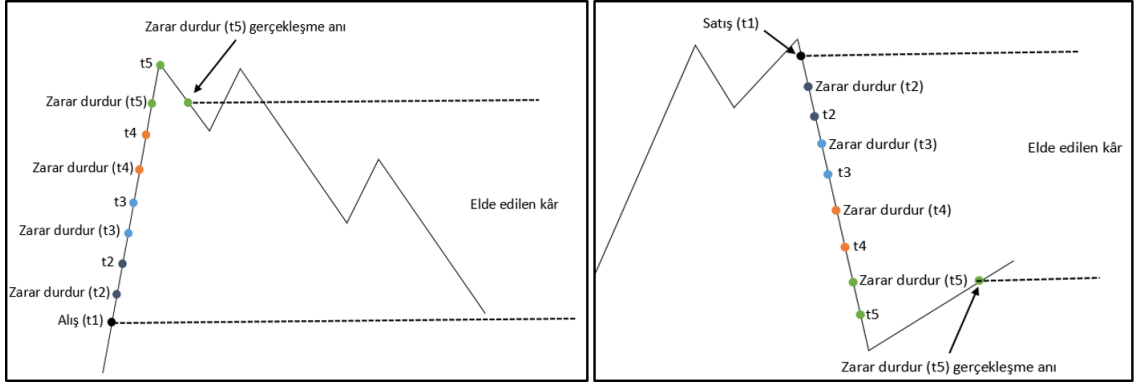
dinamik bir zarar durdurma emridir ve yatırımcıların fiyat olumlu bir şekilde hareket ederken karlarını kilitlemelerine olanak tanırken fiyat tersine dönerse bir güvenlik ağı sağlar. Bu mekanizma, fiyat dalgalanmalarının hızlı ve önemli olabileceği değişken forex piyasasında özellikle yararlıdır.

Leung ve Zhang'ın (2019), takip eden durdurmaların olası kazançları sınırlamadan kayıplara bir sınır koymalarına sağlaması hakkında bir çalışması bulunmaktadır. Bu esneklik, ani dönüşlere karşı koruma sağlarken mümkün seviyede fiyat hareketini sürdürmeyi amaçlamaktadır. Bu çalışma, takip eden durdurmaların müşteriye ters yönlü bir eğilim göstermeye başladığında otomatik bir tetikleyici görevi görebileceğini ve böylece piyasa davranışındaki ani değişiklikler sırasında riski etkili bir şekilde yönetebileceğini vurgulamaktadır.

Takip eden durdurma emirleri (Dai vd., 2020) tarafından da ayrıntılı olarak incelenmiştir. Takip eden stop emirleri, özellikle piyasa dinamiklerinin öngörülemeyen fiyat davranışına yol açabileceği forex ticaretinde, fiyat hareketleriyle ilişkili riskleri etkili olarak azaltabileceğini göstermektedir.

Risk yönetimine ek olarak, Forex piyasalarındaki işlemlerin psikolojik yönleri de takip eden durdurmaların etkinliğinde önemli bir rol oynamaktadır. Rodosthenous ve Zhang (2020), yatırımcı davranışının düşüşlerle ilgili endişeler arasında bir varlığı ne zaman satacağına ilişkin karar alma sürecini nasıl etkilediğini araştırmışlardır. Bu araştırma, takip eden durdurmaların kullanımının, yatırımcılara piyasa oynaklığından kaynaklanan dürtüsel kararlara yenik düşmeden bir çıkış stratejisi sağladığı ve bu sayede stresin bir kısmını hafifletebileceğini göstermektedir.

Teknoloji ile forex ticaretinin entegrasyonu, takip eden durdurmaların uygulama biçimini de değiştirmiştir. Grądzki ve Wójcik (2023), takip eden durdurmaların kullanımını araştırmışlardır. Bu çalışma, gelişmiş algoritmaların geçmiş verilere ve piyasa koşullarına göre takip eden durdurmalar kullanılarak optimize edilebileceğini ve böylece genel işlem performansını iyileştirilebileceğini göstermektedir. Ayrıca çalışmada modern hesaplama araçlarının yeteneklerinden yararlanmak için işlem stratejileri uyarlamasının önemi vurgulanmaktadır.



Şekil 2.6. Takip Eden Durdur

Yukarıdaki Şekil 2.6.'da alış ve satış pozisyonları için takip eden durdur emirlerinin örnek gösterimi bulunmaktadır. Şeklin sol tarafında alış pozisyonu için sağ tarafında ise satış pozisyonu için takip eden durdur emirleri gösterilmektedir.

Şeklin sol tarafında yatırımcı t1 zamanı için alış emri vermiştir. Menkul kıymetin değeri t5 zamanına kadar sürekli artmaktadır. Menkul değer her artışında, güncel değerin belirli miktar altına zarar durdur emri verilmektedir. Menkul kıymetin t5 zamanından sonra değeri düşmeye başlamıştır. Bu düşüşte ise t5 zamanında verilen zarar durdur emri devreye girerek yatırımcının kâr seviyesini en yüksek seviyede tutmaktadır.

Şeklin sağ tarafında yatırımcı t1 zamanı için satış emri vermiştir. Menkul kıymetin değeri t5 zamanına kadar sürekli düşmektedir. Menkul değer her düşüşünde, güncel değerin belirli miktar üstünde zarar durdur emri verilmektedir. Menkul kıymetin t5 zamanından sonra değeri yükselmeye başlamıştır. Bu yükselişte ise t5 zamanında verilen zarar durdur emri devreye girerek yatırımcının kâr seviyesini en yüksek seviyede tutmaktadır.

2.3. FOREX PİYASALARINDA GELENEKSEL ANALİZ YÖNTEMLERİ

Forex piyasası analizi alanında, döviz fiyat hareketlerini tahmin etmek için uzun süredir geleneksel yöntemler kullanılmaktadır. İki temel yaklaşım, teknik ve temel analiz, uzmanlar tarafından kullanılan stratejilerin temel taşı olmuştur (Abuhamad vd., 2013). Teknik analiz, gelecekteki fiyat hareketlerini tahmin etmek için geçmiş fiyat verilerini ve grafik modellerini incelemeyi içerirken, temel analiz, bir para biriminin gerçek değerini

ölçmek için ekonomik göstergeleri, haberleri ve jeopolitik olayları inceler (Pongsena vd., 2018).

2.3.1. Teknik Analiz

Teknik analiz, forex ticaretinde yaygın olarak kullanılan, geçmiş verilere odaklanan ve piyasa eğilimlerini tahmin etmek için araç ve göstergelerden yararlanan bir yöntemdir (Jamali vd., 2023)(Ahmed vd., 2020). Yatırımcılar kısa vadeli döviz fiyat hareketlerini tahmin etmek için genellikle teknik analiz yöntemlerine güvenirlir. Yatırımcılar piyasa davranışını analiz etmek için teknik göstergeler, istatistiksel ölçümler, osilatörler ve momentumlardan yararlanır (Dash vd., 2022). Yapılan bazı çalışmalarda ise alıř/satıř stratejilerini geliřtirmek ve tahminlerin doęruluęunu artırmak için teknik ve temel analizin entegrasyonu arařtırılmıřtır (Birjandi vd., 2021)(Abuhamad vd., 2013)(Pornwattanavichai vd., 2022). Yatırımcılar, makine öğrenimi tekniklerinden ve algoritmik ticaretten yararlanarak piyasa eğilimlerini tahmin etmek için regresyon, simüle edilmiř tavlama, takviyeli öğrenme ve teknik analizin bir kombinasyonunu kullanan hibrit tahmin modelleri oluřturabilirler (Jamali vd., 2023). Fang (2014) yaptıęı çalışmada forex kullanıcılarının çok büyük bir kısmının alıř satıř stratejilerine teknik analizleri dâhil ettięini göstermektedir.

Teknik analiz forex ticaretinde yaygın olarak kullanılsa da, özellikle forex oranlarının rastgele yürüyüş kalıplarını takip ettięi verimli piyasalarda, etkinlięini kanıtlamada zorluklar mevcuttur (Olufemi vd., 2017). Teknik analiz hakkında devam eden tartıřmalara raęmen, teknik analizin makine öğrenimi algoritmalarıyla entegrasyonu ve hibrit tahmin modellerinin geliřtirilmesi, forex piyasasında daha iyi ticaret sonuçları için teknik göstergelerden yararlanma çabalarını göstermektedir.

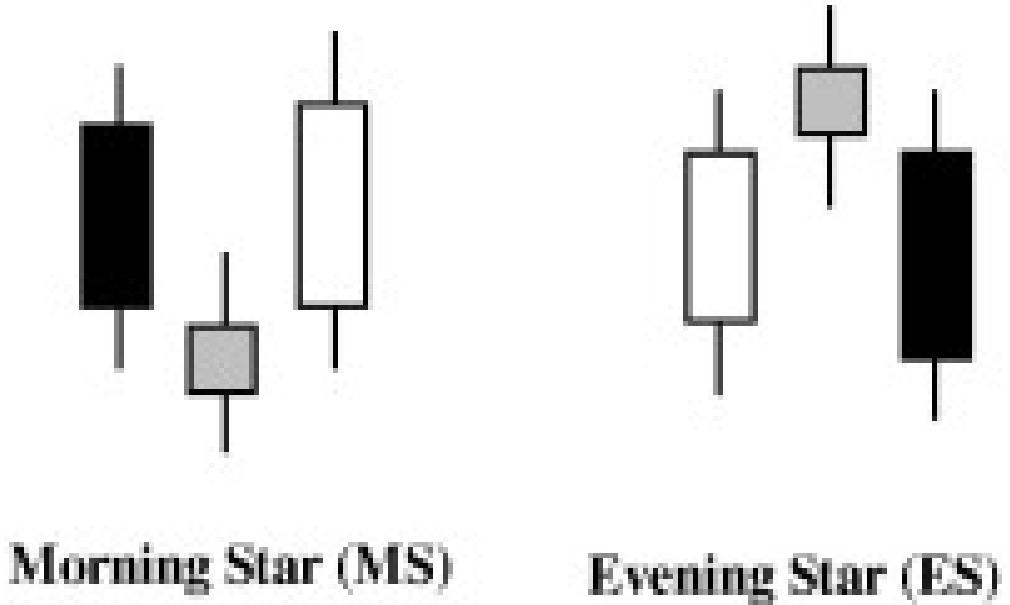
2.3.2. Trend Analiz

Trend analizi teknik analizin bir çeřididir. Trend analizi finans piyasalarında yatırımcılara eyleme geçirilebilir bilgiler saęlamak için geçmiş trendleri ve gelecek tahminlerini kullanmayı içeren tahmine dayalı analitik bir yöntemdir. (Ofodile, 2024). Trend analizinin farklı bir tanımı ise zamansal deęiřimler hakkında bilgiler ortaya çıkarmak ve bu deęiřiklikleri niceliksel olarak ifade etmek řeklindeyir (Esterby, 1996).

Trend analizine yönelik yaklaşımlardan biri, farklı zaman dilimlerindeki trendleri belirlemek için uzman görüşlerini kullanmayı ve ardından benzerlikleri belirlemek için bu trendleri karşılaştırmayı içermektedir (Hwang vd., 2018). Trend analizi; finans, çevre bilimi, klimatoloji ve hidroloji gibi çeşitli alanlarda kullanılabilir (Esterby, 1996)(Ofodile, 2024).

Trend analizi yaklaşımında amaç belirli kalıpları ortaya çıkarmaktır. Ortaya çıkarılan kalıplar değişikliklerin sadece yönünü değil aynı zamanda değişikliğin büyüklüğünü ortaya çıkarmayı hedeflemektedir (Nie vd., 2022). Trend analizi sonucu ortaya çıkan kalıplar formasyon olarak adlandırılmaktadır. Çok farklı çeşitte formasyon türleri bulunmaktadır. Formasyona örnek olarak mum çubuğu formasyonu verilebilir. Caginalp ve Laurent (1998) yaptıkları çalışmada mum çubuğu ticaret stratejileri incelenirken üç temel bileşenin tanınması gerektiğini belirtmişlerdir. Bu bileşenlerin birincisi kalıpları kategorize etmek, ikincisi eğilimleri belirlemek ve üçüncüsü ise tutma stratejileridir.

Aşağıdaki Sekil 2.7.'de mum çubuğu formasyonlarından sabah yıldızı (MS) ve gece yıldızı (ES) formasyonlarının örnek görünümü verilmiştir.



Şekil 2.7. Sabah Yıldızı (MS) ve Gece Yıldızı (ES) Formasyonu (Lu vd., 2015).

MS formasyonu bir yükseliş formasyonuyken, ES bir düşüş formasyonudur. MS formasyonunda ilk mumda büyük bir düşüş bulunur, ikinci mumda düşüş trendi azalarak devam ederken üçüncü ve son mumda en yüksek fiyat görülerek formasyon tamamlanır. ES formasyonunda ise durum tam tersidir. ES formasyonunda ilk mumda bir yükseliş bulunur, ikinci mumda yükseliş devam ederken üçüncü ve son mumda en düşük fiyat görülerek formasyon tamamlanır (Lu vd., 2015).

MS ve ES çok sayıdaki mum formasyonlarından sadece ikisidir. Sadece MS ve ES formasyonlarını bilerek trend analiz yapmak pek mümkün değildir. Trend analizi yapmak için çok sayıda formasyon bilinmesi gerekir. Trend analizlerindeki en büyük sorun formasyonu doğru olarak tespit etmektir. Formasyondaki çoğu adımın gerçekleşmesi formasyonun bütün adımlarının gerçekleşeceği anlamına gelmemektedir.

2.3.3. Temel Analiz

Forex piyasasında temel analiz; bilinçli olarak döviz kurlarının alıŖ/satıŖ kararları vermek için sosyal ve politik güçlerin yanı sıra haberler, finansal raporlar, ekonomik duyurular gibi çeŖitli faktörlerin analiz eden önemli bir tekniktir (Pongsena vd., 2018). Bu analiz biçimi; enflasyon oranları, faiz oranları ve ekonomik büyüme gibi göstergelere odaklanarak piyasa eğilimlerini tahmin etmek için forex haberlerine dayanır (Ayitey vd., 2022). Temel analiz teknik analizi tamamlar ve her ikisi de forex piyasasında kârlılığa ulaşmanın temelini oluşturmaktadır (Dash vd., 2022).

Kısa vadeli fiyat hareketlerini tahmin etmek için öncelikle geçmiş piyasa verilerine dayanan teknik analiz yapılır. Temel analiz ise piyasa davranışına ilişkin daha geniş bir perspektif sağlamak için ekonomik faktörleri ve uzun vadeli eğilimleri daha derinlemesine incelemektedir (Jamali vd., 2023). Teknik analiz kısa vadeli tahminler için etkili olsa da temel analiz, bir para biriminin genel sağlığını ölçmek için GSYİH büyümesi, enflasyon oranları, faiz oranları, ulusal tasarruflar, döviz kurları ve yabancı yatırımlar gibi göstergelere bakmaktadır (Sagar, 2023). Yatırımcılar, teknik ve temel analizi birleŖtirerek piyasa dinamikleri hakkında kapsamlı bir anlayış kazanabilir ve daha doğru tahminler yapabilir (Birjandi vd., 2021).

Temel analizin bir çeŖidi olan duyarlılık analizine göre Forex işlemlerinde kullanıcılar kolektif ruh hallerini ve bakış açılarını döviz kurlarının değerlerine

yansıtılabilmektedir (Yong vd., 2015). Yatırımcılar, piyasa duyarlılığını ölçerek piyasa davranışını yönlendiren mevcut tutum ve duyguları değerlendirebilir ve bu sayede potansiyel fiyat hareketlerine ilişkin değerli bilgiler sağlayabilirler. Temel analiz sadece kişiler tarafından değil aynı zaman büyük işletmeler hatta merkez bankaları tarafından da kullanılmaktadır. Temel analizi kullanan merkez bankaları arasında Kanada merkez bankası da bulunmaktadır (Pang vd., 2010).

COVID-19 salgını gibi dünyadaki olağanüstü durumlar forex piyasalarında yeni zorlukları ve fırsatları da beraberinde getirmiştir. Bu olağanüstü durumlar temel analizin önemini ortaya çıkarmış araştırmacıları temel analiz üzerine çalışmalar yapmaya teşvik etmiştir. Aslam ve diğerleri (2020) yaptığı çalışmada forex verimliliğini ölçmek dalgalanma analizini kullanarak, küresel bir salgın gibi dış şoklar karşısında piyasa dinamiklerinin nasıl geliştiğine ışık tutmayı amaçlamışlardır.

2.4. FOREX İŞLEM PLATFORMLARI

Forex ticaret platformlarının birincil işlevi, parite alım satımını kolaylaştırmaktır. Forex ticaret platformları, yatırımcıların parite çiftlerinde alım satım işlemine katılmalarını sağlayarak küresel finans ortamında giderek daha önemli hale gelmektedir. Bu platformlar, yatırımcılara gerçek zamanlı piyasa verilerine, analitik araçlara erişim ve anında işlem yapma yeteneği sağlamaktadır.

Forex işlem platformları, teknolojik gelişmelerden önemli ölçüde etkilenmişlerdir. Teknolojik gelişmeler sayesinde bu platformlara algoritmik ve otomatik işlem gibi özellikler eklenmiştir. Bu platformlar, piyasa verilerini analiz etmek ve minimum insan müdahalesiyle işlemleri yürütmek için karmaşık algoritmalar ve makine öğrenme tekniklerinden yararlanır, böylece işlem verimliliğini ve kârlılığını artırır (Abednego, 2018).

En popüler platformlar arasında, kullanıcı dostu arayüzü ve uzman danışmanlar (EA'lar) aracılığıyla otomatik ticaret yetenekleri de dahil olmak üzere gelişmiş özellikleri nedeniyle MetaTrader yer almaktadır (Pongsena vd., 2018). Forex ticaret süreçlerinin otomatikleştirilmesi, yatırımcıların sürekli izleme ihtiyacı olmadan teknik stratejiler uygulamasına olanak tanır, böylece verimliliği artırır ve potansiyel olarak kârlılığı yükseltir (Pakhrudin vd., 2020). EA'ların geliştirilmesi, Forex ticaretini

otomatikleştirerek acemi yatırımcıların bile kapsamlı piyasa bilgisine ihtiyaç duymadan karmaşık işlem stratejilerini kullanarak etkili bir şekilde alım satım yapmalarına olanak sağlamaktadırlar (Abednego, 2018)(Pongsena vd., 2018).

2.4.1. Meta Trader

MetaTrader 5 (MT5), özellikle forex ticareti için finans piyasalarında sıkça kullanılan gelişmiş bir Forex ticaret platformudur. Öncülü olan MetaTrader 4'ün (MT4) gelişmiş halidir. MT5 hem amatör hem de profesyonel kullanıcıların ihtiyaçlarını karşılayan gelişmiş özellikler sunmaktadır. Bu platform hisse senetleri, emtialar ve kripto paralar dahil olmak üzere çeşitli finansal araçlarda ticareti kolaylaştırmak için tasarlanmıştır ve bu da onu farklı piyasalardaki yatırımcılar için çok yönlü bir araç haline getirmektedir (Watupongoh ve Latjandu, 2018)(Vedapradha vd., 2023).

MT5'in temel avantajlarından biri, uzman danışmanlar (EA'lar) kullanılarak algoritmik ticaret yapma olanağıdır. Bu otomatik ticaret sistemleri, tüccarların sürekli manuel müdahaleye ihtiyaç duymadan karmaşık ticaret stratejileri uygulamasına olanak tanımaktadır. EA'lar piyasa koşullarını analiz edebilir, işlemleri gerçekleştirebilir ve önceden tanımlanmış kriterlere göre riski yönetebilmektedir. Bu da işlem verimliliğini önemli ölçüde arttırmakta ve işlem kararlarıyla ilişkili duygusal yükü azaltmaktadır (Pongsena vd., 2018) (Zulkifli, 2024). Algoritmaları geçmiş verilerle geriye dönük test etme yeteneği, yatırımcıların stratejilerini canlı piyasalarda uygulamadan önce iyileştirmelerini daha da güçlendirmektedir (Zulkifli, 2024).

MT5 platformu, kapsamlı piyasa analizi yapmak için gerekli olan birden fazla zaman dilimini ve çok çeşitli teknik göstergeler sunmaktadır. Yatırımcılar, potansiyel işlem fırsatlarını belirlemek için hareketli ortalamalar ve trend göstergeleri gibi çeşitli analitik araçları kullanabilirler. Gelişmiş grafikleme yeteneklerinin entegrasyonu, fiyat hareketlerinin daha ayrıntılı bir şekilde incelenmesine olanak tanır ve yatırımcıların teknik analize dayalı bilinçli kararlar almasını sağlayabilmektedir (Noertjahyana vd., 2023) (Utomo ve Saputra, 2023) (Lie vd., 2020). MT5 ayrıca yatırımcıların piyasa koşullarını etkileyebilecek ekonomik haberleri ve olayları değerlendirmelerine olanak tanıyan temel analiz araçlarını da içermektedir (Pasionek, 2021).

MT5'in gelişmiş emir yönetim sistemi sayesinde yatırımcılara işlem stratejilerini yürütmede daha fazla esneklik sağlamaktadır. MT5 basit alıř satıř emirleri haricinde zarar durdur, kâr al veya takip eden durdur emirleri gibi ek emir türleri sunmaktadır. Bu özellikler, kârı maksimize etmek ve zararı en aza indirmek için kesin giriř ve çıkıř noktalarının kritik olduđu deęişken piyasa koşullarında büyük faydalar sağlamaktadır (Abednego, 2018) (Vedapradha vd., 2023). Ayrıca platformun yerleşik ekonomik takvimi, yatırımcıları yaklaşan ekonomik olaylar hakkında bilgilendirir ve stratejilerini buna göre ayarlamalarına olanak tanır (Watupongoh ve Latjandu, 2018)(Pacionek, 2021).

MT5 platformunun çok varlıklı yetenekleri yatırımcıların tek bir arayüzden çeşitli finansal piyasalara erişerek portföylerini çeşitlendirmelerini sağlar. Bu, pozisyonlarını korumak veya farklı varlık sınıflarındaki fırsatlardan yararlanmak isteyen yatırımcılar için özellikle avantajlıdır. Aynı platform içinde forex, hisse senetleri, emtialar ve kripto para birimleriyle işlem yapma yeteneđi, işlem sürecini basitleştirmektedir (Watupongoh ve Latjandu, 2018)(Vedapradha vd., 2023)(Zhou, 2023). Ek olarak, MT5 hem merkezi hem de merkezi olmayan piyasalarda işlem yapmayı destekler ve yatırımcılara kapsamlı bir işlem deneyimi sunar (Abednego, 2018).

Kullanıcı deneyimi açısından MT5, selefti olan MT4'e kıyasla daha sezgisel bir arayüz sunar. Platformun tasarımı kullanıcı dostudur ve hem acemi hem de deneyimli yatırımcılar için erişilebilir hale getirmektedir. MT5 kullanıcıların grafikleri, göstergeleri ve araçları kendi tercihlerine göre düzenlemelerine olanak tanımaktadır (Watupongoh ve Latjandu, 2018)(Vedapradha vd., 2023). MT5'in mobil uygulaması sayesinde yatırımcılar pozisyonlarını izleyebilmektedir. Ayrıca MT5'in mobil uygulaması hareket halindeyken yatırımcıların işlem yapabilmelerine imkân tanıyarak ekstra bir kolaylık sağlamaktadır (Watupongoh ve Latjandu, 2018) (Vedapradha vd., 2023).

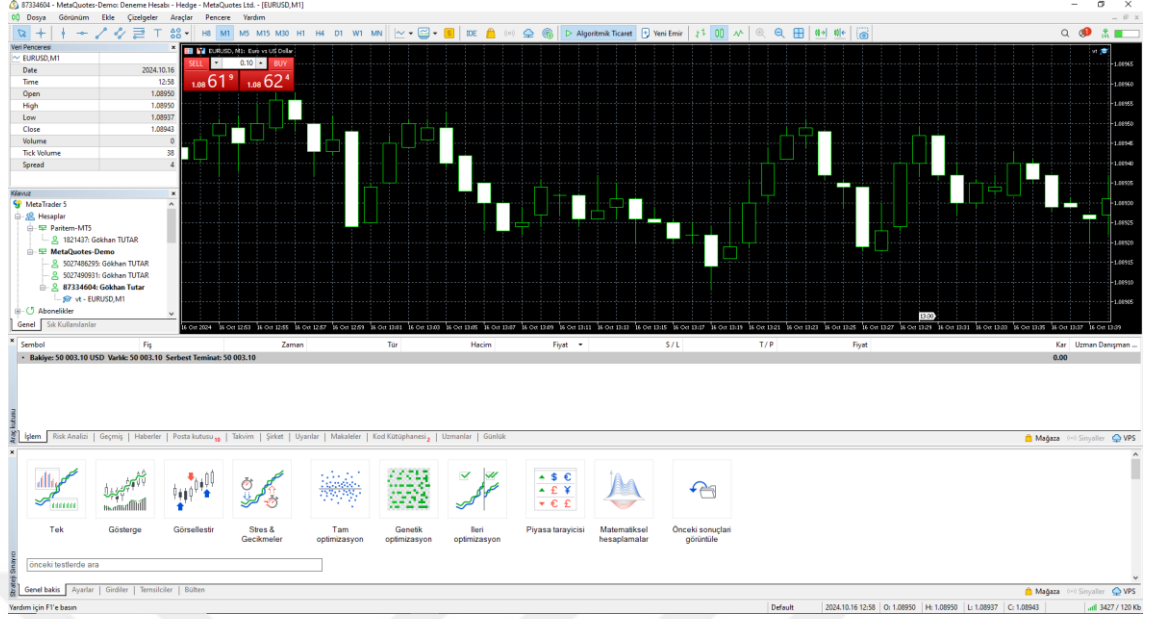
MT5'te becerilerini ve bilgilerini geliştirmek isteyen yatırımcılar için çok sayıda kaynak mevcuttur. MT5 çevrimiçi forumu eğitim materyalleri ve web seminerleri, ticaret stratejileri ve piyasa analiz teknikleri hakkında değerli bilgiler içermektedir. Bu işbirlikçi ortam, yatırımcılar arasında öğrenme ve paylaşım kültürünü teşvik etmektedir ve bu da ticaret performansını iyileştirmede etkili olabilir (Watupongoh ve Latjandu, 2018)(Vedapradha vd., 2023). Ek olarak MT5, yatırımcıların diđer kullanıcılar tarafından

geliştirilen çeşitli araçlara (EA'lar gibi) erişmesini sağlayarak ticaret yeteneklerini daha da geliştirebilmelerine olanak sağlamaktadır (Abednego, 2018)(Vedapradha vd., 2023).

MT5, kullanıcı verilerini ve işlemlerini korumak için gelişmiş güvenlik önlemleri kullanmaktadır. Bu platform, hassas bilgilerin yetkisiz erişime karşı korunmasını sağlamak için şifreleme protokollerini kullanmaktadır. Güvenliğe olan bu bağlılık, özellikle finansal işlemlerin söz konusu olduğu bir sektörde kullanıcılar arasında güven oluşturmak için önemlidir (Watupongoh ve Latjandu, 2018)(Vedapradha vd., 2023).

Dahası, MT5'in çeşitli aracı kurumlarla entegrasyonu, işlem hızını ve işlem kalitesini artırır. Bu, özellikle hızlı fiyat dalgalanmalarının işlem sonuçlarını önemli ölçüde etkileyebileceği forex piyasaları için önemli bir konudur. MT5, birden fazla aracı kurum kaynağına bağlanarak, rekabetçi bir ortam oluşturmaktadır. Bu da aracı kurumların komisyon ve spread değerlerinin en düşük seviyede tutmalarını sağlamaktadır. Komisyon ve spread değerlerinin küçük olması yatırımcıların kârlılık seviyesinin artmasını sağlamaktadır (Watupongoh ve Latjandu, 2018) (Vedapradha vd., 2023).

MT5, yatırımcıların çeşitli ihtiyaçlarını karşılayan kapsamlı bir araç ve özellik paketi sunarak işlem platformları alanında önemli bir ilerlemeyi temsil ediyor. Algoritmik işlem desteği, gelişmiş emir yönetimi, birden fazla varlığı yönetme yeteneği ve kullanıcı dostu arayüzü, onu hem acemi hem de deneyimli yatırımcılar için tercih edilen bir seçenek haline getirmektedir. Bu platformun aracı kurumlarla olan entegrasyonu, finansal piyasalardaki lider konumunu korumasına yardımcı olmaktadır. Ayrıca teknolojik gelişmeler artarak devam ederken MT5 bu gelişmelere uyum sağlayarak piyasalardaki konumunu daha da sağlamlaştırmaktadır. MT5 yatırımcılara rekabetçi bir ortamda başarılı olmak için ihtiyaç duydukları araçları da sağlamaktadır (Watupongoh ve Latjandu, 2018) (Vedapradha vd., 2023).



Şekil 2.8. MetaTrader 5 Ekran Görüntüsü.

Yukardaki Şekil 2.8.'de MetaTrader 5 platformunun örnek bir ekran görüntüsü bulunmaktadır. Şeklin sol tarafında aktif olan paritenin anlık değerleri bulunan veri penceresi, bunun altında da yatırımcının aracı kurumlar tarafından açtığı hesapların listesi bulunmaktadır. Şeklin orta gövdesinde ise seçilen paritenin mum grafiği bulunmaktadır. MT5 platformunun esnekliği sayesinde programda bulunan pencerelerin yerleri ve içerikleri kullanıcının isteğine bağlı olarak değiştirilebilmektedir.

ÜÇÜNCÜ BÖLÜM

YÖNTEM

3.1. ÇALIŞMANIN AMACI

Bu tez çalışmasında forex piyasalarını incelemek, bu piyasalardaki aşağı veya yukarı yönlü hareketleri yapay zekâ teknikleri kullanarak önceden tahmin etmek hedeflenmektedir. Bu hedef doğrultusunda forex piyasasındaki oluşabilecek riskleri ve fırsatları yapay zekâ teknikleri sayesinde eşzamanlı olarak değerlendirip kullanıcıların karar vermelerinde yardımcı olmayı amaçlamaktadır. Yapay zekâ, uygulanan yeni teknikler sayesinde tıp, eğitim, iletişim hatta sosyal hayatta aktif olarak kullanılarak insanlara sayısız faydalar sağlamaktadır. Forex piyasaları ise iletişim teknolojilerinin artması ile beraber dünyanın farklı bölgelerinde bulunan kişilerin yatırım yapmalarını kolaylaştırmıştır. Forex piyasası hareketlerinin tahmin edilmesi zordur. Çünkü forex piyasalardaki hareketler doğrusal olmamakla beraber kaotik bir yapıya sahiptir. Forex piyasa analistleri tahminlerde bulunmak için farklı yöntemlerden faydalanmaktadır. Bu yöntemlerden en çok kullanılanları arasında; temel, teknik ve trend analiz bulunmaktadır. Tabii bu analiz yöntemleri kesin sonuçlar vermemektedir. Son zamanlarda yapay zekâ tekniklerinde yaşanan gelişmeler ile yapay zekâ sadece basit sorunları çözmek için değil aynı zamanda hayatın içerisinde bulunan gerçek ve karmaşık sorunları çözmek için de kullanılmaktadır. Forex piyasalar da gündelik hayatın bir parçası haline geldiğinden bu piyasadaki hareketleri tahmin etmek için yapay zekâ kullanmak tahminlerin doğruluk oranını arttıracaktır.

3.2. ÇALIŞMANIN ÖNEMİ

İnsanların birikimlerini korumak veya artı kazanç elde etmek için dünyanın farklı yerlerinden forex piyasalarına kolaylıkla yatırım yapabilmektedir. Forex piyasalarına yapılan yatırımlar, forex piyasa işlem hacimlerinin katlanarak büyümesini sağlamıştır. Forex piyasa işlem hacimlerinin yüksek olması insanları cezbetmektedir. Bu cazibeden dolayı insanlar bilinçsizce birikimlerini forex piyasalarına yatırmakta ve büyük kayıplar yaşayabilmektedir. Bazı forex piyasalarda 24 saat işlem yapılabilir. Forex piyasalarındaki aralıksız işlem yapabilme özelliğinden dolayı yatırımcıların piyasayı

sürekli takip etmesi ve anlık olarak kararlar alması oldukça zor bir işlemdir. Bu çalışma kapsamında geliştirilecek yapay zekâ destekli robot yazılım, otonom olarak işlem al/sat kararları alarak yatırımcıların sürekli forex piyasalarını takip etme zorunluluğunu ortadan kaldırarak işlerini kolaylaştıracaktır. Ayrıca çalışmamız yatırımcıların yatırımlarına yapay zekâ destekli karar destek sistemleri ile yön vermelerinde ne kadar başarılı olabilecekleri araştırılacak ve sonuçları tartışılacaktır. Yatırımcıların algoritmik işlem veya robotik işlem yapmadan önce bilinçlenebilmesi veya ilgili işlemler sonucunda yaşayabilecekleri problemler ortaya konacak, çözüm önerileri getirilecektir.

3.3. ARAŞTIRMA SORULARI

Yapılan bu çalışmada Forex'te EURUSD paritesinin gelecekteki verilerinin tahmini yapılmıştır. Çalışmada gelecek tahmini, makine öğrenmesi ile özellik çıkartma (örtüşme, polinom uydurma ve son gözlemi ileri taşıma) metotları kullanılarak yapılmıştır. Bu çerçevede aşağıdaki sorulara cevap aranmıştır.

- EURUSD paritesinin grafik bilgilerini kullanarak gelecekteki değerlerin tahmini yapılabilir mi?
 - Gelecek tahmini yapılırken kullanılan zaman serisinin uzunluğu ve penceresi (1M, 5M, 15M, 20M, 30M ve 60M) etkili midir?
 - Forex'te kullanılan geleneksel analiz yöntemlerinin (teknik ve trend analizi) kullandığı verileri (açılış, kapanış, en yüksek, en düşük) kullanarak EURUSD paritesinin gelecek tahmini yapılabilir mi?
 - Yapılan tahminlerin doğrulukları özellik çıkartma teknikleri kullanılarak daha yüksek seviyeye çıkarılabilir mi?
- EURUSD paritesi üzerinde EURGBP ve EURCHF paritelerinin bir etkisi var mı?
- Yapılan tahminlerin kâr getirisi ne kadar olur?

3.4. VERİ

Forex'te analizlerde bulunmadan önce aracı kurumlar tarafından sağlanan veriyi çok iyi anlamak gerekmektedir. Forex küresel çapta işlem gördüğü için paritelerin verileri anlık olarak ve geçmişe dönük herkesin erişimine açıktır. Çalışmada kullanılan veriler

“Ziraat Yatırım Menkul Değerler A.Ş.” aracı kurumundan “Meta Trader 5” adlı yazılım aracılığıyla elde edinilmiştir.

Temelde paritelerin verileri sadece iki boyuttan oluşmaktadır. Bu boyutlardan birincisi zaman ikincisi de parite değeridir. Parite değerleri sürekli değildir. Yani aracı kurumdan paritenin bütün verileri çekildiğinde bir saniye içerisinde beş tane değeri elde edebilirken piyasa hacminin düşmesi durumunda bir dakika içerisinde sadece iki tane değer elde edilebilir. Tabii forex piyasasında küresel çapta işlem hacmi çok fazla olduğu için verinin kesintiye uğrama ihtimali özel durumlar haricinde pek olmamakla beraber saniyeler içinde çok fazla sayıda veri gelebilir. Forex’te parite verilerinin kesintiye uğrayabileceği özel durumlara hafta sonları, işlem hacmine katkısı fazla olan ülkelerin gece vakitleri veya yine bu ülkelerin bayramları örnek olarak verilebilir. Aşağıdaki Şekil 3.1.’de EURUSD paritesinin ardışık değerleri ve bu değerlerin zaman bilgilerinin olduğu küçük kesit gösterilmektedir.

sıra	zaman	deger
1	1719965111349	1.07481
2	1719965114049	1.07481
3	1719965131246	1.07481
4	1719965162148	1.07481
5	1719965164948	1.07475
6	1719965170050	1.07474
7	1719965170651	1.07477
8	1719965205551	1.07480
9	1719965215750	1.07480
10	1719965226051	1.07477

Şekil 3.1. EURUSD Paritesinden Bir Kesit

Şekil 3.1.’de görülebileceği gibi aracı kurumlar tarafından sunulan verilerde zaman verisi unixtime olarak sağlanmaktadır. Unixtime 1970’ten gösterilecek zamana kadar her milisaniyede bir artarak devam eden bir değerdir. Yani unixtime içerisinde milisaniye, saniye, dakika, saat, gün, ay ve yıl bilgilerini barındırır. Örnek olarak Şekil 3.1.’deki birinci satırının zaman kolonunda bulunan “1719965111349” değeri aslında Türkiye saatiyle “3 Temmuz 2024 03:05:11.349” tarihini ifade etmektedir.

Mili saniyede bile farklı değerler alabilen bir veri serisinde her bir veriyi kullanmak analiz yapma işlemini zorlaştırır. Mum grafiklerinde kullanılan mantık da bu zorluğun üstesinden gelmek içindir. Mum grafiklerinde belli bir zaman aralığı mumlar ile ifade edilmektedir. Bu zaman aralığı 1 dk., 5 dk., 15 dk., 20 dk., 1 saat, 1 gün veya 1 hafta gibi değerler olabilir. Yani mum grafiğindeki zaman aralığını bir saat olarak belirlendiği düşünülürse bu bir saat süre içerisinde bin adet veri olduğu varsayımında, bir mum bin tane olan veriyi dört tane (açılış, kapanış, en yüksek, en düşük) değer ile özetlemektedir.

sıra	Time	Open	High	Low	Close
1	1719792000	1.07402	1.07434	1.07343	1.07373
2	1719795600	1.07378	1.07409	1.07312	1.07359
3	1719799200	1.07363	1.07386	1.07331	1.07342
4	1719802800	1.07343	1.07488	1.07339	1.07448
5	1719806400	1.07448	1.07608	1.07419	1.07473
6	1719810000	1.07474	1.07541	1.0746	1.07539
7	1719813600	1.07539	1.07557	1.07506	1.07518
8	1719817200	1.07518	1.07578	1.07514	1.07538
9	1719820800	1.07535	1.07612	1.07533	1.07547
10	1719824400	1.07546	1.07754	1.07544	1.07689

Şekil 3.2. EURUSD Paritesinin Bir Saatlik Zaman Dilimler Halindeki Gösterimi

Yukarıdaki Şekil 3.2.’deki her bir satırda bir saatlik verinin özeti bulunmaktadır. Şekildeki veriler sıralı olarak verilmiştir. Şekilde bulunan “Open” kolonu aynı satırda bulunan “Time” anındaki EURUSD değerini göstermektedir. Şekilde bulunan “High” kolonu ise; aynı satırın “Time” anı ile bir sonraki satırın “Time” anı arasında bulunan en yüksek EURUSD değerini göstermektedir. Şekilde bulunan “Low” kolonu ise aynı satırın “Time” anı ile bir sonraki satırın “Time” anı arasında bulunan en düşük EURUSD değerini göstermektedir. Şekilde bulunan “Close” kolonu ise bir sonraki satırın “Time” anından hemen önceki EURUSD değerini göstermektedir.

Yani Şekil 3.2’deki birinci satırın “Open” kolonu “1 Temmuz 2024 07:00:00” anındaki EURUSD değerini, “High” kolonu ise; “1 Temmuz 2024 07:00:00” ile “1 Temmuz 2024 07:59:59” arasındaki en yüksek EURUSD değerini, “Low” kolonu ise; “1 Temmuz 2024 07:00:00” ile “1 Temmuz 2024 07:59:59” arasındaki en düşük EURUSD değerini, “Close” ise; “1 Temmuz 2024 07:59:59” anındaki EURUSD değerini göstermektedir.

Çalışmadaki tüm eğitimlerde 01.01.2002 – 05.31.2020 tarihleri arasındaki EURUSD paritesinin verileri kullanılmıştır. Çalışmada kullanılan veri setleri her

eğitimden önce rastgele olarak %80 eğitim ve %20 test kümelerine bölünmüştür. Yapılan eğitimlerin her biri on defa tekrarlanmış ve çıkan sonuçların ortalamaları verilmiştir (mini batch size=10, epoch=100, Lr= 0.0005).

3.5. ÇALIŞMA METODOLOJİSİ

3.5.1. Zaman Diliminin Belirlenmesi

Forex'te parite verilerini daha kolay analiz edilebilmesi için veriler belirli zaman dilimlerine bölünüp (1 dk., 5 dk., 30 dk. gibi) bu zaman dilimindeki özet bilgi kullanılabilir. Verileri zaman dilimine bölmek analizi kolaylaştırır da yeni bir sorun ortaya çıkarmaktadır. Verilerin analizleri yapılırken hangi zaman aralığı kullanılmalıdır? Forex analizlerinde hangi zaman aralığının kullanılacağı hakkında kesin bir kanı olmasa da yaygın olarak 1 dakika (1M), 5 dakika (5M), 30 dakika (30M), 4 saat (4H), 1 günlük (1D) ve 1 haftalık (1W) zaman dilimleri kullanılmaktadır. Bu zaman dilimleri, yatırımcıların fiyat hareketlerini analiz etmesine ve farklı ayrıntı düzeylerine ve ticaret ufuklarına dayalı olarak tahminlerde bulunmasına olanak tanır (Aslam vd., 2020)(Grądzki & Wójcik, 2023).

Analiz yapılacak zaman aralığı genellikle yatırım stratejisine göre belirlenmektedir. Yani yatırımcılar, uzun vadeli yatırım yapacaksa 4H, 1D veya 1W zaman dilimlerini; kısa vadeli yatırımlar yapacaksa da 1M, 5M, 20M veya 30M zaman dilimlerini kullanabilirler.

Özellikler

sıra	zaman	acilis	en_yuksek	en_dusuk	kapanis
1	1719792000	1.07402	1.07434	1.07343	1.07373
2	1719795600	1.07378	1.07409	1.07312	1.07359
3	1719799200	1.07363	1.07386	1.07331	1.07342
4	1719802800	1.07343	1.07488	1.07339	1.07448
5	1719806400	1.07448	1.07608	1.07419	1.07473
6	1719810000	1.07474	1.07541	1.0746	1.07539
7	1719813600	1.07539	1.07557	1.07506	1.07518
8	1719817200	1.07518	1.07578	1.07514	1.07538
9	1719820800	1.07535	1.07612	1.07533	1.07547
10	1719824400	1.07546	1.07754	1.07544	1.07689

Hedef

Şekil 3.3. EURUSD Paritesinin Bir Saatlik Zaman Dilimler Halindeki Gösterimi

Bu çalışmanın amaçları arasında en kısa zamanda en çok getiriye elde etmek olduğundan dolayı kısa vadeli zaman dilimleri (1M, 5M, 15M, 20M, 30M, 60M) kullanılacaktır. Bu dilimlerinden hangisinin kullanılacağını belirlemek için küçük bir çalışma yapılmıştır. Çalışmada Şekil 3.3.'te görülebileceği gibi t zamanındaki açılış, kapanış, en yüksek ve en düşük değerler özellik olarak kullanılmış, $t+1$ zamanındaki kapanış değeri de hedef olarak kullanılmıştır. Yapılan çalışmalarda sadece yön tahmininde bulunulmuştur. Yani t zamanındaki kapanış değeri ile $t+1$ zamanındaki kapanış değeri arasındaki farkın pozitif, negatif veya aynı olması tahminlerinde bulunulmuştur.

Tablo 3.1. Zaman Dilimi Eğitimleri

Zaman dilimi	Yön tahmini doğruluk oranı
1M	49.875
5M	45.692
15M	48.358
20M	50.809
30M	51.481
60M	50.472

Yapılan eğitimlerin sonuçları Tablo 3.1.'de gösterilmiştir. Yapılan EURUSD paritesinin yön tahminleri birbirlerine çok yakın olmakla beraber en iyi sonuç alınan zaman dilimi 30M olan veri setinde alınmıştır. Tabii bu her zaman en iyi sonucun 30M veri diliminde alınacağı anlamına gelmemektedir.

Her ne kadar eğitim için kullanılan verinin zaman aralığı aynı olsa da zaman dilimleri farklı olduğu için eğitimde kullanılan veri setleri de birbirlerinden farklıdır. Bu eğitimleri direkt olarak birbirleriyle karşılaştırmak çok doğru bir yöntem değildir. Bu eğitimler sadece ön görüde yardımcı olması için yapılmıştır.

3.5.2. Veri Uzunluğunun Belirleme

Tek bir zaman diliminin özetini verip bir sonraki zaman diliminin açılış değerini tahmin etmek Tablo 3.1.'de de görüleceği gibi başarılı bir yöntem değildir. Forex piyasalarında en başarılı olan analiz yöntemlerinden birisi trend analizidir. Trend analizindeki amaç, formasyon adındaki belirli kalıpları ortaya çıkarmaktır. Bu kalıplar paritenin t zamanından önceki veriler arasında aranmaktadır. Formasyonlarda kullanılan

verinin uzunluğu farklılık göstermektedir. Örneğin MS formasyonunda t-3 zamanına kadar olan veri kullanılırken omuz baş omuz gibi formasyonlar t-20 zamanına kadar olan veriyi kullanılabilmektedir.

Trend analizlerinin geçmiş değerleri seri olarak kullanma mantığından faydalanmak için veri seti yeniden yapılandırılmıştır. Ancak trend analizlerinde de geriye dönük ne kadar veri kullanılacağı hakkında kesin bir kanı bulunmamaktadır. Bundan dolayı geriye dönük ne kadar veri kullanılırsa daha başarılı olunabileceği çeşitli eğitimlerle araştırılmıştır.

	t1	t2	t3	t4	t5	t6	t7	t8	t9	t10	t11	t12	t13	t14	t15	t16
Close	1.19719	1.19763	1.19784	1.19768	1.19774	1.19792	1.19853	1.19775	1.19824	1.19817	1.19811	1.19845	1.19739	1.19682	1.19679	1.19360
High	1.19820	1.19806	1.19847	1.19806	1.19793	1.19864	1.19859	1.19830	1.19825	1.19868	1.19853	1.19856	1.19749	1.19690	1.19701	
Low	1.19695	1.19737	1.19778	1.19753	1.19755	1.19767	1.19770	1.19770	1.19788	1.19774	1.19807	1.19736	1.19660	1.19642	1.19663	
Open	1.19762	1.19785	1.19796	1.19773	1.19792	1.19853	1.19775	1.19825	1.19815	1.19812	1.19845	1.19740	1.19681	1.19678	1.19698	
	t16	t17	t18	t19	t20	t21	t22	t23	t24	t25	t26	t27	t28	t29	t30	t31
Close	1.19360	1.19520	1.19464	1.19383	1.19414	1.19360	1.19388	1.19455	1.19403	1.19328	1.19272	1.19130	1.19157	1.19134	1.19190	1.19161
High	1.19538	1.19547	1.19494	1.19437	1.19430	1.19432	1.19489	1.19484	1.19467	1.19333	1.19285	1.19194	1.19242	1.19206	1.19232	
Low	1.19321	1.19341	1.19362	1.19374	1.19332	1.19359	1.19386	1.19357	1.19248	1.19207	1.19093	1.19126	1.19091	1.19076	1.19150	
Open	1.19519	1.19465	1.19382	1.19413	1.19359	1.19390	1.19455	1.19401	1.19329	1.19271	1.19129	1.19156	1.19134	1.19189	1.19222	

Şekil 3.4. EURUSD Paritesinin Bir Saatlik Zaman Dilimler Halindeki Gösterimi

Yukarıdaki Şekil 3.4.'te yeni oluşturulan veri setinin örnek görüntüsü bulunmaktadır. Kırmızı renkle gösterilenler alanlar özellikleri, mavi renk ile gösterilenler hedefi ifade etmektedir. Yani t1 ile t15 arasındaki açılış, kapanış, en yüksek ve en düşük değerler özellik olarak kullanılmış, t+16 zamanındaki kapanış değeri de hedef olarak kullanılmıştır. Şekil 3.4.'te gösterilen özellikler, 30M zaman dilimine göre 4x15 boyutundaki matrislerden oluşmaktadır. Yapılacak eğitimlerde 4x15, 4x30 ve 4x40 boyutundaki matrisler kullanılacaktır. Bu üç matris (4x15, 4x30 ve 4x40 matrisleri) kullanılarak Tablo 3.1.'de bulunan en başarılı üç zaman diliminde (20M, 30M ve 60M) yeni eğitimler yapılacaktır.

Tablo 3.2. Veri Uzunluklarına Göre Eğitimler

Zaman dilimi	Matris	Yön tahmini doğruluk oranı	MSE	MAE	MAPE
20M	4x15	76.327	0.000032700	0.004152401	0.320015
	4x30	80.878	0.000030103	0.004092267	0.319852
	4x40	77.634	0.000031633	0.004103683	0.319910
30M	4x15	78.467	0.000031510	0.004103532	0.319922
	4x30	81.482	0.000029859	0.004076801	0.319767
	4x40	77.562	0.000031625	0.004103671	0.319911
60M	4x15	79.139	0.000030224	0.004093672	0.319845
	4x30	80.749	0.000030114	0.004092368	0.319852
	4x40	79.076	0.000030335	0.004100318	0.319862

Yapılan eğitimlerin sonuçları Tablo 3.2.'de gösterilmiştir. Yapılan EURUSD paritesinin yön tahminleri birbirlerine yakın olmakla beraber en iyi sonuç alınan matrisin uzunluğu, bütün zaman dilimlerinde 4x30 olduğu görülmektedir. Tabii bu her zaman en iyi sonucun 30M veri diliminde 4x30 matrisinde alınacağı anlamına gelmemektedir. Bu sonuçlara göre; bundan sonraki yapılacak eğitimlerde EURUSD paritesinin 30M zaman diliminde ve t1 ile t30 arasındaki verilere odaklanılacaktır.

Bundan sonra yapılacak eğitimleri daha sağlıklı karşılaştırabilmek için Tablo 3.2.'de MSE, MAE ve MAPE değerleri de verilmiştir.

3.5.3. Hareketli Ortalama, Polinom Uydurma ve Türev Uygulanması

Hareketli ortalamalar, para piyasalar için kullanılan geleneksel teknik analizlerde sık olarak tercih edilen yöntemlerden birisidir. Hareketli ortalamaların en çok tercih edilenleri arasında 20, 50, 100 birimlik ortalamalar bulunmaktadır. Bundan dolayı hangi hareketli ortalama kullanılırsa tahminlerin daha başarılı olunabileceği çeşitli eğitimlerle araştırılmıştır.

Polinom uydurma özellikle regrasyon problemlerinde doğruluğu arttırmak için kullanılan bir yöntemdir. Bu yönteminde hareketli ortalamaları gibi tahmin sonuçlarını pozitif anlamda katkı sağlayacağı düşünülmektedir. Bundan dolayı veri setine kapanış değerlerinin polinomu eklenmiştir.

Yapay zekâ eğitimlerinde kullanılan özelliklerin birinci, ikinci veya üçüncü türevlerini almak, faydası görülmüş bir yöntemdir. Bundan dolayı EURUSD paritesinin kapanış verisinin birinci, ikinci ve üçüncü türevleri alınarak veri setine eklenmiştir.

	t1	t2	t3	t4	t5	t6	t7	t8	t9	t10	...	t24	t25	t26	t27	t28	t29	t30	t31
Close	1.09959	1.10059	1.09983	1.09863	1.09916	1.09817	1.09938	1.09944	1.09920	1.09801	...	1.09714	1.09742	1.09724	1.09752	1.09709	1.09674	1.09702	1.09755
High	1.10060	1.10082	1.10074	1.10019	1.09926	1.09915	1.09975	1.09980	1.10002	1.09920	...	1.09726	1.09751	1.09775	1.09789	1.09759	1.09713	1.09721	
Low	1.09951	1.09948	1.09954	1.09803	1.09833	1.09806	1.09783	1.09896	1.09903	1.09797	...	1.09701	1.09713	1.09693	1.09718	1.09700	1.09665	1.09674	
Open	1.10033	1.09961	1.10058	1.09983	1.09864	1.09915	1.09816	1.09937	1.09943	1.09920	...	1.09715	1.09713	1.09741	1.09722	1.09751	1.09709	1.09675	
SMA20	1.10313	1.10291	1.10266	1.10233	1.10206	1.10173	1.10147	1.10119	1.10090	1.10060	...	1.09759	1.09750	1.09746	1.09737	1.09725	1.09712	1.09708	
WMA20	1.10218	1.10193	1.10164	1.10126	1.10095	1.10058	1.10036	1.10016	1.09997	1.09970	...	1.09725	1.09723	1.09720	1.09721	1.09718	1.09713	1.09712	
Polinom	1.10038	1.10000	1.09964	1.09931	1.09901	1.09873	1.09848	1.09825	1.09805	1.09787	...	1.09704	1.09707	1.09709	1.09713	1.09716	1.09720	1.09724	
Türev1	-0.00075	0.00099	-0.00075	-0.00120	0.00052	-0.00098	0.00120	0.00005	-0.00024	-0.00119	...	0	0.00028	-0.00018	0.00028	-0.00043	-0.00034	0.00028	
Türev2	-0.00043	0.00024	0.00024	-0.00195	-0.00067	-0.00045	0.00022	0.00126	-0.00018	0.00143	...	-0.00019	0.00028	0.0001	0.0001	-0.00015	-0.00078	-0.00006	
Türev3	-0.00132	0.00055	-0.00051	-0.00096	-0.00143	-0.00165	0.00075	0.00028	0.00102	-0.00137	...	-0.00004	0.00008	0.0001	0.00038	-0.00033	-0.00049	-0.00049	

Şekil 3.5. SMA20, WMA20, Polinom ve Türev Verilerini Eklendikten Sonradaki Veri Seti

Yukarıdaki Şekil 3.5.'te yeni oluşturulan veri setinin örnek görüntüsü bulunmaktadır. Kırmızı renkle gösterilenler alanlar özellikleri, mavi renk ile gösterilenler

hedefi ifade etmektedir. Yani t_1 ile t_{30} arasındaki açılış, kapanış, en yüksek ve en düşük, SMA20, WMA20, polinom, türev 1, türev 2 ve türev 3 değerleri özellik olarak kullanılmış, $t+31$ zamanındaki kapanış değeri de hedef olarak kullanılmıştır. Şekil 3.5.'te gösterilen özellikler, 10x30 boyutundaki matrislerden oluşmaktadır. Hareketli ortalamalar, türev ve polinom değerleri hesaplanırken EURUSD paritesinin kapanış değeri kullanılmıştır. Yapılacak eğitimlerde 20, 50 ve 100 birimlik (SMA20, WMA20 SMA50, WMA50, SMA100 ve WMA100) ortalamalar kullanılacaktır. Polinom, türev 1, türev 2 ve türev 3 değerleri bütün veri setlerinde sabit olarak kullanılmıştır.

Tablo 3.3. Hareketli Ortalama Eğitimleri

Hareketli Ortalamanın birimi	Yön tahmini doğruluk oranı	MSE	MAE	MAPE
20	86.886	0.000010582	0.002805214	0.1932
50	85.963	0.000010584	0.002903179	0.1931
100	86.135	0.000010585	0.002901002	0.1931

Yapılan eğitimlerin sonuçları Tablo 3.3.'te gösterilmiştir. Yapılan EURUSD paritesinin yön tahminleri birbirlerine çok yakın olmakla beraber en iyi sonuç alınan ortalamanın biriminin 20 olduğu görülmektedir. Ayrıca daha önce yapılan eğitime göre MSE, MAE ve MAPE değerlerinde büyük ölçüde düşüş görülmektedir. Bu sonuçlara göre; hareketli ortalamalar, polinom ve türev bilgileri EURUSD paritesinin yön tahmininde ve tahminlerin gerçek değerlere olan yakınlığına katkı sağlamıştır.

3.5.4. Örtüşme Adımının Belirlenmesi

Örtüşme, yapay zekâ eğitimlerinde sıkça kullanılan bir yöntemdir. Zaman serilerinde örtüşme hem eğitimde kullanılan veri sayısını hem de veri pencerelerinin çeşitliliğini arttırmaktadır. Bundan dolayı örtüşmenin bu çalışmada yapılacak eğitimlerin tahminlerini daha yüksek seviyelere çıkaracağı düşünülmektedir. Ancak örtüşme miktarının ne kadar olacağı hakkında kesin bir kanı bulunmamaktadır. Bundan dolayı hangi örtüşme oranı kullanılırsa daha başarılı olunabileceği çeşitli eğitimlerle araştırılmıştır.

	t1	t2	t3	t4	t5	t6	...	t20	t21	t22	t23	t24	t25	t26	t27	t28	t29	t30	t31
Close	1.41085	1.41094	1.41098	1.41130	1.41201	1.41172	...	1.40780	1.40784	1.41107	1.40995	1.40919	1.40757	1.40642	1.40878	1.40909	1.40936	1.40919	1.40873
High	1.41116	1.41108	1.41112	1.41149	1.41247	1.41267	...	1.40814	1.40848	1.41160	1.41166	1.41034	1.40923	1.40850	1.40927	1.40971	1.41002	1.41060	
Low	1.41080	1.41039	1.41077	1.41092	1.41126	1.41155	...	1.40620	1.40709	1.40780	1.40995	1.40895	1.40687	1.40580	1.40633	1.40831	1.40832	1.40848	
Open	1.41080	1.41081	1.41092	1.41097	1.41129	1.41200	...	1.40627	1.40784	1.40783	1.41107	1.40994	1.40918	1.40758	1.40642	1.40879	1.40911	1.40933	
SMA20	1.40860	1.40878	1.40899	1.40927	1.40950	1.40967	...	1.40935	1.40920	1.40920	1.40915	1.40905	1.40882	1.40856	1.40852	1.40842	1.40842	1.40848	
WMA20	1.40932	1.40954	1.40975	1.40997	1.41023	1.41044	...	1.40860	1.40845	1.40863	1.40870	1.40871	1.40857	1.40834	1.40836	1.40841	1.40850	1.40858	
Polinom	1.41085	1.41092	1.41122	1.41139	1.41112	1.41113	...	1.40805	1.40859	1.40917	1.40912	1.40884	1.40838	1.40821	1.40824	1.40857	1.40921	1.40919	
Türev1	0.00006	0.00009	0.00004	0.00032	0.00071	-0.00029	...	0.00150	0.00004	0.00323	-0.00112	-0.00076	-0.00162	-0.00115	0.00236	0.00031	0.00027	-0.00017	
Türev2	-0.00038	0.00015	0.00013	0.00036	0.00103	0.00042	...	0.00058	0.00154	0.00327	0.00211	-0.00188	-0.00238	-0.00277	0.00121	0.00267	0.00058	0.00010	
Türev3	0.00026	-0.00029	0.00019	0.00045	0.00107	0.00074	...	-0.00133	0.00062	0.00477	0.00215	0.00135	-0.00350	-0.00353	-0.00041	0.00152	0.00294	0.00041	
	t21	t22	t23	t24	t25	t26	...	t40	t41	t42	t43	t44	t45	t46	t47	t48	t49	t50	t51
Close	1.40784	1.41107	1.40995	1.40919	1.40757	1.40642	...	1.41241	1.41279	1.41198	1.41189	1.41263	1.41243	1.41261	1.41277	1.41276	1.41268	1.41238	1.41195
High	1.40848	1.41160	1.41166	1.41034	1.40923	1.40850	...	1.41313	1.41299	1.41280	1.41253	1.41303	1.41323	1.41273	1.41300	1.41279	1.41305	1.41270	
Low	1.40709	1.40780	1.40995	1.40895	1.40687	1.40580	...	1.41211	1.41206	1.41171	1.41165	1.41186	1.41233	1.41192	1.41253	1.41223	1.41217	1.41202	
Open	1.40784	1.40783	1.41107	1.40994	1.40918	1.40758	...	1.41258	1.41243	1.41280	1.41199	1.41190	1.41262	1.41245	1.41260	1.41274	1.41276	1.41247	
SMA20	1.40920	1.40920	1.40915	1.40905	1.40882	1.40856	...	1.40925	1.40950	1.40954	1.40964	1.40981	1.41006	1.41036	1.41056	1.41075	1.41091	1.41107	
WMA20	1.40845	1.40863	1.40870	1.40871	1.40857	1.40834	...	1.40968	1.41002	1.41025	1.41048	1.41076	1.41101	1.41125	1.41148	1.41169	1.41188	1.41202	
Polinom	1.40784	1.40962	1.40912	1.40884	1.40838	1.40821	...	1.41264	1.41233	1.41234	1.41234	1.41231	1.41247	1.41264	1.41265	1.41264	1.41261	1.41238	
Türev1	0.00004	0.00323	-0.00112	-0.00076	-0.00162	-0.00115	...	-0.00018	0.00038	-0.00081	-0.00009	0.00074	-0.00020	0.00018	0.00016	-0.00001	-0.00008	-0.00030	
Türev2	0.00154	0.00327	0.00211	-0.00188	-0.00238	-0.00277	...	-0.00103	0.00020	-0.00043	-0.00090	0.00065	0.00054	-0.00002	0.00034	0.00015	-0.00009	-0.00038	
Türev3	0.00062	0.00477	0.00215	0.00135	-0.00350	-0.00353	...	0.00303	-0.00065	-0.00061	-0.00052	-0.00016	0.00045	0.00072	0.00014	0.00033	0.00007	-0.00039	

Şekil 3.6. Örtüşme Uygulandıktan Sonradaki Veri Seti Görünümü

Yukarıdaki Şekil 3.6.'da yeni oluşturulan veri setinin örnek görüntüsü bulunmaktadır. Kırmızı renkle gösterilenler alanlar özellikleri, mavi renk ile gösterilenler hedefi ifade etmektedir. Şekle dikkat edilirse ilk özellik t1 ile t30 arasında iken; ikinci özellik t31 ile t60 arasında olması gerekirken, t21 ile t50 arasındaki verilerde oluşmaktadır. Bu da veride 10 adım örtüşme uygulandığını göstermektedir. Farklı örtüşme adımlar farklı sonuçlar verebilir. Bundan dolayı yapılacak eğitimlerde 5, 10 ve 15 adım örtüşmeler uygulanacaktır.

Tablo 3.4. Örtüşme Uygulanan Eğitimler

Örtüşme adımı	Yön tahmini doğruluk oranı	MSE	MAE	MAPE
5	89.663	0.00000858	0.002083920	0.1656
10	88.840	0.00000943	0.002131894	0.1656
15	87.507	0.00000965	0.002205404	0.1657

Yapılan eğitimlerin sonuçları Tablo 3.4.'te gösterilmiştir. Yapılan örtüşme uygulamasının yön tahminleri birbirlerine çok yakın olmakla beraber en iyi sonuç örtüşme adımı 5 olduğu görülmektedir. MSE, MAE ve MAPE'nin üçünün birden en düşük değeri alan örtüşme adımı ise 15 olduğu görülmektedir. Örtüşmeli veriler kullanılırken örtüşme adımı ne kadar artarsa eğitim ve test verilerinin oranları aynı kalsa bile verilerin sayısı arttığı unutulmamalıdır. Yani yukarıdaki eğitimlerde kullanılan eğitim ve test veri setlerinin sayıları birbirlerinden farklıdır. Bundan dolayı bu sonuçları birbirleriyle tam olarak karşılaştırmak doğru olmayacaktır.

Yapılan eğitimlerde hem yön tahmini hem de karşılaştırma metriklerinin (MSE, MAE ve MAPE) en düşük olduğu örtüşme adımı 5 olduğu görülmektedir. Bundan dolayı sonraki yapılacak eğitimlerde örtüşme adımı olarak 5 olan veri setine odaklanılacaktır.

3.5.5. Farklı Paritelerin EURUSD Paritesi Üzerindeki Etkisi

Ekonomik ilişkileri yüksek olan ülkelerin pariteleri arasında da bir ilişki olabilir. Bu ilişkiler sayesinde yapılacak eğitimlerin tahminleri daha yüksek seviye çıkarılabilir. Bundan dolayı EURUSD paritesine ek olarak EURCHF (Avro, İsviçre Frangı) ve EURGBP (Avro, İngiliz Sterlini) pariteleri kullanılmıştır.

Paritelerde işlem hacimlerinin düşük olduğu zamanlarda (resmi tatil veya gece saatleri gibi) paritenin değeri aracı kurumlar tarafında servis edilmemektedir. Bu eksik olan veriler sorun oluşturmaktadır. Çünkü iki farklı paritenin aynı zamandaki değerleri birleştirerek eğitim yapılması gerekir. Eksik veriler yani EURUSD paritesinde olan ancak EURCHF veya EURGBP paritelerinde olmayan verileri tamamlamak için son gözlemi ileri taşıma (LOCF) yöntemi kullanılmıştır. Tam tersi durumda olan veriler de yani EURCHF veya EURGBP olan ancak EURUSD paritesinde olmayan veriler de silinmiştir.

	t1	t2	t3	t4	t5	t6	t7	t8	t9	...	t25	t26	t27	t28	t29	t30	t31
EURUSD	Close	1.09959	1.10059	1.09983	1.09863	1.09916	1.09817	1.09938	1.09944	1.09920	...	1.09742	1.09724	1.09752	1.09709	1.09674	1.09702
	High	1.10060	1.10082	1.10074	1.10019	1.09926	1.09915	1.09975	1.09980	1.10002	...	1.09751	1.09775	1.09789	1.09759	1.09713	1.09721
	Low	1.09951	1.09948	1.09954	1.09803	1.09833	1.09806	1.09783	1.09896	1.09903	...	1.09713	1.09693	1.09718	1.09700	1.09665	1.09674
	Open	1.10033	1.09961	1.10058	1.09983	1.09864	1.09915	1.09816	1.09937	1.09943	...	1.09713	1.09741	1.09722	1.09751	1.09709	1.09675
	SMA20	1.10313	1.10291	1.10266	1.10233	1.10206	1.10173	1.10147	1.10119	1.10090	...	1.09750	1.09746	1.09737	1.09725	1.09712	1.09708
	WMA20	1.10218	1.10193	1.10164	1.10126	1.10095	1.10058	1.10036	1.10016	1.09997	...	1.09723	1.09720	1.09721	1.09718	1.09713	1.09712
	Polinom	1.10038	1.10000	1.09964	1.09931	1.09901	1.09873	1.09848	1.09825	1.09805	...	1.09707	1.09709	1.09713	1.09716	1.09720	1.09724
	Türev1	-0.00075	0.00099	-0.00075	-0.00120	0.00052	-0.00098	0.00120	0.00005	-0.00024	...	0.00028	-0.00018	0.00028	-0.00043	-0.00034	0.00028
	Türev2	-0.00043	0.00024	0.00024	-0.00195	-0.00067	-0.00045	0.00022	0.00126	-0.00018	...	0.00028	0.0001	0.0001	-0.00015	-0.00078	-0.00006
	Türev3	-0.00132	0.00055	-0.00051	-0.00096	-0.00143	-0.00165	0.00075	0.00028	0.00102	...	0.00008	0.0001	0.00038	-0.00033	-0.00049	-0.00049
EURGBP	Close	0.83951	0.83915	0.83903	0.83834	0.83782	0.83704	0.83820	0.83799	0.83802	...	0.83681	0.83688	0.83700	0.83629	0.83605	0.83608
	High	0.83996	0.83962	0.83935	0.83930	0.83838	0.83782	0.83833	0.83862	0.83834	...	0.83682	0.83695	0.83722	0.83700	0.83631	0.83613
	Low	0.83927	0.83845	0.83862	0.83809	0.83756	0.83686	0.83648	0.83762	0.83761	...	0.83655	0.83666	0.83669	0.83625	0.83600	0.83594
	Open	0.83978	0.83948	0.83915	0.83902	0.83834	0.83781	0.83706	0.83819	0.83797	...	0.83659	0.83682	0.83689	0.83698	0.83629	0.83604
	SMA20	0.84089	0.84072	0.84055	0.84035	0.84013	0.83988	0.83969	0.83949	0.83931	...	0.83685	0.83684	0.83678	0.83670	0.83660	0.83652
	WMA20	0.84030	0.84014	0.83997	0.83976	0.83952	0.83923	0.83907	0.83891	0.83876	...	0.83659	0.83659	0.83661	0.83656	0.83650	0.83645
	Polinom	0.83949	0.83914	0.83881	0.83851	0.83823	0.83798	0.83776	0.83756	0.83737	...	0.83641	0.83642	0.83642	0.83642	0.83641	0.83641
	Türev1	-0.00026	-0.00036	-0.00011	-0.00069	-0.00051	-0.00078	0.00115	-0.00020	0.00003	...	0.00023	0.00006	0.00012	-0.00070	-0.00024	0.00003
	Türev2	-0.00046	-0.00062	-0.00047	-0.00080	-0.00121	-0.00129	0.00037	0.00095	-0.00017	...	0.00031	0.00029	0.00018	-0.00058	-0.00095	-0.00020
	Türev3	0.00017	-0.00082	-0.00073	-0.00117	-0.00132	-0.00199	-0.00014	0.00017	0.00097	...	0.00020	0.00037	0.00041	-0.00052	-0.00082	-0.00091

Şekil 3.7. EURUSD Paritesine EURGBP Paritesine Eklendikten Sonraki Veri Seti Görünümü

Yukarıdaki Şekil 3.7.'de oluşturulan yeni veri setlerinden EURUSD+EURGBP veri setinin örnek görüntüsü bulunmaktadır. Kırmızı renkle gösterilenler alanlar özellikleri, mavi renk ile gösterilenler hedefi ifade etmektedir. EURGBP ve EURCHF paritelerinin açılış, kapanış, en yüksek ve en düşük değerlerine ek olarak daha önceki eğitimlerde

başarıya katkısı olan paritenin SMA20, WMA20, polinom, türev 1, türev 2 ve türev 3 değerleri de veri setine eklenmiştir.

Şekil 3.7.'deki veri setine benzer olarak üç adet yeni veri seti oluşturulmuştur. Tahmin edilecek parite EURUSD paritesi olduğu için bütün veri setlerinde bu parite sabit olarak bulundurulmaktadır. Veri setine yani EURUSD paritesinin verilerine ek olarak sadece EURGBP paritesinin verisini, daha sonra da sadece EURCHF paritesinin verisini, en son olarak da hem EURGBP hem de EURCHF paritelerinin ikisi birden eklenerek üç tane yeni veri seti oluşturulmuştur. Bu veri setleri EURUSD + EURGBP, EURUSD + EURCHF, EURUSD + EURGBP + EURCHF olarak adlandırılacaktır.

Tablo 3.5. EURGBP ve EURCHF Paritelerinin EURUSD Paritesine Etkisi

Veri seti	Yön tahmini doğruluk oranı	MSE	MAE	MAPE
EURUSD+EURCHF	89.411	0.00000871	0.002105404	0.1656
EURUSD+EURGBP	90.440	0.00000802	0.002002391	0.1652
EURUSD+EURGBP+EURCHF	89.925	0.00000858	0.002083920	0.1652

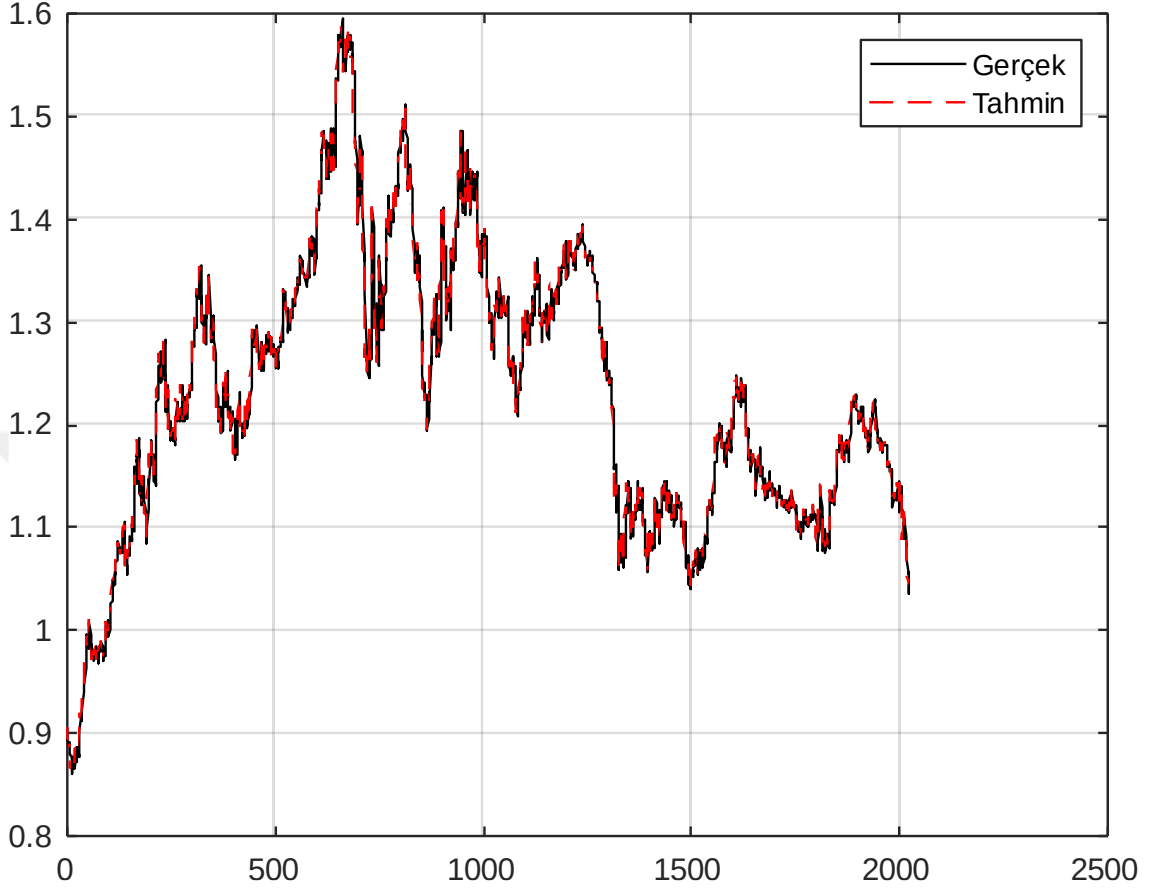
Yapılan eğitimlerin sonuçları Tablo 3.5.'te gösterilmiştir. Yapılan eğitim sonuçlarına göre veri setine eklenen EURGBP paritesinin değeri hem yön tahmininde hem de diğer karşılaştırma metriklerinde (MSE, MAE ve MAPE) pozitif yönde etki yapmaktadır.

Veri setine eklenen EURCHF paritesinin değerleri ise hem yön tahmininde hem de diğer karşılaştırma metriklerinde (MSE, MAE ve MAPE) negatif yönde etki yapmaktadır. Hatta EURUSD+EURCHF veri setinin sonuçları, daha önce yapılan (Tablo 3.4.) örtüşme adımı 5 olan eğitim sonuçlarından bile daha düşüktür.

Veri setine eklenen EURGBP ve EURCHF paritelerinin değeri ise her ne kadar yön tahmini ve karşılaştırma metriklerinde pozitif katkı sunduğu görülse de, EURUSD+EURGBP veri setinden daha düşük başarıya ulaşmıştır. Bunun nedeninin EURGBP parite verisinin pozitif etki yaparken EURCHF parite verisinin negatif etkisinden dolayı olduğu düşünülmektedir.

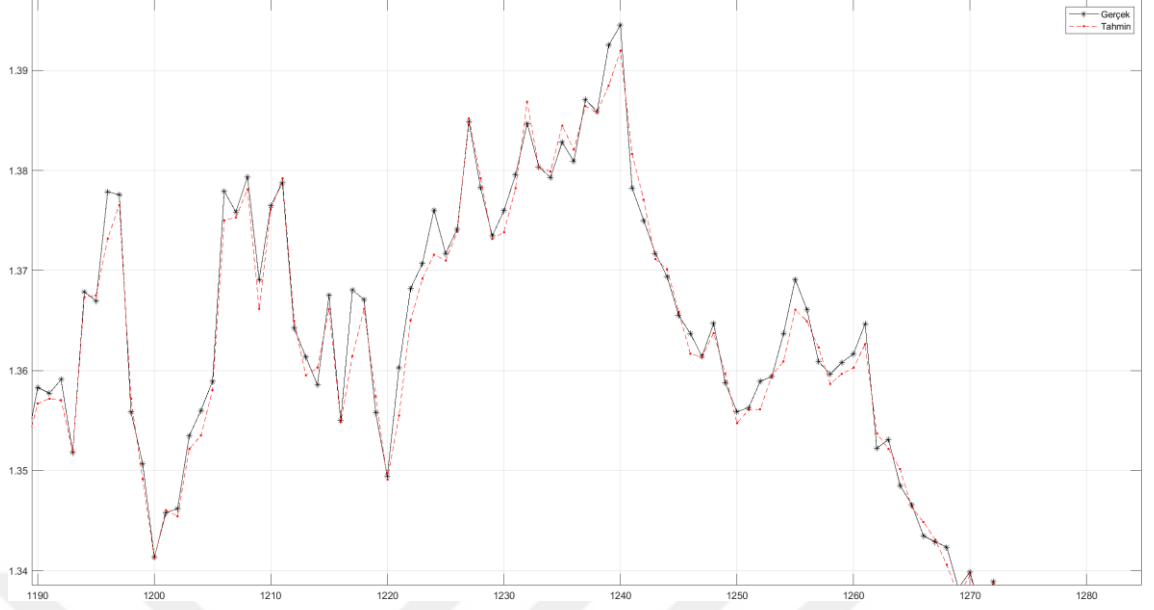
Yapılan literatür çalışmalarında da avro (EUR) para birimin pound (GBP) para birimi ile pozitif, frank (CHF) para birimi ile de negatif korelasyon olup olmadığı araştırılmış özellikle krizler gibi küresel çapta ekonomik dalgalanmalar zamanında

kurların birbirlerini etkiledikleri düşünülmektedir (Ausloos vd., 2001; Ivanova vd., 2002; Antonakakis, 2012).



Şekil 3.8. EURUSD+EURGBP Veri Seti Kullanılarak Yapılan Tahminler ve Gerçek Değerler

Yukarıdaki Şekil 3.8’de EURUSD paritesi için yapılan tahminleri ve bu tahminlerin gerçek değerleri gösterilmektedir. Şekilde EURUSD paritesinin 2023 adet değeri ve bu değerlere karşı gelen tahminler gösterilmektedir. Kırmızı ve kesik çizgiler tahminleri, siyah çizgiler ise EURUSD paritesinin gerçek değerlerini ifade etmektedir. Yapılan tahminlerin değerlendirme metriklerinin küçük olması tahminlerin gerçek değerlere çok yakın olduğu anlamına gelmektedir. Tahmin değerleri ile gerçek değerlerin arasından farkın çok küçük olmasından dolayı şekildeki çizgiler üst üste binmiş gibi görünmektedir. Bundan dolayı gerçek değerler ile tahminler arasındaki farkın daha görülebilmesi için yukarıda verilen şeklin bir kesitinin yakınlaştırılmış hali aşağıdaki Şekil 3.9’da verilmiştir.



Şekil 3.9. Tahminler ve Gerçek Değerler (1190 ile 1270 Arasındaki Kesit)

Yukarıdaki Şekil 3.9’da EURUSD paritesi için yapılan tahminleri ve bu tahminlerin gerçek değerlerinin bir kesiti gösterilmektedir. Kırmızı ve kesik çizgiler tahminleri, siyah çizgiler ise EURUSD paritesinin gerçek değerlerini ifade etmektedir.

3.6. UYGULAMA

Yapılan bütün çalışmalar sonucunda gerçek değerlere en yakın sonucu EURUSD+EURGBP veri setinden alınmıştır. Bu veri seti kullanılan eğitimde yön tahmininde %90.440 doğruluk, MSE metriğinin değeri 0.00000802, MAE metriğinin değeri 0.002002391 ve MAPE metriğinin değeri 0.1652’dir. Bu değerlere göre yapılan eğitim sonuçları tatmin edici bir seviyeye çıkmıştır. Yani bu eğitim sonuçlarına göre geriye dönük test, yapılabilecek seviyeye gelmiştir.

EURUSD paritesi için yapılan tahminler ile gerçekler arasında ortalama mutlak hata 0.002002391 gibi sıfıra yakın bir değer olsa da bu EURUSD paritesinin pip değeri 0.00001 olduğu düşünüldüğünde bu değer çok küçük değildir.

Geriye dönük test, önceki zaman periyotlarına uygulanan ve bir tahmin modelini test etmek için kullanılan bir çeşit simülasyondur.

Bundan sonraki yapılacak bütün geriye dönük testleri ve sonuç raporlarının hepsi “MetaTrader5” programı kullanılarak yapılmıştır. Öncelikle analiz için kullanılacak

EURUSD ve EURGBP paritelerinin verileri Python yazılım dili sayesinde “MetaTrader5” programından çekilerek “MATLABR 2023b” programına aktarılmıştır. Daha sonra Matlab programında daha önceden oluşturulan yapar sinir ağı tahminlerde bulunarak bu tahminler veri tabanına aktarılmıştır. Son olarak da bu tahminler doğrultusunda MetaTrader5 programının kendi yazılım dili olan MQL5 sayesinde alış ve satış emirleri verilmiştir.

Geriye dönük testler 31.07.2022 ile 31.07.2024 tarihleri arasında 1M zaman diliminde çalıştırılmış ancak tahminler her yarım saatte bir yapılmıştır. Geriye dönük testte teminat olarak 5k\$ kullanılmış ve her emir de 0.1 lot yani 10k\$ kullanılarak yapılmıştır. Alış satış işlemlerinde spread değeri aracı kurum tarafından 20 olarak belirlenmiştir. Yani her işlem 0.1 lot olarak yapıldığı için alış veya satış işlemi yapılması durumunda hesap bakiyesinden -2\$ düşmektedir. Kâra geçmek için alış emirlerinde EURUSD paritesinin en az 21 pip artması, satış emirlerinde ise en az 21 pip düşmesi gerekmektedir.

Geriye dönük testlerde kullanılacak tahminler her yarım saatte bir yapılacak şekilde ayarlanmıştır. Ancak resmi tatil, hafta sonları veya gece yarısı gibi zaman dilimlerinde piyasanın kapalı olması, analiz yapılınca kadar parite fiyatındaki oynaklıklar, verilecek emrin yeteri kadar kâr getiremeyecek olması veya teminat miktarının yeteri kadar olmaması gibi durumlarda emir girilememiştir. Yani alış satış emirleri her yarım saatte bir yapılamamıştır.

3.6.1. Geriye Dönük Test (30 dk.)

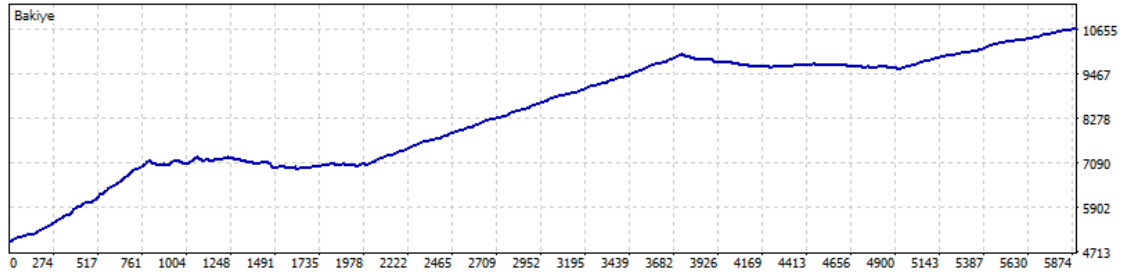
Yapılan ilk geriye dönük testte analiz sonucu veri tabanına aktarıldığı anda MQL5 dili kullanılarak alış veya satış kararı verilmektedir. Alış veya satış emiri verilirken kâr al parametresine EURUSD paritesi için yapılan tahmin verilmektedir. Verilen emir yarım saat içerisinde hedef fiyata erişirse pozisyon otomatik olarak kapatılmaktadır. Eğer emir girildikten yarım saat sonrasında parite değeri tahmin edilen değere ulaşmamışsa pozisyon artı veya eksi olmasına bakılmaksızın kapatılmaktadır.

Tarihin Kalite:	100%	Tikler:	2936374	Semboller:	1
Çubuklar:	745046	Mutlak Bakiye Düşüşü:	1.00	Mutlak Varlık Düşüşü:	8.70
Toplam Net Kar:	5 713.43	Maksimal Bakiye Düşüşü:	394.08 (3.94%)	Maksimal Varlık Düşüşü:	394.48 (3.95%)
Brüt kar:	13 944.14	Görel Bakiye Düşüşü:	4.55% (330.98)	Görel Varlık Düşüşü:	4.85% (353.05)
Brüt Zarar:	-8 230.71				
Toplam İşlem:	5969	Kısa İşlemler (kazanılan %):	3594 (61.83%)	Uzun İşlemler (kazanılan %):	2375 (63.37%)
Tüm İşlemler:	11938	Karlı İşlemler (toplamın %):	3727 (62.44%)	Kayıplı İşlemler (toplamın %):	2242 (37.56%)
		En Büyük Karlı işlemler:	45.20	En Büyük Kayıplı işlemler:	-57.00
		Ortalama Karlı işlemler:	3.74	Ortalama Kayıplı işlemler:	-3.67
		Maksimum Ardışık kazançlar (\$ olarak):	22 (66.20)	Maksimum Ardışık kayıplar (\$ olarak):	11 (-32.10)
		Maksimal Ardışık karlar (sayı olarak):	136.10 (16)	Maksimal Ardışık kayıplar (sayı olarak):	-105.30 (10)
		Ortalama Ardışık kazançlar:	3	Ortalama Ardışık kayıplar:	2

Şekil 3.10. Geriye Dönük Test (30 dk.) Sonuçları

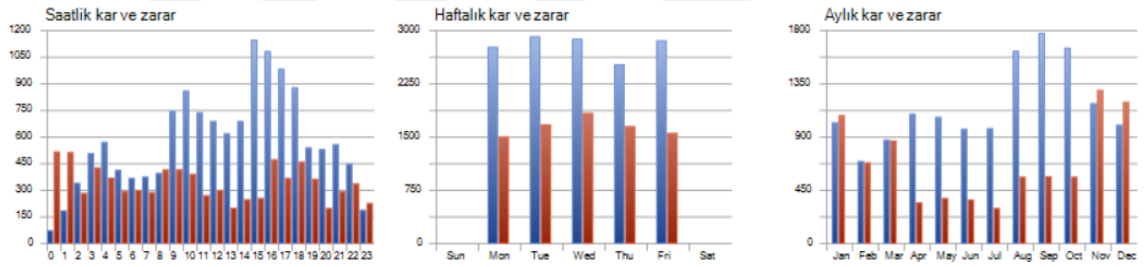
Yukarıdaki Şekil 3.10.'da yapılan 30 dk. geriye dönük testin sonuç raporu gösterilmektedir. Yapılan geriye dönük testte 5969 adet emir girilebilmiştir. Pozisyon kapatma işlemleriyle beraber toplamda 11938 adet işlem gerçekleştirilmiştir. Kısa işlemlerde yani satış işlemlerinde pozisyonların %61.83 ü pozitif olarak kapatılmıştır. Uzun işlemlerde yani alış işlemlerinde ise pozisyonların pozitif kapatma oranı %63.37 dir. Yapılan işlemlerinin %62.44 ü yani 3727 adet işlemde kâr elde edilmişken, %37.56 sı yani 2242 adet işlemde ise zarar edilmiştir.

Yapılan geriye dönük test sonucunda yaklaşık 14k\$ kâr elde edilmiş, 8k\$ gibi zarar elde edilmiş ve net olarak da 5.7k\$ gibi kâr elde edilmiştir. Pozisyon kapatma işlemlerinde tek sefer de en büyük kâr 45.20\$, en büyük zarar ise 57.00\$ olarak gerçekleşmiştir. Pozitif kapatılan işlemlerin ortalaması 3.74\$ iken, negatif kapatılan işlemlerin ortalaması 3.67\$ dir. Ardışık olarak en fazla 22 adet pozisyon pozitif kapatılmış bu işlemler sonucunda da toplamda 66.20\$ kâr elde edilmiştir. Ardışık olarak en fazla 11 pozisyon negatif kapatılmış bu işlemler sonucunda da toplam 32.10\$ zarar elde edilmiştir. Ardışık olarak en fazla 136.10\$ kâr elde edilmiş ve bu kâr 16 işlemde gerçekleşmiştir. Ardışık olarak en fazla 105.30\$ zarar elde edilmiş ve bu zarar 10 işlemde gerçekleşmiştir. Ardışık olarak pozitif kapatılan işlem sayılarının ortalaması 3 iken; negatif kapatılan işlem sayılarının ortalaması 2 dir.



Şekil 3.11. Geriye Dönük Test (30 dk.) Bakiye Grafiği

Yukarıdaki Şekil 3.11.'de yapılan geriye dönük test sonucunda hesap bakiyesinin zamana göre değişim grafiği verilmiştir. Hesap bakiyesi başlangıçta 5k\$ olan teminat miktarı ile başlamakta geriye dönük testin sonunda da yaklaşık 10.6k\$ kadar çıkmaktadır. Grafikte belirli zaman aralıklarında bakiyenin yatay ekseninde sabit olduğu veya hafif aşağıya eğimli olduğu kısımlar bulunmaktadır. Bu duruma rağmen bakiye bir defa haricinde hiçbir zaman 5\$'lık teminat seviyesinin altına düşmemiştir.



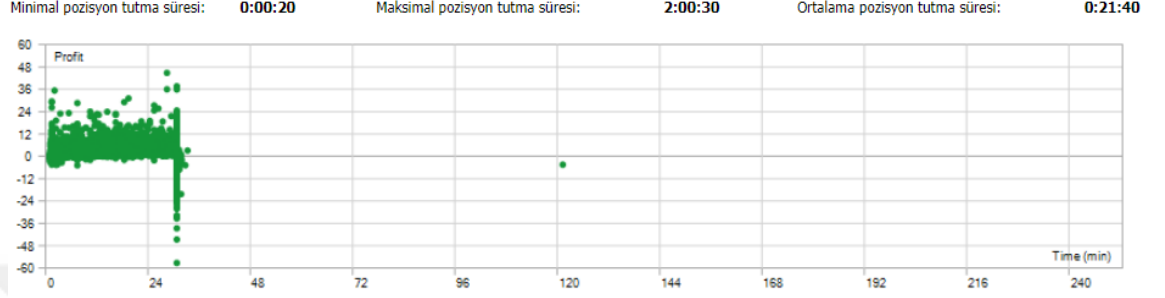
Şekil 3.12. Geriye Dönük Test (30 dk.) Saatlik, Haftalık ve Aylık Kâr Zarar Grafikleri

Yukarıdaki Şekil 3.12.'de yapılan geriye dönük testin saatlik, haftalık ve aylık kâr grafiği bulunmaktadır. Grafiklerde mavi çubuklar kâr miktarlarını, kırmızı çubuklar da zarar miktarlarını ifade etmektedir.

Saatlik kâr zarar grafiğine göre saat 23:00 ile 02:00 aralığında yapılan işlemlerden elde edilen zarar miktarı kâr miktarından fazladır. Diğer saat aralıklarının hepsinde elde edilen kâr miktarı zarar miktarından fazladır. Geriye dönük test yapılan süre boyunca 15:00 ile 16:00 arasında gerçekleşen işlemlerde toplamda 1.1k\$ gibi bir kâr elde edilmiştir. Bu da saatlik grafiğe göre elde edilen en fazla kârdır. Saatlik grafiğe göre en fazla zarar ise yaklaşık 500\$ ile 00:00 ile 01:00 saat aralığında gerçekleşmiştir.

Haftalık kâr zarar grafiğine göre işlem yapılan her gün elde edilen kâr miktarı zarar miktarından fazladır. Hafta içerisinde kâr miktarının en fazla olduğu gün 3k\$ ile salı günü iken; zarar miktarının en fazla olduğu gün 2k\$ ile çarşamba günüdür.

Aylık kâr zarar grafiğine göre ocak, kasım ve aralık aylarında yapılan işlemlerden elde edilen zarar miktarı kâr miktarından fazladır. Diğer ayların hepsinde elde edilen kâr miktarı zarar miktarından fazladır. Yıl içerisinde kâr miktarının en fazla olduğu ay, yaklaşık 2k\$ ile eylül ayı iken; zarar miktarının en fazla olduğu ay yaklaşık 1.2k\$ ile kasım ayıdır.



Şekil 3.13. Geriye Dönük Test (30 dk.) Zamana Bağlı Kâr Zarar Grafiği

Yukarıdaki Şekil 3.13.'te yapılan geriye dönük testin zamana bağlı olarak kâr ve zararlarını gösteren grafik bulunmaktadır. Grafikte pozisyon açılışından itibaren ne kadar sürede ne kadar kâr/zarar ile kapatıldığı gösterilmektedir. Açılan pozisyonlar ortalama olarak 21 dk. da kapatılmıştır. En kısa sürede kapatılan pozisyonun süresi 21sn. dir. En uzun sürede kapatılan pozisyonun süresi ise yaklaşık 2 saattir. Pozisyonların büyük bölümünün 30 dk. sürede kapatıldığı görülmektedir. Bunun nedeni yapılan geriye dönük test kodlarında pozisyon açıldığı andan itibaren 30 dk. içerisinde kâr al seviyesine ulaşmazsa pozisyonun otomatik kapatılma emri verilmesidir. Grafikte bazı pozisyonların bu kurala uymadığı ve 30 dk.dan daha uzun süre açık kaldığı görülmektedir. Bunun nedeni; pozisyon açıldıktan sonra piyasanın kapatılmasıdır. Piyasa kapatıldığında açık pozisyonlar öylece kalır. Piyasa tekrar açıldığında aradan belirli bir süre geçmiş olmaktadır. Bazı emirlerin pozisyon kapatma süreleri bundan dolayı 30 dk.dan daha uzun sürebilmektedir. Açılan pozisyonlardan 30 dk.da kâr/zarar değerine bakılmaksızın otomatik kapatılanların çoğu zarar ile kapatılmıştır. Bu da açılan pozisyonların bir kısmının kâr al seviyesine erişebilmesi için 30 dk. dan daha uzun süreye ihtiyaç duyduğu anlamına gelebilmektedir. Yapılacak yeni geriye dönük testte otomatik pozisyon kapatma süresi 1 saate çıkarılarak geriye dönük test yenilenmiştir.

3.6.2. Geriye Dönük Test (1saat)

Yapılan ikinci geriye dönük testte analiz sonucu veri tabanına aktarıldığı anda MQL5 dili kullanılarak alış veya satış kararı verilmektedir. Alış veya satış emiri verilirken kâr al parametresine EURUSD paritesi için yapılan tahmin verilmektedir. Verilen emir bir saat içerisinde hedef fiyata erişirse pozisyon otomatik olarak kapatılmaktadır. Eğer emir girildikten bir saat sonrasında parite değeri tahmin edilen değere ulaşmamışsa pozisyon artı veya eksi olmasına bakılmaksızın kapatılmaktadır.

Tarihin Kalite:	100%	Tikler:	2936374	Semboller:	1
Çubuklar:	745046	Mutlak Bakiye Düşüşü:	2.50	Mutlak Varlık Düşüşü:	8.70
Toplam Net Kar:	5 758.98	Maksimal Bakiye Düşüşü:	410.51 (5.55%)	Maksimal Varlık Düşüşü:	437.91 (5.91%)
Brüt kar:	16 845.61	Görelî Bakiye Düşüşü:	5.55% (410.51)	Görelî Varlık Düşüşü:	5.91% (437.91)
Brüt Zarar:	-11 086.63				
Toplam İşlem:	5969	Kısa İşlemler (kazanılan %):	3594 (64.08%)	Uzun İşlemler (kazanılan %):	2375 (66.61%)
Tüm İşlemler:	11938	Karlı İşlemler (toplamın %):	3885 (65.09%)	Kayıplı İşlemler (toplamın %):	2084 (34.91%)
		En Büyük Karlı İşlemler:	52.80	En Büyük Kayıplı İşlemler:	-57.90
		Ortalama Karlı İşlemler:	4.34	Ortalama Kayıplı İşlemler:	-5.32
		Maksimum Ardışık kazançlar (\$ olarak):	29 (170.50)	Maksimum Ardışık kayıplar (\$ olarak):	13 (-229.50)
		Maksimal Ardışık karlar (sayı olarak):	170.50 (29)	Maksimal Ardışık kayıplar (sayı olarak):	-229.50 (13)
		Ortalama Ardışık kazançlar:	4	Ortalama Ardışık kayıplar:	2

Şekil 3.14. Geriye Dönük Test (1 saat) Sonuçları

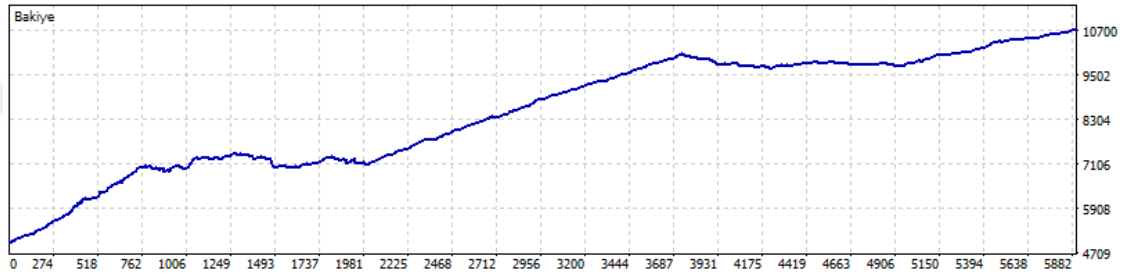
Yukarıdaki Şekil 3.14.'te yapılan 1 saat geriye dönük testin sonuç raporu gösterilmektedir. Yapılan geriye dönük testte 5969 adet emir girilebilmiştir. Pozisyon kapatma işlemleriyle beraber toplamda 11938 adet işlem gerçekleştirilmiştir. Kısa işlemlerde yani satış işlemlerinde pozisyonların %64.08 i pozitif olarak kapatılmıştır. Uzun işlemlerde yani alış işlemlerinde ise pozisyonların pozitif kapatma oranı %66.61 dir. Yapılan işlemlerinin %65.09 u yani 3885 adet işlemde kâr elde edilmişken, %34.91 i yani 2084 adet işlemde ise zarar edilmiştir.

Yapılan geriye dönük testte daha önceden yapılan 30 dk.lık geriye dönük testine göre pozisyonların pozitif kapatma oranı %2'den daha fazla artmıştır.

Yapılan geriye dönük test sonucunda 16k\$ dan daha fazla kâr elde edilmiş, yaklaşık 11k\$ gibi zarar elde edilmiş ve net olarak da 5.7k\$ gibi kâr elde edilmiştir. Pozisyon kapatma işlemlerinde tek sefer de en büyük kâr 52.80\$, en büyük zarar ise 57.90\$ olarak gerçekleşmiştir. Pozitif kapatılan işlemlerin ortalaması 4.34\$ iken, negatif kapatılan işlemlerin ortalaması 5.32\$'dır. Ardışık olarak en fazla 29 adet pozisyon pozitif kapatılmış bu işlemler sonucunda da toplamda 170.50\$ kâr elde edilmiştir. Ardışık olarak

en fazla 13 pozisyon negatif kapatılmış bu işlemler sonucunda da toplam 229.50\$ zarar elde edilmiştir. Ardışık olarak en fazla 170.50\$ kâr elde edilmiş ve bu kâr 29 işlemde gerçekleşmiştir. Ardışık olarak en fazla 229.50\$ zarar elde edilmiş ve bu zarar 13 işlemde gerçekleşmiştir. Ardışık olarak pozitif kapatılan işlem sayılarının ortalaması 4 iken; negatif kapatılan işlem sayılarının ortalaması 2 dir.

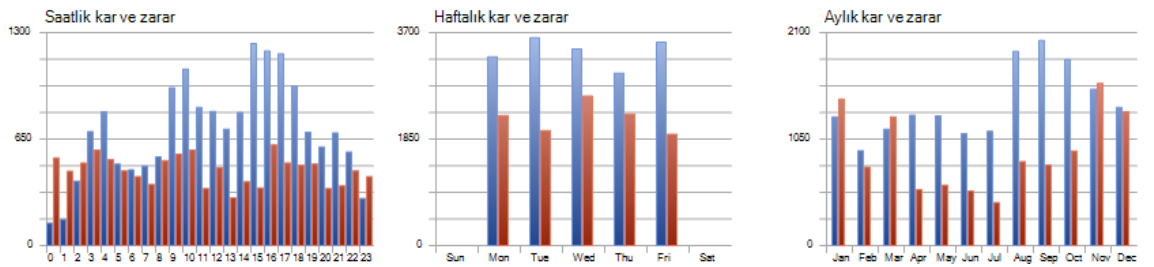
Yapılan geriye dönük testte daha önceden yapılan 30 dk.lık geriye dönük testine göre elde edilen kâr ve zarar miktarlarının ikisi de artmıştır. Net kâr miktarında ise küçük bir artış bulunmaktadır.



Şekil 3.15. Geriye Dönük Test (1 saat) Bakiye Grafiği

Yukarıdaki Şekil 3.15.'te yapılan geriye dönük test sonucunda hesap bakiyesinin zamana göre değişim grafiği verilmiştir. Hesap bakiyesi başlangıçta 5k\$ olan teminat miktarı ile başlamakta geriye dönük testin sonunda da yaklaşık 10.7k\$ kadar çıkmaktadır. Grafikte belirli zaman aralıklarında bakiyenin yatay ekseninde sabit olduğu veya hafif aşağıya eğimli olduğu kısımlar bulunmaktadır. Bu duruma rağmen bakiye hiçbir zaman 5k\$'lık teminat seviyesinin altına düşmemiştir.

Şekil 3.15'de bulunan bakiye grafiği daha önceden yapılan 30 dk.lık geriye dönük testin Şekil 3.11'de bulunan bakiye grafiğine çok benzemekle beraber bazı girintilerin daha derin olduğu görülmektedir.



Şekil 3.16. Geriye Dönük Test (1 saat) Saatlik, Haftalık ve Aylık Kâr Zarar Grafikleri

Yukarıdaki Şekil 3.16'da yapılan geriye dönük testin saatlik, haftalık ve aylık kâr grafiği bulunmaktadır. Grafiklerde mavi çubuklar kâr miktarlarını, kırmızı çubuklar da zarar miktarlarını ifade etmektedir.

Saatlik kâr zarar grafiğine göre saat 23:00 ile 02:00 aralığında yapılan işlemlerden elde edilen zarar miktarı kâr miktarından fazladır. Diğer saat aralıklarının hepsinde elde edilen kâr miktarı zarar miktarından fazladır. Geriye dönük test yapılan süre boyunca 15:00 ile 16:00 arasında gerçekleşen işlemlerde toplamda 1.3k\$ gibi bir kâr elde edilmiştir. Bu da saatlik grafiğe göre elde edilen en fazla kârdır. Saatlik grafiğe göre en fazla zarar ise yaklaşık 600\$ ile 00:00 ile 01:00 saat aralığında gerçekleşmiştir.

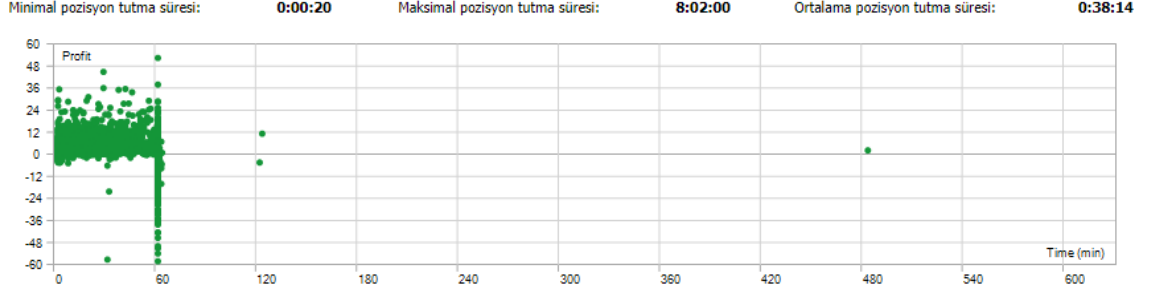
Şekil 3.16'da bulunan saatlik grafiği daha önceden yapılan 30 dk.lık geriye dönük testin Şekil 3.12.'de bulunan saatlik grafiğine çok benzemekle beraber değerlerin biraz daha yukarı yönlü olduğu görülmektedir.

Haftalık kâr zarar grafiğine göre işlem yapılan her gün elde edilen kâr miktarı zarar miktarından fazladır. Hafta içerisinde kâr miktarının en fazla olduğu gün 3.7k\$ ile salı günü iken zarar miktarının en fazla olduğu gün 2k\$ ile çarşamba günüdür.

Şekil 3.16'da bulunan haftalık grafiği daha önceden yapılan 30 dk.lık geriye dönük testin Şekil 3.12.'de bulunan haftalık grafiğine çok benzemekle beraber değerlerin biraz daha yukarı yönlü olduğu görülmektedir.

Aylık kâr zarar grafiğine göre ocak, mart ve kasım aylarında yapılan işlemlerden elde edilen zarar miktarı kâr miktarından fazladır. Diğer ayların hepsinde elde edilen kâr miktarı zarar miktarından fazladır. Yıl içerisinde kâr miktarının en fazla olduğu ay, yaklaşık 2.1k\$ ile eylül ayı iken; zarar miktarının en fazla olduğu ay yaklaşık 1.5k\$ ile kasım ayıdır.

Şekil 3.16'da bulunan aylık grafiği daha önceden yapılan 30 dk.lık geriye dönük testin Şekil 3.12.'de bulunan aylık grafiğine benzemekle beraber değerlerin biraz daha yukarı yönlü olduğu görülmektedir. Ayrıca Şekil 3.12.'de bulunun aylık grafikte zarar miktarının kâr miktarından daha fazla olduğu aylar ocak, kasım ve aralık iken Şekil 3.16'da zarar miktarının kâr miktarından daha fazla olduğu aylar ocak, mart ve kasım olarak değişmiştir.



Şekil 3.17. Geriye Dönük Test (1 saat) Zamana Bağlı Kâr Zarar Grafiği

Yukarıdaki Şekil 3.17.'de yapılan geriye dönük testin zamana bağlı olarak kâr ve zararlarını gösteren grafik bulunmaktadır. Grafikte pozisyon açılışından itibaren ne kadar sürede ne kadar kâr/zarar ile kapatıldığı gösterilmektedir. Açılan pozisyonlar ortalama olarak 38 dk. da kapatılmıştır. En kısa sürede kapatılan pozisyonun süresi 20 sn.dir. En uzun sürede kapatılan pozisyonun süresi ilse yaklaşık 8 saattir. Pozisyonların büyük bölümünün 60 dk. sürede kapatıldığı görülmektedir. Bunun nedeni yapılan geriye dönük test kodlarında pozisyon açıldığı andan itibaren 60 dk. içerisinde kâr al seviyesine ulaşmazsa pozisyonun otomatik kapatılma emri verilmesidir. Grafikte bazı pozisyonların bu kurala uymadığı ve 60 dk. dan daha uzun süre açık kaldığı görülmektedir. Bunun nedeni; pozisyon açıldıktan sonra piyasanın kapatılmasıdır. Piyasa kapatıldığında açık pozisyonlar öylece kalır. Piyasa tekrar açıldığında aradan belirli bir süre geçmiş olmaktadır. Bazı emirlerin pozisyon kapatma süreleri bundan dolayı 60 dk. dan daha uzun sürebilmektedir. Açılan pozisyonlardan 60 dk. da kâr/zarar değerine bakılmaksızın otomatik kapatılanların çoğu zarar ile kapatılmıştır. Bu da açılan pozisyonların bir kısmının kâr al seviyesine erişebilmesi için 60 dk. dan daha uzun süreye ihtiyaç duyduğu anlamına gelebilmektedir. Yapılacak yeni geriye dönük testte otomatik pozisyon kapatma süresi 2 saate çıkarılarak geriye dönük test yenilenmiştir.

3.6.3. Geriye Dönük Test (2saat)

Yapılan üçüncü geriye dönük testte analiz sonucu veri tabanına aktarıldığı anda MQL5 dili kullanılarak alış veya satış kararı verilmektedir. Alış veya satış emri verilirken kâr al parametresine EURUSD paritesi için yapılan tahmin verilmektedir. Verilen emir iki saat içerisinde hedef fiyata erişirse pozisyon otomatik olarak kapatılmaktadır. Eğer emir girildikten iki saat sonrasında parite değeri tahmin edilen değere ulaşmamışsa pozisyon artı veya eksi olmasına bakılmaksızın kapatılmaktadır.

Tarihin Kalite:	100%	Tikler:	2936374	Semboller:	1
Çubuklar:	745046	Mutlak Bakiye Düşüşü:	0.00	Mutlak Varlık Düşüşü:	9.30
Toplam Net Kar:	6 104.86	Maksimal Bakiye Düşüşü:	702.45 (9.09%)	Maksimal Varlık Düşüşü:	736.45 (9.51%)
Brüt kar:	20 533.01	Görelî Bakiye Düşüşü:	9.09% (702.45)	Görelî Varlık Düşüşü:	9.51% (736.45)
Brüt Zarar:	-14 428.15				
Toplam İşlem:	5969	Kısa İşlemler (kazanılan %):	3594 (68.03%)	Uzun İşlemler (kazanılan %):	2375 (70.27%)
Tüm İşlemler:	11938	Karlı İşlemler (toplamın %):	4114 (68.92%)	Kayıplı İşlemler (toplamın %):	1855 (31.08%)
		En Büyük Karlı İşlemler:	74.90	En Büyük Kayıplı İşlemler:	-109.00
		Ortalama Karlı İşlemler:	4.99	Ortalama Kayıplı İşlemler:	-7.78
		Maksimum Ardışık kazançlar (\$ olarak):	50 (240.30)	Maksimum Ardışık kayıplar (\$ olarak):	16 (-104.04)
		Maksimal Ardışık karlar (sayı olarak):	240.30 (50)	Maksimal Ardışık kayıplar (sayı olarak):	-354.00 (13)
		Ortalama Ardışık kazançlar:	5	Ortalama Ardışık kayıplar:	2

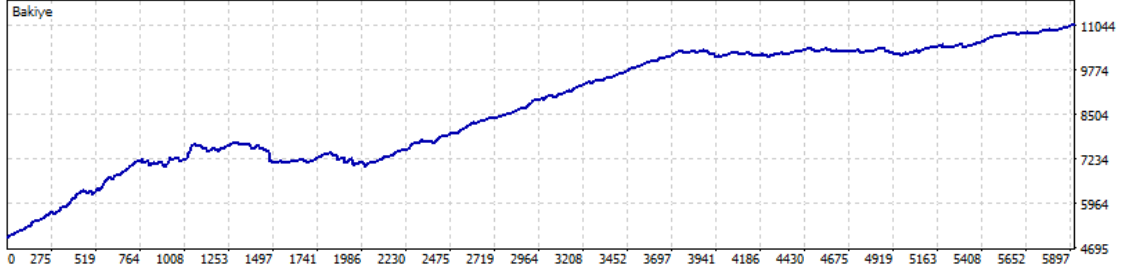
Şekil 3.18. Geriye Dönük Test (2 saat) Sonuçları

Yukarıdaki Şekil 3.18.'de yapılan 2 saat geriye dönük testin sonuç raporu gösterilmektedir. Yapılan geriye dönük testte 5969 adet emir girilebilmiştir. Pozisyon kapatma işlemleriyle beraber toplamda 11938 adet işlem gerçekleştirilmiştir. Kısa işlemlerde yani satış işlemlerinde pozisyonların %68.03 ü pozitif olarak kapatılmıştır. Uzun işlemlerde yani alış işlemlerinde ise pozisyonların pozitif kapatma oranı %70.27 dir. Yapılan işlemlerinin %68.92 si yani 4114 adet işlemde kâr elde edilmişken, %31.08 i yani 1855 adet işlemde ise zarar edilmiştir.

Yapılan geriye dönük testte daha önceden yapılan 30 dk.lık geriye dönük testine göre pozisyonların pozitif kapatma oranı %5.5'den daha fazla artmıştır.

Yapılan geriye dönük test sonucunda 20k\$ dan daha fazla kâr elde edilmiş, yaklaşık 14.5k\$ gibi zarar elde edilmiş ve net olarak da 6.1k\$ gibi kâr elde edilmiştir. Pozisyon kapatma işlemlerinde tek sefer de en büyük kâr 74.90\$, en büyük zarar ise 109.00\$ olarak gerçekleşmiştir. Pozitif kapatılan işlemlerin ortalaması 4.99\$ iken, negatif kapatılan işlemlerin ortalaması 7.78\$ dir. Ardışık olarak en fazla 50 adet pozisyon pozitif kapatılmış bu işlemler sonucunda da toplamda 240.30\$ kâr elde edilmiştir. Ardışık olarak en fazla 16 pozisyon negatif kapatılmış bu işlemler sonucunda da toplam 104.04\$ zarar elde edilmiştir. Ardışık olarak en fazla 240.30\$ kâr elde edilmiş ve bu kâr 50 işlemde gerçekleşmiştir. Ardışık olarak en fazla 354.00\$ zarar elde edilmiş ve bu zarar 13 işlemde gerçekleşmiştir. Ardışık olarak pozitif kapatılan işlem sayılarının ortalaması 5 iken; negatif kapatılan işlem sayılarının ortalaması 2 dir.

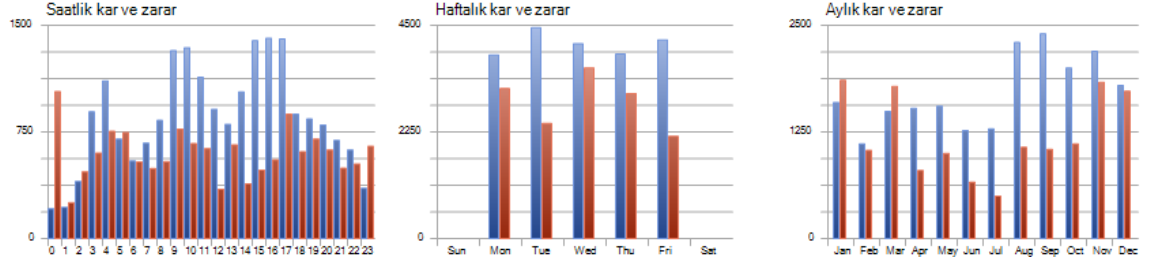
Yapılan geriye dönük testte daha önceden yapılan 30 dk.lık geriye dönük testine göre elde edilen kâr ve zarar miktarlarının ikisi de artmıştır. Net kâr miktarında ise yaklaşık 400\$ lık bir artış bulunmaktadır.



Şekil 3.19. Geriye Dönük Test (2 saat) Bakiye Grafiği

Yukarıdaki Şekil 3.19.'da yapılan geriye dönük test sonucunda hesap bakiyesinin zamana göre değişim grafiği verilmiştir. Hesap bakiyesi başlangıçta 5k\$ olan teminat miktarı ile başlamakta geriye dönük testin sonunda da yaklaşık 11.1k\$ kadar çıkmaktadır. Grafikte belirli zaman aralıklarında bakiyenin yatay ekseninde sabit olduğu veya hafif aşağıya eğimli olduğu kısımlar bulunmaktadır. Bu duruma rağmen bakiye hiçbir zaman 5\$k lık teminat seviyesinin altına düşmemiştir.

Şekil 3.19'da bulunan bakiye grafiği daha önceden yapılan 30 dk.lık geriye dönük testin Şekil 3.11.'de bulunan bakiye grafiğine çok benzemekle beraber bazı girintilerin daha derin olduğu görülmektedir.



Şekil 3.20. Geriye Dönük Test (2 saat) Saatlik, Haftalık ve Aylık Kâr Zarar Grafikleri

Yukarıdaki Şekil 3.20.'de yapılan geriye dönük testin saatlik, haftalık ve aylık kâr grafiği bulunmaktadır. Grafiklerde mavi çubuklar kâr miktarlarını, kırmızı çubuklar da zarar miktarlarını ifade etmektedir.

Saatlik kâr zarar grafiğine göre saat 23:00 ile 02:00 aralığında yapılan işlemlerden elde edilen zarar miktarı kâr miktarından fazladır. Diğer saat aralıklarının hepsinde elde edilen kâr miktarı zarar miktarından fazladır. Geriye dönük test yapılan süre boyunca 16:00 ile 17:00 arasında gerçekleşen işlemlerde toplamda 1.4k\$ gibi bir kâr elde edilmiştir. Bu da saatlik grafiğe göre elde edilen en fazla kârdır. Saatlik grafiğe göre en fazla zarar ise yaklaşık 1k\$ ile 00:00 ile 01:00 saat aralığında gerçekleşmiştir.

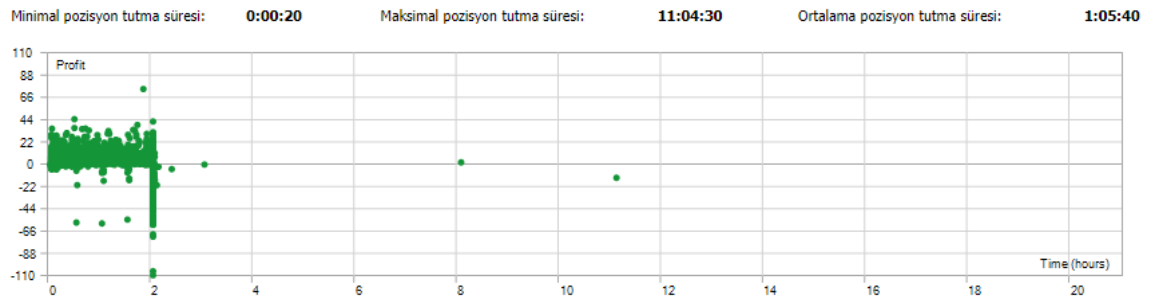
Şekil 3.20’de bulunan saatlik grafiği daha önceden yapılan 30 dk.lık geriye dönük testin Şekil 3.12.’de bulunan saatlik grafiğine çok benzemekle beraber bazı değerlerde oransal olarak aşağı bazı değerlerde de oransal olarak yukarı yönlü olduğu görülmektedir. Özellikle önceki grafiğe 23:00 ile 01:00 zaman aralığındaki zarar miktarları oranındaki artışı ve 01:00 ile 02:00 zaman aralığındaki zarar miktarı oranındaki düşüş dikkat çekmektedir.

Haftalık kâr zarar grafiğine göre işlem yapılan her gün elde edilen kâr miktarı zarar miktarından fazladır. Hafta içerisinde kâr miktarının en fazla olduğu gün yaklaşık 4.5k\$ ile salı günü iken; zarar miktarının en fazla olduğu gün 3.5k\$ ile çarşamba günüdür.

Şekil 3.20’de bulunan haftalık grafiği daha önceden yapılan 30 dk.lık geriye dönük testin Şekil 3.12.’de bulunan haftalık grafiğine çok benzemekle beraber kâr ve zararların biraz daha yukarı yönlü olduğu görülmektedir.

Aylık kâr zarar grafiğine göre ocak ve mart aylarında yapılan işlemlerden elde edilen zarar miktarı kâr miktarından fazladır. Diğer ayların hepsinde elde edilen kâr miktarı zarar miktarından fazladır. Yıl içerisinde kâr miktarının en fazla olduğu ay, yaklaşık 2.3k\$ ile eylül ayı iken; zarar miktarının en fazla olduğu ay yaklaşık 1.2k\$ ile ocak ayıdır.

Şekil 3.20’de bulunan aylık grafiği daha önceden yapılan 30 dk.lık geriye dönük testin Şekil 3.12.’de bulunan aylık grafiğine benzemekle beraber bazı değerlerde oransal olarak aşağı bazı değerlerde de oransal olarak yukarı yönlü olduğu görülmektedir. Ayrıca Şekil 3.12.’de bulunun aylık grafikte zarar miktarının kâr miktarından daha fazla olduğu aylar ocak, kasım ve aralık iken Şekil 3.20’de zarar miktarının kâr miktarından daha fazla olduğu aylar ocak ve mart olarak değişmiştir.



Şekil 3.21. Geriye Dönük Test (2 saat) Zamana Bağlı Kâr Zarar Grafiği

Yukarıdaki Şekil 3.21.'de yapılan geriye dönük testin zamana bağlı olarak kâr ve zararlarını gösteren grafik bulunmaktadır. Grafikte pozisyon açılışından itibaren ne kadar sürede ne kadar kâr/zarar ile kapatıldığı gösterilmektedir. Açılan pozisyonlar ortalama olarak 1 saat 5 dk.da kapatılmıştır. En kısa sürede kapatılan pozisyonun süresi 20sn. dir. En uzun sürede kapatılan pozisyonun süresi ilse yaklaşık 11 saat 4 dk.dır. Pozisyonların büyük bölümünün 2 saat sürede kapatıldığı görülmektedir. Bunun nedeni yapılan geriye dönük test kodlarında pozisyon açıldığı andan itibaren 2 saat içerisinde kâr al seviyesine ulaşmazsa pozisyonun otomatik kapatılma emri verilmesidir. Grafikte bazı pozisyonların bu kurala uymadığı ve 2 saatten dan daha uzun süre açık kaldığı görülmektedir. Bunun nedeni; pozisyon açıldıktan sonra piyasanın kapatılmasıdır. Piyasa kapatıldığında açık pozisyonlar öylece kalır. Piyasa tekrar açıldığında aradan belirli bir süre geçmiş olmaktadır. Bazı emirlerin pozisyon kapatma süreleri bundan dolayı 2 saatten dan daha uzun sürebilmektedir. Açılan pozisyonlardan 2 saatte kâr/zarar değerine bakılmaksızın otomatik kapatılanların çoğu zarar ile kapatılmıştır. Bu da açılan pozisyonların bir kısmının kâr al seviyesine erişebilmesi için 2 saatten daha uzun süreye ihtiyaç duyduğu anlamına gelebilmektedir. Yapılacak yeni geriye dönük testte otomatik pozisyon kapatma süresi 4 saate çıkarılarak geriye dönük test yenilenmiştir.

3.6.4. Geriye Dönük Test (4saat)

Yapılan dördüncü geriye dönük testte analiz sonucu veri tabanına aktarıldığı anda MQL5 dili kullanılarak alış veya satış kararı verilmektedir. Alış veya satış emri verilirken kâr al parametresine EURUSD paritesi için yapılan tahmin verilmektedir. Verilen emir dört saat içerisinde hedef fiyata erişirse pozisyon otomatik olarak kapatılmaktadır. Eğer emir girildikten dört saat sonrasında parite değeri tahmin edilen değere ulaşmamışsa pozisyon artı veya eksi olmasına bakılmaksızın kapatılmaktadır.

Tarihin Kalite:	100%	Tikler:	2936374	Semboller:	1
Çubuklar:	745046	Mutlak Bakıye Düşüşü:	0.00	Mutlak Varlık Düşüşü:	19.20
Toplam Net Kar:	7 444.79	Maksimal Bakıye Düşüşü:	1 254.64 (14.46%)	Maksimal Varlık Düşüşü:	1 259.94 (14.52%)
Brüt kar:	24 924.23	Görelî Bakıye Düşüşü:	14.46% (1 254.64)	Görelî Varlık Düşüşü:	14.52% (1 259.94)
Brüt Zarar:	-17 479.44				
Toplam İşlem:	5948	Kısa İşlemler (kazanılan %):	3576 (72.85%)	Uzun İşlemler (kazanılan %):	2372 (74.87%)
Tüm İşlemler:	11896	Karlı İşlemler (toplamın %):	4381 (73.66%)	Kayıplı İşlemler (toplamın %):	1567 (26.34%)
		En Büyük Karlı İşlemler:	74.90	En Büyük Kayıplı İşlemler:	-186.60
		Ortalama Karlı İşlemler:	5.69	Ortalama Kayıplı İşlemler:	-11.15
		Maksimum Ardışık kazançlar (\$ olarak):	57 (287.08)	Maksimum Ardışık kayıplar (\$ olarak):	15 (-196.08)
		Maksimal Ardışık karlar (sayı olarak):	545.30 (33)	Maksimal Ardışık kayıplar (sayı olarak):	-362.95 (3)
		Ortalama Ardışık kazançlar:	7	Ortalama Ardışık kayıplar:	2

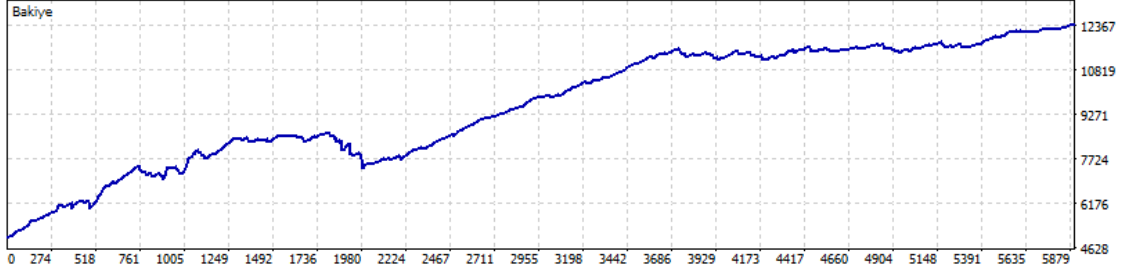
Şekil 3.22. Geriye Dönük Test (4 saat) Sonuçları

Yukarıdaki Şekil 3.22.'de yapılan 4 saat geriye dönük testin sonuç raporu gösterilmektedir. Yapılan geriye dönük testte 5948 adet emir girilebilmiştir. Pozisyon kapatma işlemleriyle beraber toplamda 11896 adet işlem gerçekleştirilmiştir. Kısa işlemlerde yani satış işlemlerinde pozisyonların %72.85 ü pozitif olarak kapatılmıştır. Uzun işlemlerde yani alış işlemlerinde ise pozisyonların pozitif kapatma oranı %74.87 dir. Yapılan işlemlerinin %73.66 sı yani 4381 adet işlemde kâr elde edilmişken, %26.34 ü yani 1567 adet işlemde ise zarar edilmiştir.

Yapılan geriye dönük testte daha önceden yapılan 30 dk.lık geriye dönük testine göre pozisyonların pozitif kapatma oranı %11'den daha fazla artmıştır.

Yapılan geriye dönük test sonucunda yaklaşık 25k\$ kâr elde edilmiş, yaklaşık 17.5k\$ gibi zarar elde edilmiş ve net olarak da yaklaşık 7.5k\$ gibi kâr elde edilmiştir. Pozisyon kapatma işlemlerinde tek sefer de en büyük kâr 74.90\$, en büyük zarar ise 186.60\$ olarak gerçekleşmiştir. Pozitif kapatılan işlemlerin ortalaması 5.69\$ iken, negatif kapatılan işlemlerin ortalaması 11.15\$ dır. Ardışık olarak en fazla 57 adet pozisyon pozitif kapatılmış bu işlemler sonucunda da toplamda 287.08\$ kâr elde edilmiştir. Ardışık olarak en fazla 15 pozisyon negatif kapatılmış bu işlemler sonucunda da toplam 196.08\$ zarar elde edilmiştir. Ardışık olarak en fazla 545.30\$ kâr elde edilmiş ve bu kâr 33 işlemde gerçekleşmiştir. Ardışık olarak en fazla 362.95\$ zarar elde edilmiş ve bu zarar 3 işlemde gerçekleşmiştir. Ardışık olarak pozitif kapatılan işlem sayılarının ortalaması 7 iken; negatif kapatılan işlem sayılarının ortalaması 2 dir.

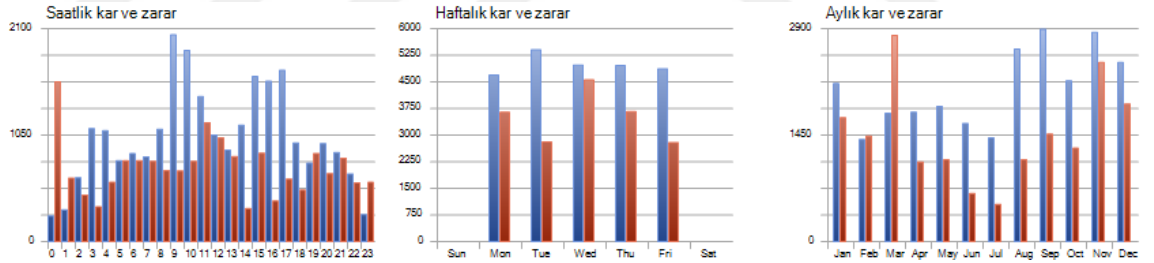
Yapılan geriye dönük testte daha önceden yapılan 30 dk.lık geriye dönük testine göre elde edilen kâr ve zarar miktarlarının ikisi de artmıştır. Net kâr miktarında ise yaklaşık 1.8k\$ lık gibi büyük bir artış bulunmaktadır.



Şekil 3.23. Geriye Dönük Test (4 saat) Bakiye Grafiği

Yukarıdaki Şekil 3.23.'de yapılan geriye dönük test sonucunda hesap bakiyesinin zamana göre değişim grafiği verilmiştir. Hesap bakiyesi başlangıçta 5k\$ olan teminat miktarı ile başlamakta geriye dönük testin sonunda da yaklaşık 12.5k\$ kadar çıkmaktadır. Grafikte belirli zaman aralıklarında bakiyenin yatay ekseninde sabit olduğu veya hafif aşağıya eğimli olduğu kısımlar bulunmaktadır. Bu duruma rağmen bakiye hiçbir zaman 5\$k lık teminat seviyesinin altına düşmemiştir.

Şekil 3.23'de bulunan bakiye grafiği daha önceden yapılan 30 dk.lık geriye dönük testin Şekil 3.11.'de bulunan bakiye grafiğine çok benzemekle beraber bazı girintilerin daha derin olduğu görülmektedir.



Şekil 3.24. Geriye Dönük Test (4 saat) Saatlik, Haftalık ve Aylık Kâr Zarar Grafikleri

Yukarıdaki Şekil 3.24.'de yapılan geriye dönük testin saatlik, haftalık ve aylık kâr grafiği bulunmaktadır. Grafiklerde mavi çubuklar kâr miktarlarını, kırmızı çubuklar da zarar miktarlarını ifade etmektedir.

Saatlik kâr zarar grafiğine göre saat 23:00 ile 02:00 aralığında yapılan işlemlerden elde edilen zarar miktarı kâr miktarından fazladır. Diğer saat aralıklarının hepsinde elde edilen kâr miktarı zarar miktarından fazladır. Geriye dönük test yapılan süre boyunca 09:00 ile 10:00 arasında gerçekleşen işlemlerde toplamda 2k\$ gibi bir kâr elde edilmiştir. Bu da saatlik grafiğe göre elde edilen en fazla kârdır. Saatlik grafiğe göre en fazla zarar ise yaklaşık 1.6k\$ ile 00:00 ile 01:00 saat aralığında gerçekleşmiştir.

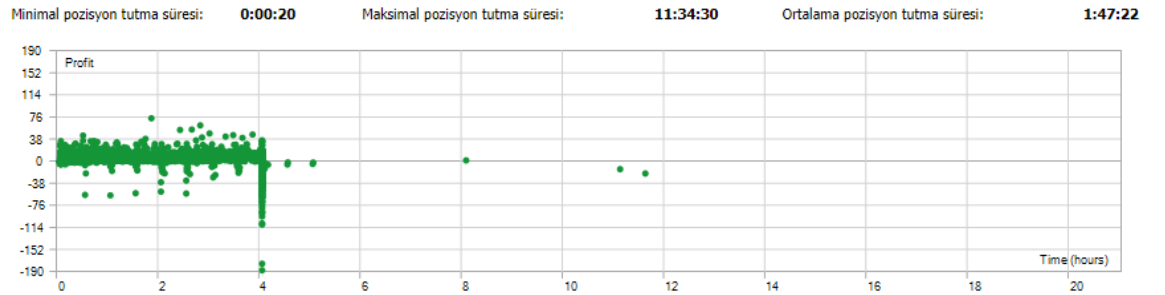
Şekil 3.24’de bulunan saatlik grafiği daha önceden yapılan 30 dk.lık geriye dönük testin Şekil 3.12.’de bulunan saatlik grafiğine çok benzemekle beraber bazı değerlerde oransal olarak aşağı bazı değerlerde de oransal olarak yukarı yönlü olduğu görülmektedir. Özellikle önceki grafiğe 23:00 ile 01:00 zaman aralığındaki zarar miktarları oranındaki artışı ve 01:00 ile 02:00 zaman aralığındaki zarar miktarı oranındaki düşüş dikkat çekmektedir.

Haftalık kâr zarar grafiğine göre işlem yapılan her gün elde edilen kâr miktarı zarar miktarından fazladır. Hafta içerisinde kâr miktarının en fazla olduğu gün yaklaşık 5.3k\$ ile salı günü iken; zarar miktarının en fazla olduğu gün 4.5k\$ ile çarşamba günüdür.

Şekil 3.24’de bulunan haftalık grafiği daha önceden yapılan 30 dk.lık geriye dönük testin Şekil 3.12.’de bulunan haftalık grafiğine çok benzemekle beraber kâr ve zararların biraz daha yukarı yönlü olduğu görülmektedir.

Aylık kâr zarar grafiğine göre sadece mart aylarında yapılan işlemlerden elde edilen zarar miktarı kâr miktarından fazladır. Diğer ayların hepsinde elde edilen kâr miktarı zarar miktarından fazladır. Yıl içerisinde kâr miktarının en fazla olduğu ay, yaklaşık 2.9k\$ ile eylül ayı iken zarar miktarının en fazla olduğu ay yaklaşık 2.7k\$ ile mart ayıdır.

Şekil 3.24’de bulunan aylık grafiği daha önceden yapılan 30 dk.lık geriye dönük testin Şekil 3.12’de bulunan aylık grafiğine benzemekle beraber bazı değerlerde oransal olarak aşağı bazı değerlerde de oransal olarak yukarı yönlü olduğu görülmektedir. Ayrıca Şekil 3.12.’de bulunun aylık grafikte zarar miktarının kâr miktarından daha fazla olduğu aylar ocak, kasım ve aralık iken Şekil 3.24’de zarar miktarının kâr miktarından daha fazla olduğu ay sadece mart olarak değişmiştir.



Şekil 3.25. Geriye Dönük Test (4 saat) Zamana Bağlı Kâr Zarar Grafiği

Yukarıdaki Şekil 3.25.'de yapılan geriye dönük testin zamana bağlı olarak kâr ve zararlarını gösteren grafik bulunmaktadır. Grafikte pozisyon açılışından itibaren ne kadar sürede ne kadar kâr/zarar ile kapatıldığı gösterilmektedir. Açılan pozisyonlar ortalama olarak 1 saat 47 dk. da kapatılmıştır. En kısa sürede kapatılan pozisyonun süresi 20sn. dir. En uzun sürede kapatılan pozisyonun süresi ilse yaklaşık 11 saat 34 dk. dır. Pozisyonların büyük bölümünün 4 saat sürede kapatıldığı görülmektedir. Bunun nedeni yapılan geriye dönük test kodlarında pozisyon açıldığı andan itibaren 4 saat içerisinde kâr al seviyesine ulaşmazsa pozisyonun otomatik kapatılma emri verilmesidir. Grafikte bazı pozisyonların bu kurala uymadığı ve 4 saatten dan daha uzun süre açık kaldığı görülmektedir. Bunun nedeni, pozisyon açıldıktan sonra piyasanın kapatılmasıdır. Piyasa kapatıldığında açık pozisyonlar öylece kalır. Piyasa tekrar açıldığında aradan belirli bir süre geçmiş olmaktadır. Bazı emirlerin pozisyon kapatma süreleri bundan dolayı 4 saatten dan daha uzun sürebilmektedir. Açılan pozisyonlardan 4 saatte kâr/zarar değerine bakılmaksızın otomatik kapatılanların çoğu zarar ile kapatılmıştır. Bu da açılan pozisyonların bir kısmının kâr al seviyesine erişebilmesi için 4 saatten daha uzun süreye ihtiyaç duyduğu anlamına gelebilmektedir.

Şimdiye kadar yapılan geriye dönük testlerde pozisyonların açık kalma süreleri uzadıkça zarar miktarlarında ve oranlarının arttığı ve kâr oranlarının da zarar oranlarından daha az arttığı görülmektedir. Pozisyonların açık kalma süreleri artıkça zarar miktarlarının ve oranların artması endişe vericidir. Çünkü yapılan geriye dönük testlerde kaldıraç oranı olarak 1:10 kullanıldığından açılan her bir pozisyon için 1k\$ kayıp riski barındırmaktadır.

3.6.5. Geriye Dönük Test (4saat) Takip Eden Durdur

Yapılan geriye dönük testleri incelendiğinde açılan bazı pozisyonların önce pozitif geçmiş olduğu ardından kâr al seviyesine ulaşmadan negatife dönüştüğü görülmüştür. Bundan dolayı daha önceden yapılan 4 saatlik test takip eden durdur emirleri kullanılarak tekrar edilecektir. Takip eden durdur emri kullanılarak pozisyonların pozitif kapatma sayılarının arttırılması ve zararın azalması amaçlanmaktadır.

Yapılan beşinci geriye dönük testte analiz sonucu veri tabanına aktarıldığı anda MQL5 dili kullanılarak alış veya satış kararı verilmektedir. Alış veya satış emri

verilirken kâr al parametresine EURUSD paritesi için yapılan tahmin verilmektedir. Verilen emir dört saat içerisinde hedef fiyata erişirse pozisyon otomatik olarak kapatılmaktadır. Eğer emir girildikten dört saat sonrasında parite değeri tahmin edilen değere ulaşmamışsa pozisyon artı veya eksi olmasına bakılmaksızın kapatılmaktadır.

Bu geriye dönük testte açılan pozisyonlar 1M aralıkla takip edilmektedir. Açılan pozisyonunu açılış değerinden 30 pip pozitif yönde hareket ettiğinde güncel değerin 10 pip negatif yönüne (yani açılış değerinin 20 pip pozitif yönüne) zarar durdur emri verilmektedir. Pozisyon tekrar 10 pip pozitif yönde hareket ederse önceden verilen zarar durdur emri 10 pip daha pozitif yönlü güncellenmektedir. Eğer pozisyon 10 pip negatif yönde hareket ederse daha önceden verilen zarar durdur emri tetiklenerek pozisyon kapatılır.

Tarihin Kalite:	100%	Tikler:	2936374	Semboller:	1
Çubuklar:	745046	Mutlak Bakiye Düşüşü:	9.20	Mutlak Varlık Düşüşü:	15.10
Toplam Net Kar:	6 332.82	Maksimal Bakiye Düşüşü:	969.97 (12.70%)	Maksimal Varlık Düşüşü:	977.77 (12.79%)
Brüt kar:	18 608.10	Görelî Bakiye Düşüşü:	12.70% (969.97)	Görelî Varlık Düşüşü:	12.79% (977.77)
Brüt Zarar:	-12 275.28				
Toplam İşlem:	5961	Kısa İşlemler (kazanılan %):	3587 (79.93%)	Uzun İşlemler (kazanılan %):	2374 (82.10%)
Tüm İşlemler:	11922	Karlı İşlemler (toplamın %):	4816 (80.79%)	Kayıplı İşlemler (toplamın %):	1145 (19.21%)
		En Büyük Karlı işlemler:	35.70	En Büyük Kayıplı işlemler:	-186.60
		Ortalama Karlı işlemler:	3.86	Ortalama Kayıplı işlemler:	-10.72
		Maksimum Ardışık kazançlar (\$ olarak):	60 (363.80)	Maksimum Ardışık kayıplar (\$ olarak):	9 (-157.30)
		Maksimal Ardışık karlar (sayı olarak):	363.80 (60)	Maksimal Ardışık kayıplar (sayı olarak):	-362.95 (3)
		Ortalama Ardışık kazançlar:	8	Ortalama Ardışık kayıplar:	2

Şekil 3.26. Geriye Dönük Test (4 saat) Takip Eden Durdur Sonuçları

Yukarıdaki Şekil 3.26.'da yapılan 4 saat geriye dönük testin sonuç raporu gösterilmektedir. Yapılan geriye dönük testte 5961 adet emir girilebilmiştir. Pozisyon kapatma işlemleriyle beraber toplamda 11922 adet işlem gerçekleştirilmiştir. Kısa işlemlerde yani satış işlemlerinde pozisyonların %79.93'ü pozitif olarak kapatılmıştır. Uzun işlemlerde yani alış işlemlerinde ise pozisyonların pozitif kapatma oranı %82.10'dur. Yapılan işlemlerinin %80.79'u yani 4816 adet işlemde kâr elde edilmişken, %19.21'i yani 1145 adet işlemde ise zarar edilmiştir.

Yapılan geriye dönük testte daha önceden yapılan 30 dk.lık geriye dönük testine göre pozisyonların pozitif kapatma oranı %18'den daha fazla artmıştır.

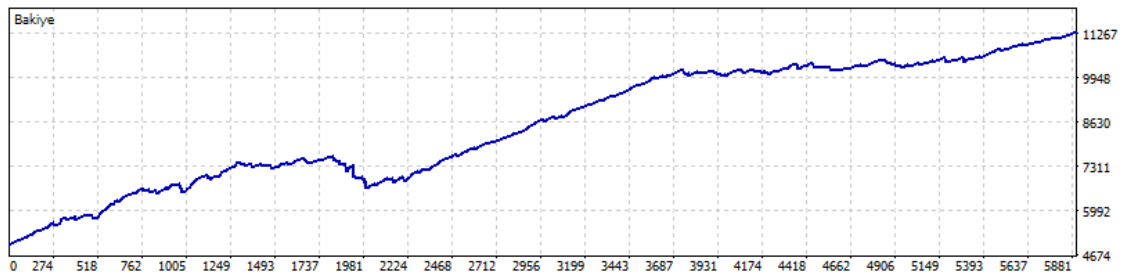
Bu geriye dönük testte daha önceden yapılan 4 saatlik teste göre de açılan pozisyonların pozitif kapatma oranı %7'den fazla artmıştır.

Yapılan geriye dönük test sonucunda 18k\$'dan fazla kâr elde edilmiş, yaklaşık 12.3k\$ gibi zarar elde edilmiş ve net olarak da yaklaşık 6.3k\$ gibi kâr elde edilmiştir. Pozisyon kapatma işlemlerinde tek sefer de en büyük kâr 35.70\$, en büyük zarar ise 186.60\$ olarak gerçekleşmiştir. Pozitif kapatılan işlemlerin ortalaması 3.86\$ iken, negatif kapatılan işlemlerin ortalaması 10.72\$'dir. Ardışık olarak en fazla 60 adet pozisyon pozitif kapatılmış bu işlemler sonucunda da toplamda 363.80\$ kâr elde edilmiştir. Ardışık olarak en fazla 9 pozisyon negatif kapatılmış bu işlemler sonucunda da toplam 157.30\$ zarar elde edilmiştir. Ardışık olarak en fazla 363.80\$ kâr elde edilmiş ve bu kâr 60 işlemde gerçekleşmiştir. Ardışık olarak en fazla 362.95\$ zarar elde edilmiş ve bu zarar 3 işlemde gerçekleşmiştir. Ardışık olarak pozitif kapatılan işlem sayılarının ortalaması 8 iken; negatif kapatılan işlem sayılarının ortalaması 2 dir.

Yapılan geriye dönük testte daha önceden yapılan 30 dk.lık geriye dönük testine göre elde edilen kâr ve zarar miktarlarının ikisi de artmıştır. Net kâr miktarında ise yaklaşık 620\$'lık bir artış bulunmaktadır.

Bu geriye dönük testte daha önceden yapılan 4 saatlik geriye dönük testine göre elde edilen kâr ve zarar miktarlarının ikisi de düşmüştür. Net kâr miktarında ise yaklaşık 1.1k\$'lık bir düşüş bulunmaktadır.

Geriye dönük testnde uygulanan takip durdur emirleri pozisyonların pozitif kapatma oranını arttırmış ancak kâr, zarar ve net kâr miktarlarında düşüşe neden olmuştur.

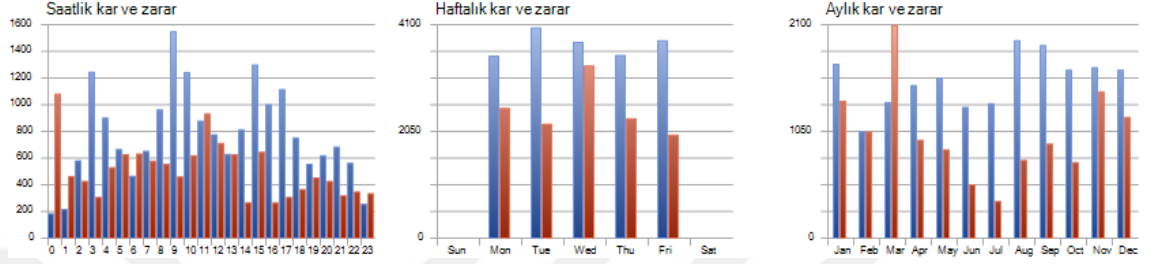


Şekil 3.27. Geriye Dönük Test (4 saat) Takip Eden Durdur Bakiye Grafiği

Yukarıdaki Şekil 3.27.'de yapılan geriye dönük test sonucunda hesap bakiyesinin zamana göre değişim grafiği verilmiştir. Hesap bakiyesi başlangıçta 5k\$ olan teminat miktarı ile başlamakta geriye dönük testin sonunda da yaklaşık 11.3k\$ kadar çıkmaktadır. Grafikte belirli zaman aralıklarında bakiyenin yatay ekseninde sabit olduğu veya hafif

aşağıya eğimli olduğu kısımlar bulunmaktadır. Bu duruma rağmen bakiye hiçbir zaman 5\$k'lık teminat seviyesinin altına düşmemiştir.

Şekil 3.27'de bulunan bakiye grafiği daha önceden yapılan 30 dk.lık geriye dönük testin Şekil 3.11.'de bulunan bakiye grafiğine çok benzemekle beraber bazı girintilerin daha derin olduğu görülmektedir.



Şekil 3.28. Geriye Dönük Test (4 saat) Takip Eden Durdur Saatlik, Haftalık ve Aylık Kâr Zarar Grafikleri

Yukarıdaki Şekil 3.28.'de yapılan geriye dönük testin saatlik, haftalık ve aylık kâr grafiği bulunmaktadır. Grafiklerde mavi çubuklar kâr miktarlarını, kırmızı çubuklar da zarar miktarlarını ifade etmektedir.

Saatlik kâr zarar grafiğine göre saat 23:00 ile 01:00 aralığında yapılan işlemlerden elde edilen zarar miktarı kâr miktarından fazladır. Diğer saat aralıklarının hepsinde elde edilen kâr miktarı zarar miktarından fazladır. Geriye dönük test yapılan süre boyunca 09:00 ile 10:00 arasında gerçekleşen işlemlerde toplamda 1.5k\$ gibi bir kâr elde edilmiştir. Bu da saatlik grafiğe göre elde edilen en fazla kârdır. Saatlik grafiğe göre en fazla zarar ise yaklaşık 1.1k\$ ile 00:00 ile 01:00 saat aralığında gerçekleşmiştir.

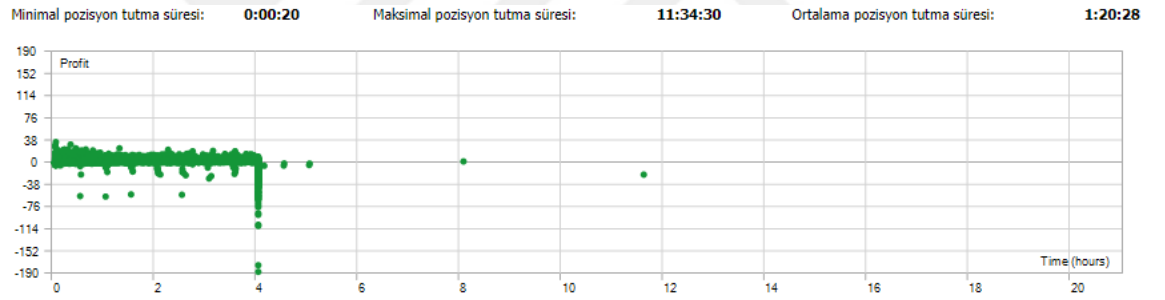
Şekil 3.28'de bulunan saatlik grafiği daha önceden yapılan 30 dk.lık geriye dönük testin Şekil 3.12.'de bulunan saatlik grafiğine çok benzemekle beraber bazı değerlerde oransal olarak aşağı bazı değerlerde de oransal olarak yukarı yönlü olduğu görülmektedir. Özellikle önceki grafiğe 00:00 ile 01:00 zaman aralığındaki zarar miktarları oranındaki artışı dikkat çekmektedir.

Haftalık kâr zarar grafiğine göre işlem yapılan her gün elde edilen kâr miktarı zarar miktarından fazladır. Hafta içerisinde kâr miktarının en fazla olduğu gün yaklaşık 4k\$ ile salı günü iken; zarar miktarının en fazla olduğu gün 3.3k\$ ile çarşamba günüdür.

Şekil 3.28’de bulunan haftalık grafiği daha önceden yapılan 30 dk.lık geriye dönük testin Şekil 3.12.’de bulunan haftalık grafiğine çok benzemekle beraber kâr ve zararların biraz daha yukarı yönlü olduğu görülmektedir.

Aylık kâr zarar grafiğine göre sadece mart aylarında yapılan işlemlerden elde edilen zarar miktarı kâr miktarından fazladır. Diğer ayların hepsinde elde edilen kâr miktarı zarar miktarından fazladır. Yıl içerisinde kâr miktarının en fazla olduğu ay, yaklaşık 1.9k\$ ile ağustos ayı iken; zarar miktarının en fazla olduğu ay yaklaşık 2.1k\$ ile mart ayıdır.

Şekil 3.24’de bulunan aylık grafiği daha önceden yapılan 30 dk.lık geriye dönük testin Şekil 3.12.’de bulunan aylık grafiğine benzemekle beraber bazı değerlerde oransal olarak aşağı bazı değerlerde de oransal olarak yukarı yönlü olduğu görülmektedir. Ayrıca Şekil 3.12.’de bulunun aylık grafikte zarar miktarının kâr miktarından daha fazla olduğu aylar ocak, kasım ve aralık iken Şekil 3.28’de zarar miktarının kâr miktarından daha fazla olduğu ay sadece mart olarak değişmiştir.



Şekil 3.29. Geriye Dönük Test (4 saat) Takip Eden Durdur Zamana Bağlı Kâr Zarar Grafiği

Yukarıdaki Şekil 3.29.’da yapılan geriye dönük testin zamana bağlı olarak kâr ve zararlarını gösteren grafik bulunmaktadır. Grafikte pozisyon açılışından itibaren ne kadar sürede ne kadar kâr/zarar ile kapatıldığı gösterilmektedir. Açılan pozisyonlar ortalama olarak 1 saat 20 dk. da kapatılmıştır. En kısa sürede kapatılan pozisyonun süresi 20sn. dir. En uzun sürede kapatılan pozisyonun süresi ilse yaklaşık 11 saat 34 dk. dır. Pozisyonların büyük bölümünün 4 saat sürede kapatıldığı görülmektedir. Bunun nedeni yapılan geriye dönük test kodlarında pozisyon açıldığı andan itibaren 4 saat içerisinde kâr al seviyesine ulaşmazsa pozisyonun otomatik kapatılma emri verilmesidir. Grafikte bazı pozisyonların bu kurala uymadığı ve 4 saatten dan daha uzun süre açık kaldığı görülmektedir. Bunun nedeni; pozisyon açıldıktan sonra piyasanın kapatılmasıdır. Piyasa kapatıldığında açık

pozisyonlar öylece kalır. Piyasa tekrar açıldığında aradan belirli bir süre geçmiş olmaktadır. Bazı emirlerin pozisyon kapatma süreleri bundan dolayı 4 saatten dan daha uzun sürebilmektedir. Açılan pozisyonlardan 4 saatte kâr/zarar değerine bakılmaksızın otomatik kapatılanların çoğu zarar ile kapatılmıştır.

3.7. BULGULAR

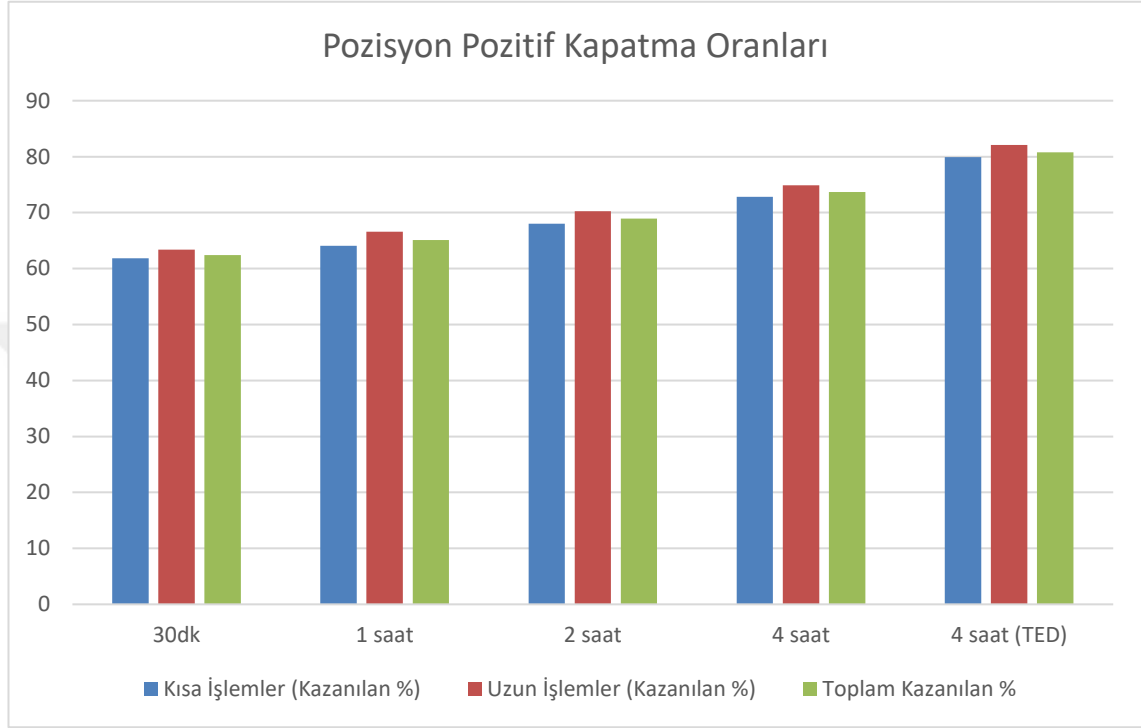
Yapılan eğitimlerde en yüksek başarı elde edilen veri seti (EURUSD+EURGBP) ile yapılan geriye dönük testlerin sonuçlarının özet bilgileri Tablo 4.6.'da verilmiştir. Bu testlerin bakiye grafikleri ise Şekil 3.30.'da verilmiştir.



Tablo 3.6. Geriye Dönük Testlerin Sonuç Özetleri

Geriye Dönük Test	Kazanılan İşlemler (Kısa) %	Kazanılan İşlemler (Uzun) %	Toplam Kazanılan %	Kâr \$	Zarar \$	Net Kâr \$	Emir Sayısı	En Büyük Kâr \$	En Büyük Zarar \$	Ortalama Kâr \$	Ortalama Zarar \$
30 dk.	61,83	63,37	62,44	13944,14	8230,710	5713,43	5969	45,2	57	3,74	3,67
1 saat	64,08	66,61	65,09	16845,61	11086,63	5758,98	5969	52,8	57,9	4,34	5,32
2 saat	68,03	70,27	68,92	20533,01	14428,15	6104,86	5969	74,9	109	4,99	7,78
4 saat	72,85	74,87	73,66	24924,23	17479,44	7444,79	5948	74,9	186,6	5,69	11,15
4 saat (TED)	79,93	82,1	80,79	18608,10	12275,28	6332,82	5961	35,7	186,6	3,86	10,72

Yukarıdaki Tablo 4.6.'da yapılan beş geriye dönük testin özet bilgileri bulunmaktadır. Tablodan da görülebileceği gibi yapılan bütün geriye dönük testlerin sonucunda elde edilen net kâr pozitifdir. Yani yapılan geriye dönük testlerin sonucunda bakiye düşmemiş aksine en az kâr teminat miktarından daha fazla olduğu görülmektedir.

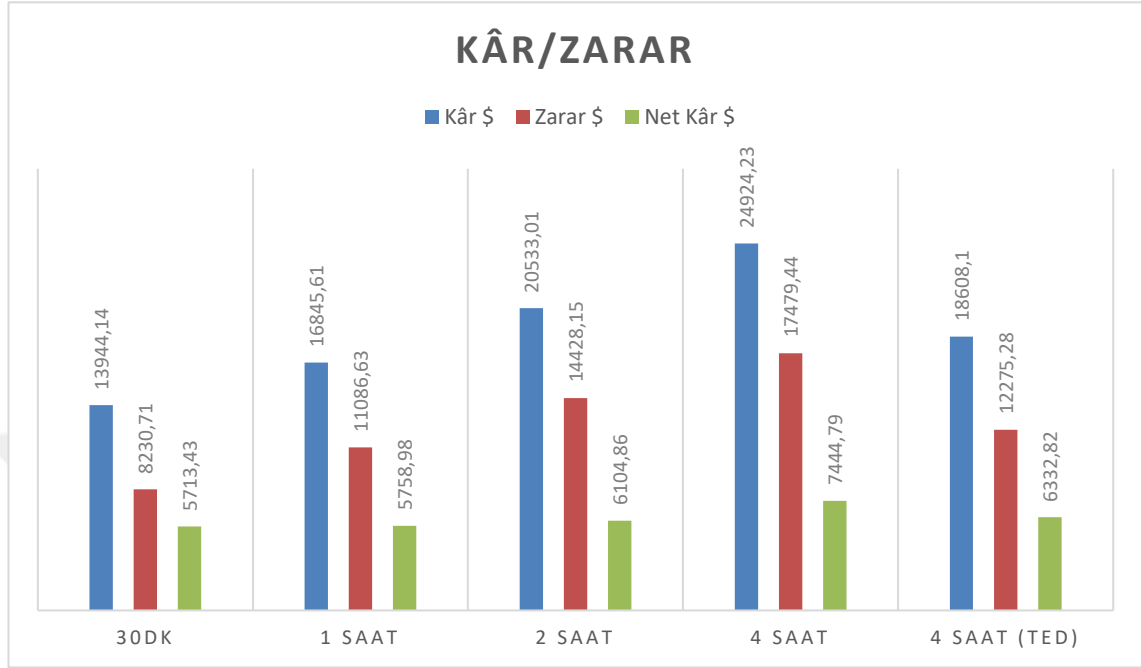


Şekil 3.30. Geriye Dönük Testlerin Pozisyonların Pozitif Kapatma Oranları

Yukarıdaki Şekil 3.30'da yapılan beş geriye dönük testte açılan pozisyonların pozitif kapatma oranlarının grafiği bulunmaktadır. Şekilde mavi renk kısa işlemlerini yani satış işlemlerinin pozitif kapatma oranını, kırmızı renk uzun işlemlerin yani alış işlemlerinin pozitif kapatma oranını ve yeşil renk ise bütün işlemlerin pozitif kapatma oranını göstermektedir.

Şekil 3.30'da da görülebileceği gibi yapılan her yeni geriye dönük testte kâr, zarar ve net kâr oranları artmıştır. Bu da pozisyonların açık kalma süreleri arttıkça pozisyonların pozitif kapatma oranının arttığını göstermektedir. Ayrıca şekilden takip eden durdur emirlerinin negatif kapatılan pozisyonların bazılarını pozitif kapatılmasını sağladığı anlaşılmıştır. Takip eden durdur emirleri sayesinde pozitif kapatma oranı %7'den daha fazla artmıştır. Bu da yaklaşık 430 emire denk gelmektedir. Yani daha

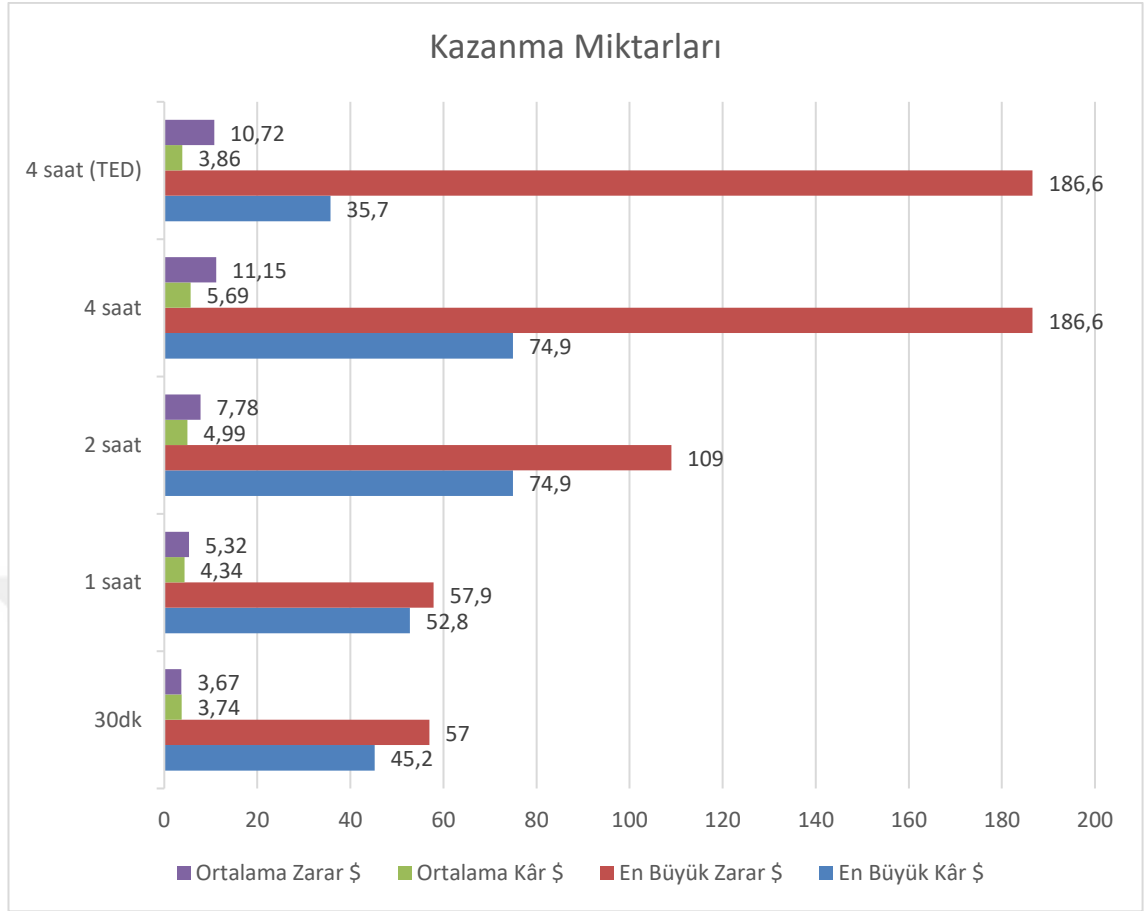
önceden negatif kapatılan 430 pozisyon takip eden durdur emirleri sayesinde pozitif kapatılmıştır.



Şekil 3.31. Geriye Dönük Testlerin Kâr Zarar Grafiği

Yukarıdaki Şekil 3.31’de yapılan beş geriye dönük testin sonucunda elde edilen kâr, zarar ve net kâr grafiği bulunmaktadır. Şekilde mavi renk kâr miktarını, kırmızı renk zarar miktarını ve yeşil renk ise net kâr miktarını göstermektedir.

Şekil 3.31’de da görülebileceği gibi yapılan geriye dönük testlerde en fazla kâr, zarar ve net kâr 4 saatlik geriye dönük testte elde edilmiştir. Şekil 3.30.’daki grafikte en fazla pozitif kapatma oranı 4 saat (TED) geriye dönük testte olmasına rağmen en fazla net kâr miktarı 4 saatlik geriye dönük testte elde edilmiştir. Bunun nedeni; geriye dönük testte takip eden durdur emirleri pozitif kapatma oranını arttırmış bu da zarar miktarında düşüşe neden olmuştur. Ayrıca takip eden durdur emirleri parite değerinde geri çekilme olması durumunda pozisyon potansiyel hedefine ulaşmadan kapatılarak elde edilen kâr ve net kâr miktarlarında da düşüşe sebep olmuştur.

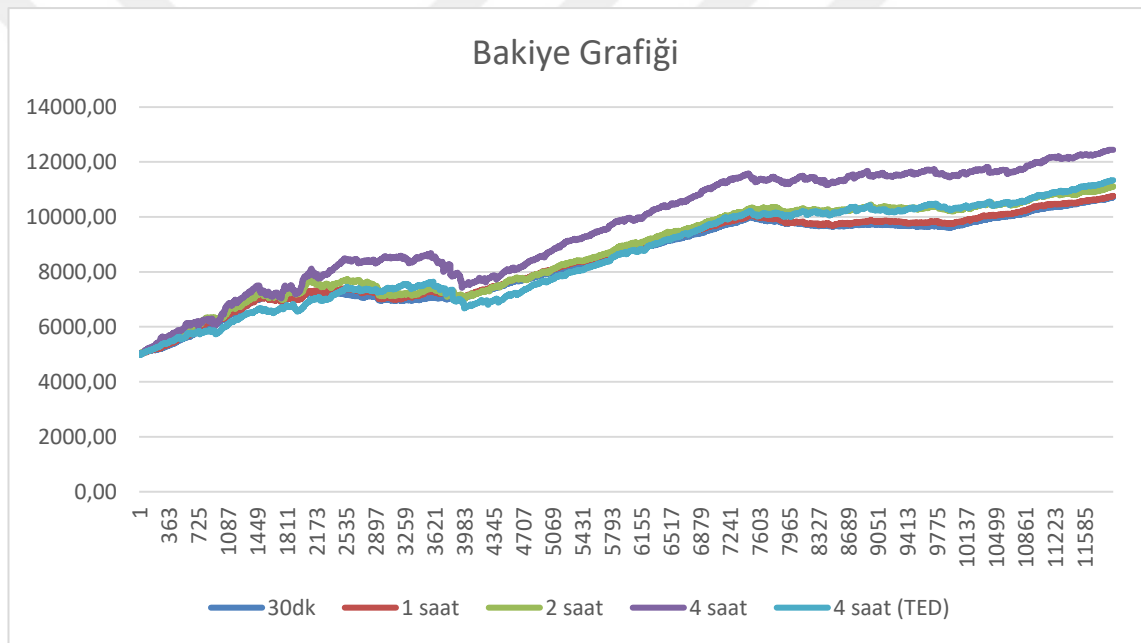


Şekil 3.32. Geriye Dönük Testleri Kazanma Miktarları

Yukarıdaki Şekil 3.32.'de yapılan beş geriye dönük testin sonucunda tek seferde elde edilen en büyük kâr, en büyük zarar, ortalama kâr ve ortalama zarar grafiği bulunmaktadır. Şekilde mavi renk en büyük kârı, kırmızı renk en büyük zararı, yeşil renk ortalama kârı ve mor renk ortalama zararını göstermektedir.

Şekil 3.32.'de de görülebileceği gibi tek emirde en büyük zarar, en büyük kâr, ortalama kâr ve ortalama zarar en fazla 4 saatlik geriye dönük testte elde edilmiştir. Ayrıca Şekil 3.32.'den pozisyonların açık kalma süresi arttıkça her bir emir için kâr, zarar, ortalama kâr ve ortalama zarar miktarlarının arttığı anlaşılmaktadır. Burada pozisyonların açık kalma süresi arttıkça ortalama zarar miktarının ortalama kâr miktarından daha fazla artması endişe edilecek bir durumdur. Çünkü ortalama zararın çok artması durumunda zarar miktarı kâr miktarını geçerek el edilen net kâr miktarı negatif olabilir. Yapılan geriye dönük testlerde bu durumun olmamasının sebebi pozisyonların açık kalma süresi arttıkça pozisyonların pozitif kapatma oranı artmasıdır.

Takip eden durdur emirleri kullanılan 4 saat (TED) geriye dönük test ile takip eden durdur emri kullanılmayan 4 saat geriye dönük testte tek işlemde el edilen zarar miktarının aynı en büyük kâr, ortalama kârın ve ortalama zararın daha düşük olduğu görülmektedir. Yani takip eden durdur emirleri negatif kapatılan bazı emirleri pozitif kapatmaya sebep olurken elde edilen kâr miktarlarında düşüşe sebep olmuştur. Ancak takip eden durdur emri en büyük zarar miktarında bir fark oluşturmamıştır. Yapılan inceleme sonucunda en büyük zararın aynı kalmasının nedeninin pozisyonun 4 saatlik zaman diliminde hiçbir zaman pozitif bölgeye geçememiş olmasından kaynaklandığı anlaşılmıştır. Yani en büyük zarar elde edilen pozisyon, yanlış yönde açılan bir pozisyonudur.



Şekil 3.33. Geriye Dönük Testlerin Zamana Bağlı Kâr Zarar Grafiği

Yukarıdaki Şekil 3.33’de yapılan beş geriye dönük testin zaman bağlı bakiye grafiği bulunmaktadır. Şekilde yapılan her test farklı bir renk ile temsil edilmektedir. Yapılan geriye dönük testlerin bakiye bilgileri bir birlerine çok benzemekle beraber pozisyonların açık kalma süresi arttıkça bakiye bilgilerindeki girintilerin yani oynaklığın arttığı görülmektedir. Ayrıca bakiyesi en fazla artan testin, net kâr miktarı en fazla olan 4 saatlik geriye dönük test olduğu görülmektedir.

SONUÇ VE TARTIŞMA

Yapılan bu çalışmada Forex piyasasında işlem gören EURUSD paritesinin gelecek değerlerini derin öğrenme teknikleriyle tahmin etmek ve bu tahminler doğrultusunda alış satış yapabilecek işlem robotu geliştirilmesi amaçlanmıştır. Bu amaçlar doğrultusunda çalışmanın iki temel parçası bulunmaktadır: Birinci parçada yapay zekâ teknikleri kullanılarak EURUSD paritesinin geleceği hakkında tahminlerde bulunmak, ikinci parçada ise yapılan bu tahminleri kullanarak alış satış işlemlerini gerçekleştirecek bir işlem robotu geliştirmektir.

Çalışmanın birinci parçasını gerçekleştirirken hangi verilerin kullanılacağı belirlemek için öncelikle Forex piyasalarında yapılan geleneksel analiz yöntemleri araştırılmıştır. Bu araştırma sonucunda geleneksel analiz yöntemlerinin neredeyse hepsinde bir paritenin gelecek değerini tahmin etmek için paritenin geçmiş değerlerinin ve bu değerlerin ortalamalarının çok büyük öneme sahip olduğu görülmüştür. Ancak geçmiş verilerin ve ortalamaların ne kadar uzunlukta veya hangi seviyede kullanılacağı konusunda kesin bir kanı bulunmadığından öngörü oluşturulması için çeşitli eğitimler yapılmıştır. Bu eğitimler yapılırken geleneksel analiz yöntemleri bire bir kullanılmamış sadece bu analiz yöntemlerinin kullandıkları veriler, eğitim verileri içerisine eklenmiştir. Buradaki amaç, analizlerin yapay zekâ tarafından yapılmasına imkân sağlamaktır.

Yapılan literatür çalışmasında parite tahminlerinde en çok kullanılan derin öğrenme modelinin LSTM olduğu görülmüştür. Bundan dolayı çalışmada da LSTM modeli kullanılmıştır. Yine yapılan literatür çalışmasında eğitim sonuçlarının değerlendirilmesinde en çok kullanılan metrikler arasında MSE, MAE ve MAPE bulunduğu görülmüştür. Bundan dolayı bu çalışmada da eğitimlerin sonuçlarında bu metrikler kullanılmıştır. Her ne kadar bu metrikler eğitim sonuçlarını değerlendirmede kullanılsa da Forex ticareti için yeterli değildir. Çünkü MSE, MAE ve MAPE metrikleri tahmin ile gerçek değeri karşılaştırarak tahminlerin gerçek değere yakınlığını bulmaktadır. Tahminler gerçeğe çok yakın olsalar bile forex ticaretinde tahminler önceki değer ile karşılaştırıldığında düşüş yerine çıkış sinyali verilmesi durumunda zarar edilecektir. Bundan dolayı çalışmada değerlendirme metriklerinin yanı sıra paritenin yön tahmininin doğruluk oranına da yer verilmiştir.

Bu çalışmada kullanılan veriler “Ziraat Yatırım Menkul Değerler A.Ş.” aracı kurumundan açılan bir deneme hesabı sayesinde “Meta Trader 5” adlı program aracılığıyla elde edilmiştir. Çalışmada gerçekleştirilen yapay zekâ eğitimleri “Matlab 2023b” programı kullanılarak yapılmıştır. Eğitimlerde 01.02.2002 ile 31.05.2020 tarihleri arasındaki parite değerleri kullanılmıştır. Çalışmada kullanılan veri setleri %80 eğitim ve %20 test kümelerine bölünmüştür. Yapılan her eğitim 10 defa tekrarlanmış ve çalışmada sonuçların ortalamaları gösterilmiştir. Bütün eğitimlerde mini batch size değeri 10, epoch değeri 100 ve Learning Rate değeri 0.0005 olarak gerçekleştirilmiştir.

Parite verileri milisaniyede bile farklılık gösterdiği için analizlerde aracı kurumlar tarafından sağlanan anlık parite değerlerinin kullanılması pek mümkün değildir. Bundan dolayı analizler yapılırken zaman dilimleri (1M, 5M, 30M, 1H veya 1D) sayesinde anlık verilerin özetleri kullanılır. Zaman dilimleri içerisinde açılış, kapanış, en yüksek ve düşük bilgilerini barındırmaktadır. Yapılan literatür çalışmasında da yapay zekâ teknikleriyle yapılan parite tahminlerinde anlık veri yerine zaman dilimlerindeki özet bilgilerin kullanıldığı görülmüştür. Bundan dolayı bu çalışmada da paritenin açılış, kapanış, en yüksek ve düşük değerleri kullanılmıştır.

Çalışmanın birinci parçasını gerçekleştirmek için öncelikle EURUSD paritesinin hangi zaman diliminde (1M, 5M, 15M veya 30M gibi) daha iyi bir tahmin yapabileceğini anlayabilmek için çeşitli eğitimler düzenlenmiştir. Bu eğitimler sonucunda en iyi sonucun 30M zaman diliminde verildiği görülmüştür. Ancak diğer zaman dilimlerinin sonuçları 30M zaman dilimine çok yakın olduğu ve zaman dilimine bağlı olarak veri setinde de farklılık oluştuğu için her zaman en iyi sonucun 30M zaman diliminde verileceği kanısı oluşmamıştır.

Teknik analizlerde özellikle formasyonlarda paritenin geçmiş verisinin önemi bilinmektedir. Ancak ne kadar geçmiş verisi kullanılacağı hakkında kesin bir kanı bulunmamaktadır. Geçmiş verisinin ne kullanılacağını belirleyebilmek için çeşitli eğitimler gerçekleştirilmiştir. Bu eğitimler kapsamında veri seti 15, 30 ve 40 adımlık geçmiş verileri daha önceki eğitimde en iyi tahmin gerçekleştiren üç zaman dilimine (20M, 30M ve 60M) göre yeniden yapılandırılmıştır. Bu eğitimlerin sonucuna göre en iyi tahminler 30M’lik zaman dilimindeki 30 adımlık geçmiş verisine sahip olan veri setinde gerçekleşmiştir. Bu veri setinin her özelliği 4X30 boyutundaki matrislerden oluşmaktadır.

Yapılan tahminlerin %81'inden fazlasında paritenin yön tahmini doğru yapılmış ayrıca MSE, MAE ve MAPE değerleri sırasıyla 0.000029859, 0.004076801, 0.319767 olduğu görülmektedir.

Yapılan değişiklikler sonucunda başarı oranı artmasına rağmen bu başarıyı daha da arttırmak için tahmin edilen paritenin hareketli ortalamaları, polinom ve türev bilgileri veri setine eklenerek yeni eğitimler gerçekleştirilmiştir. Bu kapsamda oluşturulan yeni veri setinin her özelliği 10X30 boyutunda matrislerden oluşmaktadır. Bu eğitimler sonucunda paritenin yön tahmini başarıları yaklaşık %87 ye kadar ulaşmıştır. Ayrıca MSE, MAE ve MAPE metrikleri sırasıyla 0.000010584, 0.002903179, 0.1931 olduğu görülmüştür. Bu eğitimler sonucunda veri setine eklenen ortalamalar, polinom veya türev bilgileri gibi ayırt edici yeni özelliklerin eklenmesinin tahminleri pozitif yönde etkilediği görülmüştür.

Örtüşme yapay zekâ uygulamalarında başarı oranını arttırmak için sıklıkla kullanılmaktadır. Bundan dolayı yapılan tahminlerin başarı oranlarını arttırmak için kullanılan veri setine örtüşme adımları uygulanmıştır. Örtüşme adımının ne kadar uygulanması gerektiği konusunda farklı görüşler olduğundan örtüşme adımını belirlemek için farklı eğitimler gerçekleştirilmiştir. Bu kapsamda veri setine 5, 10 ve 15 adımlık örtüşme adımları uygulanmıştır. Uygulanan başarı adımının veri setindeki özellik sayısında farklılıklar oluşturduğundan farklı örtüşme adımlarının sonuçlarını karşılaştırmak çok doğru olmamasına rağmen yapılan eğitimler öngörü oluşturmak için gerçekleştirilmiştir. Bu eğitimler sonucunda başarı oranı birbirine çok yakın olmakla beraber başarı oranı en yüksek olan örtüşme adımının 5 olduğu görülmektedir. Bu eğitimin sonucunda yön tahmininin doğruluk oranı %89'dan daha yüksek olmuştur. Ayrıca bu eğitimin MSE, MAE ve MAPE değerlerinin sırasıyla 0.00000858, 0.002083920 ve 0.1656 olduğu görülmüştür. Sonuç olarak veri setine uygulanan örtüşmenin başarı oranını arttırdığı anlaşılmıştır.

Araştırma sorularından biri olan farklı paritelerin EURUSD paritesine etkisi ölçmek için veri setine EURGBP ve EURCHF paritelerinin değerleri eklenmiştir. EURUSD paritesinde olan ancak EURGBP ve EURCHF paritelerinde olmayan veriler gözlemi ileri taşıma (LOCF) yöntemi kullanılarak tamamlanmıştır. EURGBP ve EURCHF paritelerinde olan ancak EURUSD paritesinde olan değerler de silinmiştir. Bu işlem

sonucundan üç tane yeni veri seti elde edilmiştir. Bunlar; EURUSD+EURCHF, EURUSD+EURGBP ve EURUSD+EURGBP+EURCHF dir. Her ne kadar eğitim sonuçları birbirlerine yakın olsa da bu veri setleri arasında en başarılı eğitim EURUSD+EURGBP veri setinde gerçekleştirilmiştir. EURUSD+EURGBP veri seti kullanılarak yapılan eğitimin yön tahmin oranı %90'dan fazladır. Ayrıca bu eğitimin sonucunda MSE, MAE ve MAPE değerleri sırasıyla 0.00000802, 0.002002391, 0.1652 olduğu gözlemlenmiştir.

Yapılan bütün çalışmalar arasında EURUSD+EURGBP veri seti hem yön tahmini oranında hem de karşılaştırma metriklerinde en iyi sonucu vermiştir. Bu eğitim sonucundaki değerlendirme metrikleri sıfıra yakın olmasına rağmen EURUSD paritesinin pip değerinin 0.00001 olduğu unutulmamalıdır. Pip değerinin 0.00001 olduğu bir paritede tahminlerdeki ortalama mutlak hatanın (MEA) 0.002002391 olması ortalama hatanın paritedeki en düşük değişimden 20 kat daha büyük olması anlamına gelmektedir.

EURUSD+EURGBP veri seti ile yapılan eğitimde parite yön tahmin oranının %90 üzerinde çıkması ve bu eğitimin literatür araştırmasındaki çalışmaların sonuçlarından daha düşük MAE ve MSE değerine sahip olması eğitim sonuçlarının kötü olmadığı anlamına gelmektedir.

Çalışmanın ikinci parçasında en iyi başarı elde edilen yapay sinir ağı kullanılarak geriye dönük test gerçekleştirilmiştir. Yapılan geriye dönük testleri “MetaTrader5” programı kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Geriye dönük test yapılırken öncelikle parite değerleri Python yazılım dili kullanılarak “MetaTrader5” programından çekilerek Matlab programına aktarılmıştır. Matlab programı da daha önceden oluşturulan yapay sinir ağı sayesinde tahminlerde bulunarak tahminler veri tabanına aktarılmıştır. Son olarak da bu tahminler doğrultusunda MetaTrader5 programının kendi yazılım dili olan MQL5 sayesinde alış ve satış emirleri verilmiştir.

Geriye dönük testleri 31.07.2022 ile 31.07.2024 tarihleri arasında gerçekleştirilmiştir. Geriye dönük testlerdeki teminat miktarı 5k\$ olarak belirlenmiştir. Türkiye’de yönetmelik gereği en yüksek kaldıraç oranı 1:10 olarak belirlenmiştir. Bundan dolayı yapılan geriye dönük testlerde de 1:10 oranında kaldıraç kullanılmıştır. Her bir işlemde 0.1 lotluk emirler verilmiştir. Alış satış emirlerindeki spread değeri aracı kurum tarafından 20 pip olarak belirlenmiştir.

Yapılan ilk geriye dönük testte girilen emrin kâr al seviyesine 30 dk. sürede ulaşması beklenmektedir. Eğer emir 30 dk. sürede kâr al seviyesine ulaşmazsa pozisyon kâr veya zarar durumuna bakılmaksızın kapatılmaktadır. Bu geriye dönük testte 5k\$ teminat ile yaklaşık 14k\$ kâr, 8k\$ zarar ve 5.7k\$ net kâr elde edilmiştir. Açılan pozisyonların pozitif kapatma oranı %62.44 olarak gerçekleşmiştir.

Yapılan bu geriye dönük test raporuna göre 23:00 ile 02:00 saatleri arasındaki işlemlerden elde edilen zarar miktarı kâr miktarından fazladır. Geriye kalan saat aralığında ise elde edilen kar miktarı zarar miktarından büyüktür. Geriye dönük test raporuna göre günlük bazda yapılan işlemlerde elde edilen kâr miktarı zarar miktarından fazladır. Geriye dönük test raporuna göre aylık bazda ocak, kasım ve aralık aylarında yapılan işlemlerden elde edilen zarar miktarı kâr miktarından fazladır. Diğer ayların hepsinde elde edilen kâr miktarı zarar miktarından fazladır.

Geriye dönük testin pozisyon kapatma sürelerine bakıldığında en fazla pozisyonda tutma süresinin 21 dk. olduğu görülmektedir. Bu da yapılan tahminlerin bir kısmının 30 dk.'dan daha kısa sürede kâr al seviyesine ulaştığı anlaşılmaktadır. Ancak pozisyonun açılmasından itibaren 30 dk.'da kâr al seviyesine ulaşmayan pozisyonların daha fazla olduğu anlaşılmaktadır. Bu da pozisyonların kâr al seviyesine ulaşması için biraz daha zaman ihtiyacı olduğu anlamına gelmektedir. Bunun için pozisyon kapatma süresi güncel sürenin iki katı yapılarak geriye dönük test tekrarlanmıştır.

Otomatik kapatma süresi 4 saat olan geriye dönük testte 5k\$ teminat ile yaklaşık 25k\$ kâr, 17.5k\$ zarar ve 7.5k\$ net kâr elde edilmiştir. Açılan pozisyonların pozitif kapatma oranı %74.87 olarak gerçekleşmiştir.

Yapılan bu geriye dönük test raporuna göre de 23:00 ile 02:00 saatleri arasındaki işlemlerden elde edilen zarar miktarı kâr miktarından fazladır. Geriye kalan saat aralığında ise elde edilen kâr miktarı zarar miktarından büyüktür. Geriye dönük test raporuna göre günlük bazda yapılan işlemlerde elde edilen kâr miktarı zarar miktarından fazladır. Geriye dönük test raporuna göre aylık bazda sadece mart aylarında yapılan işlemlerden elde edilen zarar miktarı kâr miktarından fazladır. Diğer ayların hepsinde elde edilen kâr miktarı zarar miktarından fazladır.

Uygulanan geriye dönük testlerdeki pozisyonların otomatik kapatma süresini arttırdıkça pozisyonların pozitif kapatma oranı ve net kâr miktarları artmıştır. Aynı

zamanda zarar miktarları da artmıştır. Bu da belirli bir süre sonra elde edilen zarar miktarının kâr miktarından daha fazla olabileceği anlamına gelmektedir. Çünkü elde edilen zarar miktarının artış oranı, kâr miktarının artış oranından daha fazladır.

Geriye dönük test kapsamında yapılan alış satış işlemleri incelendiğinde negatif kapatılan bazı pozisyonların belirli bir süre içerisinde önce pozitif bölgeye çıktığı ardından kâr al seviyesine ulaşmadan negatif bölgeye geçtiği anlaşılmıştır. Bu durumun önüne geçmek ve pozitif kapatılan pozisyonların oranını arttırmak için takip eden durdur emirleri kullanılmıştır. Takip eden durdur emirleri kullanımı sonrasında pozisyonların pozitif kapatma oranı yaklaşık %81'e kadar çıkmıştır. Yani takip eden durdur emirleri sayesinde pozisyonların pozitif kapatma oranında %6'lık bir artış sağlamıştır. Takip eden durdur emirlerinin kullanımı pozitif kapatma oranlarını arttırmasına rağmen elde edilen net kâr miktarında 1k\$'dan daha fazla düşüşe sebep olmuştur.

Sonuç olarak paritenin gelecek tahmini yapılırken en başarılı tahminin yapılacağı zaman dilimi hakkında kesin kanı oluşmamakla beraber yapılan çalışmada en iyi sonuç veren tahminler 30 dk.'lık zaman diliminde gerçekleşmiştir. Teknik analiz yapılırken kullanılan veriler ile yapay zekâ tekniklerinde kullanılan özellik çıkarma yöntemleri, yapılan tahminlerin gerçek değerlere daha fazla yaklaşmasını sağlamaktadır. EURUSD paritesinin verileri, EURGBP paritesi ile beraber kullanıldığında anlamlı bir fark olmamakla beraber pozitif bir etkiye; EURCHF paritesinin değerleri ile beraber kullanıldığında ise negatif bir etkiye sahiptir. Yapılan geriye dönük testlerin hepsinde teminat miktarından daha fazla kâr elde edilmiştir. Yapılan geriye dönük testlerde en fazla 7.4k\$ kâr elde edilmiştir. Bu da teminat miktarının yaklaşık bir buçuk katına denk gelmektedir.

Yapılan geriye dönük testlerin birisi hariç diğerlerinde 23:00 ile 02:00 saatleri arasındaki işlemlerden elde edilen zarar miktarı kâr miktarından fazladır. Bunun nedeninin bu saatler arasında işlem hacmindeki düşüklük olduğu düşünülmektedir. Çalışmada yapılan işlem robotunun bu saatler arasında alış satış işlemleri yapmaması durumunda hem kâr miktarında hem de pozisyonların pozitif kapatma oranında artışa neden olacaktır.

Çalışma kapsamında yapılan eğitimler sadece teknik veriler kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Yapılan literatür araştırmasında bazı çalışmalarda parite tahmini

yapılırken finansal haber ve makalelerden elde edilen duygu analizleri kullanıldığı görülmüştür. Bu çalışmadaki veri setine finansal haberlerden ve makalelerden elde edilen duygu analizleri eklenirse tahminlerin başarı oranı artabilir.



KAYNAKÇA

- Abednego, L. (2018). "Forex trading robot with technical and fundamental analysis". *Journal of Computers*, 13(9), 1089-1097. <https://doi.org/10.17706/jcp.13.9.1089-1097>
- Abuhamad, M., Mohd, M., & Salim, J. (2013). "Event-driven business intelligence approach for real-time integration of technical and fundamental analysis in forex market". *Journal of Computer Science*, 9(4), 488-499. <https://doi.org/10.3844/jcssp.2013.488.499>
- Abu-Shareha, A. A. (2022). "TOPSIS-based Regression Algorithms Evaluation". *Journal of Information and Communication Technology*, 21(4), 513-547. <https://doi.org/10.32890/jict2022.21.4.3>
- Ahmed, S., Hassan, S. U., Aljohani, N. R., & Nawaz, R. (2020). "FLF-LSTM: A novel prediction system using Forex Loss Function". *Applied Soft Computing*, 97, 106780.
- Ahmed, S., Hassan, S., Aljohani, N. R., & Nawaz, R. (2020). "Flf-lstm: a novel prediction system using forex loss function". *Applied Soft Computing*, 97, 106780. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2020.106780>
- Aikodon, N., Ortega-Martorell, S., & Olier, I. (2023). "Predicting decompensation risk in intensive care unit patients using machine learning". *Algorithms*, 17(1), 1-6. <https://doi.org/10.3390/a17010006>
- Al-Baity, H. H. (2023). "The artificial intelligence revolution in digital finance in saudi arabia: a comprehensive review and proposed framework". *Sustainability*, 15(18), 13725. <https://doi.org/10.3390/su151813725>
- Aleksandrova, A., Ninova, V., & Zhelev, Z. (2023). "A survey on ai implementation in finance, (cyber) insurance and financial controlling". *Risks*, 11(5), 91. <https://doi.org/10.3390/risks11050091>
- Algarni, A., Ragab, M., Alamri, W., & Mostafa, S. M. (2022). "Towards improving predictive statistical learning model accuracy by enhancing learning technique".

- Computer Systems Science and Engineering*, 42(1), 303-318.
<https://doi.org/10.32604/csse.2022.022152>
- Antonakakis, N. (2012). "Exchange return co-movements and volatility spillovers before and after the introduction of Euro". *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 22(5), 1091-1109.
<https://doi.org/10.1016/j.intfin.2012.05.009>
- Aoujil, Z., Hanine, M., Flores, E. S., Samad, M. A., & Ashraf, I. (2023). "Artificial intelligence and behavioral economics: a bibliographic analysis of research field". *IEEE Access*, 11, 139367-139394. <https://doi.org/10.1109/access.2023.3339778>
- Asabella, M., Pudjiantoro, T., & Hadiana, A. (2022, September). "Prediction of Raw Material Purchases using The Weight Moving Average and Double Exponential Smoothing Methods at CV. Sukses Jaya Putra". In *3rd Asia Pacific International Conference on Industrial Engineering and Operations Management*, <https://doi.org/10.46254/AP03.20220173>
- Aslam, F., Aziz, S., Nguyen, D. K., Mughal, K. S., & Khan, M. (2020). "On the efficiency of foreign exchange markets in times of the covid-19 pandemic". *Technological Forecasting and Social Change*, 161, 120261.
<https://doi.org/10.1016/j.techfore.2020.120261>
- Ausloos, M., & Ivanova, K. (2001). "Correlations between reconstructed EUR exchange rates versus CHF, DKK, GBP, JPY and USD". *International Journal of Modern Physics C*, 12(02), 169-195. <https://doi.org/10.1142/S0129183101001572>
- Ayitey Junior, M., Appiahene, P., Appiah, O., & Bombie, C. N. (2023). "Forex market forecasting using machine learning: Systematic Literature Review and meta-analysis". *Journal of Big Data*, 10(1), 9. <https://doi.org/10.1186/s40537-022-00676-2>
- Ayitey, M., Appiahene, P., & Appiah, O. (2022). "Forex market forecasting with two-layer stacked long short-term memory neural network (lstm) and correlation analysis". *Journal of Electrical Systems and Information Technology*, 9(1), 14.
<https://doi.org/10.1186/s43067-022-00054-1>

- Bajcsy, R., Aloimonos, Y., & Tsotsos, J. K. (2017). "Revisiting active perception". *Autonomous Robots*, 42(2), 177-196. <https://doi.org/10.1007/s10514-017-9615-3>
- Baron, G., Ravaud, P., Samson, A., & Giraudeau, B. (2007). "Missing data in randomized controlled trials of rheumatoid arthritis with radiographic outcomes: a simulation study". *Arthritis Care & Research*, 59(1), 25-31. <https://doi.org/10.1002/art.23253>
- Bauer, D. and Tulic, M. (2018). "Travel time predictions: should one model speeds or travel times?". *European Transport Research Review*, 10(2). <https://doi.org/10.1186/s12544-018-0315-7>
- Bayoudh, K., Knani, R., Hamdaoui, F., & Mtibaa, A. (2021). "A survey on deep multimodal learning for computer vision: advances, trends, applications, and datasets". *The Visual Computer*, 38(8), 2939-2970. <https://doi.org/10.1007/s00371-021-02166-7>
- Birjandi, A. K., Dehmolaee, S., Sheikh, R., & Sana, S. S. (2021). "Analysis and classification of companies on tehran stock exchange with incomplete information". *RAIRO - Operations Research*, 55, 2709-2726. <https://doi.org/10.1051/ro/2020114>
- Bolón-Canedo, V. and Remeseiro, B. (2019). "Feature selection in image analysis: a survey". *Artificial Intelligence Review*, 53(4), 2905-2931. <https://doi.org/10.1007/s10462-019-09750-3>
- Brock, D. C. (2018). "Learning from artificial intelligence's previous awakenings: the history of expert systems". *AI Magazine*, 39(3), 3-15. <https://doi.org/10.1609/aimag.v39i3.2809>
- Caginalp, G., & Laurent, H. (1998). "The predictive power of price patterns". *Applied Mathematical Finance*, 5(3-4), 181-205. <https://doi.org/10.1080/135048698334637>
- Capra, F. C. (2022). "Definition and applications of sdn, nfv, edge computing and ai/ml techniques". *Journal of Machine and Computing*, 3(2), 103-113. <https://doi.org/10.53759/7669/jmc202202015>

- Chae, J. (2005). "Trading volume, information asymmetry, and timing information". *The Journal of Finance*, 60(1), 413-442. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.2005.00734.x>
- Chakraborty, A., Alam, M., Dey, V., Chattopadhyay, A., & Mukhopadhyay, D. (2018). Adversarial attacks and defences: a survey.. <https://doi.org/10.48550/arxiv.1810.00069>
- Chee, C. C. F., Chiew, K. L., Sarbini, I. N., & Jing, E. K. H. (2022). "Data analytics approach for short-term sales forecasts using limited information in e-commerce Marketplace". *Acta Informatica Pragensia*, 11(3), 309-323. <https://doi.org/10.18267/j.aip.196>
- Cheng, H. and Hu, W. (2018). "Research on exchange rate pass-through effect based on artificial intelligence approach". *Concurrency and Computation: Practice and Experience*, 31(9). <https://doi.org/10.1002/cpe.4986>
- Cheng, P. M., Montagnon, E., Yamashita, R., Pan, I., Cadrin-Chênevert, A., Romero, F., ... & Tang, A. (2021). "Deep learning: an update for radiologists". *RadioGraphics*, 41(5), 1427-1445. <https://doi.org/10.1148/rg.2021200210>
- Chernukho, E. V. (2015). "Regression algorithm using the rank measure". *Journal of Engineering Physics and Thermophysics*, 88(4), 1034-1043. <https://doi.org/10.1007/s10891-015-1282-7>
- Chong, T. T. L., Cheng, S. H., & Wong, E. N. (2010). *A comparison of stock market efficiency of the bric countries*. *Technology and Investment*, 01(04), 235-238. <https://doi.org/10.4236/ti.2010.14029>
- Cook, R. J., Zeng, L., & Yi, G. Y. (2004). "Marginal analysis of incomplete longitudinal binary data: a cautionary note on locf imputation". *Biometrics*, 60(3), 820-828. <https://doi.org/10.1111/j.0006-341x.2004.00234.x>
- Cui, S., Li, C., Chen, Z., Wang, J., & Yuan, J. (2020). "Research on risk prediction of dyslipidemia in steel workers based on recurrent neural network and lstm neural network". *IEEE Access*, 8, 34153-34161. <https://doi.org/10.1109/access.2020.2974887>

- Dai, B., Marshall, B. R., Nguyen, N. H., & Visaltanachoti, N. (2020). "Risk reduction using trailing stop-loss rules". *International Review of Finance*, 21(4), 1334-1352. <https://doi.org/10.1111/irfi.12328>
- Darwish, M. J. (2012). "Testing the contemporaneous and causal relationship between trading volume and return in the palestine Exchange". *International Journal of Economics and Finance*, 4(4). <https://doi.org/10.5539/ijef.v4n4p182>
- Dash, S., Sahu, P. K., Mishra, D., Mallick, P. K., Sharma, B., Zymbler, M., ... & Kumar, S. (2022). "A novel algorithmic forex trade and trend analysis framework based on deep predictive coding network optimized with reptile search algorithm". *Axioms*, 11(8), 396. <https://doi.org/10.3390/axioms11080396>
- Dawson, I. (2018). "Assessing the effects of information about global population growth on risk perceptions and support for mitigation and prevention strategies". *Risk Analysis*, 38(10), 2222-2241. <https://doi.org/10.1111/risa.13114>
- Dev, D. S., & Basu, R. K. (2022). "LSTM Model based Time Series Modelling and Prognosis of Foreign Exchange Rates against US Dollar". In *2022 IEEE 2nd Mysore Sub Section International Conference (MysuruCon)*, 1-5. <https://doi.org/10.1109/MysuruCon55714.2022.9972690>
- Ding, H., Zhao, X., Jiang, Z., Abdullah, S. N., & Dewi, D. A. (2024). "EUR-USD Exchange Rate Forecasting Based on Information Fusion with Large Language Models and Deep Learning Methods". *arXiv preprint arXiv:2408.13214*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2408.13214>
- Echrigui, R., & Hamiche, M. (2023). "Optimizing LSTM Models for EUR/USD Prediction in the context of reducing energy consumption: An Analysis of Mean Squared Error, Mean Absolute Error and R-Squared". In *E3S Web of Conferences*, 412, 8. EDP Sciences. <https://doi.org/10.1051/e3sconf/202341201069>
- El Hajj, M. and Hammoud, J. (2023). "Unveiling the influence of artificial intelligence and machine learning on financial markets: a comprehensive analysis of ai applications in trading, risk management, and financial operations". *Journal of*

Risk and Financial Management, 16(10), 434.
<https://doi.org/10.3390/jrfm16100434>

Esterby, S. R. (1996). "Review of methods for the detection and estimation of trends with emphasis on water quality applications". *Hydrological Processes*, 10(2), 127-149.
[https://doi.org/10.1002/\(SICI\)1099-1085\(199602\)10:2<127::AID-HYP354>3.0.CO;2-8](https://doi.org/10.1002/(SICI)1099-1085(199602)10:2<127::AID-HYP354>3.0.CO;2-8)

Fahmi, M. H. I. and Amin, I. H. A. (2020). "Best products with topsis method and sales forecasting with weighted moving average". *Journal of Applied Informatics and Computing*, 4(2), 116-123. <https://doi.org/10.30871/jaic.v4i2.2188>

Fang, J. (2014). "Technical analysis: a cross-country analysis". *SSRN Electronic Journal*.
<https://doi.org/10.2139/ssrn.2518240>

Fang, X., Wang, Y., Maeda, R., Kitayama, A., & Takashi, E. (2022). "Early prediction of pressure injury with long short-term memory networks". *Sensors and Materials*, 34(7), 2759. <https://doi.org/10.18494/sam3868>

Faraji, A., Sadrossadat, S. A., Yazdian-Dehkordi, M., Nabavi, M., & Savaria, Y. (2022). "A hybrid approach based on recurrent neural network for macromodeling of nonlinear electronic circuits". *IEEE Access*, 10, 127996-128006.
<https://doi.org/10.1109/access.2022.3226323>

Faru, S. H., Waititu, A., & Nderu, L. (2023). "A Hybrid Neural Network Model Based on Transfer Learning for Forecasting Forex Market". *Journal of Data Analysis and Information Processing*, 11(2), 103-120.
<https://doi.org/10.4236/jdaip.2023.112007>

Feng, Y., Qiu, L., & Sun, B. (2021). "A measurement framework of crowd intelligence". *International Journal of Crowd Science*, 5(1), 81-91. <https://doi.org/10.1108/ijcs-09-2020-0015>

Ferrag, M. A., Maglaras, L., Moschoyiannis, S., & Janicke, H. (2020). "Deep learning for cyber security intrusion detection: approaches, datasets, and comparative study". *Journal of Information Security and Applications*, 50, 102419.
<https://doi.org/10.1016/j.jisa.2019.102419>

- García, F., Guijarro, F., Oliver, J., & Tamošiūnienė, R. (2024). "Foreign Exchange Forecasting Models: LSTM and BiLSTM Comparison". *Engineering Proceedings*, 68(1), 19. <https://doi.org/10.3390/engproc2024068019>
- Geromichalos, A. and Jung, K. M. (2018). "An over-the-counter approach to the forex market". *International Economic Review*, 59(2), 859-905. <https://doi.org/10.1111/iere.12290>
- Giesa, N., Sekutowicz, M., Rubarth, K., Spies, C., Balzer, F., Haufe, S., & Boie, S. D. (2024). TRAPOD: A Transformer Architecture Exploits Intraoperative Temporal Dynamics Improving the Prediction of Postoperative Delirium, <https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-4349783/v1>
- Goldgof, D. B., Huang, T. S., & Lee, H. (1990). "Terrain analysis from curvature profiles". *International Journal of Imaging Systems and Technology*, 2(3), 169-182. <https://doi.org/10.1002/ima.1850020303>
- Gultom, E. A., Eltivia, N., & Riwijanti, N. I. (2023). "Shares price forecasting using simple moving average method and web scrapping". *Journal of Applied Business, Taxation and Economics Research*, 2(3), 288-297. <https://doi.org/10.54408/jabter.v2i3.164>
- Hakim, A. R., Salman, A. N. M., Ashari, Y., & Syuhada, K. (2022). Modifying (m)covar and constructing tail risk networks through analytic higher-order moments: evidence from the global forex markets. *Plos One*, 17(11), e0277756. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0277756>
- Hansun, S., & Kristanda, M. B. (2019). "Human development index forecasting using exponentially weighted moving average". *International Journal of Engineering and Advanced Technology*, 8(6), 1509-1514. <https://doi.org/10.35940/ijeat.f81420.88619>
- Hansun, S., Putri, F. P., & Hugeng, H. (2022). "On searching the best mode for forex forecasting: bidirectional long short-term memory default mode is not enough". *IAES International Journal of Artificial Intelligence (IJ-AI)*, 11(4), 1596. <https://doi.org/10.11591/ijai.v11.i4.pp1596-1606>

- Hasan, Z., Vaz, D., Athota, V. S., Désiré, S. S. M., & Pereira, V. (2023). "Can artificial intelligence (ai) manage behavioural biases among financial planners?". *Journal of Global Information Management*, 31(2), 1-18. <https://doi.org/10.4018/jgim.321728>
- Hedden, S. L., Woolson, R. F., Carter, R. E., Palesch, Y. Y., Upadhyaya, H. P., & Malcolm, R. (2009). "The impact of loss to follow-up on hypothesis tests of the treatment effect for several statistical methods in substance abuse clinical trials". *Journal of Substance Abuse Treatment*, 37(1), 54-63. <https://doi.org/10.1016/j.jsat.2008.09.011>
- Ho, T. T., & Huang, Y. (2021). "Stock price movement prediction using sentiment analysis and Candle Stick chart representation". *Sensors*, 21(23), 7957. <https://doi.org/10.3390/s21237957>
- Hong, J., Lee, S., Bae, J. H., Lee, J., Park, W. J., Lee, D., ... & Lim, K. J. (2020). "Development and evaluation of the combined machine learning models for the prediction of dam inflow". *Water*, 12(10), 2927. <https://doi.org/10.3390/w12102927>
- Hsieh, P., Chou, P., & Chung, H. (2010). "An mrf-based kernel method for nonlinear feature extraction". *Image and Vision Computing*, 28(3), 502-517. <https://doi.org/10.1016/j.imavis.2009.08.006>
- Hu, Z., Zhao, Y., & Khushi, M. (2021). "A survey of forex and stock price prediction using deep learning". *Applied System Innovation*, 4(1), 9. <https://doi.org/10.3390/asi4010009>
- Hu, Z., Zhao, Y., & Khushi, M. (2021). "A survey of forex and stock price prediction using deep learning". *Applied System Innovation*, 4(1), 9. <https://doi.org/10.3390/asi4010009>
- Huang, Y. and Mushi, R. (2022). "Classification of cough sounds using spectrogram methods and a parallel-stream one-dimensional deep convolutional neural network". *IEEE Access*, 10, 97089-97100. <https://doi.org/10.1109/access.2022.3205591>

- Hwang, M., Ha, S., In, M., & Lee, K. (2018). "A method of trend analysis using latent dirichlet allocation". *International Journal of Control and Automation*, 11(5), 173-182. <https://doi.org/10.14257/ijca.2018.11.5.15>
- Islam, M. S., & Hossain, E. (2021). Foreign exchange currency rate prediction using a GRU-LSTM hybrid network. *Soft Computing Letters*, 3, 100009. <https://doi.org/10.1016/j.socl.2020.100009>
- Ivanova, K., & Ausloos, M. (2002). "Are EUR and GBP different words for the same currency?". *The European Physical Journal B-Condensed Matter and Complex Systems*, 27, 239-247. <https://doi.org/10.1140/epjb/e20020155>
- Jamali, H., Chihab, Y., García-Magariño, I., & Bencharef, O. (2023). "Hybrid forex prediction model using multiple regression, simulated annealing, reinforcement learning and technical analysis". *IAES International Journal of Artificial Intelligence (IJ-AI)*, 12(2), 892. <https://doi.org/10.11591/ijai.v12.i2.pp892-911>
- Jannah, T. M. and Muchayan, A. (2022). "Decision support system forecasting penjualan menggunakan metode simple moving average (studi kasus : cv. perkakas indonesia)". *Jurnal Sisfokom (Sistem Informasi Dan Komputer)*, 11(2), 214-222. <https://doi.org/10.32736/sisfokom.v11i2.1434>
- KILIÇ, B. and KAHRAMAN, M. E. (2023). "Current usage areas of deepfake applications with artificial intelligence technology". *İletişim ve Toplum Araştırmaları Dergisi*, 3(2), 301-332. <https://doi.org/10.59534/jcss.1358318>
- Koh, I., Hyun, K. S., Chun, S., & Chong, M. (2022). "Efficient recurrent neural network for classifying target and clutter: feasibility simulation of its real-time clutter filter for a weapon location radar". *Journal of Electromagnetic Engineering and Science*, 22(1), 48-55. <https://doi.org/10.26866/jees.2022.1.r.60>
- Kubiczek, J. and Tuskiewicz, M. (2022). "Intraday patterns of liquidity on the warsaw stock exchange before and after the outbreak of the covid-19 pandemic". *International Journal of Financial Studies*, 10(1), 13. <https://doi.org/10.3390/ijfs10010013>

- Kumah, S. P. and Mensah, J. O. (2021). “Can altcoins become viable alternatives to african fiat currencies?”. *International Journal of Development Issues*, 21(1), 24-53. <https://doi.org/10.1108/ijdi-04-2021-0088>
- Kumari, P., Goswami, V. R., N., H., & Pundir, R. S. (2023). “Recurrent neural network architecture for forecasting banana prices in gujarat, india”. *Plos One*, 18(6), e0275702. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0275702>
- Lee, E., Huang, C. H., & Lee, C. Y. (2021). “Few-shot and continual learning with attentive independent mechanisms”. In *Proceedings of the IEEE/CVF international conference on computer vision* (pp. 9455-9464). <https://doi.org/10.48550/arxiv.2107.14053>
- Lee, K. H., & Jo, G. S. (1999). “Expert system for predicting stock market timing using a candlestick chart”. *Expert systems with applications*, 16(4), 357-364. [https://doi.org/10.1016/S0957-4174\(99\)00011-1](https://doi.org/10.1016/S0957-4174(99)00011-1)
- Leung, T. and Zhang, H. (2019). “Optimal trading with a trailing stop”. *Applied Mathematics Optimization*, 83(2), 669-698. <https://doi.org/10.1007/s00245-019-09559-0>
- Li, K. (2021). “The effect of option trading”. *Financial Innovation*, 7(1). <https://doi.org/10.1186/s40854-021-00279-5>
- Li, Y., Feng, Z., & Feng, L. (2015). “Using candlestick charts to predict adolescent stress trend on micro-blog”. *Procedia Computer Science*, 63, 221-228. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2015.08.337>
- Li, Y., Li, M., & Zhang, L. (2023). “Evolutionary polynomial regression improved by regularization methods”. *Plos One*, 18(2), e0282029. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0282029>
- Lie, R. L., Santoso, M., Pasila, F., Sutjiadi, R., & Lim, R. (2020). “The development of prediction indicators on currency market using neuro-fuzzy method”. *E3S Web of Conferences*, 188, 00021. <https://doi.org/10.1051/e3sconf/202018800021>
- Lin, Y. W., Zhou, Y., Faghri, F., Shaw, M. J., & Campbell, R. H. (2019). “Analysis and prediction of unplanned intensive care unit readmission using recurrent neural

- networks with long short-term memory”. *Plos One*, 14(7), e0218942. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0218942>
- Loureiro, H., Carrasquinha, E., Alho, I., Ferreira, A. R., Costa, L., Carvalho, A. M., ... & Vinga, S. (2019). “Modelling cancer outcomes of bone metastatic patients: combining survival data with n-telopeptide of type i collagen (ntx) dynamics through joint models”. *BMC Medical Informatics and Decision Making*, 19(1). <https://doi.org/10.1186/s12911-018-0728-1>
- Lu, T. H., Chen, Y. C., & Hsu, Y. C. (2015). “Trend definition or holding strategy: What determines the profitability of candlestick charting?”. *Journal of Banking & Finance*, 61, 172-183. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2015.09.009>
- Lu, T. H., Chen, Y. C., & Hsu, Y. C. (2015). “Trend definition or holding strategy: What determines the profitability of candlestick charting?”. *Journal of Banking & Finance*, 61, 172-183. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2015.09.009>
- Mackworth, J. F., & Mackworth, N. H. (1956). “The Overlapping of Signals for Decisions”. *The American Journal of Psychology*, 69(1), 26–47. <https://doi.org/10.2307/1418113>
- Madjid, H. A. and Ambarwati, A. (2021). “Decision support system peramalan permintaan layanan kecantikan dengan single exponential smoothing dan simple moving average”. *Jurnal Sistem Dan Teknologi Informasi (Justin)*, 9(3), 372. <https://doi.org/10.26418/justin.v9i3.45796>
- Manaswinee Madhumita Panda, E. a. (2023). “Convolutional neural network – based algorithm for currency exchange rate prediction”. *International Journal on Recent and Innovation Trends in Computing and Communication*, 11(10), 551-559. <https://doi.org/10.17762/ijritcc.v11i10.8525>
- Marshall, B. D. L., Tate, J. P., McGinnis, K. A., Bryant, K., Cook, R. L., Edelman, E. J., ... & Justice, A. C. (2017). “Long-term alcohol use patterns and hiv disease severity”. *Aids*, 31(9), 1313-1321. <https://doi.org/10.1097/qad.0000000000001473>

- Massaro, A., Dipierro, G., Saponaro, A., & Galiano, A. (2020). "Data mining applied in food trade network". *International Journal of Artificial Intelligence & Applications*, 11(2), 15-35. <https://doi.org/10.5121/ijaia.2020.11202>
- Mers, M., Yang, Z., Hsieh, Y.-A., & Tsai, Y. (James). (2023). "Recurrent Neural Networks for Pavement Performance Forecasting: Review and Model Performance Comparison". *Transportation Research Record*, 2677(1), 610-624. <https://doi.org/10.1177/03611981221100521>
- Metlek, S., Kandilli, C., & Kayaalp, K. (2021). "Prediction of the effect of temperature on electric power in photovoltaic thermal systems based on natural zeolite plates". *International Journal of Energy Research*, 46(5), 6370-6382. <https://doi.org/10.1002/er.7575>
- Mishra, V., Agarwal, S. M., & Puri, N. (2018). "Comprehensive and comparative analysis of neural network". *International Journal of Computer Application*, 2(8). 2250-1797 <https://doi.org/10.26808/rs.ca.i8v2.15>
- Mossavar Rahmani, F. (2023). "The transformative impact of ai on financial institutions, with a focus on banking". *Journal of Engineering and Applied Sciences Technology*, 1-6. [https://doi.org/10.47363/jeast/2023\(5\)192](https://doi.org/10.47363/jeast/2023(5)192)
- Moustafa, A. M., Fakhr, M. W., & Maghraby, F. A. (2023). "Forex prices prediction using deep neural network and fnf". *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 14(11). <https://doi.org/10.14569/ijacsa.2023.0141187>
- Mugwagwa, T., Ramiah, V., & Moosa, I. A. (2015). "The profitability of option-based contrarian strategies: an empirical analysis". *International Review of Finance*, 15(1), 1-26. <https://doi.org/10.1111/irfi.12042>
- Nabi, W. and Xu, B. (2021). "Applications of artificial intelligence and machine learning approaches in echocardiography". *Echocardiography*, 38(6), 982-992. <https://doi.org/10.1111/echo.15048>
- Nie, L., Chen, P., Liu, X., Qiu, S., & Zhang, J. (2022). "Coupling and coordinative development of green finance and industrial-structure optimization in china: spatial-temporal difference and driving factors". *International Journal of*

- Environmental Research and Public Health*, 19(17), 10984.
<https://doi.org/10.3390/ijerph191710984>
- Noé, F., Tkatchenko, A., Müller, K., & Clementi, C. (2020). “Machine learning for molecular simulation”. *Annual Review of Physical Chemistry*, 71(1), 361-390.
<https://doi.org/10.1146/annurev-physchem-042018-052331>
- Noertjahyana, A., Abas, Z. A., Yusoh, Z. I. M., & Arifin, M. Z. (2023). “Implementing bisection method on forex trading database for early diagnosis of inflection point”. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 14(3).
<https://doi.org/10.14569/ijacsa.2023.0140352>
- Ofodile, O. C., Oyewole, A. T., Ugochukwu, C. E., Addy, W. A., Adeoye, O. B., & Okoye, C. C. (2024). (2024). “Predictive analytics in climate finance: assessing risks and opportunities for investors”. *GSC Advanced Research and Reviews*, 18(2), 423-433. <https://doi.org/10.30574/gscarr.2024.18.2.0076>
- Olczak, J., Pavlopoulos, J., Prijs, J., IJpma, F. F. A., Doornberg, J. N., Lundström, C., ... & Gordon, M. (2021). “Presenting artificial intelligence, deep learning, and machine learning studies to clinicians and healthcare stakeholders: an introductory reference with a guideline and a clinical ai research (cair) checklist proposal”. *Acta Orthopaedica*, 92(5), 513-525.
<https://doi.org/10.1080/17453674.2021.1918389>
- Olufemi, A. P., Adewale, A. O., & Oseko, M. S. (2017). “Efficiency of foreign exchange markets in sub-saharan africa in the presence of structural break: a linear and non-linear testing approach”. *Journal of Economics and Behavioral Studies*, 9(4), 122.
<https://doi.org/10.22610/jebs.v9i4.1827>
- Oluwatobi Opeyemi Adeyelu, Chinonye Esther Ugochukwu, & Mutiu Alade Shonibare (2024). “Ethical implications of ai in financial decision – making: a review with real world applications”. *International Journal of Applied Research in Social Sciences*, 6(4), 608-630. <https://doi.org/10.51594/ijarss.v6i4.1033>
- Oluwatobi Opeyemi Adeyelu, Chinonye Esther Ugochukwu, & Mutiu Alade Shonibare (2024). “Ethical implications of ai in financial decision – making: a review with

- real world applications”. *International Journal of Applied Research in Social Sciences*, 6(4), 608-630. <https://doi.org/10.51594/ijarss.v6i4.1033>
- Onkov, K. and Tegos, G. K. (2014). “Forecasting algorithm adaptive automatically to time series length”. *Progress in Pattern Recognition, Image Analysis, Computer Vision, and Applications*, 537-545. https://doi.org/10.1007/978-3-662-44654-6_53
- Pakhrudin, K., Kamaruddin, K., & Ahmad, F. (2020). “Trader hub system development using van k tharp expectancy theory to analyse retail forex trading system performance”. *Malaysian Journal of Computing*, 5(2), 523. <https://doi.org/10.24191/mjoc.v5i2.8995>
- Palavicini, M. M. C., Soto, R. D. R., & Gomez, M. J. C. (2016). “Double Weighted Moving Average: Alternative Technique for Chemicals Supplier’s Sales Forecast”. *International Journal of Business Administration*, 7(4), 58-66. <https://doi.org/10.5430/ijba.v7n4p58>
- Pang, S., Song, L., & Kasabov, N. (2010). “Correlation-aided support vector regression for forex time series prediction”. *Neural Computing and Applications*, 20(8), 1193-1203. <https://doi.org/10.1007/s00521-010-0482-5>
- Paraskevopoulou, S. E., Barsakcioglu, D. Y., Saberi, M. R., Eftekhar, A., & Constandinou, T. G. (2013). “Feature extraction using first and second derivative extrema (fsde) for real-time and hardware-efficient spike sorting”. *Journal of Neuroscience Methods*, 215(1), 29-37. <https://doi.org/10.1016/j.jneumeth.2013.01.012>
- Pasioneck, J. (2020). “Countries of brics group on forex market”. *Ekonomia I Prawo*, 19(1), 99. <https://doi.org/10.12775/eip.2020.008>
- Pasioneck, J. (2021). “Response of the usd/mxn exchange rate to macroeconomic data”. *European Research Studies Journal*, XXIV(Special Issue 3), 914-927. <https://doi.org/10.35808/ersj/2533>
- Pongsena, W., Ditsayabut, P., Panichkul, P., Kerdprasop, N., & Kerdprasop, K. (2018). “Developing a forex expert advisor based on japanese candlestick patterns and

- technical trading strategies”. *International Journal of Trade, Economics and Finance*, 9(6), 238-243. <https://doi.org/10.18178/ijtef.2018.9.6.622>
- Pornwattanavichai, A., Maneeroj, S., & Boonsiri, S. (2022). “Bertforex: cascading model for forex market forecasting using fundamental and technical indicator data based on bert”. *IEEE Access*, 10, 23425-23437. <https://doi.org/10.1109/access.2022.3152152>
- Qi, L., Khushi, M., and Poon, J. (2020). “Event-Driven LSTM For Forex Price Prediction,” *2020 IEEE Asia-Pacific Conference on Computer Science and Data Engineering (CSDE)*, Gold Coast, Australia, 2020, 1-6. <https://doi.org/10.1109/CSDE50874.2020.9411540>
- Ramiah, V., Mugwagwa, T., & Naughton, T. (2011). “Hot and cold strategies: australian evidence”. *Review of Pacific Basin Financial Markets and Policies*, 14(02), 271-295. <https://doi.org/10.1142/s0219091511002251>
- Ravan Ramzani, S., Konhaeusner, P., Olaniregun, O. A., Abu-Alkheil, A., & Alsharari, N. (2024). “Integrating ai-driven green finance strategies for sustainable development: a comparative analysis of renewable energy investments in germany and denmark”. *European Journal of Business and Management Research*, 9(2), 43-55. <https://doi.org/10.24018/ejbmr.2024.9.2.2277>
- Remeseiro, B. and Bolón-Canedo, V. (2019). “A review of feature selection methods in medical applications”. *Computers in Biology and Medicine*, 112, 103375. <https://doi.org/10.1016/j.combiomed.2019.103375>
- Rizinski, M., Peshov, H., Mishev, K., Chitkushev, L. T., Vodenska, I., & Trajanov, D. (2022). “Ethically responsible machine learning in fintech”. *IEEE Access*, 10, 97531-97554. <https://doi.org/10.1109/access.2022.3202889>
- Rodosthenous, N. and Zhang, H. (2020). “When to sell an asset amid anxiety about drawdowns”. *Mathematical Finance*, 30(4), 1422-1460. <https://doi.org/10.1111/mafi.12278>
- Rokach, L. (2009). “A survey of clustering algorithms”. *Data Mining and Knowledge Discovery Handbook*, 269-298. https://doi.org/10.1007/978-0-387-09823-4_14

- Rosenbusch, H., Soldner, F., Evans, A. M., & Zeelenberg, M. (2021). "Supervised machine learning methods in psychology: a practical introduction with annotated r code". *Social and Personality Psychology Compass*, 15(2). <https://doi.org/10.1111/spc3.12579>
- Sadman, N., Ahsan, M. M., Rahman, A., Siddique, Z., & Gupta, K. D. (2022). "Promise of ai in defi, a systematic review". *Digital*, 2(1), 88-103. <https://doi.org/10.3390/digital2010006>
- Sagar, A. H. and Rahman Sharon, M. (2023). "The dynamics of individual investment decisions: evidence from the dhaka and chittagong stock exchange, bangladesh". *Asian Journal of Accounting Perspectives*, 16(1), 116-128. <https://doi.org/10.22452/ajap.vol16no1.5>
- Salman, A. G., Rachmawati, R. N., & Hendry, .. (2014). "Euro-usd prediction application using weighted moving average on mobile device". *Journal of Computer Science*, 10(9), 1666-1671. <https://doi.org/10.3844/jcssp.2014.1666.1671>
- Sarkar, M. A., & Ali, U. E. (2022). "EUR/USD Exchange Rate Prediction Using Machine Learning". *Int. J. Math. Sci. Comput*, 8(1), 44-48. <http://dx.doi.org/10.5815/ijmsc.2022.01.05>
- Shan, S. and Liu, Y. (2021). "Blended teaching design of college students' mental health education course based on artificial intelligence flipped class". *Mathematical Problems in Engineering*, 2021, 1-10. <https://doi.org/10.1155/2021/6679732>
- Shao, F. and Shen, Z. J. (2023). "How can artificial neural networks approximate the brain?". *Frontiers in Psychology*, 13. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2022.970214>
- Simeone, O. (2018). "A very brief introduction to machine learning with applications to communication systems". *IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking*, 4(4), 648-664. <https://doi.org/10.1109/tccn.2018.2881442>
- Sobreiro, V. A., Costa, T. R. C. C. d., Nazário, R. T. F., Silva, J. L. e., Moreira, E. A., Filho, M. C. L., ... & Zambrano, J. A. (2016). "The profitability of moving average trading rules in brics and emerging stock markets". *The North American Journal of Economics and Finance*, 38, 86-101. <https://doi.org/10.1016/j.najef.2016.08.003>

- Sobri, N. A. and Ahmad, A. A. (2022). “Kedudukan transaksi perdagangan forex secara atas talian oleh individu menurut perspektif syariah”. *Malaysian Journal of Social Sciences and Humanities (MJSSH)*, 7(7), e001694. <https://doi.org/10.47405/mjssh.v7i7.1694>
- Soyiri, I. and Reidpath, D. D. (2012). “An overview of health forecasting”. *Environmental Health and Preventive Medicine*, 18(1), 1-9. <https://doi.org/10.1007/s12199-012-0294-6>
- Sumari, A. D. W., Charlinawati, D. S., & Ariyanto, Y. (2022). “A simple approach using statistical-based machine learning to predict the weapon system operational readiness”. *Proceedings of the International Conference on Data Science and Official Statistics, 2021(1)*, 343-351. <https://doi.org/10.34123/icdsos.v2021i1.58>
- Sun, M. Y. (2012). “High-volume return premium and volume-liquidity Premium”. *Journal of Business & Economics Research (JBER)*, 11(1), 35. <https://doi.org/10.19030/jber.v11i1.7521>
- Suominen, M. and Filipe, S. F. (2012). “Currency carry trades and funding risk”. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.2167659>
- Svetlova, E. (2022). “Ai ethics and systemic risks in finance”. *AI and Ethics*, 2(4), 713-725. <https://doi.org/10.1007/s43681-021-00129-1>
- Svetunkov, I., & Petropoulos, F. (2017). “Old dog, new tricks: a modelling view of simple moving averages”. *International Journal of Production Research*, 56(18), 6034–6047. <https://doi.org/10.1080/00207543.2017.1380326>
- Syahputri, B., Lubis, A. P., & Andriyani, S. (2022). “Prediction of 35,000 all clothes sales range using wma method”. *JURTEKSI (Jurnal Teknologi Dan Sistem Informasi)*, 8(3), 335-342. <https://doi.org/10.33330/jurteksi.v8i3.1733>
- Tai, T., Jhang, Y., Liao, Z., Teng, K., & Hwang, W. (2018). “Sensor-based continuous hand gesture recognition by long short-term memory”. *IEEE Sensors Letters*, 2(3), 1-4. <https://doi.org/10.1109/lensens.2018.2864963>
- Taveeapiradeecharoen, P., Chamnongthai, K., & Aunsri, N. (2019). “Bayesian compressed vector autoregression for financial time-series analysis and

- forecasting”. *IEEE Access*, 7, 16777-16786. <https://doi.org/10.1109/access.2019.2895022>
- Tseng, Y. J., Chuang, P., & Appell, M. (2023). “When machine learning and deep learning come to the big data in food chemistry”. *ACS Omega*, 8(18), 15854-15864. <https://doi.org/10.1021/acsomega.2c07722>
- Ulina, M., Purba, R., & Halim, A. (2020, November). “Foreign exchange prediction using CEEMDAN and improved FA-LSTM”. In *2020 Fifth International Conference on Informatics and Computing (ICIC)* (pp. 1-6). IEEE.
- Utomo, W. C. and Saputra, M. (2023). “Forecasting pergerakan harga volatility index dengan menggunakan metode fuzzy tsukamoto dan evaluasi dstat metric”. *Generation Journal*, 7(1), 14-22. <https://doi.org/10.29407/gj.v7i1.19605>
- Vedapradha, R., Hariharan, R., Praveenraj, D. D. W., Sudha, E., Pandey, M., & Ambrose, S. (2023). “Algorithm trading and its application in stock broking services”. *E3S Web of Conferences*, 376, 05002. <https://doi.org/10.1051/e3sconf/202337605002>
- Wang, D. and Zhang, M. (2021). “Artificial intelligence in optical communications: from machine learning to deep learning”. *Frontiers in Communications and Networks*, 2. <https://doi.org/10.3389/frcmn.2021.656786>
- Wang, D. and Zhang, M. (2021). “Artificial intelligence in optical communications: from machine learning to deep learning”. *Frontiers in Communications and Networks*, 2. <https://doi.org/10.3389/frcmn.2021.656786>
- Wang, H., Li, Y., & Xun-hong, W. (2021). “Financial contagion and contagion channels in the forex market: a new approach via the dynamic mixture copula-extreme value theory”. *Economic Modelling*, 94, 401-414. <https://doi.org/10.1016/j.econmod.2020.10.002>
- Wang, J., Wang, X., Li, J., & Wang, H. (2021). “A prediction model of CNN-TLSTM for USD/CNY exchange rate prediction”. *Ieee Access*, 9, 73346-73354. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3080459>
- Waske, B., Fauvel, M., Benediktsson, J. A., & Chanussot, J. (2009). “Machine learning techniques in remote sensing data analysis”. *Kernel Methods for Remote Sensing Data Analysis*, 1-24. <https://doi.org/10.1002/9780470748992.ch1>

- Watupongoh, S. C. and Latjandu, L. D. (2018). "Ipteks edukasi dalam pengamatan melakukan transaksi perdagangan komoditi berjangka pada perusahaan pialang pt. victory international futures". *Jurnal Ipteks Akuntansi Bagi Masyarakat*, 2(02). <https://doi.org/10.32400/jiam.2.02.2018.21861>
- Wilhelmina Afua Addy, Adeola Olusola Ajayi-Nifise, Binaebi Gloria Bello, Sunday Tubokirifuruar Tula, Olubusola Odeyemi, & Titilola Falaiye (2024). "Transforming financial planning with ai-driven analysis: a review and application insights". *World Journal of Advanced Engineering Technology and Sciences*, 11(1), 240-257. <https://doi.org/10.30574/wjaets.2024.11.1.0053>
- Wood, A., White, I. R., & Thompson, S. G. (2004). "Are missing outcome data adequately handled? a review of published randomized controlled trials in major medical journals". *Clinical Trials*, 1(4), 368-376. <https://doi.org/10.1191/1740774504cn032oa>
- Xu, L. (2023). "Construction of a visual platform for higher vocational financial education combining gaussian hybrid networks". *Applied Mathematics and Nonlinear Sciences*, 9(1). <https://doi.org/10.2478/amns.2023.2.01372>
- Xu, R. and Wunsch, D. C. (2005). "Survey of clustering algorithms". *IEEE Transactions on Neural Networks*, 16(3), 645-678. <https://doi.org/10.1109/tnn.2005.845141>
- Yang, L. and Li, B. (2015). "The combination forecasting model of grain production based on stepwise regression method and rbf neural network". *Advance Journal of Food Science and Technology*, 7(11), 891-895. <https://doi.org/10.19026/ajfst.7.2528>
- Yatırım Hizmetleri ve Faaliyetleri ile Yan Hizmetlere İlişkin Esaslar Hakkında Tebliğ (2013, 11 Temmuz). *Resmi Gazete* (Sayı: 28704). Erişim adresi: <https://www.mevzuat.gov.tr/mevzuat?MevzuatNo=18576&MevzuatTur=9&MevzuatTertip=5>
- Yıldırım, D. C., Toroslu, İ. H., & Fiore, U. (2021). "Forecasting directional movement of forex data using lstm with technical and macroeconomic indicators". *Financial Innovation*, 436, 537-545 <https://doi.org/10.1186/s40854-020-00220-2>

- Yong, Y. L., Lee, Y., & Ngo, D. C. L. (2015). "An investigation into the recurring patterns of forex time series data". *2015 IEEE International Symposium on Robotics and Intelligent Sensors (IRIS)*. <https://doi.org/10.1109/iris.2015.7451631>
- Yong, Y. L., Ngo, D. C. L., & Lee, Y. (2015). "Technical indicators for forex forecasting: a preliminary study". *Advances in Swarm and Computational Intelligence*, 9142, 87-97. https://doi.org/10.1007/978-3-319-20469-7_11
- Yu, C., Gao, F., & Wen, Q. (2019). "An improved quantum algorithm for ridge regression". *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 1-1. <https://doi.org/10.1109/tkde.2019.2937491>
- Zafeiriou, T. and Kalles, D. (2020). "Intraday ultra-short-term forecasting of foreign exchange rates using an ensemble of neural networks based on conventional technical indicators". *11th Hellenic Conference on Artificial Intelligence*. <https://doi.org/10.1145/3411408.3411418>
- Zahrah, H. H., Saâ, S., & Rismala, R. (2020). "The foreign exchange rate prediction using long-short term memory". *International Journal on Information and Communication Technology (IJoICT)*, 6(2), 94-105. <https://doi.org/10.21108/IJOICT.2020.62.538>
- Zhan, C., Zheng, Y., Zhang, H., & Wen, Q. (2021). "Random-forest-bagging broad learning system with applications for covid-19 pandemic". *IEEE Internet of Things Journal*, 8(21), 15906-15918. <https://doi.org/10.1109/jiot.2021.3066575>
- Zhou, C. (2023). "The impact automated market makers on stock prices and returns. Advances in Economics", *Management and Political Sciences*, 44(1), 73-88. <https://doi.org/10.54254/2754-1169/44/20232187>
- Zulkifli, Z. S., Nurnadiah Zamri, Hairuddin Mohammad, & Rashidi Arash Abdul Rashid Al-Saadi (2024). "Design algorithmic trading strategies with expert advisor using linear weighted moving average (lwma) and stochastic oscillator technical indicators". *Journal of Computers and Digital Business*, 3(2), 43-49. <https://doi.org/10.56427/jcbd.v3i2.404>

ÖZ GEÇMİŞ

Kişisel Bilgiler	
Adı Soyadı	Gökhan TUTAR
Doğum Yeri ve Tarihi	
Eğitim Durumu	
Lisans Öğrenimi	
Y. Lisans Öğrenimi	
Bildiği Yabancı Diller	
İş Deneyimi	
Çalıştığı Kurumlar	
İletişim	
E-posta Adresi	
Tarih	