

T.C.
BEYKENT ÜNİVERSİTESİ
LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ
İŞLETME ANABİLİM DALI
İŞLETME YÖNETİMİ BİLİM DALI

**HİSSE SENETLERİ YATIRIM KARARLARINDA
YAPAY ZEKÂ UYGULAMASI: MODERN BİR DERİN
ÖĞRENME ALGORİTMASI ÖNERMESİ**

Doktora Tezi

Tezi Hazırlayan:

Gülcan ALİPOUR SARVARI

İstanbul, 2022

T.C.
BEYKENT ÜNİVERSİTESİ
LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ
İŞLETME ANABİLİM DALI
İŞLETME YÖNETİMİ BİLİM DALI

**HİSSE SENETLERİ YATIRIM KARARLARINDA
YAPAY ZEKÂ UYGULAMASI: MODERN BİR DERİN
ÖĞRENME ALGORİTMASI ÖNERMESİ**

Doktora Tezi

Tezi Hazırlayan:

Gülcan ALİPOUR SARVARI

169581029

Orcid ID:0000-0001-6349-2485

Danışman:

Prof. Dr. Nihat KÜÇÜKSAVAŞ

İstanbul, 2022

YEMİN METNİ

Doktora Tezi olarak sunduğum “**Hisse Senetleri Yatırım Kararlarında Yapay Zekâ Uygulaması: Modern Bir Derin Öğrenme Algoritması Önermesi**” başlıklı bu çalışmanın bilimsel ahlak ve geleneklere uygun şekilde tarafımdan yazıldığını, bu tezdeki bütün bilgileri akademik ve etik kurallar içinde elde ettiğimi, yararlandığım eserlerin tamamının kaynaklarda gösterildiğini ve çalışmanın içinde kullanıldıkları her yerde bunlara atıf yapıldığını, patent ve telif haklarını ihlal edici bir davranışımın olmadığını belirtir ve bunu onurumla doğrularım. 09.02.2022

Gülcan ALİPOUR SARVARI

TEZ ONAYI

Beykent Üniversitesi Lisansüstü Eğitim Enstitüsü *İşletme Yönetimi Doktora* öğrencisi **165581029** numaralı **Gülcan ALIPOUR SARVARI**'nin hazırladığı **“Hisse Senedi Yatırım Kararlarında Yapay Zeka Uygulaması: Modern Bir Derin Öğrenme Algoritması Önermesi”** konulu DOKTORA TEZİ ile ilgili TEZ SAVUNMA SINAVI Lisansüstü Öğretim ve Sınav Yönetmeliğinin ilgili maddesi uyarınca 09.02.2022 günü saat 14:00’de Zoom programı aracılığıyla on-line olarak yapılmış, sorulan sorulara alınan cevaplar sonucunda adayın tezinin **KABULÜ’ne OYBİRLİĞİ’**yle karar verilmiştir.

JÜRİ ÜYESİ	KANAATİ	İMZA
Prof. Dr. Nİ*** KÜ*** (Danışman) (Beykent Üniversitesi)		
Prof. Dr. Ce*** K*** (Üye) (Beykent Üniversitesi)		
Prof. Dr. Et*** S*** ÇE*** (Üye) (Doğuş Üniversitesi)		
Prof. Dr. Ba*** Sİ*** (Üye) (Doğuş Üniversitesi)		
Doç. Dr. Er*** AL*** (Üye) (Beykent Üniversitesi)		

Adı ve Soyadı : Gülcan ALİPOUR SARVARI
Danışmanı : Prof Dr. Nihat KÜÇÜKSAVAŞ
Türü ve Tarihi : Doktora, 2022
Alanı : İşletme Yönetimi
Anahtar Kelimeler : Hisse Senedi Fiyat Analizi, Portföy Tasarımı, Uzun Kısa Süreli Bellek, Sinir Ağları, Parçacık Sürü Optimizasyonu, Ayrık Dalgacık Dönüşümü

ÖZ

HİSSE SENETLERİ YATIRIM KARARLARINDA YAPAY ZEKÂ UYGULAMASI: MODERN BİR DERİN ÖĞRENME ALGORİTMASI ÖNERMESİ

Finansal piyasa verileri davranışı çok sayıda unsura ve farklı faktörlere bağımlılığı nedeniyle karmaşıktır. Özellikle, pay senedi gelir tahmini için etkili modellerin geliştirilmesi zorlu bir çalışmadır. Uzun kısa süreli bellek (LSTM) yaklaşımı, tahmine dayalı finansal analiz için yaygın olarak kullanılsa da bu alan için uygulanabilir bir yöntemdir. Ayrıca, Ayrık Dalgacık Dönüşümü (DWT) ile veri düzeltilmesi, Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO) ile LSTM ağları algoritmasının hibridizasyonu, bu çalışmada önerilen sıralı öğrenme için yenilikçi bir tekniktir. Model, performans analizlerine dayalı olarak PSO ile güçlendirilmiş LSTM ağları algoritması, diğer iyi bilinen denetimli ve denetimsiz sınıflandırma tekniklerinden daha iyi performans göstermektedir. Bu çalışmada, BIST 30 endeksi 2000-2021 yılları arasındaki pay senetleri ve medya haberleri verileri kullanılarak, portföy sepeti analizleri ve tahminleri yeni bir yapay zekâ yaklaşımıyla sağlanmaya çalışılmaktadır.

Name and Surname : Gülcan ALİPOUR SARVARI
Supervisor : Prof Dr. Nihat KÜÇÜKSAVAŞ
Degree and Date : PhD, 2022
Major : Business Administration
Key Words : Stock Price Analysis, Portfolio Designing, Long-short-term Memory, Neural Network, Particle Swarm Optimization, Discrete Wavelet Transform

ABSTRACT

IMPLEMENTATION OF AI IN SHARE INVESTMENT DECISIONS: PROPOSITION OF A MODERN DEEP LEARNING ALGORITHM

Financial market data behavior is complex due to its dependence on many factors and different factors. In particular, the development of effective models for stock income forecasting is a challenge. Although the long short-term memory (LSTM) approach is not widely used for predictive financial analysis, it is a viable method for this field. In addition, the hybridization of Discrete Wavelet Transform (DWT), Particle Swarm Optimization (PSO) and LSTM networks algorithms is an innovative technique for sequential learning proposed in this study. The model outperforms other well-known supervised and unsupervised classification techniques with the PSO powered LSTM networks algorithm based on performance analyses. In this study, it is tried to provide portfolio basket analyzes and forecasts with a new artificial intelligence approach by using the stocks and newspaper news data between the years 2000-2021 in the BIST30 Index.

İÇİNDEKİLER

Sayfa No.

ÖZ

ABSTRACT

TABLÖLER LİSTESİ.....	vi
ŞEKİLLER LİSTESİ.....	vii
KISALTMALAR	ix
SÖZLÜK	xi
GİRİŞ	1

BİRİNCİ BÖLÜM

1. FİNANSAL PİYASALAR ve PAY SENEDİ PİYASASI	3
1.1. Finansal Piyasalar	3
1.1.1. Finansal Piyasa Kavramı.....	3
1.2. Finansal Piyasa Türleri.....	6
1.2.1. Para ve Sermaye Piyasası.....	6
1.2.2. Birincil ve İkincil Piyasalar.....	7
1.2.3. Döviz Piyasaları	8
1.2.4. Vadeli İşlemler ve Opsiyon Piyasaları.....	9
1.3. Menkul Kıymet Borsalarında Yatırımcı Türleri	10
1.4. Pay Piyasalarının Fonksiyonları.....	11
1.5. Pay Senedi Fiyatını Etkileyen Faktörler	13
1.5.1. İşletme ile İlgili Faktörler	14
1.5.1.1. Temettü Dağıtım Politikası	14
1.5.1.2. İçerden Öğrenenler Ticareti (Insider Trading).....	15
1.5.1.3. Finansal Yapı	16
1.5.1.4. Manipülasyon.....	17
1.5.1.5. Sermaye Artırımı.....	19
1.5.1.6. İşletmenin Faaliyet Konusu	20
1.5.1.7. Teşvikler.....	20
1.5.2. İşletme Dışı Faktörler.....	21

1.5.2.1. Faiz Oranı.....	21
1.5.2.2. Enflasyon	22
1.5.2.3. Para Arzı	22
1.5.2.4. Döviz Kuru.....	23
1.5.2.5. Gayri Safi Milli Hâsıla.....	23
1.5.2.6. Petrol Fiyatları.....	23
1.5.2.7. Altın Fiyatları.....	24
1.6. Piyasa Etkinliği Hakkında Görüşler.....	24
1.6.1. Etkin Piyasa Hipotezi.....	25
1.6.2. Rassal Yürüyüş Teorisi	26
1.7. Davranışsal Finans	26

İKİNCİ BÖLÜM

2. PAY SENEDİ YATIRIM KARARLARINDA KULLANILAN

ANALİZ TEKNİKLERİ ve PORTFÖY KURAMI	29
2.1. Pay Senedi Yatırım Kararlarında Kullanılan Analiz Teknikleri.....	29
2.1.1. Temel Analiz.....	29
2.1.2. Teknik Analiz.....	31
2.2. Dow Teorisi ve İlkeleri	32
2.3. Teknik Göstergeler.....	33
2.3.1. Salınımlar (Osilatörler)	34
2.3.1.1. Toplama/Dağıtım Osilatörü (Accumulation Distribution Oscillator).....	34
2.3.1.2. Chaikin Osilatörü (CO).....	35
2.3.1.3. Hareketli Ortalamalar (Moving Average).....	36
2.3.1.4. Hareketli Ortalamaların Birleşmesi Ayrılması (Moving Average Convergence Divergence)	38
2.3.1.5. Momentum Osilatörü	39
2.3.2. Stokastik Gösterge	41
2.3.2.1. Chaikin Dalgalanma (Chaikin Volatility)	41
2.3.2.2. Hızlandırılmış Stokastik (H%K, H%D) ve Yavaşlatılmış Stokastik (Y%K ve Y%D)	42
2.3.2.3. William's %R Değeri (W%R).....	43

2.3.3. Endeksler.....	44
2.3.3.1. Negatif Hacim Endeksi (Negative Volume Index) ve Pozitif Hacim Endeksi (Positive Volume Index).....	44
2.3.3.2. Göreceli Güç Endeksi- Relative Strength Index (RSI)	45
2.3.4. Göstergeler	45
2.3.4.1. Toplama / Dağıtım Çizgisi (Accumulation/Distribution Line)	46
2.3.4.2. Bollinger Bandı (BB)	46
2.3.4.3. En Yüksek Yüksek Değer (Highest High)	48
2.3.4.4. En Düşük Düşük Değer (Lowest Low)	48
2.3.4.5. Denge İşlem Hacmi (On Balance Hacmi (OBV))	48
2.3.4.6. Fiyat-Hacim Trendi (Price-Volume Trend (PVT)	48
2.3.4.7. Fiyat- Değişim Oranı (Price Rate of Change (ROC)) ve Hacim Değişim Oranı (Volume Rate of Change (VROC)) .	49
2.3.4.8. Medyan Fiyat (Median Price)	50
2.3.4.9. Ağırlıklı Kapanış Fiyatı (Weighted Close Price)	50
2.3.4.10. Tipik Fiyat (Typical Price)	50
2.3.4.11. William Birikim/Dağıtım Göstergesi (William Accumulation Distribution)	51
2.4. Pay Senedi Anomalileri	52
2.4.1. Takvimsel (Mevsimsel) Anomaliler	52
2.4.2. Kesitsel Anomaliler	53
2.4.3. Tahakkuk Anomalisi	54
2.4.4. Aşırı Tepki Anomalisi ve Momentum Anomalisi	55
2.5. Pay Senedi Fiyatını Tahmin Yöntemleri	56
2.5.1. Zaman Serileri Analizi	57
2.5.1.1. Zaman Serileri Analizi Genel Kavramlar	58
2.5.1.2. Süreçler ve Modeller	60
2.5.2. Yapay Zekâ ve Sezgisel Algoritma	66
2.6. Portföy Kuramı	66
2.7. Portföy ile İlgili Temel Kavramlar	68
2.7.1. Risk Kavramı	68

2.7.2. Beklenen Getiri Kavramı	70
2.7.3. Portföyün Beklenen Getirisi ve Risk	71
2.7.4. Volatilité.....	73

ÜÇÜNCÜ BÖLÜM

3. YAPAY ZEKÂ UYGULAMALARI ve FİNANSAL HİZMETLERDE	
YAPAY ZEKÂ UYGULAMALARININ ÖNEMİ	75
3.1. Yapay Zekâ (AI) Taksonomisi.....	75
3.1.1. Makine Öğrenimi (ML)	76
3.1.2. Çalışmada Kullanılan AI/ML Teknikleri	78
3.2. Senaryo Üretimi ve Gelecek Simülasyonu	80
3.3. AI Endüstrisinin Finans Dünyasındaki Küresel Büyümesi.....	81

DÖRDÜNCÜ BÖLÜM

4. PAY SENEDİ YATIRIMLARINDA YAPAY ZEKÂ	
UYGULAMALARI	88
4.1. Araştırmanın Yöntemi.....	88
4.2. Araştırma Modeli	88
4.2.1. Metodoloji Aşamaları ve Bileşenleri	89
4.2.1.1. Veri Hazırlama Aşaması	89
4.2.1.2. Veri Doğrulama ve Düzeltme Aşaması	93
4.2.1.3. Kıyaslama Aşaması.....	97

BEŞİNCİ BÖLÜM

5. ANALİZ ve KIYASLAMA	99
5.1. Borsa İstanbul (BİST)’ a Genel Bakış	99
5.2. BIST30 ve Seçilmiş Şirketlerin Pay Senedi Analizi.....	100
5.3. NLP Kullanımı ile Haber Analizi	103
5.4. DWT Kullanarak Data Zenginleştirilmesi	106
5.5. Yatırımcı Anketleri ve Portföy Tasarımı	122
5.6. Anket Uygulaması.....	123
SONUÇ VE ÖNERİLER.....	125
KAYNAKÇA	127

EKLER.....	146
Ek-1. Relative Strength Index (RSI) Analiz Grafikleri	146
Ek 2. Bolinger Bands ve Volatilite Analiz Grafikleri.....	159
Ek-3 Pay Senetleri için SVM Modelinin Doğrulama Grafikleri	171
Ek-4. Pay Senetleri için YSA Modelinin Doğrulama Grafikleri	177
Ek-5. Farklı Sepet Boyutlarına Göre Portföy Senaryoları Grafikleri	183
Ek-6. Farklı Sepet Boyutlarına Göre Portföy Senaryoları Ağırlıkları	186
Ek-7. Anket Formu	202



TABLÖLAR LİSTESİ

	Sayfa No.
Tablo 1. Teknik Gösterge Hesaplamalarında Kullanılan Kısaltmalar	34
Tablo 2. Çalışmada kullanılan AI/ML Tekniklerinin Özeti	78
Tablo 3. Literatür Analiz Tablosu	85
Tablo 4. Pay Piyasasında İşlemlerinin Gerçekleştiği Pazarlar	100
Tablo 5. PSO ile Güçlendirilmiş LSTM Algoritmasının Pay Senetleri Verisine Uygulanması	116
Tablo 6. SVM Yönteminin Pay Senetleri Verisine Uygulanması	118
Tablo 7. Geleneksel YSA Algoritmasının Pay Senetleri Verisine Uygulanması ...	120
Tablo 8. YSA Algoritması ile Oluşturulan Portföy Sepeti	122
Tablo 9. Anket Uygulaması Sonuçları	124

ŞEKİLLER LİSTESİ

Sayfa No.

Şekil 1. Finansal Sistem İçerisinde Fon Akışı	5
Şekil 2. Piyasada Bilgi Akış Şeması.....	16
Şekil 3. Dow Teorisinin Üç Trendi	33
Şekil 4. Chaikin Osilatörü	36
Şekil 5. Üstel Hareketli Ortalama.....	37
Şekil 6. Hareketli Ortalamaların Birleşmesi Ayrılması.....	38
Şekil 7. Momentum Osilatörü	40
Şekil 8. Chaikin Dalgalanma	42
Şekil 9. Bollinger Bantları	47
Şekil 10. Tahmin Süreci	56
Şekil 11. Korelasyon Grafikleri.....	72
Şekil 12. Yapay Zekâ, Makine Öğrenimi ve Derin Öğrenme Arasındaki İlişki	77
Şekil 13. Araştırma Modeli	89
Şekil 14. Pay Senedi, Medya Haberleri ve Web Site Verilerinin Elde Edildiği Metodoloji	92
Şekil 15. Kullanılan NLP Yönteminin Aşamaları	93
Şekil 16. Tipik Bir Yapay Sinir Ağları.....	94
Şekil 17. Önerilen PSO ile Güçlenmiş LSTM Yöntemi.....	96
Şekil 18. BIST'ten Temin Edilen Pay Senedi Verileri	101
Şekil 19. BIST30 Şirketleri 21 Yıllık Pay Senedi Davranışları ve Piyasa İşlem Hacimleri	102
Şekil 20. Yahoo Finance' dan Elde Edilen Veri.....	103
Şekil 21. Elde Edilen Metin Data, Tarih ve Kaynakların Gösterimi	104
Şekil 22. Elde Edilen Text Data ve Piyasa Verisinin Eşleştirilmesi	105
Şekil 23. Metin Faktörleri ve Pay Senedi Tarihlerinin Eşleştirilmesi	105
Şekil 24. Faktör Eşleşmelerini Gerçekleştirmek için Python Kodlaması Örneği....	106
Şekil 25. Bir Pay Senedinin Haberlere Karşı 18 Yıllık Reaksiyonu	107
Şekil 26. Korelasyon Tablosu.....	108
Şekil 27. Bir Pay Senedi için RSI Hesaplamaları.....	109
Şekil 28. Bir Pay Senedi için Bollinger Bantları	109

Şekil 29. PSO ile Güçlendirilmiş LSTM Algoritması ile Pay Senedi Tahmin Doğruluk Grafikleri.....	115
Şekil 30. Bir Pay Senedi için SVM Modelinin Doğrulama Grafiği	118
Şekil 31. Bir Pay Senedi için Doğruluk Grafiği	120
Şekil 32. Dokuz Şirketli Portföyün Senaryoları	123



KISALTMALAR

ACF	: Otokorelasyon Fonksiyonu (Autocorrelation Function)
AI	: Artificial Intelligence (Yapay Zekâ)
ANNs	: Yapay Sinir Ağları (Artificial Neural Networks)
AR	: Otoresif (Auto-Regressive)
ARCH	: Otoresif Şartlı Değişen Varyans Modeli (Autoregressive Conditional Heteroskedasticity)
ARIMA	: Birleştirilmiş Otoresif Hareketli Ortalama (Autoregressive Integrated Moving Averages)
ARMA	: Otoresif Hareketli Ortalama (Autoregressive Moving Averages)
BIST	: BORSANİSTANBUL A.Ş.
CAPM	: Sermaye Varlıklarını Fiyatlama Teorisi (Capital Asset Pricing Model)
DL	: Deep Learning (Derin Öğrenme)
DWT	: Ayrık Dalgacık Transformasyonu (Discrete Wavelet Transform)
EPH	: Etkin Piyasalar Hipotezi (Efficient Market Hypothesis (EMH))
GARCH	: Genelleştirilmiş ARCH (Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity)
GSMH	: Gayri Safi Milli Hasıla
LSTM	: Long Short -Term Memory (Uzun Kısa Süreli Bellek)
MA	: Hareketli Ortalama (Moving Averages)
MACD	: Hareketli Ortalamaların Birleşmesi Ayrılması (Moving Average Convergence Divergence)
ML	: Machine Learning
NASDAQ	: ABD Borsası (National Association of Securities Dealers Automated Quotations)
NLP	: Natural Language Processing (Doğal Dil İşleme)
PCA	: Principal Component Analysis (Temel Bileşenler Analizi)
PSO	: Particle Swarm Optimization (Parçacık Sürü Optimizasyonu)
RNN	: Recurrent Neural Network (Tekrarlayan Sinir Ağı)
ROC	: Price Rate of Change (Fiyat Değişim Oranı)

RSI	: Göreceli Güç Endeksi (Relative Strength Index)
VIOP	: Borsa İstanbul Vadeli İşlem ve Opsiyon Piyasası
VROC	: Volume Rate of Change (Hacim Değişim Oranı)
YSA	: Yapay Sinir Ağları



SÖZLÜK

Pay Senedi: Halka açık şirketlerin, ortaklarına paylarını ve ortaklıklarını belgeledikleri kıymetli evraktır. Sermaye Piyasası Kurulu'ndan alınan izinle anonim ortaklıklar tarafından ihraç edilirler.

Yapay Zekâ: İnsan zekâsı gerektiren görevlerin makineler ve bilgisayar sistemleri tarafından simülasyonudur. Yapay zekanın özel uygulamaları arasında doğal dil işleme, ses tanıma, uzman sistemler ve makine vizyonları yer almaktadır.

Uzun Kısa Süreli Bellek (Long Short -Term Memory): LSTM ağırları, dizi tahmin problemlerinde sıra bağımlılığını öğrenen ve tekrarlayan bir sinir ağı türüdür. İnsan faaliyetinin karmaşık dinamiklerini öğrenmek için kullanılır.

Parçacık Sürü Optimizasyonu (Particle Swarm Optimization): Popülasyon tabanlı bir algoritma olan PSO, sürülerin hareketine ve zekasına dayanan stokastik bir optimizasyon tekniğidir. Arama uzayında hareket eden ve en iyi çözümü arayan bir sürü oluşturan bir dizi parçacık kullanır. Sürüdeki her parçacık, o parçacık tarafından şimdiye kadar elde edilen en iyi çözümle ilişkilendirilen çözüm uzayındaki konumsal koordinatlarını arar.

GİRİŞ

Çalışmanın Amacı: Pay senedi piyasasının doğrusal ve parametrik olmayan özelliği ve dinamik, evrimsel, belirsiz ve karmaşık yapısı finansal zaman serileri analizlerinin de zorlu bir göreve dönüşmesine neden olmuştur. Bunun yanı sıra borsa politik faktörlere, mikroekonomik ve makroekonomik koşullara, yatırımcıların beklentilerine veya güvensizliklerine karşı oldukça hassastır. Konvansiyonel finans teorisine göre finansal varlık fiyatlarını tahmin etmek mümkün değildir. Literatürün birincil teorik dayanağı olan etkin piyasa hipotezi (EPH), geçmiş finansal varlıklara dayanarak gelecekteki fiyatların tahmin edilmesinin bir finansal varlığın dağıtım fonksiyonunun gerçek olması nedeniyle anormal getiriler sağlayamayacağını göstermektedir. Ancak bazı araştırmalar, borsaların rastgele belirlenmediğini ve finansal zaman serilerinin uzun süreli belleğe sahip olduğunu öne sürerek EPH'yi reddetmiştir. Borsaların alım satım sinyallerini tahmin etmek hem yatırımcılar hem de araştırmacılar için en kritik ve zorlu sorunlardan biri olmaya devam etmektedir. Bunun temel nedeni borsanın; ekonomi politikaları, siyasi kararnameleler, şirket politikalarındaki değişiklikler, yatırımcıların psikolojik değişkenleri gibi birbiriyle ilişkili birçok faktörden etkilenen, doğrusal olmayan, dengesiz ve karmaşık bir sistem olmasıdır. Finansal uzmanlar ve yatırımcılar; finansal getiri elde etmek için, tarihsel fiyat verilerini ekonomik göstergelerle birlikte izleyip borsa trendlerini analiz ederek genellikle ticari kararlar verir. Diğer taraftan alım satımı yapılan finansal varlıkların çeşitlenmesi ve bu varlıkların alım satımına ilişkin vergi ve işlem giderleri gibi maliyetlerin azalması; yatırım araçlarının seçimini ve yatırımların yönetimini giderek daha önemli hale getirmiştir. "Portföy" olarak adlandırılan yatırım sepetlerinin risk düzeyinin düşürülmesi, ancak sepete yeterli sayıda farklı yatırım aracının eklenmesiyle gerçekleştirilebilecek bir eylem olarak algılanmıştır. Böylece, sepetteki ürünler arasındaki ilişki ve bunların birbirleriyle olan ilişkileri üzerindeki riski belirleyen kovaryans matrisleri de dahil olmak üzere portföy seçimi daha da zor bir problem haline gelmiştir. Profesyonel yatırımcılar; finansal piyasalarda karar vermede tekniklerle ilgili temel analiz, teknik analiz ve yapay zekâ yöntemlerini kullanmışlardır. Ticaret sinyallerini tahmin etmenin faydaları araştırmacıların daha yeni ve daha gelişmiş araçlar ve tahmin teknikleri tasarlamasını sağlamıştır. Bu çalışmada bireysel veya kurumsal borsa yatırımcılarının daha iyi karar vermesi için etkin pay senedi

getirisi deęerlendirmesi ve portföy tasarımı için yenilikçi bir teknolojik platform kullanılarak yenilikçi çözümler arařtırmak, tasarlamak ve uygulama amaçlanmıřtır.

Çalıřmanın Kapsamı: Çalıřmanın kapsamını; Türkiye Borsa İstanbul’da işlem gören, BIST30 Endeksi’nde pay senetlerinin performansının ölçülmesi ile işlem hacmi ve piyasa deęeri en yüksek 30 řirketin pay senedi verileri oluřturmaktadır. Bu çalıřma kapsamında pay senedi getirisi deęerlendirmesi ve portföy tasarımı için elde edilen veriler farklı sofistike ML ve derin öęrenme araçları, farklı istatistiksel ve finansal performans deęerlendirme ölçütleri ve AI teknikleri ile modellenmiřtir. Ayrıca 30 uzman yatırımcı ile portföy sepeti oluřturabildikleri bir anket uygulaması yapılarak çalıřma ile arasında kıyaslama yapılması için anket sonuçları, istatistiksel olarak analiz edilmiřtir. Bunların öncesinde literatür bölümü hazırlanmıř ve ilgili literatür kaynak taraması yapılmıřtır.

Çalıřmanın Planı: Arařtırmanın ilk bölümünü literatür çalıřması oluřturmakta olup beř bölümden oluřmaktadır. Bu çalıřma planının birinci bölümünde; finansal piyasa kavramı, finansal piyasa türleri, pay piyasalarının fonksiyonları, pay senedi fiyatını etkileyen faktörler ve piyasa etkinlięi hakkında görüřlere yer verilmiřtir. İkinci bölümde pay senedi yatırım kararlarında kullanılan analiz yöntemleri, teknik göstergeler, pay senedi anomalileri ve portföy kuramı ele alınmıřtır. Arařtırmanın üçüncü bölümünde yapay zekâ uygulamaları ve finansal hizmetlerde uygulamalarının önemi açıklanmıřtır. Dördüncü bölümde ise arařtırmanın yöntemi, metodolojisi ve metodolojinin aşamaları anlatılmıř, beřinci bölümde farklı sofistike ML ve derin öęrenme araçları, farklı istatistiksel ve finansal performans deęerlendirme ölçütleri olan yapay zekâ uygulamaları ile elimizdeki pay senedi ve haber verilerinin sonra da yatırımcı anketlerinin analizlerinin tüm süreci tablolarla gösterilmiř ve çalıřma ile kıyaslamalar yapılmıřtır. Sonuç bölümünde analizlerin yorumlamaları yapılarak önerilerde bulunulmuřtur.

Çalıřmanın Sınırlılıkları: Bu çalıřma Türkiye Borsa’sında faaliyet gösteren BIST30 Endeksi řirketlerinin pay senetleri verileriyle sınırlıdır. Ankete katılan 30 uzman yatırımcının BIST30’ daki ve seçilmiř dięer řirketleri içeren 250 bin TL alt sınır ve 300 bin TL üst sınır olmak üzere portföy sepetleri oluřturmaları bu çalıřmanın dięer sınırlılıęını temsil etmektedir.

BİRİNCİ BÖLÜM

1. FİNANSAL PİYASALAR ve PAY SENEDİ PİYASASI

1.1. Finansal Piyasalar

Finansal sistem; ekonomide önemli rol oynayan para, finansal araçlar, finansal piyasalar, finansal kurumlar, düzenleyici kurumlar ve merkez bankaları olmak üzere altı parçadan oluşmaktadır. Sistemin ilk parçasını oluşturan para, yapılan alışverişlerin karşılığını ödemek ve servet birikimi için kullanılmaktadır. Pay senedi, ipotekler, sigorta poliçeleri gibi finansal araçlar ise ikinci parçayı oluşturmaktadır. Finansal araçlar, kaynakların tasarruf sahiplerinden riski en iyi şekilde yönetebilecek donanımına sahip olan yatırımcılara aktarılması için kullanılmaktadır. Finansal sistemin üçüncü kısmı olan finansal piyasalar, finansal araçların hızlı ve ucuza alınıp satılmasını sağlayan bir platformdur. Borsa İstanbul bir finans piyasası örneğidir. Finansal sistemin dördüncü parçası olan finansal kurumlar; finansal piyasalara erişim ve kurumlardan, hükümetten ve kişilerden toplanan fonların gereksinimi olanlara kredi olarak verilmesi gibi sayısız hizmet sağlayan bankalar, menkul kıymetler firmaları ve sigorta şirketleri gibi kuruluşları ifade etmektedir. Düzenleyici kurumlar ise, finansal sistemin beşinci bölümünü oluşturmaktadır. Finansal araçların, finansal piyasaların ve finansal kurumların hukuka uygunluğunu, çalışma düzenini ve güvenilir bir şekilde işlemlerini sağlamaktan sorumludurlar. Sistemin altıncı ve son parçası olan merkez bankaları ise ekonomiyi izleyerek para biriminin ve para arzının istikrara kavuşturulmasını sağlamaktadır. Örneğin; Federal Rezerv Sistemi, Amerika Birleşik Devletleri'nin merkez bankasıdır (Cecchetti 2011, 3-4).

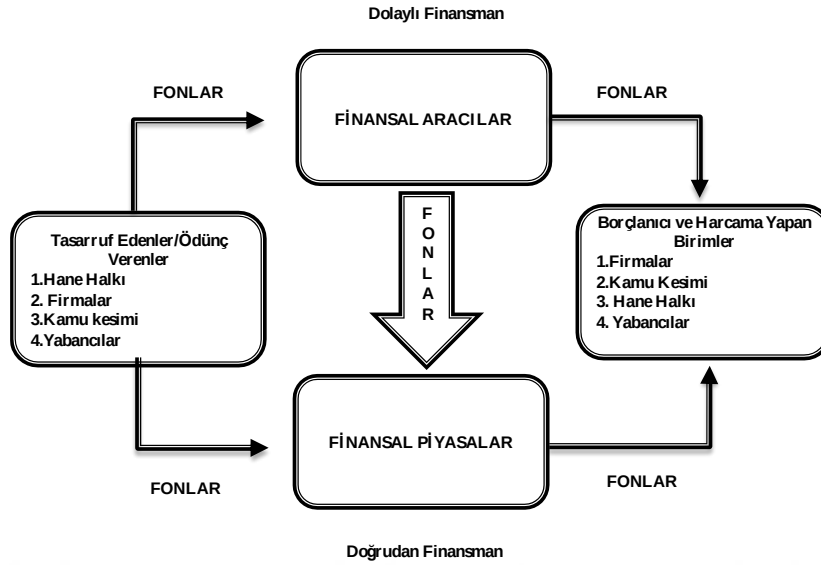
1.1.1. Finansal Piyasa Kavramı

Ekonomik sistemin çekirdeği olan piyasalar, fiziksel ya da sanal olarak iktisadi birimlerin elde ettikleri gelirlerinin harcamadıkları ve tasarruf oluşturdıkları kısmını; ekonomide gelirlerinden daha fazlasını harcamak durumunda kalan birimlere yönlendirdikleri, diğer bir deyişle varlık ticareti için alıcıların ve satıcıların bulunduğu piyasalardır (Mishkin 2004, 3).

Finansal piyasalar; hukuki ve idari düzen içinde hisseler, borç senetleri, bonolar, döviz gibi finansal varlıkların fon arz eden ve fon talep edenler, aracı kurumlar tarafından yaratılan bir finansal sistemdir (Kargı 1998, 29).

Piyasa ekonomisinde hassas sektör olarak nitelendirilen finansal piyasaların sağlıklı bir şekilde işleyebilmesi için devletler düzenleyici ve denetleyici yasa ve yönetmelikler hazırlamakla yükümlüdürler. Buradaki finansal piyasaları düzenleme gereği ve piyasalara devletin müdahalesi, iktisadi birimlerin rekabetçi olmayan uygulamalarda bulunmamasını sağlamaktır. Özellikle bilgi, tam rekabetçi piyasanın oluşumunu sağlayan önemli bir faktördür. İktisadi birimler arasında oluşan çarpık bilgi (asymmetric information), bu birimlerin farklı bilgi kümelerine sahip olmalarına neden olmaktadır. Bunun sonucunda piyasalarda gerçekleşecek işlem öncesi çarpık bilgi, ters seçim (adverse selection) problemini ortaya çıkararak koşula bağlı piyasaların çökmesine neden olabilmektedir. Piyasada karşılaşılabilecek bir başka sorun ise işlemin gerçekleşmesinden sonra ortaya çıkan ahlaki risktir. Ahlaki risk (moral hazard) sorunu; iktisadi birimlerin bir kısmının bazı davranışları ile gerçekleşecek koşula bağlı durumları etkileyebilmesi ya da diğer birimlere göre daha kesin bilgilere sahip olması durumunda piyasa mekanizmasının çökmesine ve işlevini yerine getirememesine neden olmaktadır. Bu çerçevede, finansal piyasaları düzenleme gereğinin nedeni; sunulan bilgilerin artırılması, finansal sistemde istikrarın sağlanması ve para politikasının kontrol gücünün artırılması olarak özetlenebilir. Bütün yatırımcıların korunarak dürüst bir piyasanın oluşturulması ile piyasa etkinliği sağlanmaya çalışılmaktadır (Eser 2001, 2-3).

Finansal piyasa katılımcıları; devlet kurumları, uluslararası bireysel ya da kurumsal yatırımcılar, firmalar ve hane halkı olabildiği gibi fon talep ya da arz eden taraf da olabilmektedir (Konuralp 2005, 17).



Şekil 1: Finansal Sistem İçerisinde Fon Akışı

Kaynak: Frederic S. Mishkin, The Economics of Money, Banking, and Financial Markets, 5. Edition, Addison-Wesley, 1997, p. 21.

Finansal piyasanın işleyiş mekanizması Şekil 1’de özetlenmiştir. Ekonomik birimler arasındaki fon akışına bakıldığında fon akımlarının tasarruf eden ve ödünç verenlerden aracı kurumlar yolu ile borçlanıcı ve harcama yapan birimlere doğru hareket ettiği durumda dolaylı finansman gerçekleşirken; hiçbir aracı birime ihtiyaç duyulmadan çeşitli finansal araçların kullanılarak fon akışının tasarruf eden ve ödünç verenlerden borçlanıcı ve harcama yapan birimlere (aktarıldığı) sağlandığı durumda ise doğrudan finansman gerçekleşmiş olur.

Literatürde genel kabul gören üç finansal piyasa özelliği bulunmaktadır (Konuralp 2005,15);

- Fiyat oluşturma özelliğinde, finansal piyasada, finansal varlıkların fiyatını fon arz eden ve fon talep edenler belirlemektedir.
- Likidite işlevi özelliğinde, hem finansal varlığı satmak isteyen yatırımcılar için uygun bir mekanizma sunarken hem de piyasaya likiditede sağlamaktadır.
- Ekonomik fonksiyon özelliği ise piyasa bilgi ve haberlerine kolayca erişim ve bu bilgi ve haberlere ulaşma giderlerinin azaltılması sayesinde işlem maliyetlerini de azaltmasıdır.

Bu bilgiler doğrultunda mal, hizmet ya da varlıkların el deęiřtirmesine aracılık eden, risk daęıtımı ve tasarruf birikimleri sayesinde büyük projelerin finansmanını saęlayan finansal piyasalar; etkin ve verimli bir ekonomik performans için büyük önem arz etmektedir. Finansal piyasaların gelişmedięi ya da olmadığı durumlarda yatırımlar da yapılamaz (Tunay, 2005:49). Türkiye’de 1980 yılından önceki dönemlerde finansal piyasalar, Türkiye Cumhuriyet Merkez Bankası (TCMB) ve bankalardan oluşan bir sistemde iken sonrasında özel finans kurumlarının piyasaya girmesi ve 1980’lerin ortasında sermaye piyasası kuruluşlarında yer alan araçlardaki çeşitlenmeler bu finans sisteminin büyümesini ve gelişmesini saęlamıştır (Gündoędu 2016, 59).

1.2. Finansal Piyasa Türleri

Finansal piyasalar; finansal varlıkların sahip olduęu nitelik, vade, ilk kez alınıp satılması ve ödeme koşulları gibi özelliklerinin farklı olmasına baęlı olarak sınıflandırılmıştır. Literatürde, finansal piyasa türlerinin sınıflandırılması üzerine farklı birçok çalışma bulunmaktadır (Aksoy 1988; Sarıkamış 2000; Pilbeam 2005; Parasız 2007; Saunders ve Cornett, 2012; Levinson 2014).

Literatürdeki sınıflandırmalara göre farklı ihtiyaçlara hizmet eden finansal piyasa türleri genel olarak ařağıdaki gibi sınıflandırılmaktadır;

- Para ve Sermaye Piyasası
- Birincil ve İkincil Piyasalar
- Döviz Piyasaları
- Vadeli İşlemler ve Opsiyon piyasaları

1.2.1. Para ve Sermaye Piyasası

Para piyasası ve sermaye piyasası; zaman, fonksiyon, kaynak, araç ve faizler gibi farklı özelliklerden dolayı ikiye ayrılmıştır. Para piyasaları; hazine tahvilleri, senet iskontosu, finansman bonusu, senet teminatı gibi parasal varlıkların alım satım işlemlerinin yapıldığı günlük, haftalık, aylık gibi kısa vadeli fon piyasasıdır. Fiziksel olarak mevcut olmayan bu pazarın işlemleri sanal bir aę, yani faks, internet veya telefon üzerinden gerçekleştirilir. Sermaye piyasaları ise pay senedi ve tahvil gibi orta

ve uzun vadeli fonların bireyler ve kurumlar gibi katılımcılar tarafından alım satımının yapıldığı birincil ve ikincil piyasaları da kapsayan bir kavramdır (Aydın 2013, 7).

Fon arz edenler (yatırımcılar), fonlarını yatırım stratejilerine göre hem para hem de sermaye piyasasına yönlendirebildiği; fon talep edenler de fon ihtiyaçlarına göre kullanmayı istedikleri krediyi her iki piyasadan borçlanabilmektedir. Örneğin; sigorta ve emeklilik şirketleri, belirsizliklerin daha az olması nedeniyle sermaye piyasasını tercih eder. Şirketler ise dönen varlıklarının finansmanını sağlamak için kısa vadeli para piyasalarını kullanırlar (Gündoğdu 2016, 57).

1.2.2. Birincil ve İkincil Piyasalar

Birincil piyasalar, devletin ve anonim şirketlerin yeni menkul kıymet ihraçları yoluyla fon tedarik ettiği pazarları ifade ederken; ikincil piyasalar ise halka arzdan sonra menkul kıymetlerin alım satımının yapıldığı diğer bir deyişle işlem yapan yatırımcılar arasındaki menkul kıymet ve fon takasını ifade etmektedir (Saunders ve Cornett 2012, 3). Örneğin; Borsa İstanbul ve New York borsası ikincil piyasalardır.

Birincil piyasalarda şirketler ihtiyaç duydukları fonları doğrudan çıkarım ya da dolaylı çıkarım yollarından birini kullanarak ihraç ederler. Doğrudan çıkarım yolu ile şirketler, fon arz edenlerle doğrudan ilişki kurar ve aracılardan olmaması nedeniyle çıkarım giderleri düşük olur. Bu nedenle finansal varlıklar çok sayıda yatırımcıya ulaşmamaktadır. Fon talep eden ve fon arz edenler arasında aracı kurumların olması ise dolaylı çıkarım olarak nitelendirilmektedir. Dolaylı çıkarım iki yöntemden oluşmaktadır. Bu yöntemlerden biri aracı kurumun hiçbir sorumluluk almadan menkul kıymetlerin satışını yapması ve satılmadığı durumda ihraç eden kuruluşa iade etmesidir. Diğer yöntem ise aracı kurumun menkul kıymetlerin satışının garantisini vererek sorumluluk alması ve belirlenen sürede satılmaması durumunda menkul kıymetlerin bedellerini, menkul kıymetleri ihraç eden kuruluşa ödemesidir. Birincil piyasalarda gerçekleşen işlemler sonrası bir menkul kıymetin birden fazla satışı ise devamlı olarak ikincil piyasa içinde gerçekleşmektedir ve ikincil piyasada menkul kıymet likiditesinin artması, birincil piyasaya olan talebi de artırarak gelişimini sağlamaktadır (Karaçam 2015, 86-87).

1.2.3. Döviz Piyasaları

Döviz, kısaca yabancı para (Dolar, Euro veya Pound gibi) anlamına gelmektedir. Yabancı paraların alınıp satılması işlemi ve bir ulusal paranın başka bir paraya dönüştürülmesi, döviz işlemi olarak adlandırılırken; bu işlemin gerçekleştirilmesine olanak tanıyan kurumsal yapılar ise döviz piyasasını oluşturmaktadır. Finansal piyasaların temelini oluşturan döviz piyasaları, uluslararası yatırım akışını yönlendirmekte ve her ülkenin dış ticaret modellerini, yurtiçi faiz ve enflasyon oranlarını etkilemektedir. Dünyanın her köşesinde, her para biriminde faaliyet gösteren döviz piyasaları; borsa biçiminde örgütlenmiş bir piyasa olmadığı gibi alıcı ve satıcılar da burada doğrudan karşılaşmamaktadır. Büyük bankaların aracı olduğu döviz piyasaları ayrıca tam rekabet piyasalarına oldukça yakındır (Akkaya 2021, 68).

Müşterilerin ihtiyaçlarına göre sözleşme yapılan bu piyasada işlem türleri (Levinson 2014, 47-55);

- Spot Piyasalar (Anında Teslim İşlemleri); anında teslim ve anında ödemenin yapıldığı bu işlem türüne bir turistin döviz satın alması, bir firmanın ihracat satışından elde edilen gelirleri hemen kendi para birimine çevirme kararı örnek gösterilebilir. Finansal kurumlar, döviz satıcıları ve büyük firmalar arasındaki büyük spot işlemlerin birçoğu, telefon hizmetleri ve elektronik olarak yapılmaktadır. Genellikle bankacılık sistemi aracılığıyla iki para biriminin fiili değişimi sağlanmaktadır.
- Forward sözleşmeler; döviz piyasalarında vadeli işlem sözleşmelerine benzer olarak belirli bir miktardaki dövizin mutabık kalınan bir tarihte belirli bir döviz kuru üzerinden satılmasını sağlayan sözleşmelerdir. Döviz forward işlemlerinin vadeli işlemlerden farkı ise doğrudan bir bayi ile müşterisi arasında düzenlenmesi ve müşterinin istediği miktar ve süre içinde düzenlenebilmelerinden dolayı daha esnek olmasıdır.
- Swaplar (Değiş-Tokuş); döviz swapları, belli miktarda bir para biriminin belirli bir tarihte alım veya satımını ve aynı tutarın ileriki bir tarihte tarafların önceden anlaştıkları oran ve şartlarda takas etmesidir. 2010 yılında tüm döviz alım satım işlemlerinin %47'sini oluşturan swaplar, spot piyasa işlemlerinin önem

kazanması ile son yıllarda en düşük paya sahip olmuştur (Levinson 2014, 47-55).

1.2.4. Vadeli İşlemler ve Opsiyon Piyasaları

Finansal piyasalarda risk yönetimi, temel işlevlerden biridir. Zaman ise riski oluşturan önemli unsurlardan biridir. Herhangi bir ticari işlemin gerçekleştirilmesi zaman almaktadır ve bu süreçte herhangi bir fiyat değişimi kârlı bir anlaşmayı maliyetli bir anlaşmaya dönüştürebilmektedir. Vadeli işlem ve opsiyon piyasaları, fiyatların sürekli değiştiği bir ortamda risklere karşı korunmayı sağlamaktadır. Bu korumanın sağlanması için vadeli işlem ve opsiyon sözleşmeleri mekanizmaları kullanılmaktadır.

Vadeli işlemler ve opsiyon sözleşmeleri, tahvil ve pay senetlerinin aksine, gelir potansiyeli olan uzun vadeli yatırımları temsil etmediği gibi faiz veya temettü de ödemez. Buradaki önemli işlem; paranın bağlanmasıdır ve faiz almak için yatırılan para değildir. Örneğin; bir çiftçi ‘nisan’ ayında buğday ekmeden önce üzerinde anlaşılan fiyattan belirli bir miktarda buğdayı hasattan sonra tedarik etmeyi taahhüt eden ‘eylül’ vadeli işlem sözleşmeleri satabilir. Hasattan sonra ürününü fiziksel emtia piyasasında satacak olan çiftçi, bir ton buğdayın ‘nisan’ ve ‘eylül’ ayları arasında fiyatının düşmesi riskinden korunmak için vadeli işlemleri kullanır. Tam tersi durumda ise alıcı ya da malı işleyici buğday fiyatının yaz boyunca artacağını düşünerek riske karşı kendisini korumak için ‘nisan’ ayında buğday vadeli işlem sözleşmeleri satın alabilir (Hull 2017, 350-360).

Vadeli işlem sözleşmeleri; sermaye piyasalarında işlem gören yatırım aracının belirli bir tarihte, belirli fiyat, miktar ve nitelikte bugünden alınıp satılmasını ifade etmektedir. Opsiyonlar ise opsiyonu alan tarafa (lehtara) belli bir prim karşılığında, belli bir vadeye kadar önceden belirlenmiş fiyat, miktar ve nitelikteki malın, finansal ürünün, sermaye araçlarının ya da finansal göstergenin alma-satma hakkını veren ancak zorunlu olmayan, satan tarafı (keşideci) ise yükümlü kılan sözleşmelerdir. Bu türev araçlar ayrı ayrı değişik kombinasyonlarla kullanıldığı gibi aynı anda kullanılarak da farklı yatırım ve korunma stratejilerinin geliştirilmesini sağlamaktadır.

Türkiye’ de vadeli işlem ve opsiyon işlemleri; 21 Aralık 2012 tarihinde kurulan Borsa İstanbul Vadeli İşlem ve Opsiyon Piyasası (VİOP) çatısı altında yapılmaktadır. Vadeli işlem sözleşmeleri genellikle tarımsal ürünlere, enerji ve metaller gibi mallara, pay senetlerine, pay senedi endekslerine, faiz oranlarına ve dövizde dayalı olarak düzenlenmektedir. VİOP’ta Dolar (USD), Euro, EUR/USD, Yuan, altın, Dolar/Ons altın, repo, buğday, enerji, çelik ve hurda, pamuk, pay senedi vadeli işlem sözleşmeleri ve pay, endeks, DolarTL, mini endeks opsiyon sözleşmeleri işlem görmektedir (Borsa İstanbul 2017).

1.3. Menkul Kıymet Borsalarında Yatırımcı Türleri

Çeşitli amaçlara bağlı olarak yapılan yatırım faaliyetleri, borsadaki oyuncuların davranışlarını da farklılaştırmaktadır. Her yatırımcı kendine gerekli getiri oranlarını sağlayacak yatırımları seçmektedir. Kimi yatırımcılar uzun vadede yatırımlarda bulunurken kimileri ise kısa vadede büyük kazançlar elde etmeyi istemektedir. Kimi yatırımcılar menkul kıymetlere yönelerek riskini azaltmayı planlarken kimi yatırımcı da borsadaki fiyat farklılıklarından faydalanmaktadır. Elbette birden çok yatırımcı yaklaşımı bir arada düşünülerek de yatırım faaliyetlerinde bulunmaktadır. Borsada yatırım faaliyetlerinde bulunan genel kabul görmüş dört oyuncu türü bulunmaktadır.

- Yatırımcılar; yatırım ufku uzun dönemli oyunculardır. Menkul kıymetin değerlerini dikkate alarak ve piyasa riski üstelenerek ortalama getiri elde etmeye çalışırlar. Sigorta şirketleri, emeklilik fonları, yatırım fonları uzun dönemli oyunculara örnek gösterilebilir (Statman 2011,7).
- Spekülatörler: Piyasada gerçekleşeceği düşünülen fiyat değişikliklerinin hareket yönünü takip ederek kazanan borsa oyuncularıdır. Sadece sistematik risk üstlenilerek bir menkul değer fiyatının düşeceği düşünülüyorsa açığa satış, eğer yükseleceği düşünülüyorsa alım yapılır (Saunders ve Cornett 2012, 320).
- Arbitrajcular: Bir menkul kıymetin farklı yerlerdeki fiyat farklılıklarını araştırarak fayda sağlayan oyunculardır. Fiyat farklılıklarından faydalanarak daha düşük risk ile aynı getiriyi sağlamayı amaçlarlar. Örneğin; bir pay senedi iki farklı pazarda fiyat farkına sahip olduğu durumda yatırımcı düşük pazardan

alıp yüksek pazarda satarak riske girmeden kazanç sağlamayı hedefler (Saunders ve Cornett 2012, 508).

- Hedgers (Riskten Kaçınanlar): Yatırım ufku uzun dönemli yatırımcılardan daha kısa dönemli ve riskten spekülâtorlerden daha fazla kaçınan oyunculardır. Hem riski hem getiriyi düşünerek hareket ederler. Örneğin bir hedgers oyuncusunun uzun vadeli bir pay senedi yatırımında bulunduğu varsayımından yola çıkarsak pay senedi fiyatları düştüğünde oyuncu önemli miktarda para kaybedecektir. Bu nedenle yatırım riskinden kaçınmak için ya vadeli pay senedi endeks sözleşmesi satacak ya da pay senedi endeks sözleşmesi satın opsiyonu almayı düşünecektir. Böylelikle düşen pay senedi fiyatlarının karşısında vadeli ya da opsiyonlu pozisyonun fiyatı yükselmiş olacak ve mevcut yatırımlarını korumuş olacaklardır (Mishkin ve Eakins 2012, 506).

1.4. Pay Piyasalarının Fonksiyonları

Pay senedi; anonim şirketler, sermayesi paylara bölünmüş komandit şirketler ve özel kanunla kurulmuş kurumların ortaklarına paylarını ve ortaklıklarını belgelemek için verdikleri, bir şirketin anaparasının eşdeğer parçalarından biri olarak görülmektedir (Sertkaya 2018, 7-8). Pay senetleri, bir şirkette kısmi mülkiyeti temsil eder. Pay piyasaları ise yatırımcıların bu tür yatırım yapılabilir varlıkların sahipliğini alıp satabilecekleri bir yerdir. Şirketler halka arz ettikleri pay senetleri ile yeni yatırımlarda bulunarak ülkenin istihdamında ve ekonomik kalkınmasında etkili rol oynamaktadır. Aynı zamanda bireysel yatırımcılar; halka arz edilen pay senetlerini satın alarak şirketlerin büyümesine ve kazançlarını artırmasına yardımcı olmakta ve yaratılacak olan ekonomik kalkınmadan da paylarını alabilmektedir. Türkiye’de şirketlerin paylarının işlemleri Borsa İstanbul Pay Piyasası (PP)’ de yapılmaktadır (Borsa İstanbul, 2021).

Pay piyasasının fonksiyonları aşağıdaki gibidir;

Ekonomik büyümeye katkı: Finansal piyasalar hane halklarından, firmalardan ve hükümetlerden gelen fonları kanallize etmenin temel ekonomik işlevini yerine getirmektedir. Finansal piyasalar, genel ekonomi için daha yüksek üretime ve verimliliğe katkıda bulunan etkin bir sermaye tahsisi (maddi veya fiziksel, daha fazla servet üretmek için kullanılan servet) oluşturmak için kritik öneme sahiptir. İyi işleyen

finansal piyasalar, tüketicilerin alımlarını daha iyi zamanlamalarına olanak sağlayarak doğrudan refahı da artırır. Yatırımcılara ihtiyaç duydukları şeyleri satın almaları için fon sağlar ve nihayetinde yatırımcıların satın alma için ihtiyaç duyacakları miktarı biriktirinceye kadar beklemesine gerek kalmadan hareket etmesine imkân tanır. Etkin çalışan finansal piyasalar, toplumdaki herkesin ekonomik refahını iyileştirir (Mishkin ve Eakins 2012, 17).

Ekonomik Barometre; Pay senedi piyasalarından sağlanan getiriler, ekonomilerin geleceğine ilişkin beklentilerden etkilenmektedir. Pay senedi piyasalarına ilişkin endeksler gelecekte ekonominin nasıl ilerleyeceği konusunda öncü gösterge olarak kabul edilmektedir. Ülkelerin ekonomi koşullarındaki değişiklikler pay senedi fiyatlarına yansıyabilmektedir. Pay senedi fiyatlarındaki yükseliş ve düşüşler ülke ekonomisinin yükselen bir trend içinde olduğuna ya da resesyon dönemine girdiğine dair bir gösterge sunmaktadır. Borsalardaki menkul kıymetlerin değerlerinin artması, işletmeler açısından olumlu olduğu gibi, verimliliği ve kârlılığı yüksek olmasına rağmen bulunduğu endüstri dalı ya da teknolojik değişikliklerden dolayı fiyatı olumsuz etkilenen işletmeler de bulunabilir. Borsada gerçekleşen bu fiyat düzeyleri bir barometre görevi üstlenir (Kaldırım 2016, 12).

Sermayeyi Tabana Yaymak; Borsalar, halka açık olan borsa şirketleri hakkında geniş bilgi sahibidir. Bu verilerle, hisselerin daha geniş bir şekilde yayılmasına yol açan menkul kıymet yatırımları hakkında kamuoyunun eğitilmesine yardımcı olur. Aynı zamanda pay senedi piyasasında LoT adı verilen işlem birimi sayesinde; yatırımcıların pay senedi satın alabilmeleri kolaylaşmakta ve çok büyük paralara gerek duyulmadan küçük tasarruflarının ekonomiye kazandırılması sağlanmaktadır (Turhan 2013, 56).

Yatırım ve tasarruf alışkanlıklarını teşvik etme; Çoğu zaman bir yatırımcının yaptığı yatırımlarda, planlarını kendi parasıyla finanse ettiği ya da edebileceği varsayılır. Oysaki bir kişinin eyleminde görünen maliyetler veya gelirler, başkasının tasarruflarından da finanse edilebilir. Bu durum hem borç verenin hem borçlunun yararı için ekonomide uzun zamandır bilinen bir gerçektir. Bunun nedeni, paranın kârlı bir şekilde nasıl yatırım aracı olarak kullanılacağını bilenlerin ve parayı yönetenlerin sık sık bir araya gelememesidir. Her iki taraf bir araya gelir ve kendi güçlerini

birleştirebilirlerse, ticari kazanımları oluşur. Biri tasarruf sağlamakta, yani teşebbüsü finanse etmekte, diğeri ise bu tasarrufları en iyi şekilde yatırıma yönlendirebilmek için bilgisini ve yeteneğini kullanmaktadır.

İşlem güvenliği: Finansal piyasalar; yasal düzenlemelere tabi tutulan, sıkı bir denetim mekanizmasının olduğu, piyasaya kote olmuş pay senetlerinin alım ve satımının yapıldığı organize piyasalardır. Birbirlerini bulamayacak olan tasarruf ve borçluları bir araya getirir. Finansal aracılar, topladıkları tasarrufları çok sayıda borçluya dağıtır. Borç alanlar ve verenler arasında riski ortadan kaldıracabilecek mükemmel bir ilişki olmadığı için, genel risk organize piyasalar sayesinde azaltılabilir (Braun 2011, 246-252).

Likidite sağlama: Finansal piyasalar yatırımcılara finansal bir araç satmaları için bir forum sağlar ve yatırımcılara likidite sunar. Likit olan piyasalarda, yatırım araçları kolaylıkla nakde dönüştürülebilmekte, tasarruf sahipleri de birikimlerini yatırıma yönlendirmede daha istekli olabilmektedir. Likidite olmadan, bir yatırımcı finansal aracın elden çıkarılmasına izin veren koşullar veya ihraççının sözleşme gereği bunu ödemekle yükümlü oluncaya kadar finansal bir aracı elinde tutmak zorunda kalacaktır. Bu nedenle bir finansal aracı satmak zorunda bırakan ya da motive eden koşullar ortaya çıktığında bu sağlanan likidite, piyasayı daha da çekici kılmaktadır (Fabozzi ve Drake 2009, 114).

1.5. Pay Senedi Fiyatını Etkileyen Faktörler

Pay senedi fiyatları ile genel ekonomik durumlar arasındaki ilişkiler yıllarca çeşitli ekonomi ve finans uzmanları tarafından araştırılmıştır. Bunlardan bazıları ekonomik göstergelere dayanarak pay senedi fiyatlarındaki artış veya düşüşün önceden tahmin edilebileceğini ileri sürerken, bazı araştırmacılar ise pay senedi fiyatlarının piyasadaki tüm beklentileri yansıttığını, geçmiş verilerle gelecekteki fiyatların tahmin edilmesinin mümkün olamayacağını ileri sürerek etkin piyasa hipotezini savunmuşlardır. Fakat finansal piyasaların gelişmesi ve serbestleşmesi pay senedi fiyatlarını ekonomik ve siyasi gelişmelere son derece duyarlı hale getirmiştir. Buna bağlı olarak da yatırımcıların doğru ve sağlıklı kararlar alabilmesi için pay senedi fiyatlarını etkileyen faktörlerin belirlenmesi önemli bir durum haline gelmiştir (Yılmaz 2018, 22).

Pay senedi fiyatlarına etki eden birçok faktör mevcuttur. Bu faktörler, işletme ile ilgili faktörler ve işletme dışı faktörler olarak ikiye ayrılmaktadır.

1.5.1. İşletme ile İlgili Faktörler

İşletme ile ilgili pay senedini etkileyen faktörler; temettü dağıtım politikası, finansal yapı, işletmenin faaliyet konusu, sermaye yapısı gibi işletmenin faaliyetlerini kapsamaktadır.

1.5.1.1. Temettü Dağıtım Politikası

Kâr payı dağıtım politikası, işletme tarafından elde edilen net kârın (kurumlar vergisi çıktıktan sonra kalan kâr) dönem sonunda işletmenin ortaklarına dağıtılması ya da yatırıma dönüştürme kararların alınmasını içermektedir. Kâr elde etmek ve bu kârın ortaklara dağıtılması bir işletmenin kuruluş amaçlarından biridir. Kâr payı (temettü) dağıtım politikasındaki ana hedef ise firma değerinde artış sağlayabilmektir. Bir taraftan işletmenin büyümesini sağlamaya çalışırken diğer taraftan yüksek temettü dağıtımının yapılması çelişkili bir durum oluşturabilmektedir. Bu sebeple finansman yöneticileri işletmenin kâr payı dağıtımını ilgili kararları, işletmenin büyüme sürecine engel olmadan, paydaşların da beklentilerine karşılık verecek seviyede tutmalıdırlar (Pekkaya 2016, 184).

Modigliani ve Miller (“MM”) tarafından öngörülen İlişkisizlik Teorisi’nde mükemmel sermaye piyasası, rasyonel davranış ve mükemmel belirlilik ile tanımlanabilecek ideal bir ekonomide temettü politikasının şirketin değerine - dolayısıyla pay senedi fiyatına- bir etkisi olmayacağı savunulmuştur (Miller ve Modigliani 1961, 411).

Diğer yandan Gordon (1963) ve Lintner (1962) yüksek kâr payı politikalarının pay senedi fiyatlarının üzerinde olumlu etkisi olduğunu savunmuşlardır. Geliştirdikleri Eldeki Kuş Teorisi; başlangıçta Gordon (1959) tarafından MM’in temettü ilgisizlik teorisine karşı bir argüman olarak öne sürülmüş ve yatırımcıların sermaye kazançlarını belirlemek için eldeki bir kuş temettülerini tercih ettiği iddia edilmiştir. Diğer bir deyişle, gelecekte beklenen temettüler, bir firmanın değerine ulaşırken beklenen sermaye kazanımlarından daha düşük bir oranda iskonto edilmelidir. Model, iki fırsat oranı olduğu varsayımıyla çalışmaktadır: biri firma (sermaye maliyeti) ve diğeri

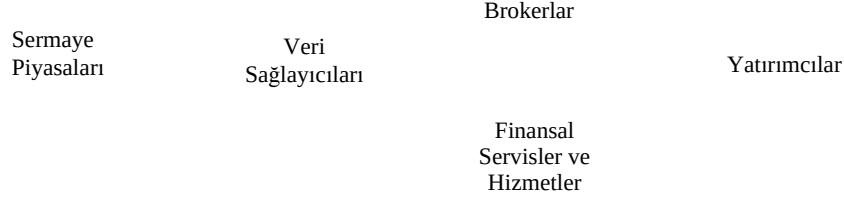
yatırımcılar için (öz kaynakların beklenen getiri oranı). Sermayenin maliyeti beklenen getiri oranından yüksekse, firma tüm kazancını elinde tutmalıdır ve bunun tersi de geçerlidir. Bir diğer teori olan Vergi Tercihi Teorisi ise temettüleri düşürmenin şirketin pay senedi ve dolayısıyla piyasa değerini arttıracaklarını savunmaktadır (Saraoğlu 2017 37-39).

Temettü verimi yüksek olan hisselerin yatırımcılar tarafından tercih edildiği yani şirketlerin büyük çoğunluğunun temettü dağıtmaması ya da dağıtanların kârın düşük bir kısmını temettü olarak vermesinin Türkiye’de borsanın gelişmesindeki önemli engellerden biri olduğu savunulmuştur (Kırbaş 2018, 134-135).

Temettü dağıtım politikaları hakkında farklı görüşler olsa da yatırımcıların şirket hakkında bilgi almak için ulaştığı finansal tablolar kadar, ortaklar da şirketin geleceği hakkında önemli bir yere sahiptir. Şirketin dağıttığı temettü miktarı geleceğe dair ipuçları içerebilir. Genellikle, istikrarlı temettü ödemesi ve temettü miktarında artış yapan bir şirketin durumu iyiye, ciddi bir kesinti var ise kötüye yorumlanır. Elbette yatırımcılar, istikrarlı temettüden yana olan şirketlerin süreklilik sağlayamayacağı bir düzeyde temettü dağıtmak istemeyeceğini düşünebilmektedirler. Bu durumda, temettüde gerçekleşen bir artış, şirketin gelecekteki kârlılığı konusunda iyimser olduğu algısını yaratmaktadır (Yılmaz 2018, 23).

1.5.1.2. İçerden Öğrenenler Ticareti (Insider Trading)

Sermaye piyasalarında içerideki bilgiye sahip olanların kamuya duyurulmamış bilgileri kendi menfaati için kullanması; yatırımcılar arasında haksız kazanç elde ederek şeffaflık ilkesini sekteye uğratmasıdır. Yatırımcıların sermaye piyasalarında eşit şansa sahip olmaları gerekmekte iken içerden öğrenenler şirketin gelecekteki performansı veya kârlılığı ile ilgili olumsuz yönde bir ilerleme görmüyorsa, şirketin cari dönem kârını yalan bilgilerle yükseltmeyi amaçlayarak şirket hisselerini arttırabilirler (Tekin 2017, 33-35).



Şekil 2. Piyasada Bilgi Akış Şeması

Kaynak: Esen, F. 2015. İçeriden Öğrenenler Ticaretinin Tespitinde Veri Madenciliği Yaklaşımı (Doktora Tezi). İstanbul Üniversitesi, s.6.

Şekil 2’de bilgilendirilmemiş yatırımcı ve içeriden öğrenenin işlem akış şeması verilmektedir. Buna göre, içeriden öğrenen; diğer yatırımcılardan farklı olarak sahip olduğu içerideki bilgiyi broker ve işlem temsilcisiyle paylaşmakta ve işlem emri gerçekleştirebilmektedir (Esen 2015, 6).

1.5.1.3. Finansal Yapı

Modigliani-Miller’ın (1958) sermaye yapısı ilintisizlik modeli, modern sermaye yapısı teorisinin başlangıç noktası olarak kabul edilir. MM, firma değerinin firmanın sermaye yapısından etkilenmediğini göstermektedir. Teoriye göre; piyasada içeriden ve dışarıdan gelenlerin karar alması için ilgili tüm bilgiler mevcuttur (asimetrik bilgi yok), yani işlem maliyeti, iflas maliyeti ve vergilendirmenin mevcut olmadığı menkul kıymetlerin, mükemmel sermaye piyasasında işlem gördüğünü savunur (Abeywardhana 2017, 134).

Myers (1977), işletmelerin sermayesinin süreklilik sağlayamadığı durumlarda yaşadığı iflas ve finansal sıkıntılarının ortaya çıkardığı maliyetleri ifade eden teorisi ile Jensen ve Meckin (1976)’nın yönetici ve hissedarlar arasındaki çıkar ilişkileri üzerine kurulu temsil maliyetleri teorisi, ödünleşme teorisinin temellerini oluşturmuştur. Ödünleşme teorisi yaklaşıma göre, borçlanma düzeyindeki artış maliyetleri riski artırmakta iken, ödenen faizin sağlayacağı vergi tasarrufu da bir avantaj oluşturacaktır. Burada önemli olan, borç finansmanının marjinal faydasının marjinal maliyetine eşit olması gerektiğidir. Firma, borç ve öz kaynak seviyesini ayarlayarak vergi kalkanını

ve mali sıkıntı maliyetini dengeleyerek optimum sermaye yapısına ulaşabilir. Optimal noktadan sonra borçlanma artarsa vergi avantajının ortadan kalmasına neden olarak finansal sıkıntı ve iflas riski oluşacaktır (Cansız ve Sayılğan 2017,3).

Myers ve Majluf (1984)'ün “Hiyerarşi Teorisi” (Pecking Order Theory) ise şirketin bir kurumsal finansman kaynağı seçme tercihine sahip olduğunu açıklamaktadır. Teoriye göre; ek fon sağlamak isteyen yatırımcılar öncelikle firmanın borç sermayesi yerine iç finansmanı tercih etmekte ve firmalar önce iç fonlarını kullanmakta; daha sonra borcu, son olarak da pay senedi ihracına başvurmaktadır (Aydeniz 2012, 206).

Bir işletmenin finansal yapısı ile ilgili aldığı kararlar piyasa tarafından işletmenin geleceğine yönelik bir işaret olarak algılanır. Finansta sinyal teorisi olarak adlandırılan bu yaklaşıma göre, bir işletme finansman tercihinde bulunurken borçlanmaya ya da öz sermaye ye ağırlık vermesi piyasa için bir sinyal olarak değerlendirilmektedir.

Yapılan çalışmalar göstermektedir ki yatırımcıların işletmelerin borçlanma ile ilgili duyurularına olan tepkisi, pay senedi ihracına verilen tepkiden daha küçüktür. Bunun nedeni; büyük miktardaki borcun, yatırımcılar tarafından işletmenin borç ödeme kapasitesinin yüksek olduğunun düşünülmesi ve olumlu haber olarak değerlendirilmesidir (Oruc 2010, 36).

Yılğör, (2005), “İşletmelerde Borçlanma Düzeyindeki Değişimin Pay Senedi Getirileri Üzerindeki Etkileri” adlı çalışmada, yatırımcıların borçlanma ile ilgili artış haberlerine verdikleri tepkilerin finansal yapı teorileri ile paralellik gösterirken, bazı durumlarda da farklılaştığını ifade etmiştir. Yatırımcıların bu rasyonel olmayan davranışlarının daha iyi anlaşılabilmesi için, finansal yapı teorileri ve davranışsal finans teorilerinin bir arada incelenmesini önermiştir.

1.5.1.4. Manipülasyon

Manipülasyon, piyasa mekanizmasında makul bir fiyatın belirlenmesini engelleyen herhangi bir girişim olduğu kadar, pay senedi fiyatını yapay olarak etkileyebilecek herhangi bir faktördür. Üç çeşit manipülasyon vardır: (Moazeni ve Asadollahi 2013, 431).

- **Bilgiye Dayalı Manipölasyon:** Bu strateji, yanlış söylentiler ya da yanıltıcı bilgiler yayarak pay senedi fiyatlarında manipölasyon yaratmaktır. Bu tür işlemlerin örnekleri koalisyonu manipüle etmektir. Koalisyon yaratan yatırımcıların menkul kıymet satın almaları, ardından şirket hakkında söylentiler yaymaları, böylece hisselerini daha yüksek fiyatlarla satabilme ve kar elde edebilme olasılıklarını artıracaktır.
- **İşleme Dayalı Manipölasyon:** Yatırımcıların kararını etkileyen faktörlerden işlem hacmi, en önemli özellik olarak kabul edilebilecek likiditedir. Likidite gücü artarsa, pay sahiplerinin çekiciliğinin de artıracacağı açıktır. Bu gibi durumlarda, manipölatörler borsadaki alım satım faaliyetini yanlış bir ekran sunarak manipüle edebilir, yatırımcıları yanlış yönlendirebilir ve pay senetlerini satın almalarını teşvik eder ve pay senetlerini daha yüksek fiyatlarla satabilir (Moazeni ve Asadollahi 2013, 431).
- **Uygulamaya Dayalı Manipölasyon:** İktisat alanında “wash sale” olarak adlandırılan, bir firmanın ya da firma grubunun kendi malına kendisinin alıcı olması diğer bir deyişle gerçek bir alım ve satımın olmadığı işlem türüdür. Sermaye piyasasındaki bu kurgudan haberi olmayan yatırımcılar, gerçek olmayan arz ve talebin sonucunda oluşan fiyatlara göre yatırım yapmaktadırlar. Manipölatör, etkilenen fiyatlara göre alış ya da satış yaparak haksız iktisap elde etmektedir (Yüce 2012, 372-373).

Manipölatörlerin bilgi arayanlar üzerindeki etkisi ve dolayısıyla manipölasyonun pazar etkinliği üzerindeki etkisinin ne olduğu sorgulanmış ve beklenildiği gibi, manipölatörlerin varlığının piyasa verimliliğini azalttığı bulunmuştur. Çünkü etkili bir pazar, birçok bilgi arayanın varlığını ve ticaretini gerektirmektedir. Bununla birlikte, bilgi arayanların çokluğu başarılı manipölasyonları arttırmakta, diğer taraftan da piyasa verimliliğini azaltmaktadır (Aggarwall ve Wu 2003, 1).

1.5.1.5. Sermaye Artırımı

Sermaye artırımlarının pay senedi fiyatlarına etkisini açıklayan hipotezleri üç grupta toplamak mümkündür (Tuna, 2014: 85). Pozitif fiyat etkisini savunanlara göre, bir şirket sermaye artırımı yapıyorsa, bu durum şirketin borç/öz kaynak oranının düşeceğini, finansal riskinin azalacağını ve bunun doğal bir sonucu olarak pay senetleri fiyatlarının olumlu yönde etkileneceğini göstermektedir. Şirket yöneticileri, şirketin değerini yükseltmeyi arzuladıklarından bugünkü değeri pozitif olan projelere yatırım yapmayı planladıkları ve dolayısıyla ortaklarının aleyhine karar vermek istemeyeceklerinden sermaye artırımı kararı; yatırımcılar için iyi haberdur ve pay senetlerinin fiyatlarını yükseltmesi beklenir (Tuna 2014, 85).

Negatif fiyat etkisi hipotezine göre ise sermaye artırımlarının şirketin değeri, yatırım olanakları, gelecekte beklenen nakit akımları, şirket yönetiminin beklentileri; yatırımcılar tarafından sinyal olarak algılanmaktadır. Şirket sermaye artırımında bulunduğu anda, yatırımcılar şirketin iç kaynaklarının oto finansman yapmak için yetersiz olduğunu düşünecek ve bu durum pay senedi fiyatlarının düşmesine neden olacaktır. Sermaye artırımının yapılması özkaynak oranını yükseltirken, finansal kaldıraç oranının düşmesine neden olur. Şirketlerin sermaye artırımı sonrası vergi avantajının azalması ve finansal kaldıracın etkilenmesinin sonucu olarak pay senedi fiyatları da düşecektir. Diğer bir varsayım ise; yatırımcılar; içeriden bilgiye sahip olanlar ile aralarında şirket varlıklarının öz değeri konusunda asimetrik bilgi dağılımı olduğunu ve eski ortaklar lehine hareket edildiğini düşünür ya da fark ederlerse sermaye artırımını olumsuz bir sinyal olarak değerlendirebileceklerdir (Eriş 2009, 16-21).

Son olarak nötr fiyat etkisi, Fama'nın (1970) Etkin Piyasalar Hipotezi (EPH)'ne göre şimdiki menkul kıymet fiyatlarının, menkul kıymetler ile ilgili tüm bilgiyi yansıttığını yani piyasanın etkin olduğunu ve piyasada hiçbir yatırımcının aşırı getiri elde edemeyeceğini ifade etmektedir. Bu teoriye göre; sermaye artırımına dair duyurularının pay senedi fiyatlarına olumlu ya da olumsuz etkisi yoktur (Küçükşille ve Mizrahi 2015, 64).

1.5.1.6. İşletmenin Faaliyet Konusu

Hükümet politikaları, tüketim alışkanlıkları, rekabet koşulları, ekonominin yapısı ve teşvikler belirli sektörleri ön plana çıkarabilmektedir. Ekonomi durgun dönem içinde iken bazı sektörler büyüme gösterebilmekte ya da ekonomi canlı iken bazı sektörler durgunluk içinde olabilmektedir. Ekonomik durgunluktan hızlı etkilenen sektörler: İnşaat, inşaat malzemesi, tekstil ve otomotiv endüstrileri olmaktadır. Pay senedi yatırımcısı, önce ekonomik koşulların yatırım için uygun olup olmadığını dikkate almakta; sonra sektörün veri incelemesini ve hangi sektör üzerinde yatırım yapacağını seçmektedir. Bir şirketin büyümesi faaliyette bulunduğu sektörün büyümesine bağlı olduğundan, işletmenin bulunduğu faaliyet alanı pay senetlerine de belirli oranda etki edebilmektedir (Aydın 2017, 19-22).

1.5.1.7. Teşvikler

Genel olarak yatırım teşvikleri yerli özel sektör firmalarının yurtiçi yatırımlarını teşvik etmeyi, yabancı sermaye yatırımlarını ülkeye çekebilmeyi, bölgesel dengesizlikleri azaltmayı ve bölgesel kalkınmayı sağlamayı amaçlamaktadır. Türkiye’de yatırımların teşviki için sağlanan destek unsurları kdv istisnası, kdv iadesi, vergi indirimi, faiz desteği, gümrük vergisi muafiyeti, sigorta primi desteği, gelir vergisi spotajı olarak sıralanabilir (Takım ve Ersungur 2018, 729-731).

Arza yönelik teşvikler; halka açık şirketlerin sayısını artırmayı amaçlayarak daha fazla sermaye piyasası aracının sermaye piyasasından temin edilebilmesini sağlamaya çalışmaktadır. Talep yönlü teşvikler ise doğrudan yatırımcılara yöneliktir. Çalışmalar göstermektedir ki teşviklere bağlı olarak yapılan vergi düzenlemelerinin sektörden sektöre farklılık gösterebilmesiyle birlikte pay piyasalarında anormal getiri elde etme olanağı da sunmaktadır (Tuncay ve Eşgünoğlu 2017, 151-159).

Kâr ve kâr payı dağıtma; pay senedinin değerini saptama açısından önemli bir faktördür. Bu nedenle şirketin kâra geçmesi ve kâr payı dağıtma ihtimalinin oluşması, pay senedi fiyatlarında da belirli bir artış meydana getirmektedir. İşletme yöneticileri, her dönem sonunda elde ettikleri kârla ilgili kararları vergiden sonra alırlar ve bu karar, net kârın ortaklara dağıtılması ve yatırımların finansmanında kullanılması ile ilgilidir. İşletmelerin dağıttıkları kârlarla, dağıtmadıkları kârların farklı oranlarda

vergilendirilmesi işletmenin kâr dağıtım politikasını etkileyeceği için teşvikler sayesinde yapılan kâr dağıtım payı, pay senetlerine de olumlu yönde etki edebilecektir (Kaderli 2013, 114-119).

1.5.2. İşletme Dışı Faktörler

Makroekonomik faktör (BI oranı, enflasyon ve döviz kurları); temel sanayi ve kimya, tüketim malları, altyapı, imalat, madencilik, çeşitli sanayi, emlak ve ticaret sektörlerini olumsuz yönde etkilemektedir. Öte yandan, Reel Makro Ekonomik Faktör (döviz rezervleri, ihracat ve Endonezya ham petrol fiyatları) madencilik sektörü üzerinde de olumsuz etkide bulunmaktadır. Parasal makroekonomik faktörün sektörel endeksler üzerinde daha baskın bir etkisi vardır ve parasal değişkenler çevre ve şirketin performansı üzerinde büyük bir etki yaratarak ilgili sektörleri de etkileyecektir (Kaluge 2019, 50).

Borsa getirisi ile test edilen yatırımlar ve makroekonomik değişkenler arasında önemli bir fiyatlama ilişkisi bulunmaktadır; yani beklenmeyen enflasyon, faiz oranının vade yapısı, risk primi ve para arzı, çeşitli portföylerdeki borsa getirilerini açıklamada önemli bir etkiye sahiptir. Ancak bu sonuçlar bulgulara dayanarak zayıf bir açıklayıcı güç ortaya koymuştur. Bu, İMKB'de pay senedi piyasası getirilerini etkileyen test edilenlerin dışındaki diğer makroekonomik faktörlerin olduğu anlamına gelir (Rjoub, Türsoy ve Günsel 2009: 44).

1.5.2.1. Faiz Oranı

Faiz ödemeleri şirketler açısından önemli bir giderdir ve artan faiz oranları borçlanma maliyetini artırdığından şirketin kârını azaltabilir. Faiz oranlarının, şirket kârları üzerinde yarattığı bu etki pay senedi fiyatlarına da yansımaktadır (Coşkun, Kiracı ve Muhammed 2016, 63).

Faiz oranı yükselirken, pay senedi değerlemede kullanılan iskonto oranı artacağı için yatırımcılar daha fazla getiri elde etmek için tahvil piyasası yönüne kaymakta ve pay senetlerinin fiyatları düşmektedir. Aksi durumda, yani faizler düştüğünde yatırımcılar tahvilden pay senedi yönüne kaymakta ve pay senedi fiyatları yükselmektedir (Ayaydın ve Dağlı 2012, 49).

1.5.2.2. Enflasyon

Pay senetleri ve enflasyon arasındaki ilişkiye dair, pozitif ve negatif ilişki olmak üzere iki görüş bulunmaktadır. Fama (1981) pay senetleri ile enflasyon arasında negatif bir ilişki olduğunu savunmuştur. Bu olumsuz ilişkiye dayanak olarak, yüksek enflasyonun ekonomide kötüye gidişin yolunu açacağını ve enflasyondaki belirsizliğin yatırımcının güvenini etkileyebileceğini ifade etmiştir. Bazı yatırımcılar, enflasyonun uzun vadede devam edeceğini düşünüyorlarsa hisselerini satmayı seçebilmektedir. Çok fazla yatırımcı hisselerini satarsa, arz talepten daha büyük olduğu için pay senedi fiyatlarının düşmesine neden olabilir. Pozitif ilişkiye dair görüş Fisher (1930) tarafından ortaya atılmıştır. Bu görüşün dayanağı enflasyon artarsa şirketin maliyetleri de artar, argümanıdır. Böylece şirketler fiyatlarını yükseltirler ve nominal kazançları artar. Sonuç olarak yüksek bir pay senedi fiyatına dönüşür, ancak gerçek fiyat değişmeden kalır; çünkü bu gerçek bir değerdir ve enflasyonun herhangi bir etkisine maruz kalmamış olur (Eyüboğlu 2018, 89-90).

Teorik olarak, enflasyon pay senedi fiyatlarını etkilememelidir; çünkü enflasyonun düşürülmesi için uygulanan sıkı para politikaları, mevduat faizlerindeki artışlar şirketlerin fon maliyetlerini artırsa bile buna çözüm olarak şirketler mal ve hizmet üretimindeki artan maliyeti telafi etmek için fiyatlarını yükseltebilirler. Fakat diğer taraftan, küresel olarak rekabet eden şirketler, rakiplerine iş kaybetme korkusuyla fiyatlarını artırma kararı almayabilirler. Dolayısıyla bu durumda şirketler enflasyondan olumsuz etkilenebilmektedir (Ceylan ve Korkmaz 2017, 22).

1.5.2.3. Para Arzı

Para arzı, borsada işlem gören pay senedi getirilerini etkileyen faktörlerden biridir. Bu alandaki çalışmalar, para arzının artmasının pay senedi getirilerinin de artırdığını savunmaktadır. Para arzındaki artış oranının yüksek olması, kredi olarak borç verilebilecek para miktarındaki fazlalık, faiz oranlarının düşmesini sağlayacaktır. Bu durum firma faaliyetlerine olumlu etki edecek, ekonomik büyümeyi sağlayacak, pay senedine olan talepleri ve pay senedi getirilerini artıracaktır (Ayaydın ve Dağlı 2012, 49)

1.5.2.4. D v z Kuru

Pay senedi fiyatları ile d v z kurları arasındaki iliŐki konusunda kesin bir g r Ő birliĐi bulunmamaktadır. İki deĐiŐken arasında ters y nl  bir iliŐki olduĐunu a ıklayan durum Őu Őekildedir: pay senetleri fiyatlarının artıŐı ile yabancı yatırımcılar ulusal valıklara talep g sterecektir. Yabancı sermaye, ulusal para deĐeri artıŐını diĐer bir deyiŐle d v z kurunun d Őmesini saĐlayacaktır (Őahin 2016, 340). D v z kurundan pay senetleri fiyatlarına doĐru nedensellik iliŐkisinin olmasını a ıklayan durum ise Őu Őekildedir: Ulusal paranın deĐer kaybetmesi Őirketlerin ihracatlarını artırarak onları daha rekabet edebilir duruma getirecektir. B ylece hisse senedi fiyatları artacaktır (Muhammad ve Rasheed, 2004: 537).

Uluslararası hizmet veren firmalar i in, d v z kuru yerli ve yabancı malların ticaret dengesini etkiler. Reel  retim b y mesi yerli Őirketlerin,  zellikle ihracata y nelik olanların; Őimdiki ve gelecekteki nakit akıŐlarını etkilemektedir. Milli para ile yabancı paranın birbirleri karŐısında deĐer kazanması ya da kaybetmesi firmaların maliyetlerine yansımakta ve dolayısıyla pay senedi fiyatlarının da etkilenmesine neden olmaktadır (BoyacıoĐlu ve   r k 2016, 144-146).

1.5.2.5. Gayri Safi Milli H sıla

GSMH'nin bir  lkede artması, kiŐi baŐına mill  geliri artıracadından kiŐisel tasarruflarda artıŐ saĐlayacaktır. Bu tasarrufların bir kısmının borsaya yatırılması olası bir durumdur. KiŐisel tasarrufların yaratacaĐı talep, borsadaki pazar endeksinin y kselmesini saĐlayabilir. Ayrıca GSMH'nin artması  retim de artması ve buna baĐlı olarak firmalarda bir k r artıŐının ger ekleŐeĐi anlamına gelmektedir. Őirketlerin bu k rları borsada olan pay fiyatlarına yansımısıyla pazar endeksinde bir y kseliŐ saĐlanacaktır (S nmez ve TerzioĐlu 2007, 99-100).

1.5.2.6. Petrol Fiyatları

Petrol n modern ekonomiler i in  nemli bir enerji kaynaĐı olması nedeniyle d nya ekonomilerinin t m  i in petrol fiyatındaki deĐiŐim ekonomide resesyona veya geniŐlemeye yol a abilmektedir. Petrol fiyatları ve pay senedi fiyatlarındaki deĐiŐimin birbiri ile olan iliŐkisi varlık fiyatlama modeli ile a ıklanmaktadır. Varlık fiyatlama

modeline göre; bir varlığın fiyatı gelecekteki nakit akışının şimdiki değerine eşit olmaktadır (İşcan 2010, 611-612).

Petrol fiyatları gelecekteki nakit akışlarını etkileyerek veya dolaylı olarak gelecekteki kazançların iskonto edilmesinde uygulanan faiz oranını etkileyerek pay senedi fiyatlarını doğrudan etkileyebilir. Petrol çoğu şirket için önemli bir girdi olarak kabul edilir ve petrol fiyatlarındaki değişikliklerin pay senedi fiyatlarında değişikliklere neden olması beklenir. Örneğin, yükselen petrol fiyatları iş yapma maliyetini arttırmakta, belirli bir firmanın verimliliğini düşürmekte, gelecekteki nakit akışlarını ve firmanın kârlılığını azaltmakta ve dolayısıyla pay senedi getirilerini de azaltmaktadır (Bakar 2019, 12).

Petrol piyasası performansının borsa performansına verdiği tepkiler petrol ihracatçısı ya da petrol ithalatçısı olarak konumuna göre değişiklik gösterebilmektedir. Birçok deneysel çalışma, petrol ihraç eden ülkelerdeki borsaların petrol fiyatlarındaki artıştan yararlanma eğiliminde olduğuna inanmaktadır; petrol ithal eden ülkeler için ise tam tersini söylemek doğru olabilir (Arouri, Lahiani ve Nguyen 2012, 20).

1.5.2.7. Altın Fiyatları

Pay senedine alternatif olan kıymetli madenlerin başında altın yer alır. Altın fiyatları ile pay senedi fiyatları arasındaki ilişkiye dair yapılan bazı çalışmalarda, bu iki yatırım aracı arasında ters yönlü bir ilişkinin olduğunu savunulmaktadır. Altın fiyatları ve ham petrol fiyatlarında meydana gelen dalgalanmaların pay senedi fiyatlarını etkilediğini ve yatırımcılar tarafından, altın ve petrol fiyatlarında meydana gelen dalgalanmaların dikkate alınması gerekmektedir (Albeni ve Demir 2019, 175-176).

1.6. Piyasa Etkinliği Hakkında Görüşler

Piyasa etkinliği kavramının geçmişine bakıldığında, ekonomi alanında 19. yüzyılda ilk olarak ortaya çıktığı görülmektedir. Akademik olgunluğa 1980’lerde ulaşmış olan piyasa etkinliğinin modern formuna ulaşmasına kadar geçen süreçte iki farklı yaklaşımdan bahsetmek mümkündür. Bu görüşlerden ilki, Eugene Fama’ya ait iken bunu Beaver (1981), ve Latham (1986) gibi araştırmacıların çalışmaları takip etmiş ve “bilgi” ekonomisi yaklaşımı ortaya çıkarak alternatif tanımlar ortaya

çıkıştır. Fama (1970)'nın yaklaşımı daha çok piyasanın bilgileri nasıl kullandığını ve fiyatların nasıl belirlendiğini açıklarken diğerleri EPH'ni daha resmîleştirmeye çalışarak bireysel yatırımcılara ve onların fiyatlar ile ilişkilerine dikkat çekmektedir. Fama'nın, "Fair Game (Beklenen Getiri)", "Submartingale" ve "Random Walk (Rassal Yürüyüş)" modelleri büyük önem taşımaktadır (Aktan 2018, 12-13).

1.6.1. Etkin Piyasa Hipotezi

Etkin bir sermaye piyasası, finansal varlık fiyatlarının yeni bilgilerin gelişine hızla uyum sağlaması ve bu nedenle menkul kıymetlerin cari fiyatlarının, finansal varlıklarla ilgili tüm bilgileri yansıttığı bir piyasadır (Reilly ve Brown 2012, 149).

Fama, genel olarak etkin piyasa hipotezini (EPH) ve hipotezin ampirik testlerini, ilgili bilgi kümesine bağlı olarak üç alt hipoteze bölmüştür (Dochow 2015, 46-47);

- Zayıf: Zayıf EPH'ye göre; mevcut varlık fiyatları, tarihsel fiyat hareketlerinin tüm bilgilerini yansıtmaktadır ve böylece yatırımcıların uzun vadede, geçmiş varlık fiyatlarının analizi ile daha büyük bir yatırım getirisi elde etmesi mümkün değildir.
- Yarı Güçlü: Yarı güçlü EPH için tarihsel fiyat hareketleri ile birlikte halka açık bilgilerin de finansal varlık fiyatlarına yansıdığını ve yatırımcı için uzun vadede tarihsel fiyat hareketlerinden ve varlıkların fiyatına yansımış olan halka açık bilgilerden yararlanarak daha büyük getiri elde etmek mümkün değildir (Bayraktar 2012, 42).
- Güçlü: Güçlü EPH, tarihsel fiyat hareketlerin ve halka açık bilgilerin yanı sıra halka açık olmayan gizli bilgileri de hesaba katmaktadır. Yani finansal varlıkların fiyatları tüm bilgileri yansıtmaktadır ve hiçbir yatırımcı grubunun fiyat oluşumu ile ilgili bilgilere tek elci erişiminin olmadığı anlamına gelir. Bu nedenle, bu hipotez, hiçbir yatırımcı grubunun sürekli olarak ortalamanın üzerinde riske uyarlanmış getiri oranları elde edemeyeceğini iddia etmektedir. Güçlü biçimli EPH hem zayıf biçimli hem de yarı-biçimli EPH' yi kapsar (Dochow 2015, 46-47).

1.6.2. Rassal Yürüyüş Teorisi

Rassal Yürüyüş teorisi, menkul kıymet fiyatlarının tesadüfen oluştuğunu ve gelecekteki değişikliklerin tahmin edilemez olduğunu savunmaktadır. Etkin piyasa hipotezinin önemli bir sonucu, pay senedi fiyatlarının rastgele bir yürüyüş izlemesi gerektiğidir; yani pay senedi fiyatlarındaki gelecekteki değişiklikler, tüm pratik amaçlar için öngörülemez olmalıdır (Mishkin, Eakins, 2012: 117). Bu nedenle rastgele yürüyüş teorisi etkin piyasa hipotezi ile açıklanmaktadır. Pay senedi piyasası “bilgi açısından etkin” olup, pay alım ve satımı yapanların bu bilgilere erişimi olan çok sayıda rasyonel yatırımcıdan oluşması, uzun vadeli fiyatların şirketin zaman içindeki performansını yansıtırken, fiyatlardaki kısa vadeli hareketler ise rastgele olarak tanımlanabilir (Marshall, Abundance ve Charles 2016, 58).

Etkin bir piyasa fiyatında mevcut bilgileri "tam olarak" yansıtan tanımlayıcı açıklama o kadar geneldir ki ampirik olarak test edilebilir herhangi bir anlamı yoktur. Modeli test edilebilir yapmak için fiyat oluşturma süreci daha ayrıntılı olarak belirtilmelidir. Fair Game (Beklenen Getiri), “Submartingale”, “Random Walk (Rassal Yürüyüş)” modelleri hipotezi test edilebilir hale getirmek için piyasada fiyat oluşumunu açıkladığı varsayılan modellerdir (Fama 1970, 384-387).

Martingale süreci, varolan bilgi içerisinde, gelecekteki fiyatın en iyi tahmininin şu anki fiyat olduğunu gösterirken; Fair Game, fiyatların rassal yürüyüş veya martingale özellikleri taşıması sonucunda, şu anki fiyatların beklentileri yansıttığını anormal bir kazancın elde edilemeyeceğini ifade eder (Çelik 2007, 8-10).

1.7. Davranışsal Finans

Temelde davranışsal finans, Etkin Piyasa Hipotezi ve Beklenen Getiri Hipotezi gibi geleneksel finans teorilerinin yatırımcı davranışlarının rasyonel olduğu savına karşılık, gerçek yatırımcı ve piyasa davranışlarını anlamaya ve açıklamaya çalışır (Patel vd., 1991:232-236). Finansal piyasalardaki anomaliler ve irrasyonel davranışlar finansal kararları etkilediği gibi varlıkların fiyatlarını ve piyasaları da etkilemektedir. Geleneksel finans teorilerinin bunları açıklamada yetersiz kalması nedeniyle iyi bir portföy oluşturmak isteyen yatırımcılar, piyasa davranışı ve bireysel yatırımcının davranışlarını anlamak için yalnızca teori ve matematiksel modellere

güvenmemektedirler. Geleneksel finans teorileri yatırımcıları “rasyonel” olarak değerlendirirken davranışsal finans “normal” olarak değerlendirir. Ancak buradaki normal değerlendirme aynı zamanda yatırımcının mantıksız davranabileceği anlamına da gelir (Burton ve Shah 2013, 7-8).

Davranışsal finans, 2000 yılının mart ayında gerçekleşen dotcom balonunun patlamasıyla itibar kazanan bir konu olmuştur. İnternet şirketlerinin hisselerine yatırımcıların ilgisi büyük olmaktadır; çünkü bu dönemdeki dijital her şey yatırımcılar için büyük bir fırsattır. Teknoloji endüstrisi üzerine dönen spekülasyonlarla yatırımcılar, geleneksel yatırım değerlemelerini ve nakit akışlarını hesaba katmadan devasa yatırımlar yapmışlardır. Şirket değerlemelerin gerçek dışı yükselmesi sonucu NASDAQ’da bir çöküş yaşanmıştır. Küçük şirketler yok olurken büyük şirketler ise büyük darbeler almıştır. 2008-2009 yıllarında finansal kriz ile birlikte davranışsal finans hem yatırımcı hem danışmaların zihinlerinde daha çok yer etmeye başlamıştır (Morris ve Alam 2012, 243).

Yatırımcı psikolojisini ele alan birçok kitap ve çalışma davranışsal finansın çeşitli yönlerine atıfta bulunmuştur. Buna göre davranışsal finans mikro ve makro olmak üzere iki tür olarak ele alınmaktadır. Davranışsal finans mikro (BFMI); bireysel yatırımcıların finansal teorilerde tanımlanan rasyonel aktörlerden ayrılan davranışlarını ve önyargılarını incelemektedir. Diğer bir deyişle BFMI, geleneksel finans teorilerinde savunulduğu gibi yatırımcıların tamamen rasyonel mi yoksa bilişsel ve duygusal hatalarla finansal kararlarının etkilenip etkilenmediğini incelemektedir. Davranışsal finansın makrosu (BFMA) ise piyasaların verimli olup olmadığını araştırırken davranışsal etkilere maruz kalıp kalmadığını inceler. BFMA, etkin piyasa hipotezindeki anormallikleri davranışsal modellerle açıklamaktadır (Pompian 2012, 55-56).

William Sharpe’ın 1990 yılında Nobel İktisadi Bilimler Ödülünü kazanmasını sağlayan sermaye varlık fiyatlandırma modeli (CAPM), yatırımcıların gerekli model girdilerini elde etmek için menkul kıymetler evrenini inceleyebileceklerini varsayar. Bu girdileri oluşturan beklenen getiri, varyanslar ve menkul kıymetler arasındaki kovaryanslar ile yatırımcılar uygun portföy kararlarına varabilir. Ancak modelin beklentilerini mantıksız hale getirecek bilişsel sınırlamalar bulunmaktadır (Nofsinger

2005, 1). Davranışsal finans normal insanların her zaman mantıklı davranamayacağını; algı, hafıza, çerçeve etkileri gibi psikolojiden örnekler vererek açıklamaya çalışmaktadır. Örneğin; kişiler genelde görmeyi umdukları şeyi görür. Beklentiler algıyı güçlü bir şekilde koşullandırabilir ve kararlar üzerinde yanıltıcı etkilere neden olabilir ya da kişi geçmiş algıları ve görüşleri hatırlamaya çalıştığında daha fazla belirsizlikle karşı karşıya kalabilir. Deneysel bağlamda, bir kişi tanık olduğu bir olay hakkında yanıltıcı bilgiler alabilir ve bu yanlış bilgiler hafızada kalıcı olabilir. Diğer taraftan kayıp ve pişmanlıktan kaçınmak için yatırımcıların davranışları duygusal eğilimler etrafında şekillenmektedir. Örneğin; aşırı güven duygusu ile yatırımcılar analiz yaptıkları esnada becerilerini abartarak servetlerine zarar verirken, yine aşırı güven duygusu ile iyimser davranış gösterebilmektedir. Bir başka duygusal eğilim ise geçmişteki kazançlarını göz önünde bulundurarak daha fazla risk almaya istekli iken kayıplardan sonra riskten kaçınma eğilimi ortaya çıkabilir (Ackert ve Deaves 2009, 84-86).

Özetle, davranışsal finansın çıkış noktasını oluşturan temel düşünce, yatırımcıların her zaman rasyonel olmadığı ve EHP, Fair Game ve CAPM gibi finansal modellerin finansal kararlar vermede ve finansal piyasanın nasıl etkilendiğini açıklamada yetersiz kaldığı varsayımdır.

İKİNCİ BÖLÜM

2. PAY SENEDİ YATIRIM KARARLARINDA KULLANILAN ANALİZ TEKNİKLERİ ve PORTFÖY KURAMI

2.1. Pay Senedi Yatırım Kararlarında Kullanılan Analiz Teknikleri

Pay senedi fiyatlarının modellenmesinde, temelde teknik analiz ve temel analiz olmak üzere iki rakip yaklaşım vardır. Teknik veya ekonometrik analiz, pay senedi fiyatlarında doğrudan gözlenen istatistiksel olayları yakalarken, temel analiz pay senedi fiyatını etkileyen ekonomik etkenlerin davranışlarının matematiksel açıklamalarından oluşur. Temel analiz, fiyat oluşturma mekanizmasının teknik analize göre daha ayrıntılı bir açıklamasını sunar. Öte yandan, teknik analiz matematiksel olarak daha izlenebilirdir. Taylor (2007) 'de teknik analizin mükemmel bir araştırmasını, LeBaron (2000)' de ise temel analiz için benzer bir araştırma yapmıştır (Torma 2010, 4).

2.1.1. Temel Analiz

Temel analiz; sırası ile ekonomi, sektör ve firma analizlerinin yapılmasından sonra pay senedi alım ve satım kararlarının alındığı analiz yöntemidir ve teknik analize göre daha geleneksel bir araçtır. Yatırım kararları için yapılan temel analizin ilk önemli aşamasını oluşturan makro ekonomik analizdir. Ekonominin sağlıklı gelişimi şirketlerin performansını artıracak için pay senedi yatırımcılarının da yüksek getiri elde etmesinde etkili olacaktır. Ekonomik analizin temel göstergelerini global ekonomi, ulusal ekonomi (GSMH, enflasyon, istihdam, faiz oranı, bütçe açığı, döviz kuru ve rezervi...), ülke riski (politik risk, aylık enflasyon, iç ve dış borç, para politikası, toplanan vergiler...) gibi birçok faktör oluşturmaktadır. Ekonomik analiz, bir işletmenin kontrol edemediği, kimsenin önceden bilmediği, çeşitlendiremediği ya da tamamen önleyemediği sistematik riskleri oluşturmaktadır. Sektör ve firma analizleri finansal sistemin tamamını etkilememesi ve müdahale edilebilir olması nedeniyle sistematik olmayan riskleri oluşturmaktadır (Brentani 2004, 105-117)

Analistler firma analizinde denetçi raporlarını, kâr ve zarar hesaplarını, üç aylık bilançolarını, temettü kayıtlarını ve hisselerini gözetim altında tuttuğu şirketlerin

politikalarını incelerler. Satış verilerini, yönetim yeteneğini, tesis kapasitesini, rekabeti gücünü analiz eder. Genel olarak iş durumunu ölçmek için banka ve hazine raporlarına, üretim endekslerine, fiyat istatistiklerine ve ürün tahminlerine yönelir ve gelecekteki iş koşullarının tahminine ulaşmak için günlük haberleri dikkatle okurlar. Tüm bunlar dikkate alınarak pay senedi değerlendirilir. Analistler eğer pay senedinin piyasa fiyatı, belirlenmiş olduğu gerçek fiyatın altında ise bunu satın alma olarak kabul eder ve piyasa fiyatı, gerçek değer üstüne çıktığında pay senedi satılarak kâr sağlanır (Edwards ve Magee 2001, 3).

Uzun vadeli kararlar, kısa vadeli bilgilerin izlenmesini ve bunlara göre hareket edilmesini gerektirir. Çoğu zaman uzun vadeli bir pay senedi yıpratılabilir ve daha az çekici hale gelebilir. Bu nedenle temel analiz bir senedin ne zaman satılıp ne zaman tutulacağını bilmede yardımcı olmaktadır. Rakamları incelemek sadece rekabet konularında güçlü, iyi yönetime, uzun süreli itibara sahip ve diğer güçlü pazar yönleriyle iyi yönetilen şirketleri seçmek değil aynı zamanda uzun vadeli satın alma potansiyelini temsil edecek ve piyasa tarafından değer düşüklüğüne uğramış pay senetlerini de belirlemeyi sağlar (Thomsett 1998, 4-5).

Temel analizde kullanılan finansal tablolar, bir işletmeden geçen tüm finansal işlemlerin resmini sunarak işletmenin finansal durumunun ve faaliyetlerinin ne derecede sağlıklı olduğu hakkında bilgi vermektedir. Bir işletmenin finansal tablolarının yorumlanması ise finansal analiz sonucunda yapılır. Kişi ya da kurumlar ilgili tabloların analizini yaparak değerlendirdikleri işletme hakkında olumlu ya da olumsuz sonuçlara varmaktadır. İşletme yönetiminin finans konusunda başarısı ya da başarısızlığı, yaklaşan tehlikelerin ve gerçekte şirkette neler olduğunun anlaşılması için finansal tabloların analiz edilip yorumlanması çok önemlidir (Toroslu ve Durmuş 2013, 15-16).

Finansal analiz, statik ve dinamik olmak üzere iki analiz türünden oluşmaktadır. Statik finansal analiz ile, belli bir döneme ait finansal veriler ve işletmenin faaliyet sonuçları analiz edilmektedir. Bu analiz yöntemi işletmenin mali durumunu ve faaliyetlerinin sonuçlarını, cari faaliyet dönemini diğer bir deyişle içinde bulunduğu dönemi göstermektedir. Dinamik finansal analiz ise cari dönem verilerinin geçmiş yıllardaki veriler ile karşılaştırılmasını ifade eder. Bu tür analizde finansal

tablolardan faydalanılmaktadır ve bilanço ile gelir tabloları en çok başvurulanan tablolar (Çabuk ve Lazol 2016, 138-139). Bilanço, belirli bir tarihte aktif tarafta varlıkların pasif tarafta borçların ve öz kaynakların gösterildiği sistematik bir mali tablodur. Gelir tablosu ise işletmenin belirli bir hesap döneminde elde ettiği gelir ve bu gelir için katlandığı giderleri tasnifli bir şekilde gösteren kâr/zarar tablosudur (Küçüksavaş, 2019). Finansal analizin başarılı olması için muhasebe teorilerinin ve uygulamalarının bilinmesinin yanı sıra; o dönemdeki ekonomik koşullar, işletmenin ait olduğu iş kolu özellikleri dikkate alınmalı ve analize konu olan işletmenin uyguladığı politikalar ve yöntemler de belirlenmiş olmalıdır (Horne ve Wachowicz 2008, 5).

Temel analiz yöntemi, bu çalışmanın kapsamı dışında olduğundan yöntemin detaylarından bahsedilmeyecektir.

2.1.2. Teknik Analiz

Teknik analiz geçmişteki fiyat ve işlem miktarlarına bakarak geleceği tahmin etmeye çalışan bir metod olarak adlandırılır. Dow Teorisine dayanan bu analiz yöntemi temelde iki ana işlevi yerine getirir (Lim 2016, 3);

- Tanımlama için: Geçmiş ve şimdiki fiyat hareketini tanımlar ve açıklar. Piyasalarda yaşananların tarihsel kaydına hizmet eder. Piyasa uygulayıcısının, belirli bir dönemdeki ortalama oynaklığı içeren piyasanın geçmişte nasıl bir performans sergilediğini gözlemlemesine olanak tanır. En yüksek ve en düşük tarihsel fiyat uçları, genel konsolidasyon alanları, ortalama süre ve trendlerin fiyat gezisi, likidite ve piyasalara katılım miktarı, fiyat açıklığının ortalama derecesi ve sıklığı, çeşitli parasal ekonomik duyuruların fiyat üzerindeki etkisi vb. gözlemlenen bilgilerden bazılarıdır. Bu bilgiler, herhangi bir yatırım veya ticaret kararından önce büyük önem arz eder.
- Öngörü için: Belirli bir fiyat veya piyasa eylemi belirlendikten sonra, denetçi hali hazırda bu bilgileri, gelecekteki fiyat hareketini çıkarmadan önce verilerin gerçekte ne anlama geldiğini yorumlamak için kullanabilir. Potansiyel fiyat eylemi hakkındaki bu çıkarım, tamamen fiyat modellerinin makul bir dereceye

kadar tekrarlayıcı olduđu ve bu nedenle fiyat tahminleri için bir temel olarak kullanılabileceđi varsayımına dayanmaktadır (Lim 2016, 3).

2.2. Dow Teorisi ve İlkeleri

Dow teorisi, borsadaki ana eğilimleri belirleme konusunda en eski ve açık ara en yaygın yöntemdir. Teorinin amacı, piyasanın birincil veya ana hareketindeki değışiklikleri belirlemektir. Dow teorisi bir trendin yönü ile ilgilidir ve trendin nihai süresi veya büyüklüğü ile ilgili ön görme değeri yoktur. Dow teorisi, 1900 ve 1902 yılları arasında bir dizi Wall Street Journal editörlüğünde yayınlanan Charles H. Dow'un çalışmalarından gelişmiştir. Dow, borsa davranışını pay senedi fiyatlarının kendisinin tahmin edilmesinin bir temeli olarak değil, piyasanın yönünü iş dünyasının koşullarının gidişatı ile ilişkilendirmektir (Bishop 1960, 46).

Charles Dow 1897 yılında pay senedi piyasasını tanımlayabilmek için iki endeks oluşturmuştur. 12 adet endüstri şirketi pay senedinden oluşan Dow Jones Industrial Average ile 12 adet demir yolu şirketi pay senedinden oluşan Dow Jones Rail Average, ki ismi daha sonraki yıllarda ulaşım sektörüne kara ve hava taşımacılığı da dahil olduktan sonra Dow Jones Transportation olarak değıştirilmiştir. 1900'lü yılların başlarında bu ilkelerle diđer çalışmalar William Peter Hamilton tarafından geliştirilmiştir (Pring 2014, 29-30).

DJIA (Dow Jones Industrial Average) ve DJTA (Dow Jones Transportation Average) endekslerinin oluşturulmasındaki amaç, bu iki sektörün birbirinden bağımsız olsa bile faaliyet konularının birbirleri ile bağlantılı olmasıdır. Endüstriyel şirketlerin ürünlerini nihai tüketicilere teslim eden ulaşım sektörüdür, bu sebeple iç içe geçmiş bu iki sektörün senkronize olması olumlu etkiler oluşturacaktır (Schannep 2008, 4).

Dow Teorisinin altı temel ilkesi vardır (Karan 2018, 538):

- Ortalamalar her faktörü içerir,
- Piyasadaki tüm hareketler trendleri izlemektedir,
- Ana trendin üç aşaması vardır,
- Bir eğilim, geri dönüş sinyali verinceye kadar devam eder,
- Ortalamalar birbirlerini onaylamalıdır,
- Hacim, trendi doğrulamalıdır.



Şekil 3. Dow Teorisinin Üç Trendi

Kaynak: Aysun Bayhan, Dow Teorisi, 25 Haziran 2020, <https://borsanasiloyunanir.co/dow-teorisi/>, Erişim Tarihi: 23.06.2021.

Dow teorisi, pazarın üç farklı eğilimi olduğunu ifade etmekte ve birincil, ara ve ikincil trend olmak üzere üç grupta toplamaktadır. Birincil trend; bir yıldan uzun süren, senedin genel yönünü gösteren ve manipülasyona duyarlı olmadığı için daha güvenilir olduğu varsayılan trendlerdir. Ara trend; genellikle haftalardan başlayarak yaklaşık üç aya kadar sürer ve sıklıkla biraz daha uzundur. Bazen gelgitlerdeki dalgalardan da adlandırılır. İkincil trend ise fiyatların genel trendini etkilemediği düşüncesiyle Dow Teorisinde önemli görülmeyen günlük hareketlerdir (Kırkpatrik, 2011: 15-16).

Birincil trend, bull trend (boğa piyasası) ve bear trend (ayı piyasası) olmak üzere iki trendden oluşmaktadır. Ayı piyasası, fiyatların kötümser ilerlediği, yatırımcıların satışa geçmeye başladığı, fiyat grafiğine bakıldığı zaman da aşağı yönlü bir hareket gözlemlendiği piyasadır. Boğa piyasası ise fiyatların iyimser olduğu, yatırımcıların alıma geçmeye başladığı, beklentilerin iyi yönde olduğu, fiyat grafiğine bakıldığı zaman yukarı yönlü bir hareket gözlemlendiği piyasa tipidir (Rockefeller 2011, 42-47).

2.3. Teknik Göstergeler

Teknik göstergeler diğer bir deyişle indikatörler, finansal araçların geçmiş verilerinin analizi için matematiksel hesaplar üzerine kurulan, yatırımcılara piyasadaki trend yönü ile ilgili fikir veren ve çizilmiş grafik verileriyle bu fikirleri destekleyen bir

yöntemdir. İndikatörlerin birçoğu al-sat sinyalleri vermek için tasarlanmıştır ancak tek başına kullanılmaları hatalı sonuçlara neden olabilmektedir. Trendin gücünü gösteren indikatörler olduğu gibi ek yol gösterici indikatörler de bulunmaktadır. Bu nedenle yatırım kararlarını destekleyici bir işlev gören yöntem olarak kullanılmasında fayda vardır (Matriksdata.com, 29.10.2020).

Teknik analizde kullanılan birçok gösterge bulunmaktadır. Bu çalışmada analistlerin deneyimleri sonucu başarısı onaylanmış en yaygın göstergelere yer verilmiştir. Teknik göstergeler hesaplanırken kullanılan kısaltmalar tablo 1’de gösterilmiştir.

Tablo 1. Teknik Gösterge Hesaplamalarında Kullanılan Kısaltmalar

KISALTMA	UZUN İFADESİ
A	Açılış Fiyatı
K	Kapanış Fiyatı
Y	En Yüksek Fiyat
D	En Düşük Fiyat
H	İşlem Hacmi

2.3.1. Salınımlar (Osilatörler)

Osilatörler henüz başlamamış bir trendin düzeltme seviyelerini tespit eden, değişimini gösteren ve yaygın şekilde kullanılan göstergelerdir. Değişken piyasalarda iyi bir şekilde çalışan osilatörler, piyasadaki aşırı alım ya da satımlar hakkında sinyal vererek trendin bir dönüşüm yaşayacağını belirtir. Osilatörler bu özelliği ile geçmişte oluşan fiyat grafiklerini inceleyen indikatörlerden ayrılmaktadır. Osilatörler sayesinde elde edilen bilgiler ile yatırımcılar açık pozisyonlarını ne zaman kapatacakları hakkında fikir sahibi olabilirler. (Milliyet, 21 Aralık 2020).

2.3.1.1. Toplama/Dağıtım Osilatörü (Accumulation Distribution Oscillator)

Birikirme ve dağıtım terimleri birçok teknik göstergede yer almaktadır. Çoğunlukla satın alma gücünü, yani bir piyasaya veya menkul kıymete giren piyasa katılımcılarının taahhütlerinin gücünü ve bu piyasadan çekilen veya piyasada açığa

çıkan piyasa katılımcılarının satış gücünü tanımlar. A/D osilatörü, iki karşıt kuvveti tanımlamaya ve iki değeri karşılaştırmaya çalışarak piyasanın yükselmek için yeterli güce sahip olup olmadığını veya aşağı yönlü kuvvetin daha baskın olup olmayacağını belirlemeye çalışmaktadır.

Toplama/Dağıtım Osilatörü formülü şu şekildedir:

$$ADO_t = \frac{(Y - A) - (K - D)}{2x(Y - D)} \times 100$$

Formülün alacağı en büyük değer 100, alacağı en küçük değer ise 0 'dır. 100 değeri açılış fiyatının en düşük fiyata ve kapanış fiyatının en yüksek fiyata eşit olduğu günde ulaşılır. O değeri ise en yüksek fiyattan açılıp en düşük fiyattan kapandığı durumda gerçekleşir. ADO, bir trend değişikliği için ilk sinyal olan hareketlerin momentumunu ölçerek ADL'deki yön değişikliklerini tespit etmek için kullanılır. Bu durumda fiyat yükseliyorsa ve AD düşüyorsa (negatif sapma) düşüş piyasasına işaret edebilir. Fiyat düşüyorsa ve AD yükseliyorsa (pozitif sapma) yükseliş piyasasına işaret edebilir (Kaufman 1998: 140; Saxo Bank 25 Ağustos 2016).

2.3.1.2. Chaikin Osilatörü (CO)

Marc Chaikin tarafından geliştirilen Chaikin Salınımı (CO), fiyat hareketlerinin ve işlem hacminin birlikte analiz edildiği ve trendlerin yönü hakkında fikir veren bir göstergedir. Chaikin Salınımı, Birikim/Dağıtım indeks (Accumulation/Distribution Index) göstergesini temel alarak indeksin 3 günlük üssel hareketli ortalamasından (MA) 10 günlük üssel hareketli ortalamasının çıkarılması ile bulunmaktadır.

Chaikin Osilatörü formülü şu şekildedir:

$$CO_t = MA_{ADL(3)} - MA_{ADL(10)}$$

Chaikin Salınımı'nda kapanışlar görülen en yüksek değere yaklaştıkça trend eğiliminin alım yönüne, en düşük değere yaklaştığında ise satım yönüne kaydığı düşünülmektedir (Matriksdata.com, 29.10.2020).



Şekil 4. Chaikin Osilatörü

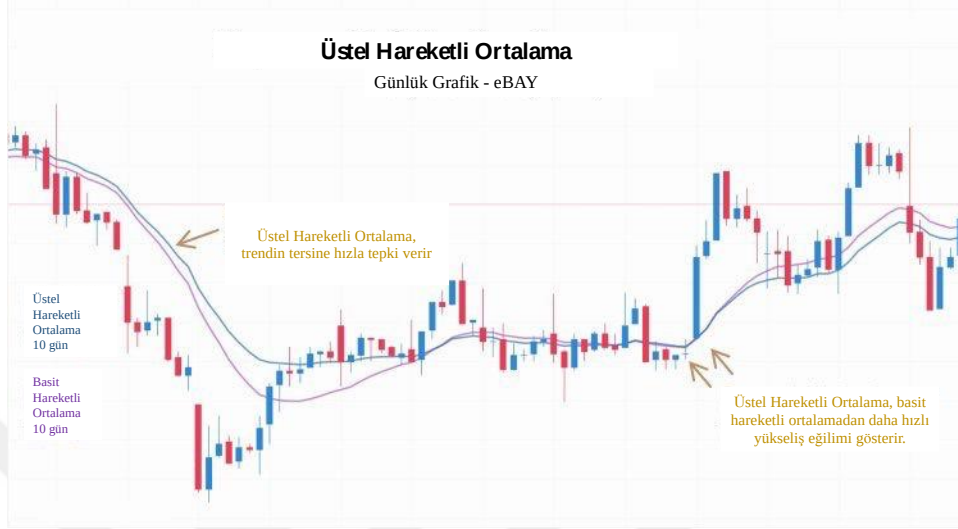
Kaynak: <https://tr.tradingview.com/support/solutions/43000501979/> , Erişim Tarihi: 20.09.2021

Chaikin Salınımı, pozitif ve negatif değerler arasında değişen bir değeri hesaplamaktadır. Buna göre salınımın değeri sıfırın üzerindeyken satın alma baskısı, sıfırın altında ise satış baskısı daha yüksektir. Chaikin salınımları, fiyatlar yeni tepeler oluşturarak yükseldiğinde yeni zirveler yapamamış ve bir önceki tepelerin altında kalmışsa ya da fiyatların yeni dipler yaptığı dönemlerde yeni diplere eşlik etmemişse, bu durum bir uyumsuzluğun olduğunu işaret etmektedir. Buna göre bu bilgidен çıkarılan sonuç var olan trendin yakın bir gelecekte sonlanacağıdır (Tradingview, 2021).

2.3.1.3. Hareketli Ortalamalar (Moving Average)

Hareketli ortalamalar, bir pay senedinin belirli bir süreç içinde aldığı fiyat ortalamalarını gösterir. Hareketli ortalamalar ile yatırımcılar birçok yorumda bulunurlar. Bunlardan ilki; fiyatlarla hareketli ortalamaların karşılaştırılmasıdır. Eğer fiyatlar hareketli ortalamayı aşağıdan yukarı doğru kırıyor ise alım sinyali, fiyatlar hareketli ortalamayı yukarıdan aşağı kırıyor ise bu da satış sinyali olarak yorumlanır. İkinci yorum ise; iki hareketli ortalamının karşılaştırılmasıdır. Bir kısa bir de uzun vadeli hareketli ortalamının birbirini kesmesi alım-satım yapılması durumunu ifade ederken, kısa vadeli hareketli ortalama uzun vadeli hareketli ortalamayı yukarı

kesiyorsa alıř sinyali, ařađı kesiyorsa satıř sinyali olarak algılanır. Üçüncü yorum ise aynı vadeye sahip iki farklı hareketli ortalamanın birbirlerine olan durumlarına odaklanmaktadır (Öztürk 2016, 476-477).



Şekil 5. Üstel Hareketli Ortalama

Kaynak: <https://capital.com/exponential-moving-average> , Eriřim Tarihi: 20.09.2021

Teknik analizde kullanılan üç ana hareketli ortalama türü basit, ađırlıklı ve üsteldir. Basit hareketli ortalama, fiyatların aritmetik ortalamasını hesaplarken; ađırlıklı hareketli ortalama, basit hareketli ortalama gibi her güne eřit ađırlık vermek yerine son günlere daha fazla ađırlık vererek hesaplanır. Üstel Hareketli Ortalama (Exponential Moving Average) ise ilk günleri de ihmal etmeden son günlere ađırlık verir.

Üstel ađırlıklı ortalama (EMA), fiyatların aritmetik ortalamasını hesaplarken geçmiřte meydana gelen fiyatlara daha az ve fiyat verilerindeki en son fiyat deđiřikliklerine daha çok ađırlık vermesinden dolayı dönemdeki tüm gözlemlere eřit ađırlık uygulayan basit hareketli ortalama göre daha hızlı uyum sađlar. Ayrıca yatırımcılar üstel hareketli ortalamanın kaç periyot hesaplaması gerektiđini ayarlayabilmektedir. 50, 100 ve 200 periyotları çok yaygın kullanılan periyotlar iken 12 ve 26 günlük üstel hareketli ortalamalar da popüler hale gelmeye bařlamıřtır (Pring 2014, 215).

2.3.1.4. Hareketli Ortalamaların Birleşmesi Ayrılması (Moving Average Convergence Divergence)

1979 yılında Gerald Appel tarafından uygulamaya konulan ve ismini iki EMA'nın sürekli olarak birbirine yaklaşıp birbirinden uzaklaştığı gerçeğinden alan hareketli ortalamaların birleşmesi ayrılması (MACD) alım satım yöntemi, iki üstel hareket kullanarak eğilim sapma göstergesinin biçimidir.

MACD formülü şu şekildedir

$$MACD_t = MA_{t-26} - MA_{t-12}$$

Temel olarak 12 dönemlik Üstel Hareketli Ortalama ile 26 dönemlik Üstel Hareketli Ortalama arasındaki farkın hesaplandığı göstergede, sinyal hattı ise, hesaplanan farkın 9 periyotlu Hareketli Ortalamasının yaklaşık üstel eşdeğeridir. MACD'nin hareket yönü sıfırın altına ve üstüne doğrudur (Özari, Turan ve Demir 2016, 103).



Şekil 6. Hareketli Ortalamaların Birleşmesi Ayrılması

Kaynak: <https://www.mql5.com/en/blogs/post/3346> , Erişim Tarihi: 20.09.2021

MACD göstergesinin 3 önemli yorum metodu bulunmaktadır;

- Al veya sat sinyalleri, MACD' nin sinyal çizgisinin üstünden geçtiği ya da MACD'nin sinyal çizgisinin altından geçtiği noktalardır. Buna göre MACD çizgisi sinyal çizgisinin üzerine çıktığında yükseliş eğilimi olarak kabul edilir ve satın alma sinyali vermektedir. Sinyal çizgisinin altına düştüğünde ise düşüş eğilimi olarak kabul edilir ve satış sinyali verdiği anlamına gelmektedir (Şekil 6).
- Eğer bir finansal ürünün fiyatı MACD göstergesinden ayrışıyorsa bu mevcut trendin sona erdiği anlamına gelmektedir.
- MACD göstergesinin anormal bir şekilde yükseldiği durumlarda ise kısa vadeli hareketli ortalamanın uzun vadeli ortalamayı yukarı yönlü ittiği ve finansal ürünün aşırı alım bölgesinde olduğu anlamına gelmektedir (Edwards ve Magee, 2001, 615).

2.3.1.5. Momentum Osilatörü

Momentum, bir menkul kıymetin fiyat dalgalanmasının hızını ve oranı ölçen teknik bir göstergedir. Momentum Osilatörü, mevcut fiyatın bir önceki dönemin fiyatına bölümüdür ve bölüm 100 ile çarpılır. Bu durumda bir momentum göstergesi, 100 civarında salınan bir çizgi ile gösterilir. Momentum göstergesinin referans ekseninin 100 eksenini aşağıdan yukarıya kestiğinde alış sinyali, yukarıdan aşağıya kestiğinde satış sinyali verdiği kabul edilir.

Momentum formülü şu şekildedir:

$$\text{Momentum} = C * 100 / n$$

C: son kapanış fiyatı

n: gün sayısı

Momentum 14 günlük (n=14) bir süre için hesaplanır ancak ilgili grafikte momentum eğrisi üzerine gelinerek özellikler kısmından istenilen uzunlukta gün sayısı seçilebilmektedir.



Şekil 7. Momentum Osilatörü

Kaynak: Fidelity Investment, Momentum Oscillator, <https://www.fidelity.com/learning-center/trading-investing/technical-analysis/technical-indicator-guide/momentum-oscillator> , Erişim Tarihi: 20.09.2021

Eğer momentum 120'ye ulaşmış ise aşırı alım şeklinde yorumlanırken 80 seviyesine ulaşmış ise aşırı satış anlamına gelir. Fiyat eksenine ile momentum göstergesi arasında aykırılıklar olduğunda bu trendin gücünün zayıf olduğu anlamına gelmektedir (Şekil 7). Momentum indikatörünün yorumlanması için yatırımcılar standart gün sayısını 14 gün olarak kabul etmektedir. Aynı zamanda bu indikatörün esnek ve basit yapısı nedeniyle daha uzun vadeli periyotlar da belirlenerek işlem yapılabilir. Diğer taraftan sadece fiyat hareketlerinin nispi gücünü gösteren momentum göstergesi, fiyat hareketlerinin yönlülüğüne yer vermediği için bazı fiyat eğilimleri ve yönleri gösteren (MACD, Relative Strength Index gibi) diğer en iyi göstergeler ve araçlarla birlikte kullanılmaktadır. Örneğin; yatırımcılar dipleri ve tepeleri daha iyi anlamak için momentum göstergesini 8 günlük hareketli ortalama ile kullanarak efektif sonuçlar elde etmeye çalışmaktadırlar (Corporate Finance Institute, 2021).

2.3.2. Stokastik Gösterge

Stokastik indikatörü, 1950 yılları içerisinde teknik analist uzmanı olan George Lane tarafından geliştirilmiştir. Bir momentum indikatörü olan stokastik, kelime olarak rastlantısal anlamına gelmektedir. Stokastik indikatörü hacim ve fiyatı takip eden bir gösterge değildir. 0-100 değerleri arasında salınım yapan çizgilere sahip ve aşırı alım satım göstergesi olarak kullanılan bu indikatör, bir finansal varlığın geçmişteki kapanış değerlerinden oluşan fiyat aralığını bugünkü kapanış değeri ile ilişkilendirir (Edwards ve Magee 2007, 654).

2.3.2.1. Chaikin Dalgalanma (Chaikin Volatility)

Bir menkul kıymetin yüksek ve düşük fiyatı arasındaki farkı karşılaştırarak yüksek ve düşük fiyat arasındaki aralığın genişlemesi olarak oynaklığı ölçer. Chaikin, 10 günlük hareketli ortalamaı önermektedir.

Chaikin Dalgalanma hesaplanırken ilk önce her dönem için Yüksek ve Düşük arasındaki farkın üstel hareketli ortalaması hesaplanır.

Yüksek Düşük Ortalama = EMA (Yüksek-Düşük)

Ardından, hareketli ortalamaıdaki yüzde değışikliğı daha sonraki bir dönemde hesaplanır:

$$CV = \frac{EMA (Yüksek-Düşük) - EMA (Yüksek-Düşük \ 10 \ gün \ önce)}{EMA (Yüksek-Düşük \ 10 \ gün \ önce)} \times 100$$

Stokastikler 0 ile 100 arasında salınım yapan gösterge değerleri için alt sınır olarak 20, üst sınır olarak 80 değerleri belirlenmiştir. Buna bağlı olarak gösterge 20'nin altına düştüğünde piyasada aşırı satım, 80'nin üzerine çıktığında ise aşırı alım olduğu ifade edilir. Göstergede kullanılan %K ve %D çizgilerinin birbirleri arasındaki ilişkiye bağlı olarak eğer 20'nin altında %K, %D'yi yukarı keserse bunun bir alım sinyali olduğu kabul edilirken, 80'nin üzerinde %K, %D'yi aşağı keserse bunun da bir satış sinyali olduğu kabul edilir (Kara, 2019: 148-149). Fiyat değişikliklerine son derece duyarlı olan bu stokastik H%D'nin dengesizleşmesine neden olmakta ve hızla dalgalanan fiyatlarla birçok yanlış sinyal oluşmaktadır. Bu problemle mücadele etmek için analistler “yavaş” stokastik yaratmışlardır.

Yavaşlatılmış stokastik formülü şu şekildedir:

$$\text{Slow \%K} = \text{EMA}_{\%K-n}$$

$$\text{Slow \%D} = \text{EMA}_{\%D-n}$$

Yavaş stokastik, H%D'yi üç günlük basit hareketli ortalama ile tekrar düzeltmek için tasarlanmıştır. Yani diğer bir deyişle %K ve %D değerinin 3 günlük periyodun basit hareket ortalaması iki defa alınarak göstergenin yavaşlatılması sağlanmaya çalışılmıştır (Kirkpatrick ve Dahlquist 2011, 438-439).

2.3.2.3. William's %R Değeri (W%R)

Larry Williams tarafından geliştirilen Williams %R, 0 ile -100 arasında hareket eden, aşırı alım ve aşırı satım seviyelerini ölçen momentum tabanlı bir göstergedir. Pazardaki giriş ve çıkış noktalarını belirlemek için kullanılan Williams %R pay senedinin kapanış fiyatını 14 gün ya da dönem olarak belirli bir süre boyunca yüksek-düşük aralıklarla karşılaştırır.

Williams %R formülü şu şekildedir:

$$W_t = \frac{HH_{t-n} - K_t}{HH_{t-n} - LL_{t-n}} \times 100$$

(Formülde n değeri 14'tür)

HH: Genellikle 14 gün olmak üzere geçmiş dönemdeki en yüksek fiyat.

K: En son kapanış fiyatı.

LL: Genellikle 14 gün olmak üzere geçmiş dönemdeki en düşük fiyat,

Williams %R aşırı alım eşiği -20, aşırı satım eşiği ise -80'dir. Aşırı alım durumunda pay senedini satmak için bir süre beklenilmesi gerektiği düşünülür. Diğer taraftan bir menkul kıymetin aşırı bir alım veya satımının bir süre bu durumda kalabileceği göz önünde bulundurularak bir sinyalin doğrulanması için ek bir gösterge kullanmak daha faydalı olacaktır (Achelis 2001, 375).

2.3.3. Endeksler

Menkul kıymetler piyasasındaki değişimlerin ve bir grup finansal varlığın performansının standart şekilde izlendiği istatistiksel bir ölçüdür. Endeks göstergeleri bir göstergenin belli zamandaki temsili değerini ifade etmektedir.

2.3.3.1. Negatif Hacim Endeksi (Negative Volume Index) ve Pozitif Hacim Endeksi (Positive Volume Index)

Negatif Hacim Endeksi; fiyat hareketlerinin düşük hacimli günlerden nasıl etkilendiğini grafik olarak göstermek için hacim ve fiyatı entegre eden teknik bir gösterge çizgisidir. 1936'da Paul L. Dysart, Jr., tarafından icat edilen NVI hesaplaması, tek bir günün hacminin önceki günün işlem hacmiyle nasıl karşılaştırıldığına bağlıdır. NVI yalnızca, hacim bir günden diğerine düştüğünde değişecektir. Dolayısıyla, akım hacmi daha yüksekse, değişiklik olmaz.

Negatif Hacim Endeksi formülü şu şekildedir:

$$NVI_t = NVI_{t-1} + \left(\frac{K_t - K_{t-1}}{K_{t-1}} \right) \times NVI_{t-1}$$

Birincil piyasa eğilimlerini ve geri dönüşleri belirleyen NVI, genel piyasa için daha uygun iken Pozitif hacim endeksinin (PVI) bireysel pay senetleri için kullanımı daha uygun görülmektedir. PVI, işlem hacmindeki pozitif artışlara dayalı fiyat değişiklikleri için sinyaller üreten bir göstergedir.

Pozitif Hacim Endeksi formülü şu şekildedir:

$$PVI_t = PVI_{t-1} + \left(\frac{K_t - K_{t-1}}{K_{t-1}} \right) \times PVI_{t-1}$$

Bugünkü hacim, dünkü hacimden fazlaysa, PVI formülü kullanılır. Önceki PVI hesaplamasıyla birlikte bugün ve dün için fiyat verileri girilir. Bugünkü hacim dünün hacminden daha büyük değilse, PVI o gün için aynı kalır (Investopedia , 06.02.2020).

2.3.3.2. Göreceli Güç Endeksi- Relative Strength Index (RSI)

Göreceli güç göstergesi (RSI) Wells Wilder (1978) tarafından geliştirilmiştir. Bir varlığı bir başkasıyla veya bir pay senedi ile bir piyasayı karşılaştırmak yerine; bir pay senedinin veya piyasanın göreceli iç gücünü ölçen bir momentum göstergesidir. Örneğin, 20 günlük bir değişim oranı (ROC) göstergesinde, geçmişte 20 günlük keskin bir düşüş veya ilerleme, mevcut fiyat çok az değişse bile momentum çizgisinde ani kaymalara neden olabilir. RSI bu tür bozulmaları gidermeye çalışmaktadır. RSI formülü sadece bu yumuşatma özelliğini sağlamakla kalmamakta, aynı zamanda 0 ile 100 arasında sabit bir aralıkta dalgalanan bir göstergeyle sonuçlanmaktadır.

Göreceli Güç Endeksi formülü şu şekildedir:

$$RSI_t = \frac{100}{1 + \frac{U}{D}}$$

U = Son 14 gün yüksek kapanan gün sayısı

D = Son 14 gün düşük kapanan gün sayısı

Wilder (1978) tarafından önerilen varsayılan zaman aralığı 14 gündür ve ortalaması alınarak RSI grafiklerine yerleştirilmektedir (Pring, 2014: 279-280).

2.3.4. Göstergeler

Göstergeler, formül yöntemlerinden yararlanarak fiyat hareketlerinin kati sayısal değerlerle ifade edilmesidir. Teknik göstergelerin hesaplamasında kullanılan kısaltmalar aşağıdaki gibidir;

2.3.4.1. Toplama / Dağıtım Çizgisi (Accumulation/Distribution Line)

Birikim / Dağıtım; bir pay senedinin birikip birikmediğini veya dağıtıldığını değerlendirmek için hacim ve fiyat kullanan kümülatif bir göstergedir. Birikim / dağıtım (AD) çizgisi, pay senedi fiyatı ile hacim akışı arasındaki farklılıkları belirlemeye çalışarak trendin ne kadar güçlü olduğuna dair fikir verir.

Toplama / Dağıtım Çizgisi formülü şu şekildedir:

$$AD_{line} = \Sigma \left(\frac{(Kapanış - En düşük fiyat) - (En Yüksek Fiyat - Kapanış)}{(En Yüksek Fiyat - En Düşük Fiyat)} \times İşlem Hacmi \right)$$

Pay senedi fiyatları yükselmeden önce fiyatının düşük değerlendirildiğini düşünen yatırımcılar satın alma kararı alır. Fiyat yükseliyor ancak gösterge düşüyorsa; bu, alım veya birikme hacminin fiyat artışını desteklemek için yeterli olmayabileceğini ve fiyat düşüşünün yaklaşılabileceğini gösterir (Özçalıcı, 2015: 40).

2.3.4.2. Bollinger Bandı (BB)

Bu teknik John Bollinger tarafından geliştirilmiştir. Bollinger Bantları, genellikle 20 gün olan hareketli ortalamanın üstüne ve altına iki standart sapma yerleştirir. Standart sapma, fiyatların ortalama bir değere nasıl yayıldığını açıklayan istatistiksel bir kavramdır. İki standart sapma kullanmak, fiyat verilerinin %95'inin iki işlem bandı arasında düşmesini sağlar (www.Fxborssa.com ; Murphy 1999, 2009).

Bollinger Bantları formülleri şu şekildedir:

- **Orta bant:** 20 günlük basit hareketli ortalama

$$Orta\ Bant = \frac{\sum_{j=1}^n K_j}{n}$$

- **Alt bant:** 20 günlük basit hareketli ortalama – (20 günlük standart sapma x2)

$$Alt\ Bant = Orta\ Bant - \left(D \times \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^n (K_j - Orta\ Bant)^2}{n}} \right)$$

- **Üst bant:** 20 günlük basit hareketli ortalama + (20 günlük standart sapma x2)

$$\text{Üst Bant} = \text{Orta Bant} + \left(D \times \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^n (K_j - \text{Orta Bant})^2}{n}} \right)$$



Şekil 9. Bollinger Bantları

Kaynak: Investor Underground, <https://www.investorsunderground.com/technical-indicators/bollinger-bands/>, Erişim Tarihi: 20.09.2021

Şekil 9’ da Netflix (NASDAQ: NFLX)’nin 15 dakikalık mum grafiğinde Bollinger bantlarını göstermektedir. Mavi çizgiler üst BB ve alt BB ve kırmızı çizgi ise orta BB’ni göstermektedir. Grafiğin sol tarafından başlayarak, bozulmanın 88’lerin ortasındaki bir sıkıştırma aşaması sonrası nasıl tetiklendiği görülmektedir. Sıkıştırma aşamasında ise NFLX 86 saniyeye kadar boşluk bıraktıkça genişlemeye dönüşmektedir. Kural olarak, fiyatların üst banda dokunduklarında yukarı yönlü (aşırı alım) fazla olduğu düşünülmektedir. Alt banda dokunduklarında aşağı yönlü (aşırı satılmış) aşırı uzanmış olarak kabul edilirler. Diğer taraftan alt bantta fiyatın birkaç sekmesi durumunda o bölgenin güçlü bir destek bölgesi olduğu, fiyatın üst banda birkaç kez dokunması durumunda ise o bölgenin güçlü bir direnç olduğu kabul edilir. Birçok gösterge gibi Bollinger Bantları da efektif sonuçlar için tek başına yeterli değildir. Buna göre kendisi ile korelasyon göstermeyecek MACD ve RSI gibi iki ya

da daha fazla gösterge ile birlikte kullanılması tavsiye edilmektedir. Ayrıca BB, fiyat dalgalanması ile ilgili bir gösterge olmasından dolayı kısa vadeli analizler için daha uygundur (Investor Underground, 20.09.2021).

2.3.4.3. En Yüksek Yüksek Değer (Highest High)

En Yüksek Yüksek Değer (HH), belirli dönemlerde bir pay senedinin aldığı en yüksek fiyatının en yüksek değerini belirtir. Tanımlanan dönemlerin yüksek fiyatını gösteren bu gösterge, piyasanın ne zaman yükseldiğini söylemekle birlikte bu gösterge çizgisi yükselen fiyatla birlikte yukarı doğru hareket etmektedir. Yükseldikten sonra piyasa biraz düşüyorsa, gösterge hissenin en yüksek fiyatını 14 dönem gösterecektir.

2.3.4.4. En Düşük Düşük Değer (Lowest Low)

En Düşük Düşük Değer, belirli dönemlerde bir pay senedinin aldığı en düşük fiyatının en düşük değerini belirtir. LLV göstergesinde pay fiyatının zikzak şeklinde hareket etmesi kullanan önemli bir stratejidir. Düşüş eğiliminde pay fiyatı zikzak şeklinde düştüğünde, pay fiyatının düşeceği ve ardından biraz yükseleceği kabul edilir.

2.3.4.5. Denge İşlem Hacmi (On Balance Hacmi (OBV))

Denge Hacmi Teknik Göstergesi (OBV), hacmi fiyat değişikliği ile ilişkilendiren bir momentum teknik göstergesidir. Fiyatların azalıp artmasına bağlı olarak hesaplama yapılır. Yukarı günde, hacim önceki günün OBV'sine eklenir. Aşağı günde, birim önceki günün OBV'sinden çıkarılır.

Fiyat değişim oranı (ROC) göstergesi, fiyatın belirli bir süre içinde değişme hızını ölçen bir momentum osilatörünü temsil eder. Değişim oranı (ROC), bugünkü fiyat ile önceden kaydedilen "n" dönemleri arasındaki fiyat değişimini yüzde olarak hesaplar (Karan 2018, 556-559).

2.3.4.6. Fiyat-Hacim Trendi (Price-Volume Trend (PVT))

Para akışını ölçmek için kullanılan PVT, başka bir teknik analiz aracı olan Bakiye Hacmine (On Balance Volume (OBV)) benzemektedir. Ancak fiyatların daha yüksek kapandığı günlerde OBV'nin tüm hacmi topladığı ve fiyatların daha düşük olduğu günlerde tüm hacmi çıkardığı duruma karşılık PVT ise günlük hacmin yalnızca

bir kısmını ekler/çıkarır. PVT'ye eklenen hacim miktarı, fiyatların bir önceki günün kapanışına göre yükseldiği veya düştüğü miktara göre belirlenir.

PVT formülü şu şekildedir:

$$PVT_t = \frac{K_t - K_{t-1}}{K_{t-1}} \times H + PVT_{t-1}$$

Birçok yatırımcıya göre PVT, bir menkul kıymette gerçekleşen para akışlarını OBV'ye göre daha doğru göstermektedir. Bunun sebebi OBV'nin fiyatların iki katına çıkmasına bakmaksızın göstergeye aynı miktarda hacim eklenmesinden kaynaklanmaktadır. Buna karşılık PVT ise aynı durumda fiyat küçük bir yüzde oranında değiştiğinde göstergeye hacmin küçük kısmını eklemekte, tam tersi durumda ise göstergeye hacmin büyük bir kısmını eklemektedir.

2.3.4.7. Fiyat- Değişim Oranı (Price Rate of Change (ROC)) ve Hacim Değişim Oranı (Volume Rate of Change (VROC))

Fiyat Değişim Oranı (ROC) göstergesi, mevcut fiyat ile “n” dönem öncesindeki fiyatın arasındaki farkı gösterir. Menkul kıymet fiyatları, dalga benzeri hareketlerle yükselmekte ve geri çekilmektedir. ROC, belirli bir zaman diliminde fiyatların değiştiği miktarı ölçerek bu döngüsel hareketi osilatör formatında görüntüler.

ROC formülü şu şekildedir:

$$ROC_t = \frac{K_t - K_{t-n}}{K_{t-n}} \times 100$$

Hacim Değişim Oranı (VROC) göstergesini, Fiyat ROC göstergesinden ayıran özellik ise kapanış fiyatı yerine menkul kıymetin hacminin ROC'sini göstermesidir.

$$VROC_t = \frac{H_t - H_{t-n}}{H_{t-n}} \times 100$$

ROC hesaplanması yapılırken kullanılan süre 1 günden 200 güne kadar değişkenlik gösterebilir. Örneğin; kısa vadeli ve orta vadeli yatırımlarda en fazla tercih edilen zaman periyotları 12 ve 25 günlük ROC'dir. Bu zaman periyodu Borsa Ticaret

Sistemleri adlı kitaplarıyla Gerald Appel ve Fred Hirsch tarafından geliřtirmiş ve popüler hale gelmesini sağlamıştır. Buna göre fiyatlar yükseldiğinde ROC yükselir, fiyatlar düřtüğünde ise ROC düşer. Fiyatlardaki deęişiklik ne kadar büyürse ROC'daki deęişiklik de o kadar çok olur (Trading Technologies, 2021).

2.3.4.8. Medyan Fiyat (Median Price)

Medyan fiyat göstergesi, her günün fiyatının sadece orta noktasıdır. Dięer bir deyişle günün ortalama fiyatının basit ve tek satırlık bir grafik ile gösterimini sağlar.

Medyan Fiyat formülü řu şekildedir:

$$MF_t = \frac{Y_t - D_t}{2}$$

Basit bir formüle sahip olan medyan fiyat göstergesi günün en yüksek fiyatı ve en düşük fiyatının ortalaması alınarak hesaplanmaktadır.

2.3.4.9. Ağırlıklı Kapanış Fiyatı (Weighted Close Price)

Kapanış fiyatına ekstra ağırlık vermesinden dolayı adı Ağırlıklı Kapanış Fiyatı olarak ifade edilen bu gösterge sadece her günün fiyatının bir ortalamasıdır.

Ağırlıklı Kapanış Fiyatı formülü řu şekildedir:

$$WCP_t = \frac{K_t \times 2 + Y_t + D_t}{4}$$

Birçok yatırımcı hareketli ortalamaları, göstergeleri, trend çizgilerini gözlemleyip deęerlendirirken çizgi grafiklerinin basitliğini sever. Dięer taraftan sadece kapanış fiyatını gösteren bu çizgi grafikler yüksek ve düşük fiyatları görmezden gelir. Bu durum yatırımcıyı test ettięi göstergede yanıltabilmektedir. Ancak Ağırlıklı Kapanış grafięi, her gün için yüksek, düşük ve kapanış fiyatını içeren tek bir nokta çizerek çizgi grafięin basitliğini çubuk grafięin kapsamıyla birleřtirir.

2.3.4.10. Tipik Fiyat (Typical Price)

Medyan Fiyat ve Ağırlıklı Kapanış ile benzerlik gösteren Tipik Fiyat göstergesi her günün fiyatının bir ortalamasıdır.

Tipik Fiyat formülü şu şekildedir:

$$TP_t = \frac{Y_t + D_t + K_t}{3}$$

Para akışı endeksinin yapı taşı oluşturulan Tipik Fiyat göstergesi yatırımcılar için aynı zamanda hareketli ortalama penetrasyon sistemleri oluştururken kapanış fiyatı yerine kullanılmaktadır (MetaStock, 29.10.2021).

2.3.4.11. William Birikim/Dağıtım Göstergesi (William Accumulation Distribution)

Birikim alıcılar tarafından kontrol edilen bir piyasayı tanımlayan bir terim iken; dağıtım, satıcılar tarafından kontrol edilen bir piyasa olarak tanımlanır. Dağılım (Satış) fiyat yeni bir zirve yaptığında ve gösterge önceki yüksek seviyesini geçemediğinde gerçekleşir. Birikim (Alış) ise fiyat yeni bir dip yaptığında ve WAD yeni bir dip yapamadığında meydana gelir. Williams, bu göstergenin farklılıklara dayalı olarak alım satımını önermektedir.

Williams'ın Birikim/Dağılım göstergesini hesaplamak için, önce Gerçek Aralığı Yüksek (TRH) ve Gerçek Aralığı Düşük (TRL) belirlenmesi gerekmektedir. Daha sonra bugünün birikimi/dağılımı, bugünün kapanış fiyatı ile dünün kapanış fiyatı karşılaştırılarak belirlenir.

TRH= Dünün kapanışı ya da bugünün en yüksek seviyesi (hangisi fazla ise)

TRL= Dünün kapanışı ya da bugünün en düşük seviyesi (hangisi düşük ise)

Bugünün kapanışı dünün kapanışından büyükse:

Bugünün Fiyat Hareketi = Bugünün Kapanışı- Gerçek Aralığı Düşük

Bugünün kapanışı dünün kapanışından azsa:

Bugünün Fiyat Hareketi = Bugünün Kapanışı- Gerçek Aralığı Yüksek

Bugünün kapanışı dünün kapanışına eşitse bugünün fiyat hareketi 0'dır. Williams'ın Birikim/Dağılımı göstergesi bu günlük değerlerin kümülatif toplamını ifade eder (technicalindicators.net, 29.10.2021).

2.4. Pay Senedi Anomalileri

Belirli zaman dilimlerinde pay senedi fiyatlarının piyasa etkinliğinden sapması ve normalin dışında davranış göstermesi bir anomalidir. Anomaliler genel kabul görmüş olan kural ve ilkesi olmayan, Etkin Piyasa Hipotezi ile uyum sağlamayan ve varlık fiyatlamaya ilişkin teorilerle açıklanamayan olağan dışı davranışlardır (Göçer 2018, 29).

2.4.1. Takvimsel (Mevsimsel) Anomaliler

Takvimsel anomaliler yılın belirli gün, hafta ve aylarında yılın diğer dönemlerine oranla anormal getiri sağlayan anomaliler olarak tanımlanmaktadır (Çimen 2017, 11).

Günlere İlişkin Anomaliler; gün içi, haftanın günü ve hafta sonu anomalisi olarak adlandırılır. Haftanın günü etkisi, pay senetlerinin ya da piyasaların bütün olarak performansını temsil eden endeks getirilerinin, haftanın belirli günlerinde, diğer günlere nazaran düşük ya da yüksek olması ile açıklanmaktadır. Başka bir deyişle, haftanın günü etkisinin geçerli olduğu piyasalarda, endekslerin ya da pay senetlerinin ortalama getirileri haftanın günlerine göre farklılaşabilmektedir. Yapılan araştırmalar, hafta sonu etkisinde, genellikle pazartesi günleri getirilerin haftanın diğer günlerine göre daha az ya da negatif olduğunu ve cuma günlerinin de getirisinin fazla olduğunu göstermektedir (Kaldırım, 2016: 82). Borsanın cuma günü kapanışından pazartesi günü kapanışına kadar geçen sürenin uzun olması kısa pozisyona sahip satıcılar, hafta sonu etkisi olabileceğini iddia etmeleri üzerine muhtemel kayıplardan kaçınmak amacıyla hafta sonundan önce pozisyonlarını kapatıp, hesaplarını yeniden pazartesi günü açmaktadırlar (Gümüş ve Durmuşkaya 2015, 45-46).

Aylara İlişkin Anomaliler; yılın ayı, ocak ayı anomalisi, ay içi ve ay dönümü anomalisi olarak adlandırılır. Ocak ayı anomalisine göre, pay senetlerinde ocak ayındaki ortalama getiriler geri kalan 11 ayın ortalama getirisinden daha fazladır (Kaldırım, 2016: 91). Araştırmalar, pay senetlerinin her ayın son ve ilk günlerinde

diğer günlere göre daha yüksek getiri sağladığını ve ayın dönümü anomalisi olarak adlandırılan bu etki; ayın sonu ve bir sonraki ayın başında üç ile beş iş günü olarak tanımlanmaktadır (Schulmerich, Leporcher ve Eu 2015, 183).

Yıl Dönümü Anomalisi; ocak ayının diğer aylara göre getirisinin yüksek olması, kurumsal yatırımcıların aralık ayının sonlarında vergisel amaçlı satışları, zarar ettikleri hisseleri o yılın gelirlerinden düşebilmek ya da riskli pay senetlerini ellerinden çıkarmak için satması ve gelirleri ile ocak ayında yeniden yatırım yapmaları olarak açıklanmaktadır.

Tatil Anomalisi; tatil etkisinin, tatil günlerinde yatırımcı ruh halinin değişmesi, tatil sonucu uzlaşma prosedürlerinde bir gecikme ve işlem dışı bir günden önce kısa bir pozisyonda algılanan daha büyük bir zarar potansiyeli nedeniyle olabileceğini savunulmaktadır (Kim ve Shamsuddin 2019, 6). Resmi, dini ve hafta sonu tatilleri pay senedi getirileri, tatil öncesi ve sonrasında farklılık göstermektedir. Aralık ayının son günü ile yılbaşı tatili öncesi getirilerinin önemli derecede yükseldiğini tespit edilmiştir (Çömlekçi ve Öncü, 2015: 174).

2.4.2. Kesitsel Anomaliler

Zamana Bağlı Olmayan Kesitsel Anomaliler; Firma Büyüklüğü Etkisi, Defter Değeri / Piyasa Değeri Oranı, Fiyat / Kazanç Oranı Anomalisi, Fiyat/Satış Oranı Anomalisi, Fiyat/Nakit Akımı Oranı Anomalisi olarak sınıflandırılmaktadır.

Firma Büyüklüğü Anomalisi ya da Küçük Firma Anomalisi: Küçük piyasa değerine sahip firmaların ortalama pay senedi getirilerinin, piyasa değeri büyük firmaların ortalama pay senedi getirilerine kıyasla daha yüksek olmasını ifade eder. Söz konusu firma büyüklüğü ölçüsü, dolaşımdaki pay senedi sayısının, pay senedi fiyatı ile çarpılması sonucu elde edilen değerdir. Anomali olarak nitelendirilmesinin nedeni, piyasa değeri yüksek firmaların, pay senedi getiri performanslarının yüksek olması beklenirken, küçük firmaların yatırımcılara daha yüksek kazanç imkânlarını mümkün kılmasıdır (Tuna 2014, 78).

Piyasa Değeri / Defter Değeri Oranı Anomalisi; bir firmanın borsada işlemde olan pay senedi değerinin, pay senedi başına özsermaye değerine bölünerek elde edilmektedir. Bu oranı yorumlayabilmek adına, firmanın geçmiş dönemdeki verileri

veya endüstri içerisindeki diğer firmaların ortalama değerleri göz önünde bulundurulur. İki değer arasında bir katsayının belirlendiği bu anomalide yatırım stratejisi öngörüsü, PD/DD oranı küçük hisse senetlerinin daha yüksek getiri elde edileceği yönündedir (Fama ve French 1992; Park ve Lee 2003). Diğer taraftan literatürde, PD/DD oranının matematiksel olarak tam tersinin hesaplanması ile de piyasa getirisinin üzerinde getiri elde edileceği savunulmuştur (Şamiloğlu 2006; Özkan 2018).

Fiyat / Kazanç Oranı Anomalisi; pay senedinin piyasa fiyatının, pay senedi başına elde edilen kazanç oranlanmasıyla elde edilmektedir. F/K oranı F/S veya PD/DD gibi pay senetlerinin pahalı ya da ucuz değerlendirildiğini gösteren bir orandır. Fiyat / Kazanç oranı anomalisine göre, düşük F/K oranlı pay senetleri, yüksek F/K oranlı pay senetlerine oranla daha fazla kazanç sağlamaktadır (Basu 1977, 663).

Fiyat / Satış Oranı Anomalisi; bir işletmenin pay başı fiyatının, son bir senelik pay başı satış değerine oranlanmasıyla elde edilmektedir. F/K oranına bir alternatif olarak kullanılmaktadır. Bunun nedeni, kâra göre satışın daha kolay tahmin edilmesidir. Ayrıca firma zarar ederse F/K oranı zor yorumlanır; ancak F/S oranında böyle bir problem olmaz. Fiyat / Satış oranı anomalisine göre, düşük F/S oranlı pay senetleri, yüksek F/S oranlı pay senetlerine oranla daha fazla getiri sağlamaktadır (Senchack ve Martin 1987, 46; Avedikyan 2019, 50).

Fiyat/Nakit Akımı Oranı Anomalisi; Fiyat / Pay Başı Nakit Akımı' nın oranına eşittir. Pay Başı Nakit Akımı ise dönem net kâr ve amortisman giderlerinin toplamının pay senedi sayısına bölünmesiyle hesaplanır. İşletmelerin amortisman ile ilgili uyguladığı muhasebe politikalarının farklılığı, işletmenin net kar tutarına etki etmektedir. Bu anomaliye göre; düşük F/NA oranına sahip pay senetleri daha yüksek getiri sağlamaktadır (Yazıcıoğlu 2015, 19).

2.4.3. Tahakkuk Anomalisi

Finansal tablolar yatırımcı kararlarını etkileyen faktörlerden biridir. Yatırımcılar gelecekte nasıl bir getiri sağlanabileceğini mevcut döneme ait kâr üzerinden tahmin etmektedirler. Mevcut dönem kârına etkisi bulunan nakit akışları ve tahakkuklar konusunda yatırımcılar ayrı ayrı değerlendirme yapamazlarsa, tahakkuk

bileşeninin yüksek olmasına aldanarak yanlış fiyatlandırma ile pay senetlerinde anormal şekilde düşüşe neden olacaklardır. Çünkü tahakkukların, nakit akışlarına göre daha düşük sürekliliğe sahip olması, mevcut döneme ait kârın da sürekliliğini etkileyecektir. Bu durumda gelecekteki kâr, beklenenden daha düşük olacak ve tahakkuk anomalisinin oluşmasına neden olacaktır (Çöllü 2014, 63).

2.4.4. Aşırı Tepki Anomalisi ve Momentum Anomalisi

Aşırı tepki anomalisi, 3 ile 5 yıl aynı yönde işaret eden, süreklilik sağlayan ve tutarlı bilgilere sahip olan pay senedi fiyatlarına aşırı tepki gösterilmesi olarak ifade edilmektedir. Aşırı tepki anomalisine uyumlu olarak yatırımcıların kaybeden hisselerden oluşturdukları portföylerin yani kaybeden hisseleri satın almaları, kazanan hisseleri de elden çıkarmalarının, ortalamanın üzerinde bir getiri sağladığı gözlemlenmiştir (Gemici ve Cihangir 2018, 291).

Aşırı tepki, mevcut bilgiler temel bilgilerden daha önemli olarak değerlendirildiğinde ortaya çıkan bir tür piyasa anomalisidir. Bu anomali, yatırımcıların verdiği kararlara etki eden yeni bilgilere orantısız ağırlık vermesidir. Yatırımcıların yeni bilgilere temel bilgilerden daha fazla önem vermesi durumunda, pay senedi fiyatlarının aşırı tepki göstermesi, dolayısıyla pay senedi fiyatlarının olması gerektiği seviyeden aşağı çekilmesine neden olmaktadır. Bu aşırı reaksiyon dönemindeki yatırım stratejileri, kontraudi ve momentum stratejileri olarak bilinir. Yatırımcılar kontraudi strateji ile düşük performans gösteren pay senetleri ile uzun bir pozisyon alırlar çünkü performanslarının daha sonra iyileşeceğini düşünürler ve anormal getiri elde etmeyi arzu ederler. Yukarı yönlü pay senetleri ile kısa pozisyon almaları durumunda momentum stratejisini uyguladılar (Lerskullawat ve Ungphakorn 2019, 689-690).

Momentum anomalisi, geçmişte iyi performans gösteren pay senetlerinin alınması, kötü performans gösteren pay senetlerinin satılmasıdır. Bu anomalinin yatırım stratejisinde 3 ve 12 ay vadede kazanç elde edilebileceği ifade edilmektedir. (Kaldırım 2016, 121).

2.5. Pay Senedi Fiyatını Tahmin Yöntemleri

Tahmin; işletme ve endüstri, hükümet, ekonomi, çevre bilimleri, tıp, sosyal bilim, politika ve finans gibi birçok alanı kapsayan önemli bir sorundur. Yatırımcılar, yatırımlarından elde edecekleri getiriye tahmin ederek karar alırlar. Risklerin değerlendirilmesi, finansal türevlerin uygun fiyatlandırılması için oynaklığının tahmin edilmesi gerekmektedir.



Şekil 10. Tahmin Süreci

Kaynak: Montgomery, D. C., Jennings, C. L., & Kulahci, M. (2015). Introduction to Time Series Analysis and Forecasting. (2nd Edition), John Wiley & Sons, s.13-16.

Şekil 10’da gösterilen tahmin süreci:

- Problem tanımı, müşteri beklentileri ile birlikte tahminin nasıl kullanılacağı, ele alınması gereken soruları ve tahminin istenme biçimini içerir.
- Veri toplanarak değişken için geçmiş veriler kullanılır.
- Veri analizi, kullanılacak tahmin modelinin (zaman serisi, yapay zekâ) seçilmesinde önemli bir ön adımdır.
- Model seçimi ve yerleştirme, bir veya daha fazla tahmin modelinin seçilmesi ve modelin verilere uydurulmasından oluşur.
- Model doğrulaması ise öngörülen uygulamada nasıl bir performans göstereceğinin anlaşılması için tahmin modelinin değerlendirilmesidir. Model, yeni verileri tahmin etmek için ne tür hatalar yaşanabileceğini de incelemelidir.

- Tahmin modeli dağıtımı, modelin ve elde edilen tahminlerin müşteri tarafından kullanılmasını içerir.
- Tahmin modelinin performansının izlenmesi, modelin tatmin edici bir şekilde çalıştığından emin olmak için uygulandıktan sonra devam eden bir faaliyet olmalıdır (Montgomery, Jennings ve Külahçı 2015, 13-16).

Pay senedi getirilerinin tahmin edilebilirliğini; yüksek belirsizlik ve oynaklık zorlaştırmaktadır. Bu özellikler pay senetlerinin diğer yatırım alanlarından daha fazla risk taşımasına sebep olmaktadır. (Kutlu ve Badur 2009, 27).

2.5.1. Zaman Serileri Analizi

Zaman serisi, zaman sırasına göre dizine eklenmiş, listelenmiş ya da grafik haline getirilmiş bir veri noktası serisidir. Zaman serisinde amaç tarihsel verilerin istatistiksel analizi yapılarak gelecekle ilgili tahminde bulunulmasıdır.

Genel olarak zaman serisi, T örneklem büyüklüğü olmak üzere genel ifade şu şekildedir:

$$Z_t, t= 1, 2, \dots, T$$

Buna göre ilk gözlemlenen veri Z_1 ; ikinci gözlemlenen veri Z_2 , son gözlemlenen veri Z_t olarak ifade edilir (Lin, Keogh vd. 2003, 2-3).

Pay senetleri trend, mevsimsel dalgalanmalar, konjonktür dalgalanmalar gibi özellikleri içinde bulunduran zaman serisini göstermektedir. Trend; zaman serileri uzun dönemli bir eğilim gösterdiğinde bu eğilim trend olarak adlandırılır ve içinde demografik özelliklerin, teknolojik gelişmelerin, coğrafi dağılımdaki kişi başına gelirin ve fiyat değişimlerinin etkilerini göstermektedir. Mevsimlik dalgalanmalar; mevsimin zaman serileri üzerindeki etkilerini ifade etmektedir. Mevsimlik dalgalanmalar, mevsim etkisinde kalan değişkenlerin çeyrek yıl, ay ya da gün olarak yılın bazı dönemlerinde diğer dönemlere göre gösterdiği artma veya azalma şeklindeki değişimleri açıklayan bir zaman serisidir. Konjonktür dalgalanmalar ise ekonominin daralma, durgunluk, yükseliş, refah gibi genel durumu ile ilgili dalgalanmalardır ve

konjonktür olarak adlandırılmaktadır. Rastgele dalgalanmalar; ne zaman gerçekleşeceği bilinmeyen, tesadüfi olarak ortaya çıkan ekonomik, siyasi, doğal afet gibi olayların zaman serileri üzerindeki etkisiyle meydana gelmektedir. Rastgele serilerin üç aydan daha fazla etkisinin sürmeyeceği varsayılmaktadır (Varlık 2017, 74-79).

2.5.1.1. Zaman Serileri Analizi Genel Kavramlar

Durağan Süreçler: Zaman serileri ile ilgili yapılan ampirik çalışmalarda bir seri oluşturuyorsa, zaman ilerledikçe değerlerinin dağılımında değişiklik olmuyorsa ya da trend yapmıyorsa “durağan” olarak ifade edilmektedir. Rastgele bir $Y(t)$ sürecinin durağan olması analizinin de daha basit olmasını sağlamaktadır. Böylelikle geçmiş gözlemlenebilir ve sürecin gelecekte nasıl davranacağını hakkında bilgi edinilebilir. Zaman serilerinin bir kısmı durağan olmasa da değişkenlerin arasındaki ilişkiler zaman serisi durağanlık özellikler gösterdiğinde anlamlı olmaktadır (Nielsen vd. 1998, 991-997). Literatürde en yaygın durağanlık biçimlerinden olan zayıf durağan ya da diğer bir deyişle kovaryans durağan serileri; sabit ortalama, sabit varyans ve sabit otokovaryans yapısı içerisinde yer almaktadır. Buna göre genel ifade şu şekildedir:

Burada y_t , t zamanda açıklanacak değişken; t , zaman; σ , varyans; μ , sabit terimi göstermek üzere;

Sabit Ortalama: tüm t 'ler için

$$E(y_t) = \mu$$

Sabit Varyans: tüm t 'ler için

$$E(y_t - \mu)(y_t - \mu) = \sigma^2$$

Sabit Otokovaryans:

$$E(y_{t_1} - \mu)(y_{t_2} - \mu) = y_{t_2-t_1}$$

Otokovaryans ile ifade edilmek istenen bir y değişkeninin önceki değerleriyle nasıl ilişkili olduğudur.

Otokovaryans fonksiyonu:

$$E(y_t - E(y_t))(y_{t-s} - E(y_{t-s})) = \gamma_s, s= 0,1, 2, \dots$$

Buna göre otokovaryans fonksiyonu durağan seriler için t_1 ve t_2 arasındaki farka bağlıdır (Brooks 2002, 208).

Beyaz Gürültü Süreci (White Noise): Beyaz gürültü süreci ayırt edilebilir yapıya sahip olmayan sıfır otokovaryans, sabit varyans ve sabit ortalamaya sahip rastgele değişkenlerden oluşan rastgele bir süreçtir. Genel ifade şu şekildedir:

$$E(y_t) = \mu$$

$$var(y_t) = \sigma^2$$

$$y_{t-r} = \begin{cases} \sigma^2, t = r \\ veya \\ 0, \end{cases}$$

Beyaz gürültü özellikleri itibariyle zayıf durağan olarak ifade edilse de kesin durağan olacağının garantisini vermemektedir. Bu zaman serisi trend ve mevsimsel bileşenleri kapsamadığı gibi gözlemler arasında da bağımlılık yoktur (Tsay 2005, 36).

Kısmi Otokorelasyon Katsayıları ve Kısmi Otokorelasyon Fonksiyonu: Kısmi otokorelasyon katsayıları (r), diğer değişkenler sabit iken iki değişken arasındaki ilişkinin derecesini gösterir. Diğer bir deyişle mevcut dönem getiri ile k periyot önceki dönem getiri arasındaki ilişki derecesi bu dönemler arasındaki gecikmelerin etkisi çıkarıldıktan sonra bulunur. Genel ifade şu şekildedir:

$$r_{kk} = \frac{(r_k - r_{k-1}^2)}{(1 - r_{k-1}^2)}$$

Gecikmelere dair tüm hesaplanan kısmi otokorelasyon katsayıları değerleri ise kısmi otokorelasyon fonksiyonunu oluşturur. Quenouille testi ile kısmi otokorelasyon katsayılarının anlamlılık testi yapılır. Genel ifade şu şekildedir:

$$t = \frac{r_{kk}}{1/\sqrt{n}}$$

Test istatistiğindeki değer tablo değerinden büyük ise kısmi otokorelasyon katsayıları anlamlıdır (Enders, 2008: 62).

2.5.1.2. Süreçler ve Modeller

Hareketli Otoregresif Süreç: Bağımsız ve özdeş olarak dağılmış rastgele değişkenler dizisi olan hareketli ortalama modeli, regresyon benzeri bir modelde geçmiş tahmin hatalarını kullanır. Genel ifade şu şekildedir:

$y_t = t$ zamanda açıklanacak değer

$\mu =$ sabit terim

$u_t = t$ zamanda hatalar

$q =$ gecikmeli tahminin neden olduğu hataların/kalıntıların sayısı

$\theta =$ her parametrenin q katsayısı

t bağımsız bir dizi ise u ($t = 1, 2, 3, \dots$)

Özdeş dağılımlı rastgele değişkenler: $E(u_t) = 0$ ve $\text{var}(u_t) = \sigma^2$

MA(q) ile gösterilen q . dereceden hareketli ortalama modu:

$$y_t = \mu + u_t + \theta_1 u_{t-1} + \theta_2 u_{t-2} + \dots + \theta_q u_{t-q}$$

Geri vites operatörü (L^1) denklemleri kullanıldığında genel ifade şu şekildedir:

$$y_t = \mu + \sum_{i=1}^q \theta_i L^i u_t + u_t$$

Otoregresif Süreci/Modeli (AR): Otokorelasyonlu ve rasgele bileşenlere sahip olan bu model, kendi gecikmeli değerlerinin bir fonksiyonu şeklindedir. Serideki şimdiki değeri, serinin geçmiş değerlerinin doğrusal toplamına ve hata terimine

bağılıdır. AR işlevine bir parametre olarak geçmiş dönem gözlem değeri sayısı (p) bulunmaktadır. Buna göre eğer bir adet geçmiş gözlem var ise AR(1) birinci dereceden, iki adet geçmiş gözlem var ise AR(2) ikinci dereceden bir otoregresyon modelidir. Genel ifade şu şekildedir:

$y_t = t$ zamanda açıklanacak değer

$\mu =$ sabit terim

$\phi =$ her parametrenin p katsayısı

$u_t = t$ zamanda hatalar

$p =$ otoregresif parametrelerin sayısı

$$y_t = \mu + \phi_1 y_{t-1} + \phi_2 y_{t-2} + \dots + \phi_p y_{t-p} + u_t$$

AR(p), u_t 'nin beyaz gürültü bozulma terimi olduğu denklemin ifadesi şu şekildedir:

$$y_t = \mu + \sum_{i=1}^p \phi_i y_{t-i} + u_t$$

Geri vites operatörü (L^1) denklemini kullanıldığında genel ifade şu şekildedir:

$$y_t = \mu + \sum_{i=1}^p \phi_i L^i y_t + u_t$$

AR(p) modelinin durağanlık koşulunu sağlaması için genel ifade şu şekildedir:

$$|\phi_p| < 1$$

Seride bulunan geçmiş değerler sahip olduğu bilgi ile serinin gelecek değerleri üzerine oluşturacağı ön raporda büyük önem taşımaktadır. Ancak, AR modeli, tek

değişkenli zaman serileri yani trend ve mevsimsel gibi bileşenlerin olmadığı zaman serileri için uygun bir yöntemdir (Box vd. 2016, 54-69).

ARMA Süreci, ARMA ve ARIMA Modeli: Otoregresif (AR) ve hareketli ortalamalar (MA) olarak iki ayrı bileşenden oluşan ARMA, durağan olan zaman serilerini temsil etmektedir. Diğer adıyla Box-Jenkins modelleri olarak bilinen ARMA, adını iki ünlü istatistikçi (George E. Box (Wisconsin Üniversitesi) ve Gwilym M. Jenkins (Lancaster Üniversitesi)) almıştır. Otokorelasyon var ise kullanılan ARMA p+q adet parametre içermektedir ve ARMA (p,q) süreçlerini içeren karma modellerde parametre sayısı da fazladır. Genel ifadesi şu şekildedir:

$y_t = t$ zamanda açıklanacak değer

$\mu =$ sabit terim

$\phi =$ her parametrenin p katsayısı

$u_t = t$ zamanda hatalar

$p =$ otoregresif parametrelerin sayısı

$q =$ gecikmeli tahminin neden olduğu hataların/kalıntıların sayısı

$\theta =$ her parametrenin q katsayısı

$$y_t = \mu + \phi_1 y_{t-1} + \phi_2 y_{t-2} + \dots + \phi_p y_{t-p} + \theta_1 u_{t-1} + \theta_2 u_{t-2} + \dots + \theta_q u_{t-q} + u_t$$

Otoregresif bir süreç şunları içerir:

- Geometrik olarak azalan bir otokorelasyon fonksiyonu
- Kısmi otokorelasyon fonksiyonun sıfır olmayan bir dizi noktası = AR sırası.

Hareketli ortalama süreci şunları içerir:

- Otokorelasyon fonksiyonu sıfır olmayan noktalarının sayısı = MA sırası
- Geometrik olarak zayıflayan bir kısmi otokorelasyon fonksiyonu

Otoregresif hareketli ortalama süreci şunları içerir:

- Geometrik olarak azalan bir otokorelasyon fonksiyonu
- Geometrik olarak zayıflayan bir kısmi otokorelasyon fonksiyonu

ARMA (1,1) sürecinde durağanlık otoregresif kısma bağlı iken çevrilebilir olması sürecin hareketli ortalama kısmına bağlıdır.

$$\text{Durağanlık: } |\phi_p| < 1$$

$$\text{Çevrilebilir: } |\theta_p| < 1$$

ARIMA Modeli: Trend, mevsimsel ve konjonktürel dalgalanmalar ya da buna benzer tesadüfi etkenler, serilerin durağanlığını bozmaktadır. Bu durağan olmayan zaman serilerinin modellenebilmesi için durağanlığın sağlanması gerekmektedir. ARIMA, fark alma işlemi ile durağan hale dönüştürülerek serilere uygulanan entegre bir modeldir. Fark alma işleminde fark alma derecesi (d) 1 ya da en fazla 2 değerini alarak d kez orijinal bir verideki bir ARIMA(p,d,q) modeline eşdeğerdir.

p = otoregresif parametrelerin sayısı

d = dahil olan farkların sayısı

q = gecikmeli tahminin neden olduğu hataların/kalıntıların sayısı

ϕ = her parametrenin p katsayısı

θ = her parametrenin q katsayısı

α = sıfırdan bire bir aralıkta olan üstel yumuşatma parametresi

ω_t = farkı alınmış seri

Genel ifade şu şekildedir (Illukkumbura 2021, 71-75):

$$\omega_t = \mu + \phi_1 \omega_{t-1} + \dots + \phi_p \omega_{t-p} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q}$$

Vektör Otoregresif Modeller (VAR): VAR'lar Christopher Sims (1980) tarafından tek değişkenli AR modellerini genelleştiren bir model olarak

popülerleştirilmiştir. VAR'lar genellikle büyük ölçekli eşzamanlı denklem yapısal modellerine bir alternatif olarak savunulmaktadır. Diğer bir deyişle bir tür melez olarak kabul edilebilecek bir sistem regresyon modeli olan Var'larda kabul edilebilecek en basit durum, iki değişkenli VAR'dır. Buna göre; her biri mevcut değerleri, her iki değişkenin önceki k değerlerinin farklı kombinasyonlarına ve hata terimlerine bağlı olan sadece y_{1t} ve y_{2t} iki değişken vardır (Sims, 1980).

Otoregresyon modelleri zaman serisi kendi gecikmelerinin lineer bir birleşimi olarak modellenmiştir. Yani, serinin geçmiş değerleri, şimdiki ve geleceği tahmin etmek için kullanılır. Ancak VAR modelinde her bir değişken, kendisinin geçmiş değerleri ile sistemdeki diğer değişkenlerin geçmiş değerlerinin doğrusal bir birleşimi olarak modellenir. Birbirini etkileyen birden fazla zaman serisi mevcuttur. Değişken başına bir zaman serisi içeren bir denklem sistemi olarak modellenmiştir.

Genel ifade şu şekildedir:

$$y_{1,t} = a_1 + \beta_{11,1}y_{1,t-1} + \beta_{12}y_{2,t-1} + u_{1,t}$$

$$y_{2,t} = a_2 + \beta_{21,1}y_{1,t-1} + \beta_{22}y_{2,t-1} + u_{2,t}$$

Burada $y_{1,t-1}$ ve $y_{2,t-1}$ sırasıyla $y_{1,t}$ ve $y_{2,t}$ zaman serilerinin ilk gecikmesidir. Buna göre $y_{1,t}$ ve $y_{2,t}$ serileri durağan olmalı, hata terimleri olan u_{1t} ve u_{2t} sırasıyla standart sapmaları ile beyaz gürültü olmalı ve u_{1t} ve u_{2t} birbirinden bağımsız olmalıdır (machinelearningplus.com, 07.07.2019).

Otoregresif Koşullu Heteroskedastik Modeller (ARCH) ve Genelleştirilmiş ARCH Modelleri (GARCH): Otoregresif Koşullu Değişen Varyans (ARCH), Engle (1982) tarafından koşullu varyansın zamana bağlı olarak değişimine izin veren ve belirli bir zaman için serilerin varyansını öngörmeyi sağlayan volatilité ölçümü oldukça karmaşık bir yöntemdir. Burada finansal zaman serilerinin hatalarının varyansının sabit olmadığı varsayılmaktadır. Regresyon modellemesi ve zaman serisi

modellemesinde genellikle *et* dağılımının seri olarak ilişkisiz olduğu varsayılır. Oynaklığı (σ) tahmin etmenin amacı ise gelecekteki yatırım ve getiriler üzerine karar vermek için finansal konulardaki riski tahmin etmektir.

Engle (1982)'in çalışmasından hareketle, birinci dereceden otoregresif model, kare hataları yani hatanın koşullu varyansı σ_t^2 , karesi alınmış hatanın hemen önceki değerine bağlıdır ve genel ifade şu şekildedir:

$$a_t = \sigma_t u_t$$

Burada $\{u_t\}$, ortalama sıfır ve varyans 1 olan bir iid rastgele değişkenler dizisi, a ise bilinmeyen parametre vektörünü göstermektedir. σ_t^2 , ARCH modelinde kullanılan koşullu varyansı; q ARCH sürecinin derecesini, a ise bilinmeyen parametrelerin vektörünü ifade eder.

$$\sigma_t^2 = a_0 + a_1 u_{t-1}^2 + a_2 u_{t-2}^2 + \dots + a_q u_{t-q}^2$$

$a_0 > 0$, $a_i \geq 0$, $i = 1, \dots, q - 1$ ve $a_q > 0$ ve Koşullu varyansın σ_t^2 pozitif olmasını sağlamak için parametre kısıtlamaları uygulanır.

ARCH modeli oynaklığın tahmini üzerine parametrik bir yapı önermesine rağmen sadece koşullu varyansın nasıl davrandığını belirlemekte; ancak zaman serilerindeki değişimlerin kaynağının anlaşılmasına yeni bir katkıda bulunmamaktadır. Ayrıca finansal getirilere gelen büyük şoklara verdiği yavaş tepkilerden dolayı oynaklığı olduğundan daha büyük olabilmektedir. ARCH modelleri tahmin edilirken koşullu varyanstaki fazla parametreler modelin kullanımını zor hale getirerek negatif tahmini değere sahip parametrelerin olma olasılığına neden olmaktadır. Bu zorluk karşısında Genelleştirilmiş ARCH (GARCH) modeli, ARCH modeline gecikme terimlerinin eklenmesiyle genelleştirilerek Bollerslev (1986) tarafından önerilmiştir. GARCH bir volatilité ölçüsü olmanın yanında, şokların etkisinin volatilité üzerinde kalıcı olup olmadığını gösteren bir yöntemdir. Koşullu varyans denklemi şu şekildedir:

$$\sigma_t^2 = a_0 + a_1 u_{t-1}^2 + \beta \sigma_{t-1}^2$$

GARCH(p,q) modelinin genel ifadesi şu şekildedir:

$$\sigma_t^2 = a_0 + \sum_{i=1}^q a_i u_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j \sigma_{t-j}^2$$

GARCH (p,q) modeli aşağıdaki koşulları sağlamalıdır.

$$p > 0, \quad q \geq 0$$

$$a_0 > 0, \quad a_i \geq 0, \quad i = 0,1,2, \dots p$$

$$\beta_j \geq 0, \quad j = 0,1,2, \dots q$$

Dikkat edilecek olursa GARCH (p,q) süreci q= 0 için ARCH (p) modeline eşit olacaktır. Eğer p=q=0 alınırsa u_t , basit beyaz gürültü sürecine eşit olacaktır (Box vd. 2015, 365-370).

2.5.2. Yapay Zekâ ve Sezgisel Algoritma

Pay senedinin tahmin edilmesine yönelik geliştirilmiş bir diğer yöntem ise Makine Öğrenmesi adı altında geliştirilmiş Yapay Sinir Ağları, Bulanık Mantık Çıkarım Sistemleri, Regresyon Analizi, Derin Öğrenme gibi çeşitli tahmin yöntemleridir (Yiğiter ve Sarı, 2017: 1-3). Bu yöntemlerin tamamı, verileri üreten temel işlevin yaklaşık bir tahminini oluşturmak için bir dizi örnek kullanmaktadır. Doğrusal olmayan yapay zekâ yöntemleri tahmin, sınıflandırma ve kümeleme işlemlerinin kapsayan birçok problemin çözülmesinde kullanılmakta ve oluşturulan modeller ile daha başarılı tahminlerde bulunmayı amaçlamaktadır (Doğan 2006, 17).

Çalışmanın konusunu oluşturan yapay zekâ ve sezgisel algoritma hakkında detaylı bilgi üçüncü bölümünde detaylı olarak verilecektir.

2.6. Portföy Kuramı

Yatırım kararlarının nasıl ve hangi gerekçelere dayandırılarak alınması gerektiği konusu iktisat alanında her zaman önemli olmuştur. Tek bir yatırım aracıyla

yapılacak olan yatırımların, o aracın geleceği ne kadar güvenilir olursa olsun, çok düşük bir getiriye ya da yüksek bir riske denk gelmesi gerçeğinden sonra yatırımlar ile ilgili, aynı ya da farklı araçların değişebilir yüzdelere yer aldıkları bir sepet oluşturma düşüncesi yaygınlaşmıştır. Yatırım araçlarının ortak bir sepette toplanmasıyla riskin dağıtılması sağlanmaktadır (Topal ve İlarıslan 2009, 219). Portföy teorilerinden geleneksel portföy yaklaşımı, 1950’li yıllara kadar yaygın olarak kullanılan, bilimsel bir dayanağı olmamasına rağmen uygulama kolaylığından dolayı yatırımcılar tarafından tercih edilen bir yaklaşımdır. Bu teoriye göre hareket eden yatırımcılar değişik sektörlerle göre menkul kıymet seçimi ve aşırı çeşitlendirme yapmaktadır. Bunun olumlu bir etki yapacağı varsayılmakta ve bu yaklaşımla da maksimum fayda sağlanması ve sistematik olmayan riskin dağıtılması amaçlanmaktadır (Doğukanlı ve Borak 2018, 77). Geleneksel portföy yaklaşımında, portföye alınacak olan menkul kıymetler arasındaki ilişkiler dikkate alınmamakta ve menkul kıymet seçiminde sayısal yöntemlere çok fazla yer verilmemektedir. Geleneksel portföy yönetiminde, portföy yönetim süreci takip edilir. Bu sürecin yatırım analizi aşamasında ekonomi analizi yapılmaktadır. Portföyün seçimi aşamasında menkul kıymet çeşitlendirmesi için temel analiz ve teknik analiz gibi geleneksel yöntemlerden yararlanılmaktadır (Eser 2010, 37).

Geleneksel portföy yaklaşımı olarak adlandırılan yöntemin yetersizliklerini, 1950 yılında Harry Markowitz Modern Portföy Teorisi ile ortaya koymuştur. Markowitz, portföy sürecini bilimsel bir tabana ve sistematığa oturarak portföy riski ve getirisinin nasıl hesaplanacağı tespit etmiş ve varlıklar arasındaki ilişkiyi dikkate alarak portföye varlıklar eklemiştir. Markowitz, portföyü oluşturan finansal varlıkların getirileri arasındaki ilişkileri inceleyerek riskin yönetimini kolaylaştırmıştır (Deniz 2018, 468).

Modern portföy teorisinin varsayımları aşağıda özetlenmiştir (Akyer 2016, 14-15).

- Yatırımcılar rasyoneldir ve belirli bir gelir veya para seviyesiyle getiri faydalarını maksimize edecek şekilde davranırlar.
- Yatırımcılar getiri ve risk hakkında güncel bilgilere ve ücretsiz erişime sahiptir.

- Piyasalar bilgileri hızlı ve mükemmel bir şekilde özümsemektedir.
- Yatırımcılar riskten kaçınırlar. Riski en aza indirmeye ve getiriye en üst düzeye çıkarmaya çalışırlar.
- Yatırımcılar kararlarını, beklenen getiri ve varyans veya sadece getirilerin standart sapmasına dayandırır.
- Belirli bir risk seviyesi için yatırımcılar düşük getirilere göre yüksek getirileri tercih ederler.

Bu varsayımlar altında, başka bir varlık veya varlık portföyü aynı risk ile daha yüksek beklenen getiri veya aynı beklenen getiri ile daha düşük risk sunmuyorsa, tek bir varlık veya varlık portföyünün verimli olduğu kabul edilir (Akyer 2016, 14-15).

2.7. Portföy ile İlgili Temel Kavramlar

Portföy, kişi ya da kuruluşlar tarafından kazanç sağlamak için bir veya birden fazla yatırım aracının bir araya getirilmesi ile oluşturulan bir yatırım derlemesidir. Yatırımcıların istedikleri gibi tasarruf ettiği yatırım araçları birbirleri ile etkileşim içerisinde ve kendine özgü nitelikleri vardır. Portföyün yapısı ve portföyün yönetimi yatırımcıların risk alma eğilimlerine, likidite tercihlerine ve sağlayacağı getiri oranlarına göre değişiklik göstermektedir (Akdağ 2017, 3-5).

2.7.1. Risk Kavramı

Riskin genel tanımı; sonucun bilinmediği bir duruma kendini sokmanın ardından gerçekleşmesi olası tehlikeleri ifade eder. Ancak bu ifade finans alanında kullanım amaçlarına pek uymamaktadır. Risk; finansal anlamda bir finansal varlığın gerçekleşen getirisinin, beklenen getirinin altında kalma olasılığı ile birlikte olası kazançlar ile de ilişkilidir. Bu nedenle risk, belli bir dönemde, bir karşılaştırma ölçütüne göre değerlendirilen yatırımın gelecekteki getirisi hakkındaki belirsizliğin ölçüsü olarak tanımlanmaktadır (Gallati 2003, 7-8).

Sistemik risk (pazar riski) ve sistematik olmayan risk (firma riski), pay senetlerinin toplam riskini oluşturan iki unsurdur. Sistemik riski oluşturan kaynakları; pazar riski, faiz oranı riski, enflasyon riski gibi sosyal, ekonomik ve politik

çevreler oluşturmaktadır. Tüm yatırımların getirilerini etkileyen sistematik risk aynı anda yatırımcı ve firmayı da etkilemektedir. Sistematik risk yatırımcıların kontrol edemediği, çeşitlendirme ile azaltamadığı ya da yok edemediği bir risk türüdür (Kurosaki ve Kim, 2013: 184). Sistematik olmayan risk ise belli bir sektöre ya da firmaya özgü risklerdir. Sistematik olmayan riski oluşturan kaynakları; firmanın reklam kampanyalarının başarısı, ürünlerine yönelik tüketici tercihlerinin azalması ya da artması, üretim faaliyetlerini etkileyecek doğal afetler, yasal prosedürlerin sonuçları, grevler, yönetim değişikliği vb. oluşturmaktadır. Tüm sektör ve firmalar için aynı anda ortaya çıkan bir risk türü olmadığı için yatırımcılar portföylerini çeşitlendirerek riski azaltabilirler (Dawson 2013, 7).

Bir yatırımdan gelecekteki olası getirilerin ne olacağı bilinmese de tüm getiri olasılıkları listelenmeye çalışılır ve bu bilgi işlem riskinin zor ama vazgeçilmez bir parçasını oluşturur. Burada yatırım riskinden bahsedilecek olursa en doğru soru “neye göre” olmalıdır. Belirli bir yatırım stratejisiyle ilişkili riski bilmenin en iyi yolu, diğer stratejilerle ilişkili risklerle kıyaslamak olacaktır. Riskin ne olduğu bilinirse olasılık teorisinin bazı temel araçları kullanılarak risk ölçümü yapılır. Risk göstergelerinden bazıları varyans ve standart sapma, yarı varyans, değişkenlik katsayısı ve ortalama mutlak sapma olarak sıralanabilir. Bir pay senedine yapılacak yatırım riskinin hesaplanması için kullanılan en yaygın yöntem; pay senedinin geçmişteki fiyat hareketlerinin varyansı, standart sapması ya da değişim katsayısının hesaplanmasıdır (Jia ve Dyer 1996, 1691-1705). Pay senedinin beklenen getirilerinin olasılık dağılımı formülü şu şekildedir:

$$\sigma = \sqrt{\sum_{i=1}^n (R_i - E[R])^2 \times P_i}$$

$$\sigma^2 = Var(R),$$

$$Var(R) = \text{hisse senedinin varyansı},$$

$$\sigma = \text{hisse senedinin standart sapması},$$

R_i = hisse senedinin i 'ninci getirisi,

$E[R]$ = hisse senedinin beklenen getirisi,

P_i = hisse senedinin i 'ninci getirisinin gerçekleşme olasılığı.

Standart sapma ya da varyansın yüksek olması, pay senedinin riskinin yüksek olduğu anlamına gelmektedir.

Değişim katsayısı ise her birim getiri için riski ölçer ve bir yatırımın diğer yatırımlarla karşılaştırılması için çok uygun bir ölçüttür. Değişim katsayısının genel ifadesi şu şekildedir:

$$DK = \frac{\sigma}{E[R]}$$

Her birim getiri başına düşen risk, ne kadar yüksekse yatırımın riski bir başka yatırımın riskine kıyasla daha yüksek olacaktır (Cox ve Sadiraj 2008, 387-393).

2.7.2. Beklenen Getiri Kavramı

Beklenen getiri; Bir finansal varlığın risk altında belirli bir dönem sonra sağlayacağı getiridir. Beklenen getiri hesaplaması bir finansal varlığın olası tüm getirilerin ağırlıklı ortalamasıdır. Tek dönemlik getiri, yatırımcının servetinin bir dönemdeki artış hızını göstermektedir. Dönemlik getiri; pay senedinin dönem sonu fiyatından dönem başı fiyatı çıkarılıp temettü geliri ile toplanır ve sonra pay senedinin dönem başı fiyatına bölünerek bulunur. Ortalama getiri ise; birden fazla dönemin getiri oranlarının ortalamasının alınması ile hesaplanır (Abay 2013, 180-181).

Bir dönemlik getiri hesaplaması yatırımcının belirli bir dönem içindeki servetindeki değişikliği vermektedir.

r = Getiri Oranı

D_t = Temettü ödemesi

P_t = Hisse senedinin dönem sonu fiyatı

P_{t-1} = Hisse senedinin dönem başı fiyatı , olmak üzere bir pay senedi yatırımı için formül şu şekilde gösterilebilir:

$$r = [(P_t - P_{t-1}) + D_t]/P_{t-1}$$

Beklenen getiri,

$E(R_i) = i$ varlığın beklenen getiri oranı

$R_{ij} = j$ durumunu geröekleşmesi durumunda i varlığının beklenen getirisi

$P_j = olasılık$, olmak üzere genel ifadesi şu şekildedir:

$$E(R_i) = \sum_{j=1}^n R_{ij}P_j$$

2.7.3. Portföyün Beklenen Getirisi ve Risk

Bir portföyün beklenen getirisi, portföyü oluşturan menkul kıymetlerin getirilerinin ağırlıklı ortalamasıdır. Bir portföyün riski ise, portföyü oluşturan menkul kıymetlerin değerlerinin standart sapmalarının ağırlıklı ortalamasından daha düşük bir değeri ifade etmektedir. (Pala 2019, 5-6).

Portföyün beklenen getiri oranı şu şekildedir:

$$E(R_p) = \sum_{i=1}^n x_i E(R_i)$$

$E(R_p) = portföyün beklenen getiri oranı$,

$E(R_i) = i$ varlığının beklenen getiri oranı,

$x_i = i$ varlığının portföy içindeki ağırlığı.

Menkul kıymetlerin riskleri, tek tek standart sapma ve varyans ile ölçülebilirken iki veya daha fazla menkul kıymetin riski kovaryans ile hesaplanmaktadır (Brentani, 2004: 20-22). İki rastgele değişken arasındaki ilişkinin istatistiksel bir ölçüsü kovaryanstır. Bu istatistiksel kavram, bir menkul kıymetin fiyat hareketinin diğer menkul kıymetlerin fiyat hareketiyle ilişkili olduğu durumu analiz etmek için uygulanmaktadır. Korelasyon katsayısı, iki rastgele değişken arasındaki ilişkinin bir başka istatistiksel ölçüsüdür ve kovaryanstan türetilmiştir. Kovaryans hesaplaması ile elde edilen değerin büyüklüğü yorumlamayı zorlaştırmaktadır. Bu nedenle çeşitlendirilmiş bir portföyün dikkate alınan tüm menkul kıymetler arasındaki korelasyon katsayılarının bilinmesi gerekmektedir (Francis ve Kim 2013, 18-19).

Kovaryansın genel ifadesi şu şekildedir:

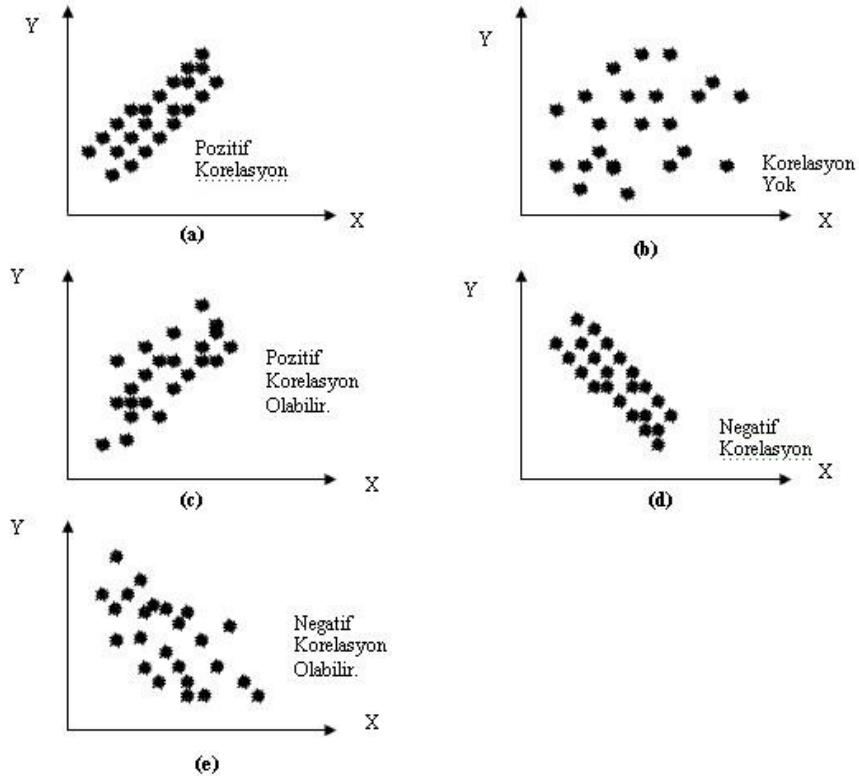
$$\sigma_{i,k} = \sum_{j=1}^n P_j [(R_{ij} - E(R_i))(R_{kj} - E(R_k))]$$

$\sigma_{i,k}$ = i ve k varlıkların getiri oranlarının kovaryansı.

Korelasyon katsayısı genel ifadesi şu şekildedir:

$$\rho_{i,k} = \frac{\sigma_{i,k}}{\sigma_i \sigma_k} \quad -1 < \rho_{i,k} < +1$$

$\rho_{i,k}$ = i ve k varlıklarının getiri oranlarının korelasyonu.



Şekil 11. Korelasyon Grafikleri

Kaynak: Öztürk E., 27 Haziran 2020, Veri Bilimi Okulu, <https://www.veribilimiokulu.com/korelasyon-analizir-nedir/>, Erişim Tarihi: 25.08.2021

Korelasyonun pozitif olması, iki menkul kıymetin aynı yönde hareket etme eğilimi gösterdiğini ve pay senetlerinden birinin getirisi artarken diğerinin de arttığını ya da tam tersi durumu ifade etmektedir. Korelasyonun negatif olması ise, iki menkul kıymetin ters yönde hareket etme eğilimi gösterdiğini ve pay senetlerinden herhangi birinin getirisi arttığında, diğerinin getirisinin düştüğünü ifade etmektedir. Korelasyon sıfırda, varlık getirileri arasında doğrusal bir ilişki yoktur. Korelasyonun mutlak değeri ne kadar büyük olursa, varlık getirileri arasındaki ilişki o kadar güçlü olur (Schulmerich vd. 2015, 42-45).

Bir yatırım hakkında sadece ortalama getirinin ölçüsüne sahip olmak yeterli değildir. Aynı zamanda sonuçların ortalamadan ne kadar farklı olduğuna dair bir ölçüye sahip olmak da yararlıdır. Sapma ölçütlerinde ortalama kare sapmaya varyans, varyansın karekökü ise standart sapma olarak adlandırılır (Karan 2018, 143). İkinci özelliğe ihtiyaç duyulmasının nedeni bir ortalamanın tek başına bir süreci yeterli açıklayamamasıdır (Elton vd. 2014, 45-46).

Bu nedenle elde edilen getirilerinin ortalamadan ne kadar saptığı aşağıdaki formül ile hesaplanır:

$$\sigma_p = \sqrt{\sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^n x_i x_k \sigma_{i,k}}$$

2.7.4. Volatilite

Piyasa fiyatı riski olarak bilinen volatilite (oynaklık), getirilerin ortalama bir değer etrafında dalgalanma riskidir. Finans dünyasında, standart risk ölçüsüne oynaklık denir (Karahan, 2015: 32). Oynaklık yüksek iken tamamen olumsuz, düşük iken tamamen olumlu olduğuna dair bir yargıya ulaşmak zordur. Çünkü yüksek volatilitenin yüksek kazanç sağladığı düşüncesi, akıllı yatırımcılar için bir avantaj kapısı olabildiği gibi risk almaktan hoşlanmayan yatırımcıların varlığında ise talep düşmektedir (Tuna ve İsabetli 2014, 23).

Yatırımcılar gelecekte elde etmeyi düşündükleri getiriler için volatil bir yapıda belirsizlik ve risk altında karar vermeye çalışır. Riske karşı kendini güven altına almak isteyen yatırımcılar için oynaklığın ölçülebilmesi önem arz eder. Güven faktörü pay

senedi piyasalarında önemli bir kavramdır. Piyasaya olan güven, yatırımcıların daha fazla risk alarak pay senedi satın alma işlemlerini gerçekleştirmesini ve dolayısıyla piyasanın yükselmesini sağlamaktadır. Bu nedenle oynaklığın değerlendirilmesinde yatırımcının piyasaya duyduğu güven de göz önünde bulundurulmalıdır (Gülay, 2013: 14). Türkiye gibi finansal piyasa gelişimini tam sağlayamamış ülkelerdeki siyasi ve ekonomik belirsizlikler yatırımcıların risk algısını artırabilmektedir. Oluşan belirsizlik ve yüksek volatilité, finansal piyasaların gelişmesine engel olabilmektedir. Bir piyasadaki riski anlamak için volatilitenin ölçülmesinin yanı sıra makro ekonomideki dengesizlikler, ekonomideki belirsizlikler, savaş, siyasi istikrarsızlık gibi volatilitéye neden olan faktörleri de bulup değerlendirmek önemlidir (Çavdar 2017, 697).

Finansal piyasalarda volatilitenin hesaplanması ve öngörüsü için çok sayıda model bulunmaktadır. Tarihi volatilité modelleri, pay fiyatındaki önceki dalgalanmaların bir ölçüsü olup her yeni bilgi karşısında serilerin ortalama, varyans ve kovaryansının zaman boyunca değişmediği, getiri serilerinin durağan olduğu varsayımına dayanır. Tarihi volatilité modellerini; rassal yürüyüş (random walk), ortalama hareketli ortalama, üssel düzeltme, üssel ağırlıklı hareketli ortalama ve basit regresyon oluşturmaktadır (Telçeken 2014, 32-37).

Tarihi volatilité modellerinin bağımsız ve özdeş dağılımın varsayımına eleştirel olarak varyansın zamana bağlı olarak değiştiğini ve dolayısıyla değişimin volatilitéyi de etkilediğine yönelik koşullu değişken varyans modelleri ARCH ve geliştirilmiş GARCH modelleri ortaya atılmıştır (Box vd. 2015, 362-368). Şahin ve Öncü (2015), “Volatilité Alanında Yapılmış Lisansüstü Tezlere Yönelik Bir İçerik Analizi” çalışmasında Türkiye’de 133 lisans üstü tezde kullanılan volatilité hesaplama yöntemi ile ilgili en çok kullanılan yöntemin %66,65 oran ile GARCH modeli olduğunu ifade etmiştir.

ÜÇÜNCÜ BÖLÜM

3. YAPAY ZEKÂ UYGULAMALARI ve FİNANSAL HİZMETLERDE YAPAY ZEKÂ UYGULAMALARININ ÖNEMİ

3.1. Yapay Zekâ (AI) Taksonomisi

Yapay Zekâ (AI), veriye dayalı zekâ ve kendi kendine öğrenme yeteneklerini kullanarak insanların karar alma ve yeni bilgileri öğrenmek için kullandığı bilişsel yeteneklerini yüksek doğruluk ve hızla taklit eden genel bir teknoloji sınıfıdır (Pirim 2006, 82). Yapay zekâ teknolojisi çeşitlidir ve bir dizi alt grubu kapsamaktadır. Ancak son yıllarda yapay zekânın (AI) ve özellikle AI'nın alt grubunda yer alan makine öğreniminin (ML) hem pratikte hem de akademik alanda popülaritesi artmıştır. Genişleyen verilerin varlığı, büyük miktardaki bu verilerin işlenmesinde geleneksel istatistik tekniklerin yetersiz kalmasına ve verimsiz performans göstermesine neden olmuştur. Verilerin altında gizlenen model ve bilgi hakkında faydalı içgörülerin keşfetmek için araştırmacılar daha etkili araçlar bulmaya yönelmişlerdir (Sarvari vd. 2016, 1131).

İnsanın bilişsel işlevlerini taklit edebilen “yapay zekâ” ve “makine öğrenimi” anahtar kelimeleri araştırmalarda önemli ölçüde artış göstermiştir. Yapay zekâ istatistiksel veya ekonometrik modelleme teknikleri şeklinde finans dünyasında uzun süredir var olsa da özellikle bilgisayar işleme ve depolama kapasitesinin artması, yapay zekâ modellerini eğitmek için kullanılabilecek verilerin hacmi ve genişliğinin artması, yapay zekâ algoritmalarının iyileştirilmesi; yapay zekâ tekniklerinin finansal alanda kullanımını daha olanaklı hale getirmiştir (Bartram vd. 2020, 4-5).

YSA'ların aşağıdaki özellikleri, bu çalışmada amaçlanan tahmin görevinde kullanılmasını değerli ve çekici kılmaktadır.

- Geleneksel model tabanlı yöntemlere karşıdır.
- Örneklerden öğrenir, deneyimden ve temeldeki ilişkiler bilinmese veya tanımlanması zor olsa bile veriler arasındaki ince işlevsel ilişkileri yakalar.
- Gerçek dünya sorunlarını çözmenin pratik ve uygulanabilir yoludur

- YSA'lar, örnek veriler gürültülü bilgiler içerse bile verilerin görünmeyen kısmını genelleleyebilir ve doğru şekilde çıkarsama yapabilir.
- YSA'lar evrensel işlevsel tahminicilerdir ve bir istenilen doğruluk için sürekli fonksiyondur.
- YSA'lar doğrusal değildir. Gerçek dünya sistemleri de genellikle doğrusal değildir. Mevcut doğrusal olmayan modeller, temel yasa hakkında çok az bilgiye sahiptir. Veri serileri için açık ilişkiden yararlanma konusunda sınırlıdır. Ancak YSA'lar, girdi ve çıktı değişkenleri arasındaki ilişki hakkında önceden bilgi sahibi olmadan doğrusal olmayan modelleme yapma kapasitesine sahiptir (Devadoss ve Ligorı 2013, 283-291).

Bu bölümde çalışmamızı kapsayan yapay zekâ tekniklerinden ve algoritmalarından bahsedilecektir.

3.1.1. Makine Öğrenimi (ML)

Makine Öğrenimi (ML); makinelerin veri setlerini analiz etmesine, toplanan bilgileri öğrenmesine ve sonuçları tahmin etmesine olanak tanıyan bir bilgi işlem sınıfını ifade etmektedir. Makine öğrenimi, bir bilgisayarın önceki verilerle öğrenmiş olduğu kalıplar ile yeni girdileri tanımlamak için eğitildiği bir süreçtir. Eğitilen bir makinenin sonraki veri setlerinin tahminlerini güvenilir bir şekilde bulması beklenir. Makine öğrenimi uygulamaları hem kendi kendine hem de insan tarafından eğitilebildiği gibi, her ikisinin bir kombinasyonu ile de eğitilebilmektedir. Eğitildikten sonra tahmin yapabilen bir veri modeli ortaya çıkar ve modelin eğitildiği veriler, analiz edilecek veri setlerini ne kadar doğru temsil ediyorsa algoritmanın hesapladığı sonuçlar da o kadar doğru olacaktır.



Şekil 12. Yapay Zekâ, Makine Öğrenimi ve Derin Öğrenme Arasındaki İlişki

Kaynak: Küşbeci, P. (2021). İşletmelerde Yapay Zekâ. 1. Baskı, Ankara: Gazi Kitapevi, s.43-50.

Şekil 12’de yapay zekâ, makine öğrenimi ve derin öğrenme arasındaki ilişki verilmiştir. Buna göre makine öğrenimi türleri denetimli, denetimsiz ve pekiştirmeli öğrenme olarak üç tür algoritmaya ayrılmaktadır. Denetimsiz öğrenme, verilerin analizi ile kalıpları tanımlayarak onların korelasyonları ve ilişkilerini belirlerken pekiştirmeli öğrenme ise düzenli öğrenme süreçlerine dayanan deneyimlerden sağladığı geri bildirimleri kullanarak ve farklı seçenek ve olasılıkları keşfederek en uygun sonuca ulaşmaya çalışır. Denetimli öğrenme, makinenin örnek olarak öğretilmesidir. Yeni gözlemleri kategorilere ayırır, değişkenler arasındaki ilişkileri tahmin eder ve anlar. Ayrıca geçmiş ve şimdiki verilere dayanarak gelecek ile ilgili tahminlerde bulunur (Bonaccorso 2017, 6-14). Bu çalışmada denetimli öğrenme tekniği kullanılmıştır.

3.1.2. Çalışmada Kullanılan AI/ML Teknikleri

ML, finanstaki birçok uygulamasında bir dizi tekniğe sahiptir. Bu çalışmada yapay sinir ağları (YSA), derin öğrenme (DL), doğal dil işleme (NLP), destek vektör makineleri (SVM), ayrık dalgacık dönüşümü (DWT), uzun kısa süreli bellek (LSTM) ve Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO) AI/ML tekniklerinden faydalanılmıştır.

Tablo 2. Çalışmada kullanılan AI/ML Tekniklerinin Özeti

Derin Öğrenme (DL)	Derin Öğrenme (DL), beyin yapısına benzeyen, büyük hacimli veri kümelerinin üst düzey soyutlamalarını çözebilen, istatistik ve tahmine dayalı modellemeyi içeren gelişmiş bir ML tekniğidir. DL, Büyük miktardaki veri setini anlamak ve kullanmak için makineleri ve yazılım uygulamalarını eğiten bir tekniktir. Geleneksel makine öğrenimi algoritmaları doğrusal iken, derin öğrenme algoritmaları karmaşık görevlerde kullanılan ve yüksek düzey özellikleri öğrenen bir tekniktir (Lauzon, 2012: 1438-1439).
Yapay Sinir Ağları (ANN)	Yapay sinir ağları, beyindeki karmaşık kontrol ve tanıma sınıflandırma görevlerinde çok başarılı olmasını sağlayan dağıtılmış, öğrenme süreci matematiksel hesaplamalar tarafından motive edilen sistemlerdir. İnsan beyninden ilham alan biyolojik sinir ağı, yüksek oranda birbirine bağlı nöronlardan (işlemci elemanı) oluşmaktadır (Burke ve Ignizio, 1992: 179-180).
Doğal Dil İşleme (NLP)	NLP, örüntü tanıma teknolojilerini kullanarak insan dilinin anlaşılmasını sağlamaktadır. Sözlü ve yazılı konuşmaya uygulanabilen NLP, sözlü konuşmada uygulandığında konuşmayı ayrı kelimelere ayırıştırıp ardından kelimeleri tanımak için karmaşık ön uç işlemeye ihtiyaç duyulmaktadır. Yazılı konuşmaya uygulandığında metni cümlelere ve noktalama işaretlerine göre ayırmak ve kelimelerin anlamları üzerinde işlemek gereklidir. Dil işleme problemleri için ML, DL, istatistiksel analiz ve kural tabanlı yaklaşımlar hibrit şekilde kullanılmaktadır (Chowdhury, 2003: 4-5).

Destek Vektör Makineleri (SVM)	Küçük ve orta ölçekteki veri setleri için olan SVM, nesnelere etiket atamayı örnek olarak öğrenen bir bilgisayar algoritmasıdır. Sınıflandırma veya regresyon için kullanılan denetimli öğrenme modelidir. Basit bir örnek ile açıklanacak olursa daha önce negatif ve pozitif olarak öğretilen ve sınıflandırılan belgelere dayanarak yeni belgeleri negatif ve pozitif olarak gruplara ayırması gibi işlevlerde kullanışlı bir algoritmadır (Noble, 2004: 71-73).
Ayrık Dalgacık Dönüşümü (DWT)	Dalgacıklar, zaman ve ölçekte yerel olan ve genellikle düzensiz bir şekle sahip sinyallerdir. Dalgacık, ortalama değeri sıfır olan, etkin bir şekilde sınırlı süreli bir dalga biçimidir. 'Dalgacık' terimi, sıfıra entegre olmaları gerçeğinden gelir; eksen boyunca yukarı ve aşağı dalgalanırlar. Dalgacıklar, bir sinyaldeki ince detayları ayırabilmenin büyük avantajına sahiptir. Bir sinyali bileşen dalgacıklarına ayırtırmak için bir dalgacık dönüşümü kullanılır. Daha sonra bazı detayları çıkarmak için dalgacıkların katsayıları kırılır (Bruce vd. 2002, 2331–2338).
Uzun Kısa Süreli Bellek (LSTM)	LSTM, minimum zaman gecikmeleri çok uzun olduğunda bile, uzun vadeli bağımlılıkları öğrenirken tipik olarak ortaya çıkan patlayan ve kaybolan gradyan problemlerinin üstesinden gelmek için özel olarak tasarlanmış tekrarlayan sinir ağı sınıfındandır. Özellikleri bakımından zaman serilerinin sınıflandırılmasında, işlenmesi ve öngörülmesinde oldukça uygun tekniklerden biridir (Fischer ve Krauss 2018, 655-658).
Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO)	Doğrusal olmayan problemleri etkin bir şekilde çözebilen evrimsel bir hesaplama tekniğidir. İlk olarak 1995 yılında Kennedy ve Eberhart tarafından geliştirilen yöntem, verilen kısıtlamalara tabi bir aday çözümü yinelemeli olarak geliştirerek bir optimizasyon problemini çözmeyi amaçlamaktadır. Algoritma, çözümleri yerel ve küresel olarak tanımlamak için parçacıkları bir arama alanı etrafında hareket ettirir. PSO başlangıçta insan davranışını analiz etmek amacıyla kullanılmış olsa da o zamandan beri çeşitli bağlamlarda kullanılmıştır (Kennedy ve Eberhart 1998).

Alternatif olarak metin madenciliğinin tekniklerinden biri olan duygu analizi (SA); insanların konular, olaylar, sorunlar, hizmetler, ürünler, kuruluşlar ve bunların nitelikleri gibi varlıklara yönelik duygularını ya da fikirleri üzerinden olumlu, olumsuz ya da tarafsız içeriğe sahip olup olmadığını sorgulayan ve analiz eden bir tekniktir.

Duygu analizinin ön işlemlerinde öncelikle iletideki simge ve noktalama işaretleri temizlenmektedir. Sonra metni kelimelere ayırıp ve her bir kelimenin kökünün bulunarak terim listeleri oluşturulmasıdır. Metin içerisindeki edat, bağlaç ve zamirlerden oluşan durak kelimeler kaldırılarak terim frekansları ve ters doküman frekansları yardımıyla vektör uzay modeli oluşturulur (Yue vd. 2019, 617-620)

Duygu analizi ML'nin altındaki veri madenciliği ve doğal dil işlemenin bir dalını oluşturmaktadır. Doğal dil işlemenin (NLP) tarihi 1950'lerde başlamıştır ancak 2005 yılına kadar insanların görüş ve duygu analizlerine çok az ilgi gösterilmiştir. Ancak son zamanlarda sosyal medyanın aktif kullanımı ve kullanan kişi sayısının hızla artması insanların görüşlerinin çeşitli bilim dallarında incelenmesini daha çekici kılmıştır (Facebook İstatistikleri 2019; Twitter İstatistikleri 2019; Onan 2021, 3).

Bu çalışmada duygu analizinin en önemli iki çıktısı ve ölçeği olan “polarity” ve “subjectivity” ölçeklerini hesaplamak için Patil vd. (2021)'de geliştirdiği duygu analizi yöntemi kullanılmıştır.

3.2. Senaryo Üretimi ve Gelecek Simülasyonu

Farklı pay senetleri göz önünde bulundurduğunda bir portföy oluşturmak için birçok kombinasyon olduğu bilinen bir gerçektir. Her bir kombinasyon bir yatırım senaryosu olarak dikkate alındığında birçok analiz gerektirdiği ve bunun da oldukça zaman alıcı olduğu aşikârdır. Örnek olarak, BIST30'dan seçilmek üzere 5 şirketli bir portföy sepeti için varsayılan 142506 senaryonun incelenmesi gerekmektedir. Bu işlemin otomatik hale getirilmesi halinde yatırımcılara büyük bir kolaylık sağlanması mümkündür ancak analizlerin doğruluğu başka bir tartışma konusudur.

Simülasyon teknikleri, genellikle olasılık kavramıyla çalışan, gerçek dünyaya benzeyen durumlar yaratan senaryo gerçekleştiricileri olarak tanımlanabilirler. Bu araçların en fazla bilineni Monte Carlo simülasyonudur. Monte Carlo simülasyonları, rastgele değişkenlerin müdahalesi nedeniyle kolayca tahmin edilemeyen bir süreçte

farklı sonuçların olasılığını modellemek için kullanılır. Tahmin ve tahmin modellerinde risk ve belirsizliğin etkisini anlamak için kullanılan bir tekniktir. Bir Monte Carlo simülasyonu, finans, mühendislik, tedarik zinciri ve bilim gibi hemen hemen her alanda bir dizi problemin üstesinden gelmek için kullanılabilir. Aynı zamanda çoklu olasılık simülasyonu olarak da adlandırılır.

Bu çalışmada doğrusal senaryo üretimi ve Huo vd. (2021)'de kullandıkları Monte Carlo simülasyonun birleşimi önerilen yapay zekâ algoritması bünyesinde kullanılacaktır.

3.3. AI Endüstrisinin Finans Dünyasındaki Küresel Büyümesi

Bilgisayar teknolojileri, tahmine dayalı modeller oluşturmak için tarihsel verilerde saklı olan bilgileri değerli insan deneyimleriyle birleştirerek dinamik finansal ticaret mimarisinin oluşturulmasında önemli bir rol oynamaktadır. Yapay zekâ ve makine öğreniminin finans piyasalarında benimsenmesi ile piyasaların daha rekabetçi hale geleceği ve tüketici fiyatlarını düşüreceğine dair varsayımlar bulunmaktadır. Büyük teknoloji pazarlarındaki deneyimin aksine, AI ve ML'nin finansal sektörünün genelinde yaygın olarak kullanılması, yoğunlaşacak finansal piyasalarda kısa vadeli önemli değişikliklere yol açma olasılığının olmadığı iddia edilmektedir. Ancak uzun vadede, iki karşıt gücün dengesine bağlı olarak daha fazla yoğunlaşmanın olup olmayacağı anlaşılabılır. Diğer taraftan büyük teknoloji ve finans piyasaları arasındaki sınırların genişlemesi ve hızlanması; yoğunlaşmayı artırabildiği gibi diğer taraftan özellikle düzenleyici zorunlu veri paylaşımı olmak üzere ısmarlama düzenlemelerin önemli ölçüde sıkılaştırılmasına yönelik eylemler, ters yönde bir etkiye de sebep olabilir. Mikro-pazar düzeyinde, AI ve ML'yi benimsemenin etkisinin finansal piyasaların özelliklerine karşı çok hassas olacağı tartışmalıdır. Örneğin; bilgi asimetrisinde meydana gelen herhangi bir azalmanın etkisi, altta yatan asimetriye oldukça duyarlı olabilmektedir (Grout 2021,618-620).

Yapay zekâ, makine öğrenimi, robot danışmanlık, veri analitiği dağıtık kayıt, şifreleme gibi birçok teknolojik alanlar finansal hizmetlerde ön plana çıkan yeni gelişim alanlarını oluşturmaktadır. Özellikle makine öğrenimlerinin finansal analizlere uygulanabilir olması ve iyi performanslar göstermesi bilim insanları arasında daha da ilgi uyandırmış ve bu konuda çeşitli algoritmaları içeren modeller geliştirmişlerdir.

Silva vd. (2015), 2010 yılından 2014 yılına kadar S&P 500 endeksinin varlıklarını ele alarak bir yatırım portföyü seçmek ve optimize etmek için çok amaçlı genetik bir algoritma geliştirmiştir. En iyi şirketleri seçmek için temel ve en iyi giriş noktası için teknik yaklaşımlardan faydalanmıştır. Çalışmanın sonucunda geliştirilen algoritma daha düşük oynaklığa sahip iyi performans göstermiştir.

Chourmouziadis ve Chatzoglou (2016), 1996'dan 2012'ye kadarki süreci oluşturan Atina Menkul Kıymetler Borsası'ndaki günlük verileri teknik analiz ve bulanık mantığının birleşiminden oluşan model ile analiz etmişlerdir. Önerilen metodolojinin kârlılık sonuçları daha yüksek çıkmıştır.

Pan vd. (2017), Haziran 2008'den Nisan 2015' e kadar mevcut S&P 500 hisselerini incelemiştir. Farklı frekanslarda bilgiyi düşünen fiyat dalgalanmalarını tahmin etmek için bir SVM modeli kullanılan çalışmanın sonucunda önerilen modelin taban çizgilerini geride bıraktığı ve pratik uygulamalar için bir seçenek olarak kullanılabileceği ifade edilmiştir.

Baek ve Kim (2018), eğitilmiş ModAugNet modelleri ile S&P 500 ve Korea Composite Pay Senedi Fiyat Endeksi 200' deki verileri kullanarak borsa endeksi tahminlerinde bulunmuştur. LSTM modülü ve LSTM'in olmadığı bir karşılaştırmalı model (SingleNet) kullanmışlardır. Çalışmanın sonucunda LSTM modülünü içeren önerilen modelin mükemmel tahmin doğruluğu olduğu savunulmuştur.

Chatzis vd. (2018), bir borsa krizi olayının olasılığının tahmin edilmesi mekanizmasını içeren çalışmalarında 39 ülkeden günlük pay senedi, tahvil ve para birimi verileriyle farklı makine öğrenme algoritmalarını birleştirmişlerdir. Sınıflandırma ağaçları, destek vektör makineleri, rastgele ormanlar, yapay sinir ağları, derin sinir ağları gibi bir dizi teknikten yararlanılan çalışmaya göre derin sinir ağları mevcut sistemlere göre daha verimlidir. Ayrıca riske duyarlı küresel bir sistemik erken uyarı aracı oluşturmak için uygundur.

Chen ve Hao (2018), borsa alım satım sinyalleri tahminini araştırdığı çalışmasında pay senedi alım satım noktalarını tahmin etmek için temel bileşen analizini (PCA) ağırlıklı destek vektör makinesi (WSVM) ile entegre etmiştir. İlk olarak, pay senedi alım satım sinyalleri tahminini ağırlıklı dört sınıflandırma problemi olarak modelleyen çalışmada orijinal veri setini temizlemek ve yeni bir veri yapısına

çevirmek için PCA uygulanmıştır. Daha sonra veri setindeki pay senetlerinin dönüm noktalarının tahmini için WSVM kullanılmıştır. Son olarak, PCA-WSVM, WSVM, PCA-ANN ve AI ve Beklet stratejisi arasında Çin'in bilinen iki pay senedi piyasası Shanghai and Shenzhen borsa pazarlarındaki performansını test etmişler ve önerdikleri model olan PCA-WSVM' nin pay senedi alım satım sinyallerini tahmin etmek için etkili olduğunu ve uygulanabileceğini ifade etmişlerdir.

Fischer ve Krauss (2018), 1992'den 2015'e kadar S&P 500'ü oluşturan pay senetleri verileri ile LSTM ağını birleştirdikleri çalışmalarında pay senedi tahmininde bulunarak kârlılığın kaynaklarını açığa çıkarmaya çalışmışlardır. Rastgele orman (RAF), derin sinir ağı (DNN) ve lojistik regresyon sınıflandırıcı (LOG) algoritmalarının da kullanılarak modelin kıyaslandığı çalışmada LSTM'in finansal piyasa tahmin görevinde daha iyi performans gösterdiği sonucuna ulaşılmıştır.

Paiva vd. (2019), São Paulo Menkul Kıymetler Borsası Endeksindeki (Ibovespa) varlıklarını kullanarak borsada günlük işlem yatırımları için bir karar alma modeli sunmuş ve model, destek vektör makinesi (SVM) yöntemiyle ve portföy seçimi için ortalama varyans (MV) yöntemiyle makine öğrenmesine dayalı bir sınıflandırıcının hibrid yaklaşımı kullanılarak geliştirilmiştir. Önerilen modelden çıkan sonuçlar Ibovespa ile karşılaştırılmış ve model tatmin edici şekilde daha iyi sonuç vermiştir.

Hosaka (2019), Finansal tablolar ile evrimsel sinir ağlarının birleşiminden oluşturduğu model ile yatırımcıların iflas belirtilerini erken bir aşamada tanımalarını sağlamaya çalışmıştır. İflas nedeniyle Japon borsalarından tahsis edilen 102 şirketin finansal tablolarını ve çalışmanın yapıldığı süre zarfında borsada listelenen 2062 şirketin finansal tablolarını veri olarak kullanmıştır.

Finansal sistem içerisinde büyük ilgi gören Bitcoin, pay senetleri gibi yatırımcıların yüksek gelir elde etmek istediği bir başka yatırım aracıdır. Dünyanın dört bir tarafında politikacılar bu isimsiz, düzenlenmemiş ve finansal sistemin istikrarını tehdit ettiğini düşündüğü bu yatırım aracı hakkında endişelerini dile getirmesine rağmen Bitcoin yoğun ilgi görmektedir. Atsalakis vd. (2019), hibrit bir nöro-fuzzy modeliyle Bitcoin'in günlük fiyatındaki eğilimi tahmin etmişlerdir. 13 Eylül 2011-12 Ekim 2017 tarihleri arasında "bitcoincharts.com" dan elde ettikleri

kapanış fiyatlarının günlük geçmiş zaman serisi verilerini modellerine uygulamışlardır. Bitcoin fiyatlarının düşmesi ve artması sırasında alım satım işlemlerinde kayıpların en aza indirilmesine ve geri dönüşlerin maksimize edilmesine katkıda bulunmak için alım satım sinyalleri üretmeyi amaçladıkları çalışmalarında önerdikleri hibrit yöntem, basit nöro-bulanık yaklaşım ve yapay sinir ağları ile geliştirilen iki hesaplamalı zekâ modelinden daha iyi performans göstermiştir. Ayrıca önerdikleri yöntemin performansının, diğer kripto para birimlerinin kullanımına karşı sağlam olduğu belirtilmiştir.

Lee vd. (2019), çalışmalarında vektör oto-regresif modeli kullanarak pay senedi fiyat endekslerini dikkate almışlar, küresel borsa tahmin stratejisi ve gelişmiş piyasa/gelişmekte olan piyasa için bölgesel tahsis stratejisi olarak iki strateji oluşturmuşlardır. Ağ göstergelerinin etkisini ve kullanışlılığını anlamayı hedefledikleri çalışmada önerdikleri modelin, tahmin doğruluğu ve kâr performanslarını artırdığını ayrıca piyasanın çalkantılı olduğu dönemlerde de etkili olduğunu ifade etmişlerdir.

Jeong ve Kim (2019), yatırımcıların kârlarını artırmak için S&P500, KOSPI, HSI, EuroStoxx50 dört farklı pay senedi endeksi kullanarak takas edilecek pay sayısını tahmin edebilen derin bir Q ağı ile bir derin sinir ağı (DNN) regresörünü birleştirerek otomatik bir sistem tasarlamışlardır. Diğer taraftan hangi eylem stratejilerinin kâr için faydalı olacağını analiz eden ve Q değerlerini kullanan çeşitli eylem stratejilerini incelemişlerdir. Buna göre önerdikleri yöntem, pay senedi endekslerinden daha fazla toplam kârı artırmaktadır.

Tablo 3. Literatür Analiz Tablosu

Referans	Varlıklar	Metod	Metrikler
Kimoto vd. (1990)	Index	Sinir Ağları	MAPE
Yoon vd. (1993)	Pay Senetleri	Sinir Ağları, LDA	R-square
Kamstra ve Donaldson (1996)	Endeksler	Sinir Ağları	MSE, MAI
Leung vd. (2000)	Endeksler	Sinir Ağları, LDA, Regresyon	Revenue
Wang (2002)	Pay Senetleri	Fuzzy Logic	R-square
Kim (2003)	Index	SVM, Sinir Ağları	R-square
Cao vd. (2005)	Pay Senetleri	Sinir Ağları, CAPM	MAD, MA, MSE, RMSE
Hassan vd. (2007)	Pay Senetleri	Sinir Ağları, GA	Sharpe Rate
Chang vd. (2009)	Pay Senetleri	Sinir Ağları, CBR	Revenue
Tsaih ve Hsiao (2010)	Pay Senetleri	Sinir Ağları	R-square
Kara vd. (2011)	Index	SVM, Sinir Ağları	R-square
Chen vd. (2014)	Endeksler	Fuzzy Logic	RMSE
Gorenc Novak ve Velušček,	Pay Senetleri	SVM	Sharpe rate
Barak vd. (2017)	Endeksler	SVM, Sinir Ağları, Karar Ağaçları	R-square
Krauss vd. (2017)	Pay Senetleri	Sinir Ağları, Rassal Yürüyüş, Karar Ağaçlar	Revenue, R-square
Chatsiz vd. (2018)	Pay Senetleri	Rassal Yürüyüş, SVM, DL, XGBoost	RMSE, Revenue

Türkiye’de yapay zekâ algoritmalarının pay senetlerinin fiyat hareketlerini öngörme, getirisi ya da geleceğe dönük değerlerinin tahmini üzerinde başarılı yöntem olduğu birçok akademik çalışmada ortaya konulmuştur. Ancak Borsa İstanbul verileri kullanılarak yapay zekâ uygulamalarının ele alındığı çalışmalarda pay senedi tahminlerinde hangi yapay zekâ uygulaması ya da hibrid uygulamalarının diğerlerine üstünlük gösterdiğini bulmayı amaçlayan kapsamlı çalışmalar kısıtlıdır.

Doğan (2002), pay senetlerinin getiri tahmini için yapay sinir ağlarının kullandığı çalışmada İstanbul borsa endeksleri BIST30 ve BIST100 ve Brezilya borsa endeksi BSVP verilerini kullanmış, önerilen YSA'ların zaman serisi verilerini temsil etme yeteneğine sahip olduğunu bulmuştur.

Özçalıcı ve Ayriçay (2016), bilgi işlemsel zekâ yöntemleri ile pay senetlerinin fiyat tahminini yaptığı çalışmasında önerdikleri uzman sistemin daha iyi sonuçlar verdiğini savunmuşlardır.

Yiğiter, Sarı ve Başakın (2017), tarafından 2006-2016 yılları arasında BIST' te işlem gören pay senetleri verileri kullanılarak çoklu doğrusal regresyon, yapay sinir ağları ve bulanık mantık yöntemleri ile pay senedi kapanış fiyatları öngörülme çalışılmıştır. Yapay sinir ağları ve bulanık mantık yöntemlerinin klasik tahmin yöntemi olan çoklu doğrusal regresyondan daha etkili olduğu gözlemlenmiştir.

Arslankaya ve Toprak (2021), çalışmalarında makine öğrenmesi yöntemlerinden Polinom Regresyon, Random Forest Regresyon; derin öğrenme yöntemlerinden ise Tekrarlayan Sinir Ağları (RNN) ve Uzun-Kısa Süreli Bellek (LSTM) yöntemleri kullanarak pay senedi fiyatlarını tahmin etmeye çalışmışlardır. Çalışmada yapay zekâ yöntemlerinin geleneksel tahmin yöntemlerine göre daha iyi sonuçlar verdiğini gözlemlemişlerdir.

Arda ve Küçükkocaoğlu (2021), yapay zekâ yöntemleri ile pay senedi fiyat öngörüsünde bulunduğu çalışmalarında BIST30 endeksi verilerini kullanarak yedi farklı yapay zekâ algoritması programlamışlardır. Bu algoritmaların içinden nöral ağ ve Poisson regresyonu yöntemlerinin kapanış fiyatı değerlerini tahmin etmede başarılı olduğu görülmüştür. Doğrusal regresyon temelli algoritmalar ise pay senedi fiyat hareket yönünü tahmin etmede etkili olduğu savunulmuştur.

Gavcar ve Metin (2021), derin öğrenme algoritması olan LSTM mimarisini kullanarak Vestel şirketinin pay senedi açılış fiyatını tahmin etmeye çalışmışlardır. Modelin hızlı öğrenimi tahminlerin daha tutarlı olmasını sağlamaktadır.

Yürük (2021), BIST ulaştırma sektöründe yer alan Türk Hava Yolları pay senedinin tahmini için 5 yapay sinir ağı metodu kullanmıştır. Çalışmada ağ modelinin performansını ölçmek için MAE, MAPE, RMSE, CORR, R^2 ölçütlerini kullanmış ve başarılı tahmin çıktısı elde etmiştir.

Ustalı ve Tosun (2021), BIST30 endeksinde işlem gören şirketlerin pay senetlerinin fiyatını Yapay Sinir Ağları (YSA), Rastgele Orman (RO) algoritması ve

XGBoost algoritması ile öngörmeye çalışmıştır. XGBoost algoritması en yüksek performansı gösteren algoritma olmuştur.

Aksoy (2021), BIST30 endeksinde ve kurumsal yönetim endeksinde bulunan beş imalat sanayi şirketlerinin pay senetlerinin fiyat yönünü Yapay Sinir Ağları, Sınıflandırma ve Regresyon Ağacı ile K- En Yakın Komşu Algoritması kullanarak tahmin etmeye çalışmıştır. Çalışmaya göre Yapay Sinir Ağları ile Sınıflandırma ve Regresyon Ağacı analizleri en iyi sonuç veren modeller olmuştur.



DÖRDÜNCÜ BÖLÜM

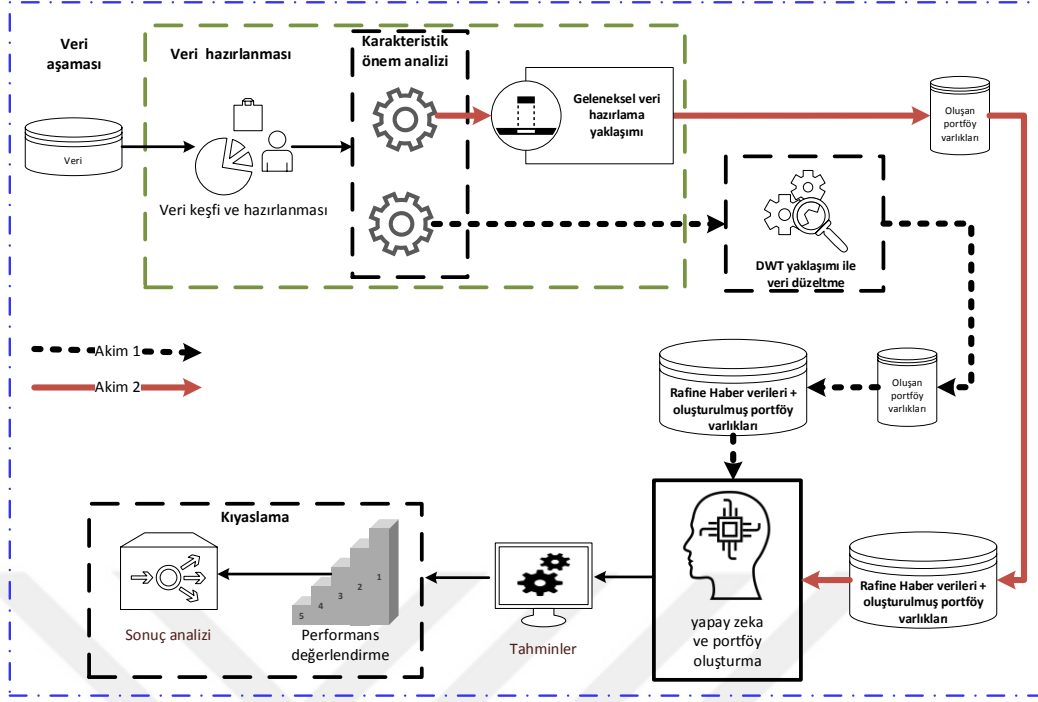
4. PAY SENEDİ YATIRIMLARINDA YAPAY ZEKÂ UYGULAMALARI

4.1. Araştırmanın Yöntemi

Yapay zekâ ve makine öğrenme yöntemlerini kullanarak pay senedi tahmini ve portföy sepeti oluşturma ile ilgili birçok çalışma mevcuttur. Buna rağmen, ciddi tahmin hataları ve data eksiklikleri, bu algoritmaların güvenilirliği ile ilgili ciddi şüpheler uyandırmaktadır. Bu çalışma, pay senedi ve medya haberleri verilerini kullanarak, portföy sepeti analizleri ve tahminlerini yeni bir yapay zekâ yaklaşımıyla sağlamaya çalışmaktadır. Önerilen algorithmadan elde edilen sonuçlar; diğer yöntemlerle tahmin edilen ve oluşturulan portföy sepetleri ile kıyaslanacaktır. Kıyaslanması planlanan yöntemler arasında yatırımcılar tarafından cevaplanan anket yöntemi de bulunmaktadır.

4.2. Araştırma Modeli

Önerilen metodoloji, Şekil 13'te gösterildiği gibi dört ana aşamadan oluşur. Birincil metodoloji veri toplama, temizleme ve bölümlleme ile başlar. Bölümlleme aşaması, mevcut veri setini eğitim setleri (örnek içi eğitim için) ve test setleri (örnek dışı tahminler için) olarak bölümlere ayırmaktır. Ayrıca bu aşama, eğitim ve tahminler yapmak için gerekli olan bağımlı hedefi ve bağımsız özellikleri tanımlar. İkinci aşama, DWT kavramını ve finansal analizde DWT'den yararlanma gerekliliğini tanıtmaktadır. DWT ile geliştirilmiş LSTM ve PSO'nun tam kapasitesi üçüncü aşamada açıklanmıştır. Dördüncü aşama, kıyaslama açısından diğer ML algoritmalarının varlığında önerilen yaklaşımın üstünlüğünü değerlendirmektir.



Şekil 13. Araştırma Modeli

4.2.1. Metodoloji Aşamaları ve Bileşenleri

Bu çalışmanın metodolojisi üç aşamadan oluşmaktadır. İlk olarak veri hazırlama aşaması, veri doğrulama ve düzeltme aşaması ve son olarak kıyaslama aşamasıdır. Bu aşamaların bileşenleri açıklamalarda detaylandırılacaktır.

4.2.1.1. Veri Hazırlama Aşaması

Veri hazırlama, işlenmeden ve analiz edilmeden önce ham verilerin temizlenmesi ve dönüştürülmesi sürecidir. Verileri yeniden biçimlendirmeyi, verilerde düzeltmeler yapmayı, verileri zenginleştirmek için veri kümelerini birleştirmeyi içerdiğinden işlemde önce çok önemli bir adımı oluşturmaktadır. Veri hazırlama, genellikle veri uzmanları için uzun bir girişimdir, ancak verileri iç görüye dönüştürmek ve düşük veri kalitesinden kaynaklanan önyargıyı ortadan kaldırmak için verileri bağlama yerleştirmek bir ön koşul olarak esastır. Veri hazırlama sürecinin özellikleri sektöre, kuruluşa ve ihtiyaca göre değişir, ancak çerçeve büyük ölçüde aynı kalır.

Veri toplama: Veri hazırlama süreci doğru verinin bulunmasıyla başlar. Bu, mevcut bir veri kataloğundan gelebildiği gibi geçici olarak da eklenebilir.

Verilere uzun vadeli erişim ya da verilere erişim için sunulan teknik araçlar hakkında yeterli açıklamalar bulunmasa da finansal açık data konseptine göre borsalar, finansal dijital platformlar ve ulusal borsalardan araştırma amaçlı veri elde etmek mümkündür (Başkurt vd. 2019, 280).

Pay senedi verileri, sınırlı açık data kategorisindedir. Örneğin; pay senedi verileri batı ülkelerde merkez bankası tarafından sunulmaktadır. Yahoo Finance, Google Finance, Bloomberg vs. platformların da tarihi pay senedi alım satım fiyatları ve hacimleri açık ve erişebilir durumdadır. Bu çalışmada kullanılan data Borsa İstanbul BIST30 şirketlerinin son 20 yıllık işlemlerinden alınmıştır. Ayrıca, Yahoo Finance platformundan yararlanarak günlük işlemler ile statik data, SQL (Structured Query Language) veri tabanı yöneticisi ile dinamik hale getirilmiştir.

Yazılı haber verisi, bu çalışmadaki pay senedi analizi için diğer önemli veri kaynağıdır. Bu veri kaynağı internet üzerinden programlama dilleri ve uygulamalar ile elde edilebilmektedir. Elde edilen temizlenmemiş verinin analizi zor olsa bile, gelişmiş yöntemler ile sorunlar çözülebilmektedir. Bu çalışmada Türkiye haberleri ve medya haberleri için bir Web Sıyırıcı (Web Scraper) API (Application Programming Interface) geliştirilmiştir. Bu API, Scrapy aracı kullanılarak, web üzerindeki güncel ve tarihi haber başlıkları ve makaleler SQL veri tabanı yöneticisine indirilmiştir. Verisi baz alınan medya haberleri ve makaleler, gazetelerin isimleri dikkate alınmadan toplanmış ve böylece farklı siyasi finans haberleri ve yanlış haberlerin dikkate alınmadan denetimsiz öğrenme algoritmasına sevk edilmiştir.

Veri Keşfi ve Değerlendirmesi: Verileri topladıktan sonra, her bir veri kümesinin keşfedilmesi, verileri tanımak ve belirli bir bağlamda yararlı hale gelmeden ne yapılması gerektiğinin anlaşılması açısından önemlidir.

Finans datası karmaşık olduğundan veri hazırlanması alanda uzman görüşü ve açıklayıcı görseller gerektirmektedir. Bu çalışmada kullanıcıların verilerini belirlemelerine ve verilerini taramalarına yardımcı olan görselleştirme araçları sunulmuş, denetimli ve denetimsiz öğrenme tekniklerine ait kümeleme, sınıflandırma, anomali sezim ve veri onarım algoritmaları kullanılmıştır.

Veri Doğrulama: Verileri temizlemek, geleneksel olarak veri hazırlama sürecinin en çok zaman alan kısmıdır ancak hatalı verileri ortadan kaldırmak ve boşlukları doldurmak için çok önemlidir. Pay senedi fiyatları birçok değişkene dayanarak oynaklık gösterdiğinde veya anomali gibi benzersiz davranışlar sergilediğinde, tecrübeli uzman görüşleri kaçınılmaz olabilir. Ancak literatürdeki boşluklara dayanarak bu çalışmada böyle durumları dikkatle inceleyebilen ve yüksek oranda doğru tespitlerde bulunan bir veri doğrulama yöntemi geliştirilmiştir. Çalışmada önerilen yöntemde, veri doğrulama aşamasını güçlü kılmak için, DWT yönteminin avantajlarını kullanılmıştır. Bu yöntemin tanıtımı ve detaylı açıklaması ilerideki bölümlerde verilmiştir. Ancak, genel olarak, bu yöntemin önemli görevleri aşağıdaki gibidir:

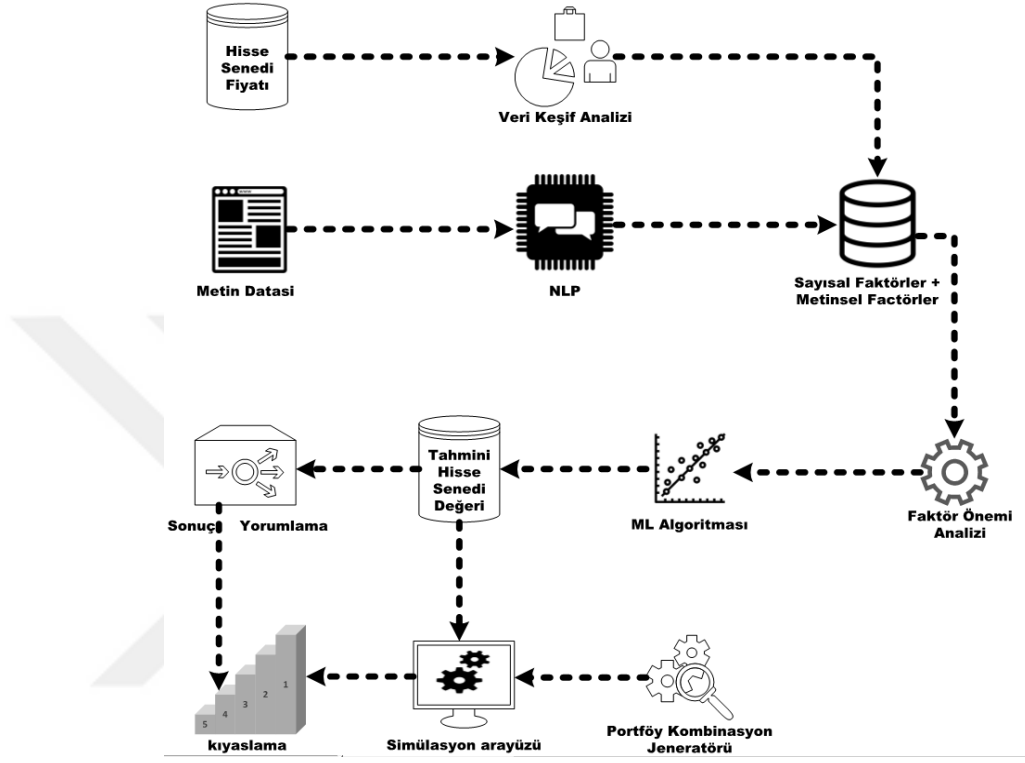
- Gereksiz verileri ve aykırı değerleri kaldırma,
- Eksik değerlerin doldurulması,
- Verileri standartlaştırılmış bir modele uygun hale getirmek,
- Özel veya hassas veri girişlerini maskeleyme.

Verilerin temizlenmesinden sonra, bu noktaya kadar veri hazırlama sürecindeki hatalar test edilerek doğrulanmalıdır. Çoğu zaman, sistemdeki bir hata bu adımda ortaya çıkar ve ilerlemeden önce de çözülmesi gerekmektedir.

Verileri Dönüştürülmesi ve Zenginleştirilmesi: Verileri dönüştürmek, verilerin daha geniş bir kitle tarafından daha kolay anlaşılmasını sağlamak için format ya da değer girişlerini güncelleme işlemidir. Verilerin zenginleştirilmesi, daha derin iç görüler sağlamak için verilerin eklenmesi ve diğer ilgili bilgilerle ilişkilendirilmesi anlamına gelir.

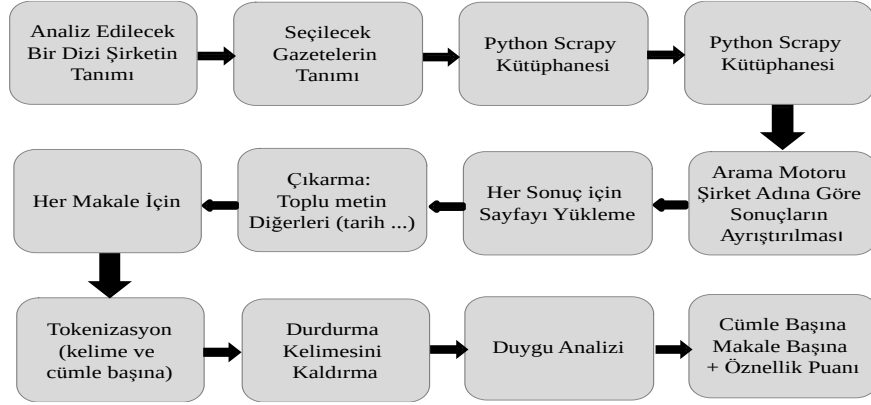
Haber verisini anlamak ve analiz etmek, bir makine için oldukça karmaşık ve zor bir işlemdir. Literatürde bu alandaki uygulamalar derin öğrenme olan NLP kavramı altında yer almaktadır. Pay senedini davranışlarını etkileyen sansasyonel haberler, siyasi haberler, salgın haberleri ve özet olarak numerik olmayan tüm haberler dilbilimsel bakımdan bir duygu taşımaktadır. Bu duygu; piyasa tarafından iyi, kötü ya da nötr olarak karşılanabilir. NLP, sözel ve yazılı metinlerin duygusunu ölçmek için duygu analizi (sentiment analysis) algoritmasını sunmaktadır. Bu çalışmada bir NLP yöntemi olan duygu analizi kullanılarak, yazılı metinlerin pay senedi piyasasına bıraktığı etki ölçülmüştür.

Şekil 14’de gösterildiği gibi bu çalışmada elde edilen pay senedi ve metin datası, veri keşfi ve NLP aşamalarından geçirilerek daha nitelikli ve kapsamlı veri setleri sunulmaya çalışılmıştır. Böylece zenginleştirilmiş veri setleri ile daha dikkatli ve düşük hatalı analizler için zemin hazırlanabilmektedir.



Şekil 14. Pay Senedi, Medya Haberleri ve Web Site Verilerinin Elde Edildiği Metodoloji

Şekil 15’de belirtildiği üzere Türkiye ve dünya finans medya haberlerinde çıkan her türlü haberin “Polarity” ve “Subjectivity” değerleri hesaplanarak, o günkü BIST30 ve seçilmiş diğer şirketlerin pay senedi alım satım fiyatları ve hacimleri ile eşlenecektir.



Şekil 15. Kullanılan NLP Yönteminin Aşamaları

4.2.1.2. Veri Doğrulama ve Düzeltme Aşaması

Ayrık Dalgacık Dönüşümü (DWT): Dalgacık analizi; durağanlık varsayımının uygulanamadığı borsa gibi zaman serilerini içeren, gerçek dünya problemlerinin çoğunda bulunan, zamanla değişen özelliklerle başa çıkmak için bir yol sağlamaktadır. M'ng ve Mehralizadeh (2016), borsayı tahmin etmek için bir YSA ile birlikte çok değişkenli bir gürültü giderme gerçekleştirmek için dalgacık dönüşümü ve temel bileşen analizi (PCA) tekniklerini birleştiren bir hibrit model olan WPCA-RNN önermiştir. Çalışmaya göre PCA tekniği ile giriş özelliklerindeki gürültüyü azaltmanın daha başarılı olduğu, sinir ağını gürültü giderme yöntemi olarak dalgacık dönüşümü ile birlikte kullanmanın daha büyük getiriler sağladığı ortaya konulmuştur. Veri kısıtlamaları, yanlış ya da sansasyonel haberlerden dolayı pay senetlerinin tüm dalgacık katsayılarının kullanılarak bir sinyali analiz etmesi hesaplama açısından imkânsız görülmektedir. Yönlü kaynak ya da sıkıntılı faktör olarak nitelendirilen haber veya piyasa davranışları çok katmanlı analizler serisine tabi tutulurken, kaynak onayı yapılmış veriler hızlı bir şekilde analiz katsayısı olarak belirlenir. Böyle bir sistem, reel parametreleri $a > 1$, $b > 0$ olan afin sistemdir. Yarım düzlemin ilgili ayrık alt kümesi, Z' 'de m , n ile tüm noktalardan (a^m, na^mb) oluşur. Karşılık gelen alt dalgacıkların genel ifadesi şu şekildedir:

$$\psi_{m,n}(t) = \frac{1}{\sqrt{a^m}} \psi\left(\frac{t - nb}{a^m}\right)$$

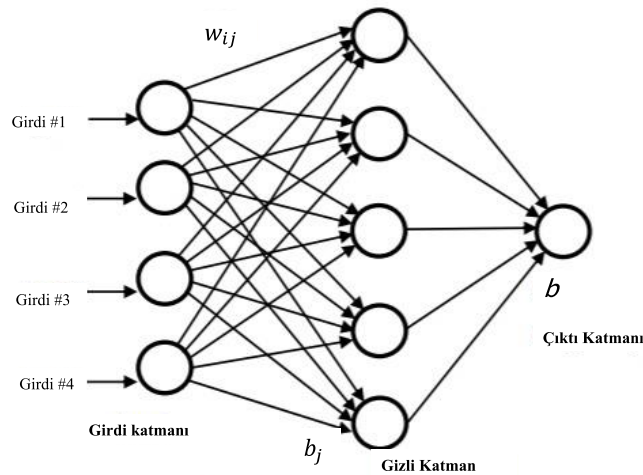
$$\kappa(t) = \sum_{m \in \mathbb{Z}} \sum_{n \in \mathbb{Z}} (\kappa, \psi_{m,n}) \cdot \psi_{m,n}(t)$$

Herhangi bir sonlu enerji sinyalinin formülle yeniden yapılandırılması için yeterli bir koşul, fonksiyonlarının olmasıdır. $\{\psi_{m,n}: m, n \in \mathbb{Z}\}$ $L^2(\mathbb{R})$ 'nin bir ortonormal tabanını oluşturur.

Beklenmedik pay senedi oynaklıkları ve finansal olarak anlamlandırılması zor olan pay senetleri aralarındaki korelasyonlar, zaman serisi datası olarak DWT yöntemi ile düzenlenebilir ve güçlü nicel modelleme araçları üretilebilir. Bu çalışmada, Han vd. (2021)'nin pay senedi tahmini için DWT yaklaşımı ile pay senedi ve haber verisini birleştirdiği tamamen denetimsiz veri doğrulama yöntemi kullanılmıştır.

Yapay Zekâ Algoritmalarının Geliştirilmesi ve Tahminlerin Uygulanması:

Son derece karmaşık sorunların çözümlenmesi için oluşturulan uzman sistemler için bilgi işlem teknolojisini kullanmaktır. Bu tür sistemlerde finansal analiz gibi görevler maliyetli bir programlama ve bakım gerektirmektedir. Aynı zamanda bunu yaparken uzman insanlardan bilgi almak ve programlamaya çevirmek de sıkıcı görülmektedir. YSA'lar, geçmiş veri uzmanlarının görüşmelerini gözlemleyerek öğrenir ve bu öğrenme sürecini hızlandıran otomatikleştirilmiş prosedürlere sahiptir. Bir YSA, kendisine "bulanık" veya eksik bilgi verildiğinde bile yargılar oluşturabilmektedir (Kryzanowski vd. 1993,22). YSA'ların önemli bir uygulama alanı, tahmin yapmaktır ve hem araştırmacılar hem de uygulayıcılar için çekici bir alternatif araç sağlamaktır.



Şekil 16. Tipik Bir Yapay Sinir Ağları

Kaynak: Ghashami, F., Kamyar, K. ve Riazi, S. A. (2021). Prediction of Stock Market Index Using a Hybrid Technique of Artificial Neural Networks and Particle Swarm Optimization. *Applied Economics and Finance*, 8(3), 1-8.

Bu çalışmada, Ghashami vd. (2021)'nin geliştirmiş olduğu etkin YSA ve Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO) tekniklerinin birleşimi kullanılacaktır. Ancak bir yenilik olarak, Uzun-Kısa Süreli Bellek Ağları (LSTM) algoritması da hesaplamalara dahil edilecektir. Böylece optimizasyon tekniklerinin hafızasızlık problemi aşılacak ve hızlı hesaplama kapasitesine erişilecektir.

Uzun-Kısa Süreli Bellek Ağları: Derin Sinir Ağları, sert bir sinyal çerçeveleri penceresinde çalışarak sınırlı, geçici modelleme oluşturabilir. Ayrıca farklı kalıtsal hızları ve uzun vadeli bağımlılıkları işlemekle sınırlıdır (Graves ve ark. 2013). Tekrarlayan gizli katmanlarda, LSTM tarafından tutulan bellek blokları adı verilen belirli parçalar bulunmaktadır. Bellek blokları, bilgi akışını kontrol eden kapılar olarak adlandırılan bireysel çarpımsal birimlere ek olarak ağı geçici durumunu depolayan kendi kendine bağlantılı bellek bloklarını içerir. Genel olarak bilgi akışlarının kontrolünü sağlayan üç ya da dört kapı bulunmaktadır. Her bellek bloğunda bir giriş kapısı ve bir çıkış kapısı vardır. Giriş kapısı, giriş aktivasyonlarının bellekte akış derecesini yönetirken çıkış kapısı ise bellekteki değerin kullanım miktarını kontrol eder ve bloğun çıktı aktivasyonunu hesaplamış olur. Hafıza bloğuna eklenen unutma kapısı ise LSTM modellerinin alt sıralara bölünmemiş sürekli girdi akış işlemlerini engelleyen bir zayıflığı ele alarak bir değerin bellekte kalma derecesini ölçekler. Ayrıca, modern bir LSTM mimarisi, çıktıların kesin zamanlamasını öğrenmek için dahili hücrelerinden aynı hücredeki kapılara gözetleme deliği bağlantıları içerir (Gers vd. 2000, Gres vd. 2003).

Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO): PSO sürü halinde hareket eden balıklar ve böceklerden ilham alınarak geliştirilen güçlü bir optimizasyon tekniğidir. Sürü zekasının temel alındığı bu algorithmada hayvanların yiyecek ve güvenlik durumlarına ilişkin sergiledikleri rasgele hareketlerin, amaçlarına ulaşmalarını kolaylaştırıldığı görülmüştür. PSO optimizasyon problemine yönelik aday çözümler kümesindeki temel amaç, parçacık sürülerinin en iyi pozisyona sahip parçacığa yaklaştırılmasıdır. Her yeni harekette parçacıklar bir önceki pozisyonundan daha iyi bir pozisyona gelir ve hedefe ulaşılıncaya kadar bu süreç devam eder (Marini ve B Walczak 2015, 154)

- Durdurma koşulu sağlandığında (örneğin, önceden tanımlanmış yineleme sayısına ulaşıldığında), sinir ağının PSO tarafından eğitimi durdurulur, sinir ağının güncellenmiş ağırlıklarına ve önyargılarına karşılık gelen nihai değerler bulunur. Genel ifade şu şekildedir:

$$X_i(t) = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in},)$$

Ve onun hızı ile temsil edilen ifade şu şekildedir:

$$V_i(t) = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{in},)$$

Bir parçacık, konumunu hız tarafından bulunan en iyi konuma ayarlaması:

$$V_i(t + 1) = w.V_i(t) + c1.rand() . (P_i - x_i(t)) + c2.rand() .. (P_g - X_i(t))$$

Denklemden w ağırlığı ifade eder, $rand()$ sıfır ile bir arasında rastgele bir değişkendir, P_i kendi bulunduğu en iyi konumdur, P_g komşuları tarafından bulunan en iyi konumdur. $c1$ ve $c2$ ivme sabitleridir.

Güncellenen konumun ifadesi şu şekildedir:

$$X_i(t + 1) = X_i(t) + V_i(t + 1)$$

4.2.1.3. Kıyaslama Aşaması

Bu çalışmadaki metodolojinin kıyaslama aşaması, iki yatay ve üç dikey akımdan oluşmaktadır.

1. Yatay Akım Geleneksel veri hazırlama yaklaşımı ile pay senedi tahmini ve portföy oluşturma.

2. Yatay Akım: DWT yaklaşımlı veri düzeltme ile pay senedi tahmini ve portföy oluşturma.

Dikey akımlarda ise, YSA, SVM ve tezin önerdiği PSO ile güçlendirilmiş LSTM bulunmaktadır.

1. Dikey Akım: Elde edilen sonuçlar Grid Search bazlı SVM (Support Vector Machines) algoritmasının sonuçları ile karşılaştırılacaktır.

2. Dikey Akım: Elde edilen sonuçlar, geleneksel YSA yöntemi ile elde edilen sonuçlarla karşılaştırılacaktır.

3. Dikey Akım: Elde edilen sonuçlar, çalışmanın önerdiği PSO ile güçlendirilmiş LSTM yöntemi ile karşılaştırılacaktır.

Son olarak tezin önerdiği yöntem ile elde edilen sonuçlar 30 uzman yatırımcı tarafından doldurulan ve tasarlanan portföy sepetleri ile karşılaştırılacaktır.



BEŞİNCİ BÖLÜM

5. ANALİZ ve KIYASLAMA

5.1. Borsa İstanbul (BİST)' a Genel Bakış

Borsa İstanbul, borsa faaliyetlerini gerçekleştirmek üzere ilk defa 1985 yılında İstanbul Menkul Kıymetler Borsası adıyla açılmış, 30 Aralık 2012 tarihinde 6362 sayılı Sermaye Piyasası Kanunu Resmî Gazete' de yayımlanarak yürürlüğe girmiştir. Borsa İstanbul'da menkul kıymetlerin işlem gördüğü dört piyasa bulunmaktadır (Borsa İstanbul, 24.12.2019);

- Pay Piyasası
- Borçlanma Araçları Piyasası
- Vadeli İşlemler ve Opsiyon Piyasası
- Kıymetli Madenler ve Kıymetli Taşlar Piyasası

Şirketlerin payları BIST pay piyasasında işlem gördüğü gibi hakla arz edilmeyen paylar için de çeşitli pazarlar ve platformlar oluşturulmuştur. Şirketler paylarını halka arz ederek kurumsal ve bireysel yatırımcıları kendilerine ortak edinmektedir. Halka arz edilen pay senetlerinden elde edilen kaynak ile şirketler yatırım yaparak ülkede istihdam sağlamak ve ekonomik kalkınmaya destek olmaktadır. Büyüyen ve kazanç sağlayan şirketlerden arz edilen payları alan bireysel yatırımcılar da böylece ekonomik kalkınmadan paylarını almakta ve sermayenin tabana yayılması gelir dağılımının homojen olmasını sağlamaktadır. İlan yoluyla satışı yapılan pay senetleri Borsa İstanbul Pay Piyasası'nda yer alan Yıldız Pazar, Ana Pazar ve Alt Pazar 'da şartların yerine getirilmesi halinde işlem görmeye başlar (borsaistanbul.com, 24.02.2022).

Tablo 4. Pay Piyasasında İşlemlerinin Gerçekleştiği Pazarlar

PAZAR	AÇIKLAMA	SEMBOL
Yıldız Pazar	Piyasa değeri 300 milyon TL ve üzeri olan payların işlem gördüğü pazarı oluşturmaktadır. (Borsaya ilk kotasyonda)	Z
Ana Pazar	Piyasa değeri 300 milyon TL ve 75 milyon TL arasında olan payların işlem gördüğü pazarı oluşturmaktadır. (Borsaya ilk kotasyonda)	N
Alt Pazar	Piyasa değeri 75 milyon TL ve 40 milyon TL arasında olan payların işlem gördüğü pazarı oluşturmaktadır. (Borsaya ilk kotasyonda)	T
Yakın İzleme Pazarı	Yıldız, Ana ve Alt Pazar'dan çıkarılma sonucunu doğuracak gelişmelere bağlı olarak oluşan ortaklıkların paylarının işlem gördüğü pazardır.	W
Yapılandırılmış Ürünler ve Fon Pazarı	Yatırım fonu katılma belgeleri, gayrimenkul sertifikaları ve yatırım fonları, girişim sermayesi yatırım fonları, varantlar ve sahipliğe dayalı kira sertifikalarının işlem gördüğü pazardır.	K
Nitelikli Yatırımcı İşlem Pazarı	Halka arz edilmeyen, Nitelikli yatırımcı statüsüne sahip yatırımcılara satılan ortaklık payların işlem gördüğü pazardır.	Q
Piyasa Öncesi İşlem Platformu	Borsada işlem görmeyen şirketlerin halka açıldığı platformdur.	S

Kaynak: Borsa İstanbul, <https://borsaistanbul.com/tr/sayfa/506/pazarlar> , Erişim Tarihi: 24.02.2022

Borsada alım satım sinyallerinin tahmin edilmesi hem yatırımcılar hem de araştırmacılar için önemli ve zorlu sorunlardan biri olmaya devam etmektedir. Gelecekteki ekonomi ve benzeri finansal getiri elde etmek için, finansal uzmanlar ve yatırımcılar genellikle tarihsel fiyat verilerini ekonomik göstergelerle birlikte izleyerek borsa trendlerini analiz ederek alım satım kararları alırlar (Chen ve Hao 2018, 381).

5.2. BIST30 ve Seçilmiş Şirketlerin Pay Senedi Analizi

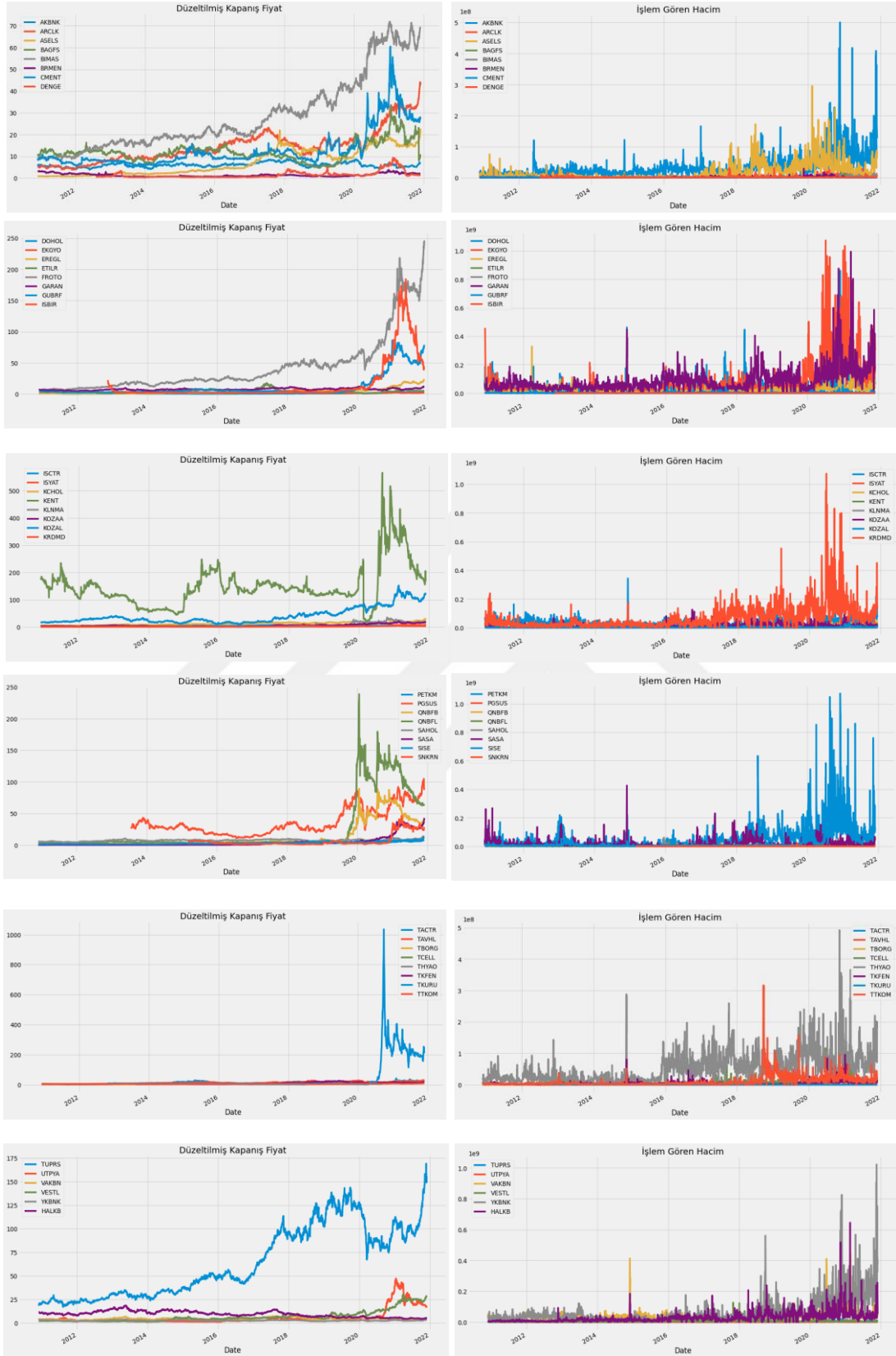
Borsa İstanbul'dan alınan pay senedi fiyatlarının verisi temizlenerek analiz etme durumuna getirilmiştir. Elde edilen veri BIST şirketlerinin 2000-2021 arasındaki pay fiyatlarını ve alım satım hacimlerini kapsamaktadır. Şekil 18'de veri kümesinin boyutları, satır sütunları, başlangıç ve bitiş tarihleri gösterilmektedir.

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N
1	TARİH	SEANS NO	PAZAR	PAY KODU	SERİ KODU	MIN FİYAT	MAX FİYAT	ONCEKI KAPANIS FİYAT	KAPANIS FİYAT	AOF	İSLEM HACMI	İSLEM MİKTARI	SOZLESME SAYISI	SEANS SIRA NO
2	DATE	SESSION NO	MARKET	STOCK SYMBOL	STOCK SERİ	MIN PRICE	MAX PRICE	PREVIOUS CLOSE PRICE	CLOSE PRICE	WAP	TRADED VALUE	TRADED QUANTITY	CONTRACT NUM	SESSION SEQUE
3	02.01.1990		0 N	AKCIM	E	4750	4900	4700	4800	4790	739039750	154545	100	24478940
4	02.01.1990		0 N	ALARK	E	8500	8500	8500	8500	8500	6800000	800	3	24478940
5	02.01.1990		0 N	ANACM	E	7800	8300	7700	8300	8247	208543500	25295	33	24478940
6	02.01.1990		0 N	ARCLK	E	17000	18250	18000	17250	17208	286975000	16950	18	24478940
7	02.01.1990		0 N	AYGAZ	E	9400	9400	9000	9400	9400	12180000	1300	3	24478940
8	02.01.1990		0 N	BAGFS	E	5800	6000	5900	5900	5948	489841400	82346	75	24478940
9	02.01.1990		0 N	BRISA	E	7900	8100	8000	8000	8056	222550000	27650	45	24478940
10	02.01.1990		0 N	CELHA	E	9400	9700	9700	9700	9571	327310000	34200	54	24478940
11	02.01.1990		0 N	CIMSA	E	11250	11750	11500	11750	11553	113315000	9810	24	24478940
12	02.01.1990		0 N	CNKKL	E	2850	2900	2900	2850	2855	11420000	4000	4	24478940
13	02.01.1990		0 N	CUKEL	E	15250	16000	15000	16000	15642	3118045000	199325	151	24478940
14	02.01.1990		0 N	DEVA	E	11000	11500	11250	11000	11085	110850000	10000	14	24478940
15	02.01.1990		0 N	DOKTS	E	9300	9300	8600	9300	9300	26447200	2838	11	24478940
16	02.01.1990		0 N	ECZYT	E	12250	12250	11250	12250	12250	6087500	500	4	24478940

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R	S	T
1	TARİH	İSLEM	KODL	BÜLTEN ADI	PAZAR GR	PAZAR	YAPISAL	B ENSTRUM	ENSTRUM	ENSTRUM	İSLEM YOLU	PIYASA YA	BIST 100	IF BIST 30	IN GROSS SE	CORPORA	SUSPENDİ	PREVIOUS OPENING	OPENING	LOWEST P H
2	TRADE DATE	INSTRUMEN	INSTRUMENT	MARKET S	MARKET	MARKET	INSTRUMEN	INSTRUMEN	TRADING	MARKET N	BIST 100	IF BIST 30	IN GROSS SE	CORPORA	SUSPENDİ	PREVIOUS OPENING	OPENING	LOWEST P H		
3	19/06/2020	ABIHL.V	AKBNKC3006200006.40Y K	MSPOT	ECW	MSPOTEC	MSPOTEC	PY			1	0	0	0	0	0.13	0.14	0.0.12	0	
4	29/06/2020	ABIHL.V	AKBNKC3006200006.40Y K	MSPOT	ECW	MSPOTEC	MSPOTEC	PY			1	0	0	0	0	0.12	0.11	0.0.07	0	
5	18/06/2020	ABIHL.V	AKBNKC3006200006.40Y K	MSPOT	ECW	MSPOTEC	MSPOTEC	PY			1	0	0	0	0	0.13	0.13	0.0.12	0	
6	23/06/2020	ABIHL.V	AKBNKC3006200006.40Y K	MSPOT	ECW	MSPOTEC	MSPOTEC	PY			1	0	0	0	0	0.14	0.14	0.0.14	0	
7	17/06/2020	ABIHL.V	AKBNKC3006200006.40Y K	MSPOT	ECW	MSPOTEC	MSPOTEC	PY			1	0	0	0	0	0.15	150	0.0.12		
8	10/06/2020	ABIHL.V	AKBNKC3006200006.40Y K	MSPOT	ECW	MSPOTEC	MSPOTEC	PY			1	0	0	0	0	0.19	0.19	0.0.17	0	
9	08/06/2020	ABIHL.V	AKBNKC3006200006.40Y K	MSPOT	ECW	MSPOTEC	MSPOTEC	PY			1	0	0	0	0	0.23	0.23	0.0.2	0	
10	03/06/2020	ABIHL.V	AKBNKC3006200006.40Y K	MSPOT	ECW	MSPOTEC	MSPOTEC	PY			1	0	0	0	0	0.22	0.22	0.0.21	0	
11	16/06/2020	ABIHL.V	AKBNKC3006200006.40Y K	MSPOT	ECW	MSPOTEC	MSPOTEC	PY			1	0	0	0	0	0.1	0.15	0.0.1	0	
12	12/06/2020	ABIHL.V	AKBNKC3006200006.40Y K	MSPOT	ECW	MSPOTEC	MSPOTEC	PY			1	0	0	0	0	0.15	0.15	0.0.13	0	
13	04/06/2020	ABIHL.V	AKBNKC3006200006.40Y K	MSPOT	ECW	MSPOTEC	MSPOTEC	PY			1	0	0	0	0	0.23	0.24	0.0.2	0	
14	05/06/2020	ABIHL.V	AKBNKC3006200006.40Y K	MSPOT	ECW	MSPOTEC	MSPOTEC	PY			1	0	0	0	0	0.22	0.22	0.0.2	0	
15	02/06/2020	ABIHL.V	AKBNKC3006200006.40Y K	MSPOT	ECW	MSPOTEC	MSPOTEC	PY			1	0	0	0	0	0.22	0.22	0.0.2	0	
16	01/06/2020	ABIHL.V	AKBNKC3006200006.40Y K	MSPOT	ECW	MSPOTEC	MSPOTEC	PY			1	0	0	0	0	0.19	0.21	0.0.19	0	
17	11/06/2020	ABIHL.V	AKBNKC3006200006.40Y K	MSPOT	ECW	MSPOTEC	MSPOTEC	PY			1	0	0	0	0	0.18	0.29	0.0.14		
18	22/06/2020	ABIHL.V	AKBNKC3006200006.40Y K	MSPOT	ECW	MSPOTEC	MSPOTEC	PY			1	0	0	0	0	0.13	0.5	0.0.13	0	
19	09/06/2020	ABIHL.V	AKBNKC3006200006.40Y K	MSPOT	ECW	MSPOTEC	MSPOTEC	PY			1	0	0	0	0	0.21	0.22	0.0.18	0	
20	25/06/2020	ABIHL.V	AKBNKC3006200006.40Y K	MSPOT	ECW	MSPOTEC	MSPOTEC	PY			1	0	0	0	0	0.13	0.13	0.0.06	0	
21	30/06/2020	ABIHL.V	AKBNKC3006200006.40Y K	MSPOT	ECW	MSPOTEC	MSPOTEC	PY			1	0	0	0	0	0.09	0.09	0.0.09	0	
22	26/06/2020	ABIHL.V	AKBNKC3006200006.40Y K	MSPOT	ECW	MSPOTEC	MSPOTEC	PY			1	0	0	0	0	0.12	0.97	0.0.1	0	
23	16/06/2020	ABIHL.V	AKBNKC3006200006.40Y K	MSPOT	ECW	MSPOTEC	MSPOTEC	PY			1	0	0	0	0	0.14	0.15	0.0.13		

Şekil 18. BIST’ten Temin Edilen Pay Senedi Verileri

BIST’ten alınan data statik olduğundan (2021’in mart ayına kadar olan süre), Yahoo Finance’ten günlük pay senedi alım satım fiyatlarına eklemeler yapılarak, veri tabanımız dinamik ve analizler güncel hale getirilmiştir. Şekil 19, BIST30 şirketlerinin ve 2000 ve 2021 yılları arasındaki pay senedi davranışları ve piyasa işlem hacimlerini göstermektedir. Bu işlemi gerçekleştirmek için, Payton aracı olan “yfinance” uygulaması kullanılmıştır. Bu işleme “web scrapping” adı verilmektedir.



Şekil 19. BIST30 Şirketleri 21 Yıllık Pay Senedi Davranışları ve Piyasa İşlem Hacimleri

Şekil 20’de görüldüğü üzere bir şirketin geleceğini tahmin etmek veya pazar bilgisi edinmek için Yahoo Finance'deki pay senedi geçmiş fiyat, temettü ve bölünmüş verileri görüntüleyebilmek mümkündür. Geçmiş veriler, Excel veya benzeri bir programla açılabilir ya da çevrimdışı olarak kullanılmak üzere bir CSV dosyası olarak indirilebilir. İstenen veriler, Yahoo Finance aracılığıyla mevcut olan geçmiş fiyat aralığının dışındaysa, aralık içindeki tüm mevcut veriler görüntülenir. Tarihsel fiyatlar genellikle 1970'den önceye gitmemektedir.

BIST 30

[arka planı koyu yap](#)

ABCDEFGHIKLMNOPRSTUVXYZ

Menkul	Fiyat	%	Zaman	Menkul	Fiyat	%	Zaman	Menkul	Fiyat	%	Zaman
AKBNK	5.33	-9.97	18:09:21	ISCTR	5.16	-9.95	18:09:44	SISE	6.93	-10.00	18:09:53
ARCLK	31.58	-9.72	18:09:45	KCHOL	20.66	-9.94	18:09:14	TAVHL	21.60	-10.00	18:09:28
ASELS	14.74	-9.96	18:09:45	KOZAA	13.11	-9.96	18:09:03	TCELL	14.27	-9.97	18:09:43
BIMAS	64.80	-10.00	18:09:44	KOZAL	109.80	-10.00	18:09:58	THYAO	12.42	-9.93	18:08:31
DOHOL	3.00	-9.64	18:09:45	KRDMD	6.60	-9.96	18:08:45	TKFEN	14.58	-9.94	18:08:00
EKGYO	1.89	-10.00	18:09:49	MGROS	34.98	-9.98	18:08:00	TSKB	1.47	-9.82	18:09:40
EREGL	14.71	-9.98	18:09:35	OYAKC	6.84	-9.88	18:09:48	TTKOM	6.91	-9.91	18:09:26
GARAN	7.98	-9.93	18:09:59	PETKM	5.45	-9.92	18:08:05	TUPRS	90.55	-9.99	18:09:59
GUBRF	69.70	-9.95	18:09:48	PGSUS	73.35	-10.00	18:09:37	VAKBN	3.67	-9.83	18:08:29
HALKB	4.68	-9.83	18:08:50	SAHOL	9.00	-9.91	18:09:26	YKBNK	2.39	-9.81	18:08:23

Şekil 20. Yahoo Finance’ dan Elde Edilen Veri

5.3. NLP Kullanımı ile Haber Analizi

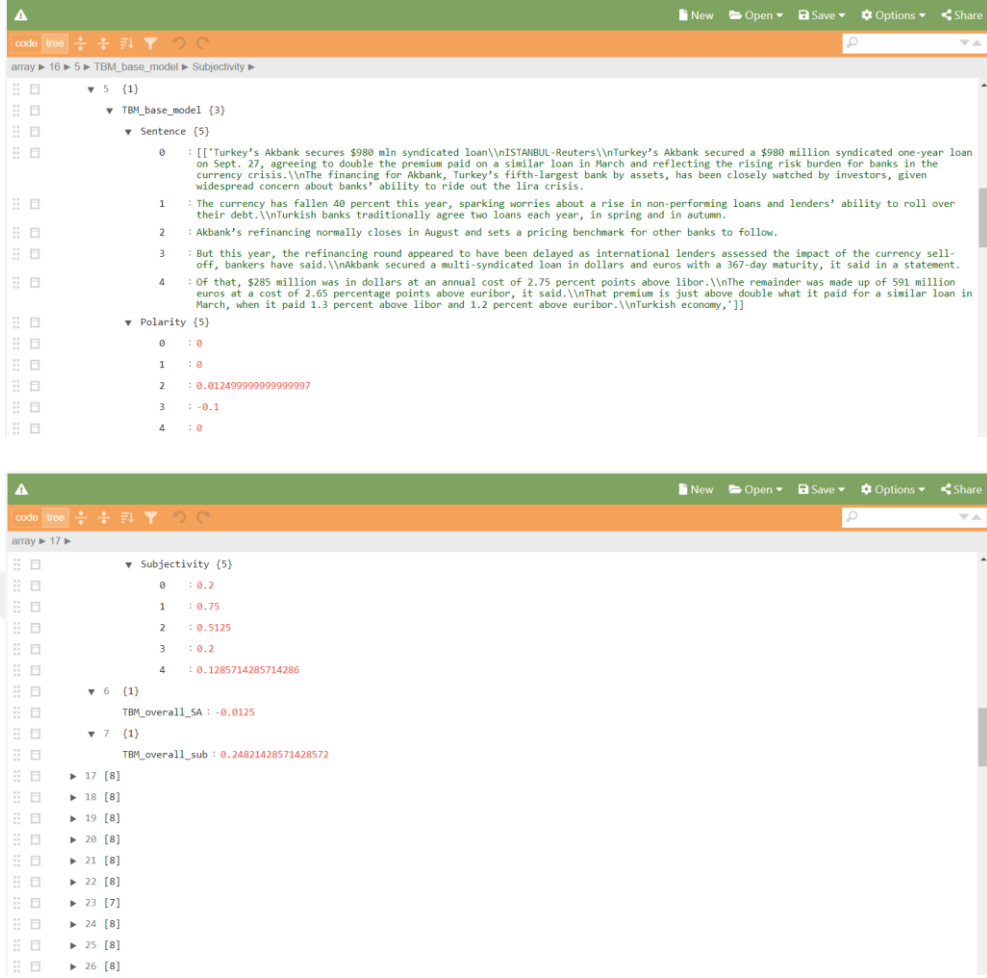
Metin Data Elde Edilmesi ve İşlenmesi: Metodoloji bölümünde ve Şekil 15’de açıklandığı gibi, sağlıklı bir pay senedi analizi yapabilmek için, yerel ve global gelişmelerin etkilerini dikkate almak gereklidir. Tasarlanan bir yapay zekâ mekanizması, dünyada olan biten gelişmelerden haberdar olmalıdır. Sosyal medya, televizyon ve gazeteler, haber iletme araçları olarak dikkate alınabilir. Literatür bölümünde belirtildiği gibi birçok araştırmacı sosyal medyadan alınan yazılı metinler üzerinde analizler yaparak pay senedi davranışlarını öngörmeye çalışmışlardır. Ancak, makale şeklinde yayımlanan bir finans analizi ya da finans ve pay senedi ile ilgili raporlar uzun ve anlaşılması zor olduğundan pek tercih edilmemişlerdir. Bu çalışmada

medya haberleri ve onlarda yayımlanan finansal makaleler ve raporlar, metin verisi olarak dikkate alınmaktadır. Birçok gelişmiş veri ambarlama ve veri analizi yöntemleri ile bu veri, internet üzerinde “web scrapping” yöntemi ve “scrappy” aracı kullanılarak elde edilmiştir. Şekil 21’de elde edilen verinin bilgisayar ortamındaki gösterimi bulunmaktadır. Bu veri kümesi dil ve ülke gözetmeksizin yerel ve global medya haberlerinin halka açık olan tarihi datalarından oluşmaktadır. Pay senetleri günlük olarak toplandığından, elde edilen metin verisi de günlük olarak toplanmıştır. Böylece belli bir pay senedinin günlük davranışı, o günün ya da önceki günlerin haberlerine göre analiz etmeyi ve yapay zekâ makinesine öğretmeyi mümkün kılmıştır.



Şekil 21. Elde Edilen Metin Data, Tarih ve Kaynakların Gösterimi

Bir derin öğrenme yöntemi olan ve önceki bölümlerde tanıtılan, Doğal Dil İşleme yaklaşımı yardımıyla metin verisinin içeriğini elde etmek ve taşıdığı anlama erişmek mümkündür.



Şekil 22. Elde Edilen Text Data ve Piyasa Verisinin Eşleştirilmesi

Bu analizlerde; tartışılan doğruluğu ve göreceli olarak düşük isabet oranlarına rağmen, günümüz dünyasında birçok alanda kabul gören ve kullanılan yöntemlere dayalı Şekil 22 ve Şekil 23 de verildiği gibi, “Topic Modelling”, “Name Entity Analysis” ve “Duygu Analizleri” yapılarak “polarity” ve “subjectivity” faktörleri hesaplanmıştır.

0	1	7	8	Polarity_avg	Subjectivity_av	Date_Time
{'url': 'https://www.hurriyetdailynews.com/eb...	{'title': 'EBRD ramps up investment in Turkey amid pandemic'}	b': 0.2015625]	None	0.0399028	0.201563	2021-01-15
{'url': 'https://www.hurriyetdailynews.com/tur...	{'title': 'Turkish banks cooperate for joint ATM networks'}	b': 0.43497424747474746]	None	0.308677	0.379077	2021-01-14
{'url': 'https://www.hurriyetdailynews.com/moo...	{'title': 'Moody's upgrades ratings of 12 Turkish banks'}	b': 0.21666666666666667]	None	-0.0705128	0.216667	2020-12-12
{'url': 'https://www.hurriyetdailynews.com/tur...	{'title': 'Turkish investment funds hit record level of \$22 bln'}	b': 0.35589225589225587]	None	0.0726536	0.3617	2020-06-11
{'url': 'https://www.hurriyetdailynews.com/akbank-jazz-fest-continues-at-home-153467'}	{'title': 'Akbank Jazz Fest continues at home'}	b': 0.3484080404040404]	None	0.30202	0.540404	2020-04-01
{'url': 'https://www.hurriyetdailynews.com/tur...	{'title': 'Türk İslam Bankası takes steps to back exporters amid virus'}	b': 0.325]	None	-0.00163043	0.325	2020-03-24
{'url': 'https://www.hurriyetdailynews.com/abr...	{'title': 'Abramovic retrospective opening 'new horizons' in Moscow'}	b': 0.4210041210041210]	None	0.145853	0.359748	2020-02-01
{'url': 'https://www.hurriyetdailynews.com/ban...	{'title': 'Banks report highest-ever November profit'}	b': 0.3760825641025641]	None	0.00427561	0.376397	2020-01-08
{'url': 'https://www.hurriyetdailynews.com/cne...	{'title': 'Creating knowledge and questioning truth'}	b': 0.4648379068718851]	None	0.139446	0.38711	2019-12-19
{'url': 'https://www.hurriyetdailynews.com/ab...	{'title': 'Akbank Jazz Festival launched in press conference'}	b': 0.43680858585858587]	None	0.0791456	0.32763	2019-08-29
{'url': 'https://www.hurriyetdailynews.com/tel...	{'title': 'Telecom giant Turk Telekom posts loss in 2018'}	b': 0.28998917748917746]	None	0.0563853	0.209989	2019-01-31
{'url': 'https://www.hurriyetdailynews.com/tur...	{'title': 'Turkey's Treasury extends period to collect demand for FX bonds'}	b': 0.25]	None	0	0.125	2018-12-16
{'url': 'https://www.hurriyetdailynews.com/tur...	{'title': 'Investors focused on Treasury bonds'}	b': 0.24821428571428572]	None	0.248214	0.248214	2018-12-05

Şekil 23. Metin Faktörleri ve Pay Senedi Tarihlerinin Eşleştirilmesi

Bu hesaplanan ek faktörler, tarih ve gün eşleşmesi yapılarak pay senedi verisi ile eşlenmiştir. Metin ve pay senedi çıktılarının eşleştirilmesini gerçekleştirmek için, Şekil 24’te Python kodlaması kullanılmıştır.

```
16
17 # read file
18 with open('AKBANKupdated.json', 'r') as myfile:
19     data=myfile.read()
20
21 # parse file
22 obj = json.loads(data)
23
24 json.dumps(obj,indent=2)
25
26 df=DataFrame(obj)
27
28 blank=pd.DataFrame(columns=["Polarity_avg"])
29 blank_2=pd.DataFrame(columns=["Subjectivity_avg"])
30 blank_3=pd.DataFrame(columns=["Date_Time"])
31
32 for i in range(len(df)):
33     for key, value in df[3][i].items():
34         if key=='date':
35             blank.loc[i]=(pd.DataFrame((df[5][i]['TBM_base_model']['Polarity']).items())[1].mean())
36             blank_2.loc[i]=(pd.DataFrame((df[5][i]['TBM_base_model']['Subjectivity']).items())[1].me
37             blank_3.loc[i]=str((pd.to_datetime(pd.DataFrame((df[3][i].items())[1])).map(datetime.da
38
39 df2=pd.concat([df,blank], axis=1, ignore_index=False)
40 df3=pd.concat([df2,blank_2], axis=1, ignore_index=False)
41 df4=pd.concat([df3,blank_3], axis=1, ignore_index=False)
42 AKBANK_Text_Data = df4
43
44
```

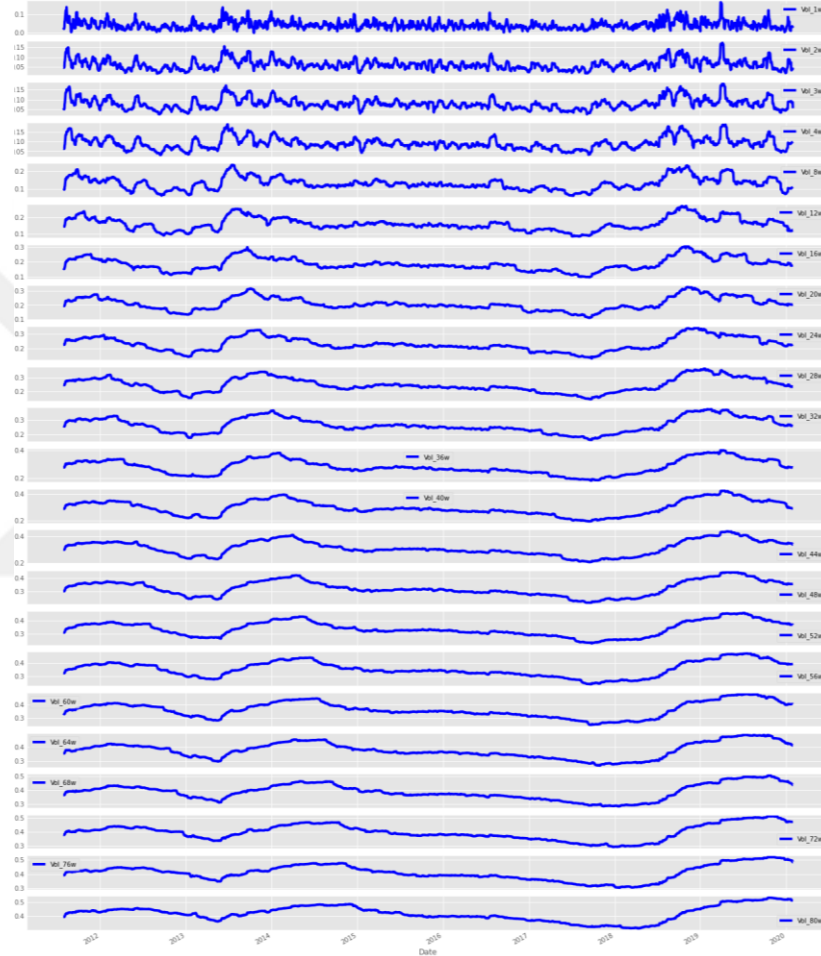
Şekil 24. Faktör Eşleşmelerini Gerçekleştirmek için Python Kodlaması
Örneği

5.4. DWT Kullanarak Data Zenginleştirilmesi

Metodolojinin aşamalarında, farklı kaynaklardan elde edilen veriler analize hazır hale getirilmiştir. Çalışmanın metodoloji bölümünde belirtildiği gibi, bu çalışmanın önerdiği yöntem DWT analizini temel alarak başlamaktadır. Nitekim, pay senedi davranışları farklı nedenlerden dolayı şaşırtıcı sonuçlar verebilmektedir. Bunun en somut örneği 2019’daki Kovid-19 pandemisinin yaşanması ve pay piyasalarının şiddetli bir şekilde sarsılması olarak gösterilebilir. Böyle olayların bir anomali veya yaşanması muhtemel olan bir olay tespit analizi, bilim ve finans dünyasının çok önemli tartışma konularından birisidir. Yapay zekâ ve elektronik mühendisliğine göre, bir dalga oluşmadan önce birçok zayıf dalgacıklar oluşması bilimsel olarak ispatlanmıştır (bir olayın Siyah Kuğu olmadığı şartıyla). Bu bilgiye istinaden, DWT algoritmasını uygulayarak, zayıf dalgacıklardan (weak wavelettes) öğrenme becerisini geliştirerek büyük olaylar öngörülebilir. Finans piyasasında mevcut olan bu dalgacıklar, pay senedi tarihi data ve tarihi haberler içerisinde mevcuttur. Veri keşfi analizleri büyük oranlarda datayı oluşturan faktörlere dayanarak, bilgi çıkarımı yapmaktadır. Nitekim,

DWT yöntemleri datanın faktörleri ile değil, verinin içindeki dalgalanmalar ile ilgilenmektedir.

Bu çalışmada, DWT yöntemi ile var olan datanın, tarih, pay senedi fiyatı ve eşleştikleri günlük haberlerin duygu frekanslarına göre dalgalanmaları analiz edilmiştir. Şekil 25'te gösterildiği gibi, bir pay senedinin bazı haberlere karşı aşırı dalgalandığı ve bazı haberlere karşı kayıtsız geçiş yaptığını öğrenebiliriz.

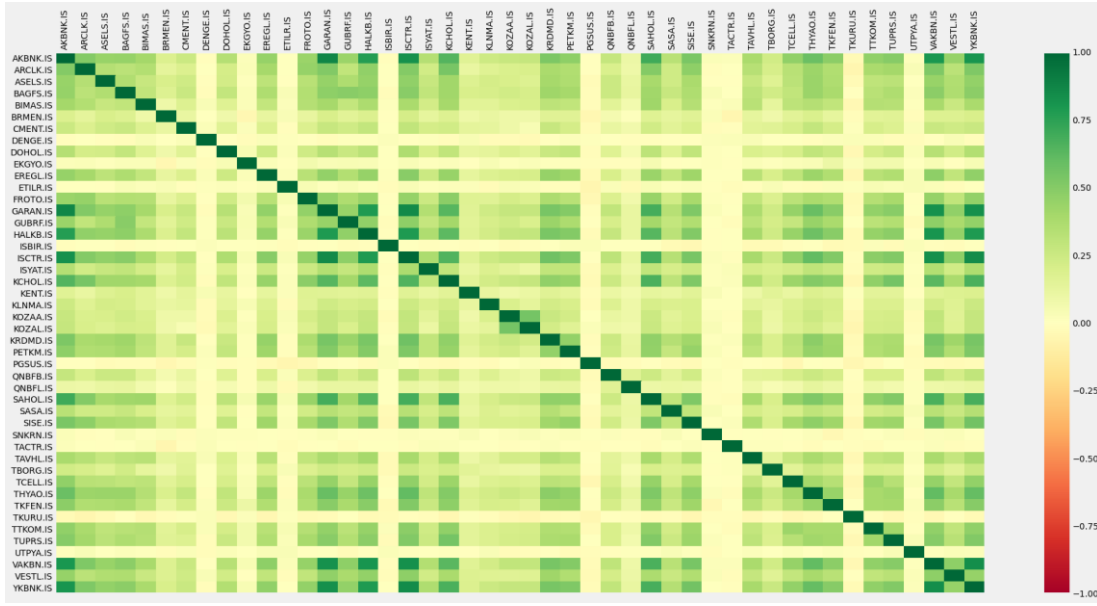


Şekil 25. Bir Pay Senedinin Haberlere Karşı 18 Yıllık Reaksiyonu

Bu analiz sayesinde pay sentlerinin hangi nedenlerden dolayı büyüme ya da küçülme gösterdiğini analiz etmek mümkündür. Sansasyonel ya da sanal büyüme (balon) durumlara karşı önlem alınabilir. Bir olayın anomali olup olmadığı kestirilebilir. Böylece, denetimsiz öğrenme yaklaşımı prensiplerine dayanarak otomatik veri doğrulama yapılabilir.

5.5. PSO ile Güçlendirilmiş LSTM Yöntemi ile Pay Senedi Analizi

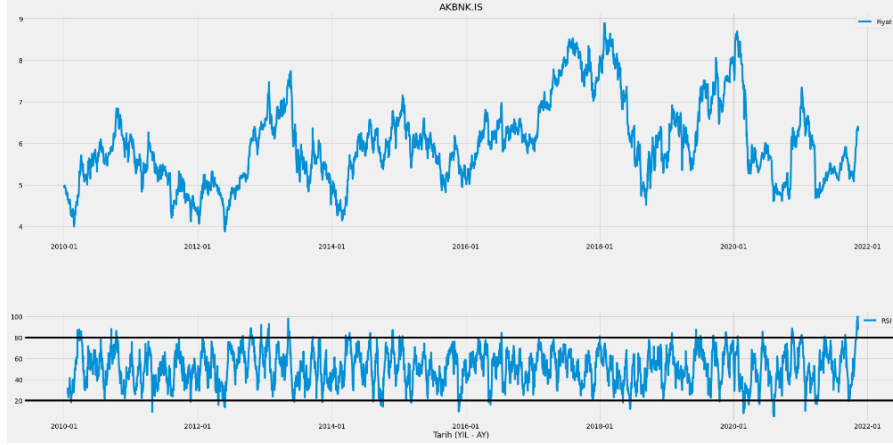
Pay senedi veri analizi ve portföy tasarımı için gereken en önemli göstergelerden biri korelasyon ilişki tablosudur. Böylece pay senedi öngörüsüne geçmeden önce doğru korelasyon analizini gerçekleştirmek gerekmektedir. Şekil 26’da verildiği gibi pay sentleri arasındaki korelasyon bağları gösterilmektedir. İki pay senedi arasındaki güçlü veya zayıf korelasyon, portföy oluşturma politikalarını büyük bir şekilde etkilemektedir.



Şekil 26. Korelasyon Tablosu

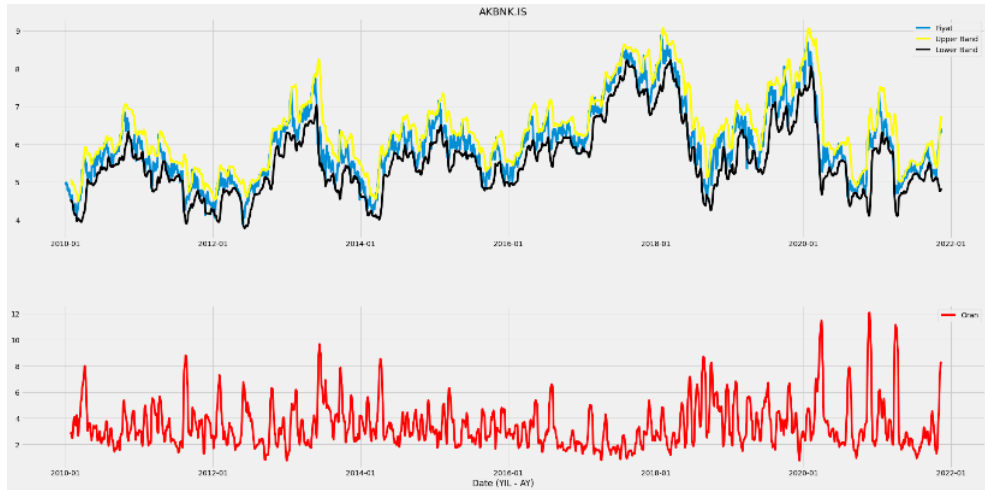
Birinci yatay akım doğrultusunda, DWT ile düzgünleştirilmiş ve doğrulanmış veri ile pay senedi korelasyon analizi yapılmıştır. Tüm BIST30 hisseleri pozitif korelasyonlara sahiplerdir ve kırmızı renklere doğru neredeyse hiçbir bağlantı bulunmamaktadır.

DWT analizine dayalı korelasyon katsayılarını elde ettikten sonra, Relative Strength Index (RSI) analizi gerçekleştirilmiş ve üretilen katsayılar önerilen LSTM algoritması için girdi olarak tanımlanmıştır. RSI katsayılarını hesaplamak için yeniden DWT ile düzgünleştirilmiş veri kullanılmıştır. RSI hesaplamaları ile ilgili tüm analiz sonuçları ve grafikleri Ek-1’de verilmiştir. Örnek olarak Şekil 27, bir pay senedi RSI katsayı aralıklarını göstermektedir.



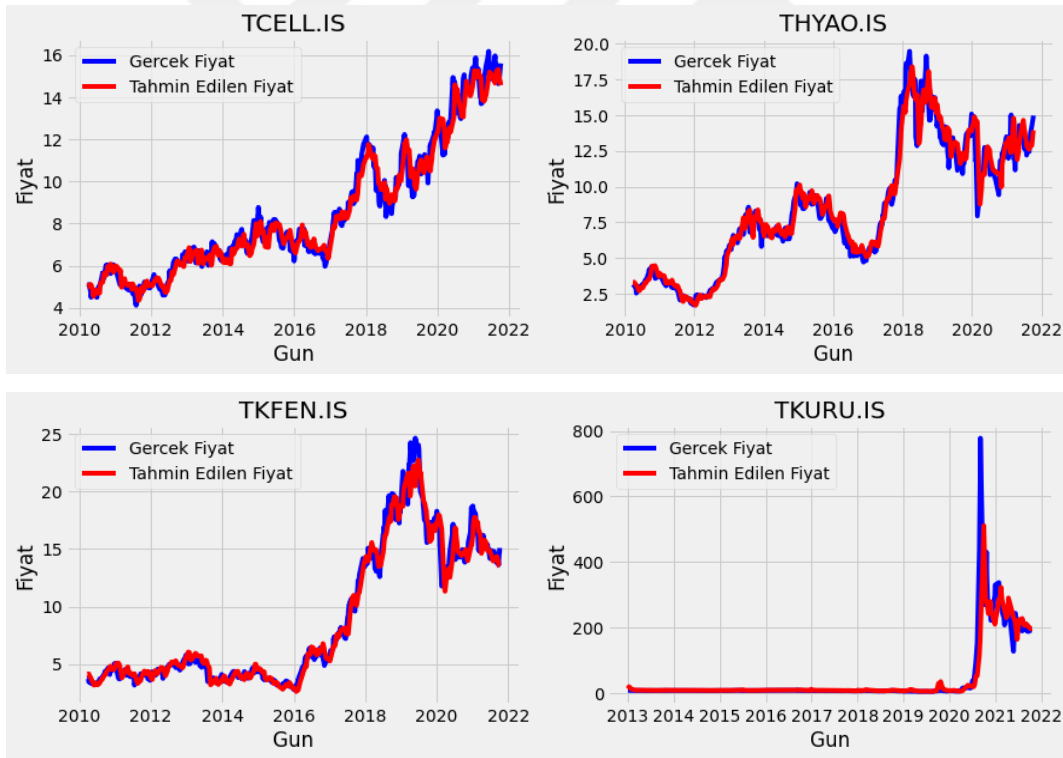
Şekil 27. Bir Pay Senedi için RSI Hesaplamaları

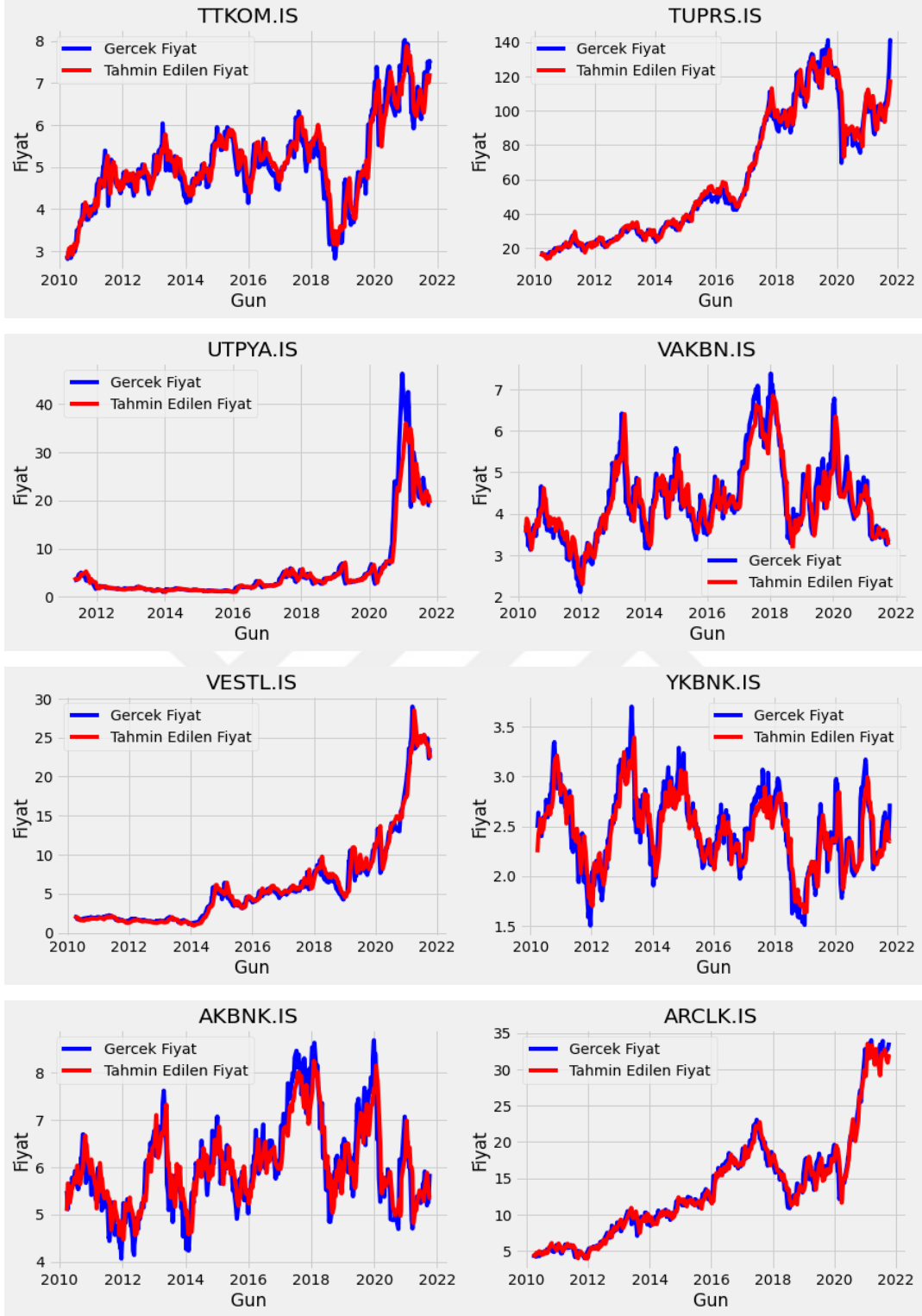
LSTM yönteminin kullanabileceği başka bir analiz katsayıları, Bolinger bantları ve maruz kaldığı volatilité miktarlarıdır. DWT yönteminin uygulandığı bir alan, hareketli ortalamaların doğru seçilmesi ve pay senedi davranışlarına göre doğrulanmalarıdır. Hareketli ortalamalar, pay senetlerinin yankısı olmalarına rağmen, kendileri de dalgacıklara sahip dalgalarlardır. Böylece DWT bu hareketli ortalama dalgalarının da geçerliliğini yapmak için imkân sağlamaktadır. Örnek olarak Şekil 28 Bolinger bantlarını ve farklı hesaplanmış hareketli ortalama grafiklerini sunmaktadır. Tüm BIST30 pay senetleri için bu bantlar hesaplanmış ve Ek-2’ de gösterilmiştir. Bu hesaplamalar, LSTM algoritmasında girdi olarak kullanılacaktır.

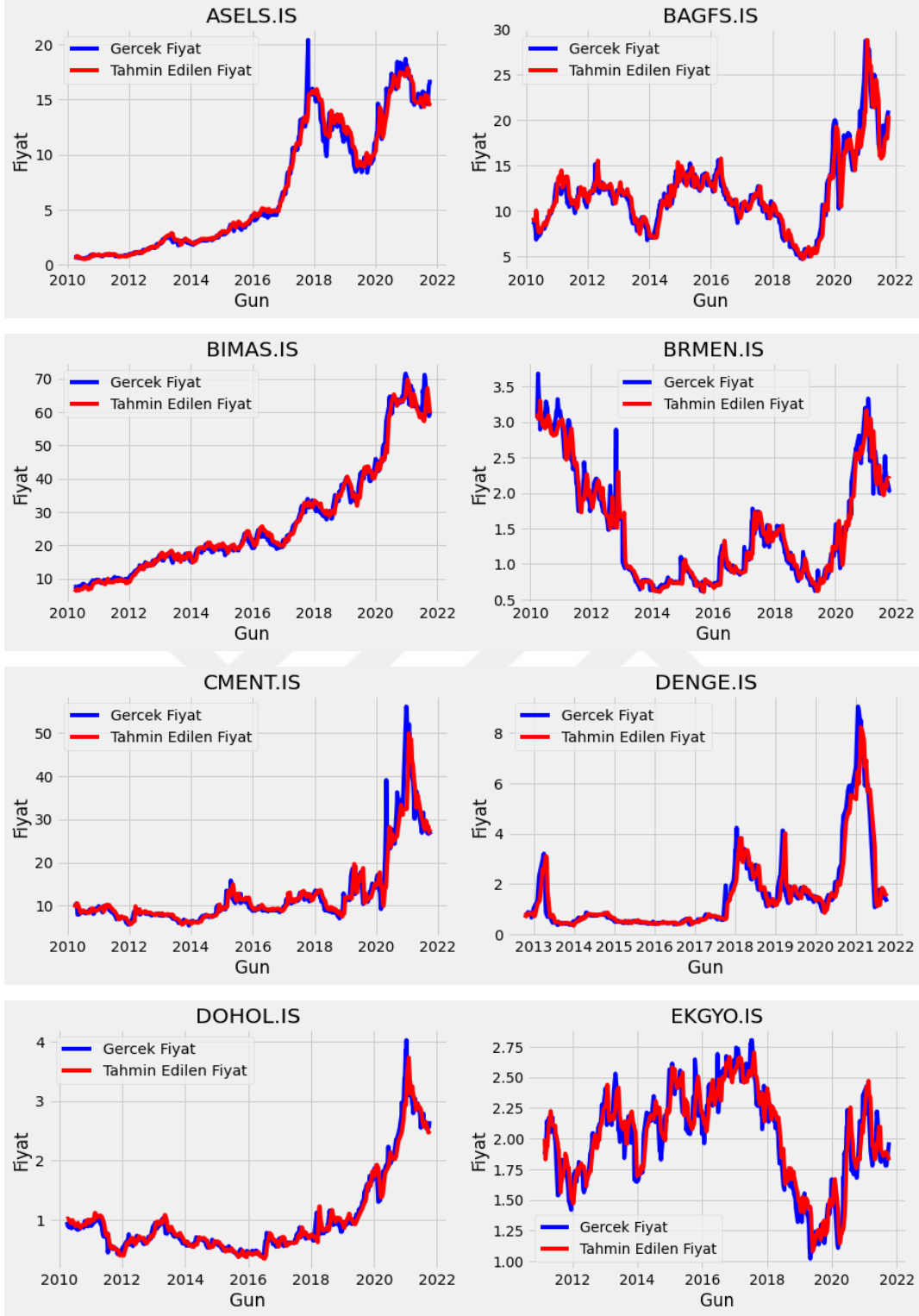


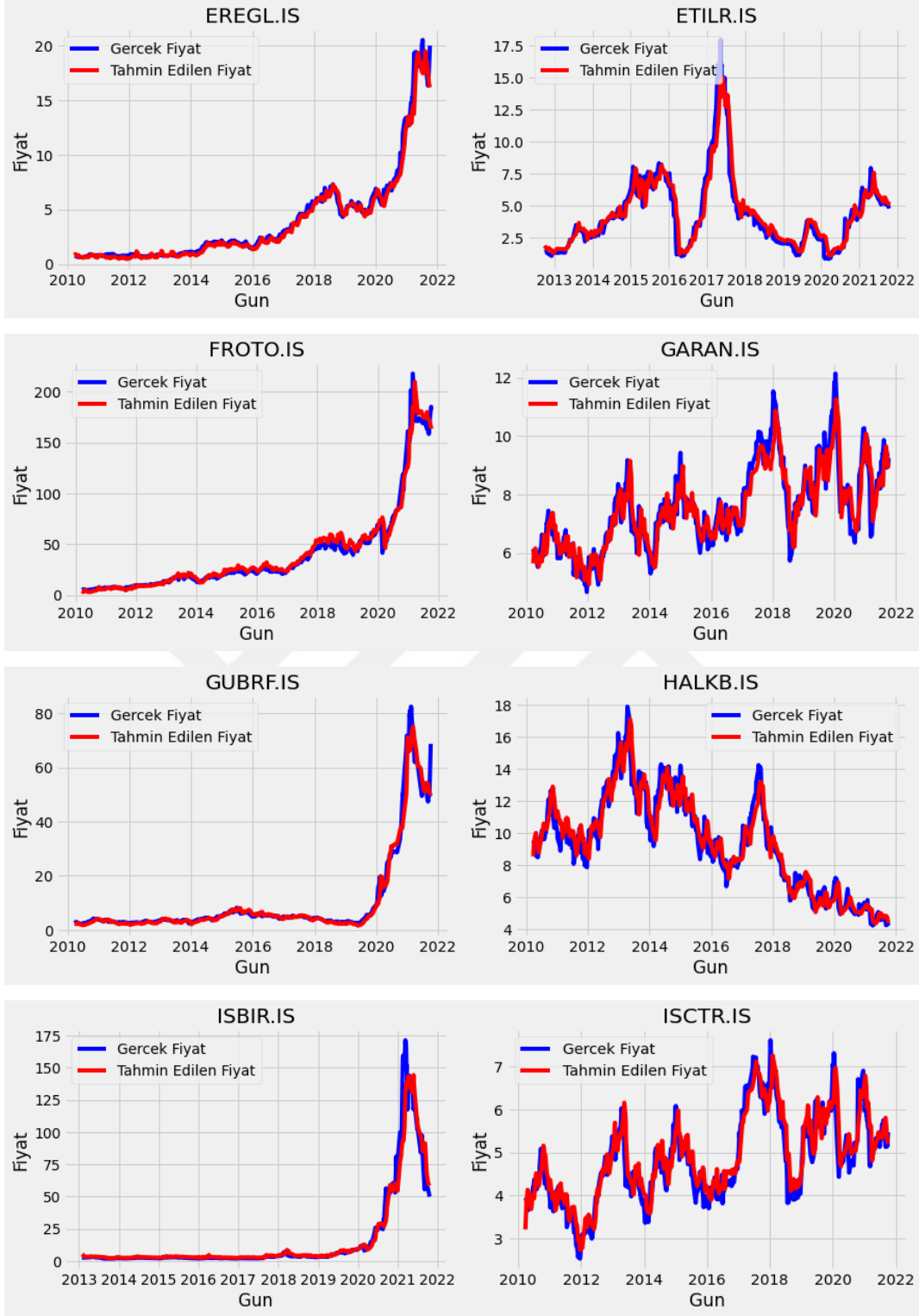
Şekil 28. Bir Pay Senedi için Bollinger Bantları

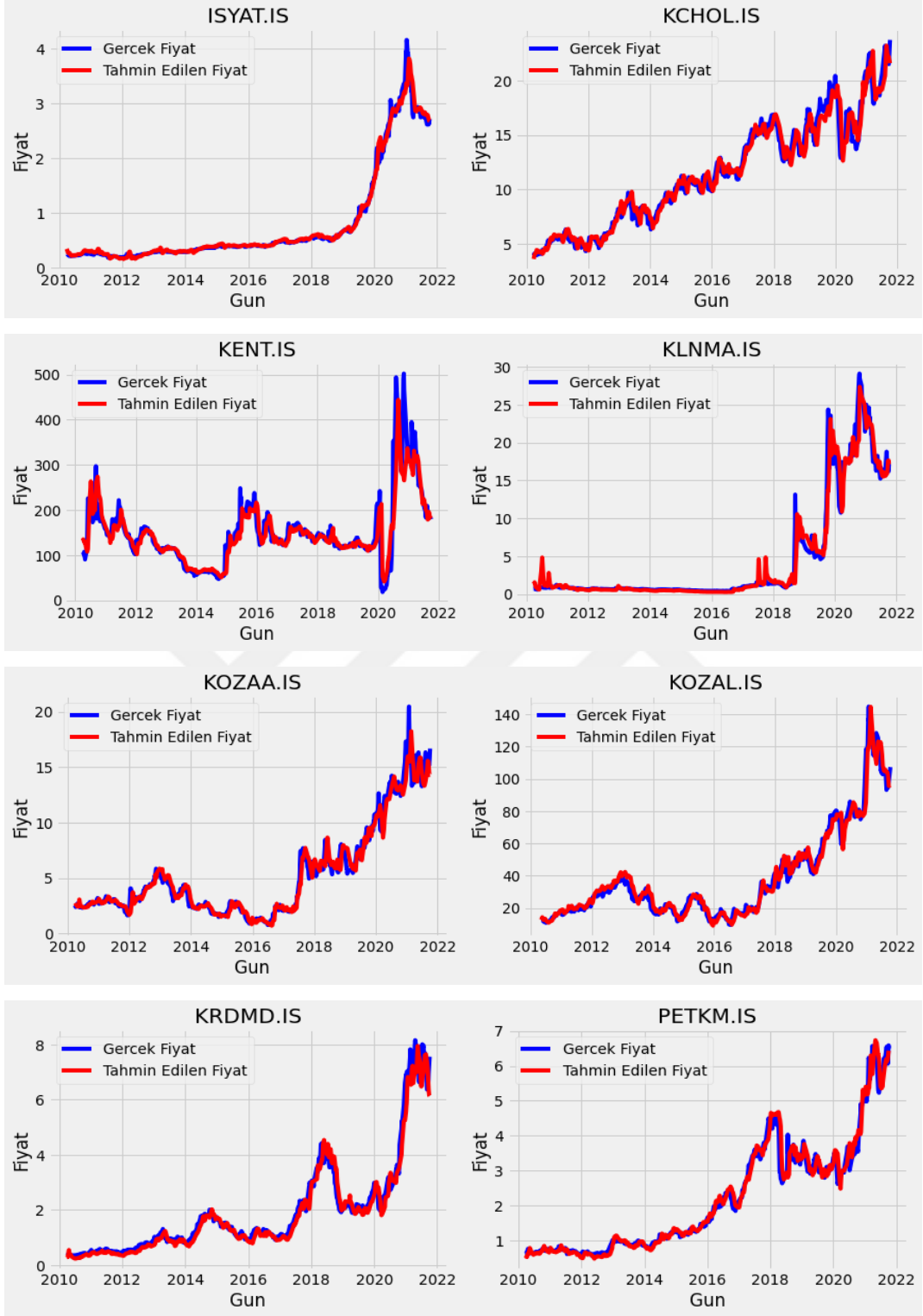
Bu bölümde elde edilen tüm veriler PSO ile güçlendirilmiş LSTM algoritmasına dahil edilmiştir. Mevcut yirmi bir yıllık datanın yüzde 80’ni “train” ve geri kalan yüzde 20’si “test” datası olarak kullanılmıştır. Bu aşama da tüm BIST30’da bulunan şirketlerin son yirmi bir yıllık verileri çalışmanın algoritmasında işlenerek pay senedi tahmin modelleri oluşturulmuştur. Bu tahmin modelleri “test” datasına uygulanarak elde edilen tahmini pay senedi fiyatları bir ve 15 gün sonraki kârı öngörmeye çalışmıştır. Elde edilen sonuçlar gelecek dataya karşı kıyaslanmışlardır. Şekil 29, tüm pay senetlerinin doğruluk grafiğini göstermektedir. Ayrıca bu önerilen algoritmanın performansını özetleyen tüm analiz sonuçları, Tablo 3’de verilmiştir. Her şirket için, 15 gün sonraki kâr, Mean Absolute Error (MAE), modelin tahmin gücü, pay senedinin toplam alış kârı, toplam satış kârı, toplam kârı ve işlem başına kârı göstermektedir.

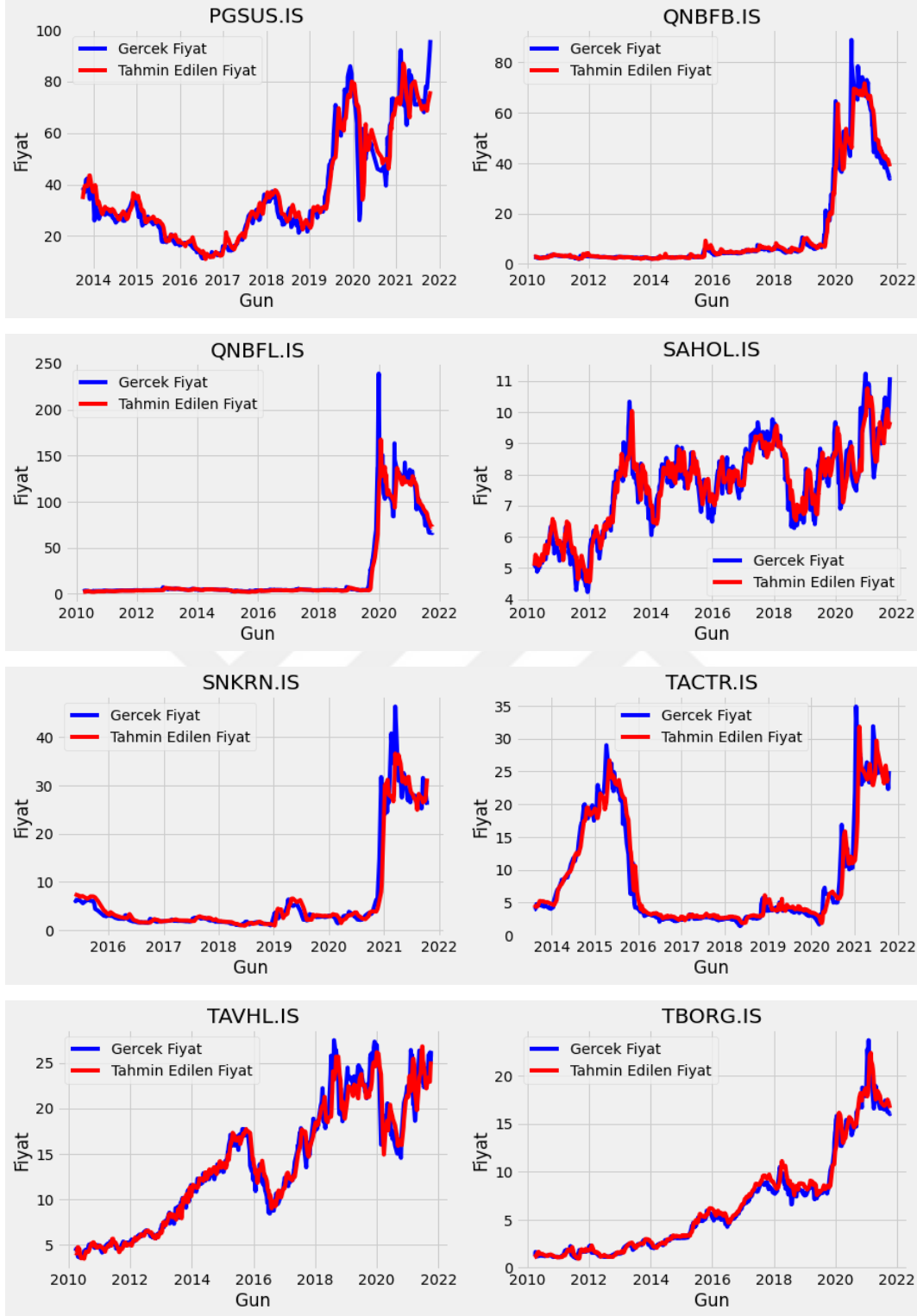












Şekil 29. PSO ile Güçlendirilmiş LSTM Algoritması ile Pay Senedi Tahmin Doğruluk Grafikleri

Bu çalışmanın metodolojisinde yatay ikinci akımı olarak adlandırılan ve tüm analizlerin geleneksel veri temizleme ve veri keşfi yöntemleri ile (DWT kullanmaksızın) tekrarlanmasını gerektiren analiz; ayrıca algoritmanın içerisinde paralel olarak yapılmıştır. DWT yaklaşımını kullanmamanın neden olduğu model dikkat kaybı (Loss) (Tablo 5'in üçüncü sütununda verilmiştir. Görüldüğü gibi tüm işlemlerde DWT'nin kattığı avantaj belirgindir. Elde edilen MAE ve doğruluk puanı ölçümleri karşılaştırmalarımızın temelini şekillendirmiştir.

Tablo 5. PSO ile Güçlendirilmiş LSTM Algoritmasının Pay Senetleri Verisine Uygulanması

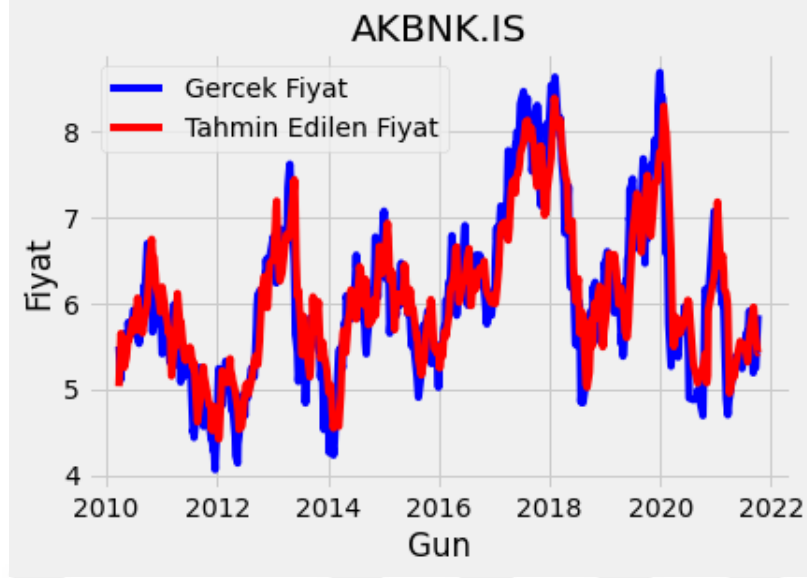
Ticker	+15 gün	Loss	MAE	Doğruluk puanı	Toplam satın alma kârı	Toplam satış kârı	Toplam kâr	İşlem başına kâr
AKBNK.IS	6.30\$	0,0042	3,7989	0,6750	4,7270	11,5922	16,3192	0,0272
ARCLK.IS	34.52\$	0,0005	3,6142	0,6833	38,3557	7,6926	46,0484	0,0767
ASELS.IS	16.39\$	0,0006	0,5267	0,7081	61,5904	-23,4608	38,1296	0,0633
BAGFS.IS	20.38\$	0,0011	5,1452	0,6083	16,2781	-23,8262	-7,5482	-0,0126
BIMAS.IS	61.56\$	0,0005	6,4209	0,6334	53,7779	-20,8990	32,8780	0,0546
BRMEN.IS	2.01\$	0,0019	0,2618	0,6283	1,9669	5,6627	7,6296	0,0127
CMENT.IS	26.99\$	0,0010	6,0813	0,6467	83,1093	-34,9920	48,1168	0,0802
DENGE.IS	1.46\$	0,0016	0,1438	0,6282	1,0049	-2,4402	-1,4354	-0,0031
DOHOL.IS	2.69\$	0,0007	0,0190	0,5968	2,7141	-1,8623	0,8517	0,0014
EKGYO.IS	2.10\$	0,0037	0,6810	0,6978	7,0670	-3,7615	3,3055	0,0060
EREGL.IS	18.94\$	0,0004	0,4982	0,5536	-41,7919	25,0249	-16,7670	-0,0279
ETILR.IS	5.08\$	0,0014	0,8248	0,6091	18,8106	-21,8790	-3,0693	-0,0065
FROTO.IS	200.4\$	0,0004	7,4456	0,6733	924,405	-582,470	341,9307	0,5699
GARAN.IS	10.55\$	0,0029	4,5532	0,6965	8,6626	18,5591	27,2217	0,0452
GUBRF.IS	66.32\$	0,0005	2,4158	0,6283	6,3178	37,1151	43,4330	0,0724
HALKB.IS	4.65\$	0,0018	4,4032	0,6732	14,1888	8,7661	22,9549	0,0381
ISBIR.IS	55.08\$	0,0009	3,9279	0,6400	68,4623	8,7744	77,2367	0,1709
ISCTR.IS	6.18\$	0,0027	2,3366	0,7048	37,8662	-17,8110	20,0547	0,0333
ISYAT.IS	2.77\$	0,0003	0,2181	0,6865	8,3793	-0,9740	7,4053	0,0123
KCHOL.IS	25.12\$	0,0008	3,3376	0,6583	27,5947	-16,4310	11,1635	0,0186
KENT.IS	165.8\$	0,0019	34,0558	0,6933	759,548	1316,91	2076,46	3,4608
KLNMA.IS	16.31\$	0,0009	0,5588	0,6633	51,2274	33,5692	84,7967	0,1409
KOZAA.IS	16.23\$	0,0009	0,7133	0,6749	24,1000	-1,4023	22,6977	0,0377
KOZAL.IS	107.1\$	0,0007	12,1397	0,6736	309,166	-154,990	154,1699	0,2587

KRDMD.IS	7.10\$	0,0007	0,0861	0,5536	-23,1036	13,9221	-9,1813	-0,0153
PETKM.IS	7.09\$	0,0006	0,1484	0,6334	13,9016	-8,4832	5,4183	0,0090
PGSUS.IS	87.47\$	0,0024	14,4455	0,6652	277,241	-214,380	62,8563	0,1507
QNBFB.IS	37.87\$	0,0009	2,8267	0,6035	85,3159	-88,1595	-2,8436	-0,0047
QNBFL.IS	69.43\$	0,0011	4,4991	0,6000	-85,7815	155,723	69,9417	0,1166
SAHOL.IS	11.69\$	0,0019	4,0979	0,6833	26,3160	-6,4977	19,8183	0,0330
SASA.IS	31.39\$	0,0007	0,2718	0,5736	23,3673	2,6438	26,0111	0,0432
SISE.IS	8.74\$	0,0006	0,4421	0,6035	5,3100	-5,0591	0,2509	0,0004
SNKRN.IS	26.25\$	0,0017	1,6306	0,5798	20,5073	-0,0714	20,4359	0,0616
TACTR.IS	23.35\$	0,0016	2,1734	0,6271	42,8410	5,7087	48,5498	0,1142
TAVHL.IS	27.69\$	0,0013	3,5490	0,6998	45,5936	-1,9544	43,6392	0,0725
TBORG.IS	17.04\$	0,0006	0,8114	0,6650	98,3900	-81,5164	16,8736	0,0281
TCELL.IS	16.11\$	0,0008	4,0537	0,7000	10,4348	18,0924	28,5272	0,0475
THYAO.IS	16.94\$	0,0015	1,9248	0,6717	49,3023	-30,7989	18,5034	0,0308
TKFEN.IS	15.40\$	0,0008	2,9084	0,6267	2,5089	10,0220	12,5309	0,0208
TKURU.IS	193.8\$	0,0010	14,0458	0,5939	86,4269	936,596	1023,02	2,2435
TTKOM.IS	8.18\$	0,0016	2,2382	0,6849	25,0825	-11,1799	13,9026	0,0231
TUPRS.IS	146.1\$	0,0007	16,1697	0,7017	550,864	-221,761	329,102	0,5485
UTPYA.IS	18.73\$	0,0012	1,3135	0,6474	-18,5872	31,9130	13,3258	0,0245
VAKBN.IS	3.68\$	0,0029	1,9412	0,6765	-6,4383	12,0386	5,6003	0,0093
VESTL.IS	22.27\$	0,0005	1,2176	0,6500	57,8465	-32,1201	25,7264	0,0429
YKBNK.IS	2.92\$	0,0043	1,2036	0,6500	-4,7884	8,0614	3,2730	0,0055

*Güncel veriler Yahoo Finance platformundan yararlanılarak elde edildiğinden sonuçlar dolar cinsinden verilmiştir.

* Analizde kullanılan veriler 29 Kasım 2021 tarihine aittir ve 15 gün sonrayı öngörmektedir.

Metodoloji bölümünde belirtildiği gibi, dikey akım analizi olarak önerilen algoritmanın sağlaması diğer algoritmaların aynı data üzerindeki performansına göre yapılmalıdır. Bu bağlamda Indika vd. (2021), pay senedi tahmini için kullandıkları SVM algoritması kullanılmıştır.



Şekil 30. Bir Pay Senedi için SVM Modelinin Doğrulama Grafiği

Tüm pay senetlerine uygulanan hem DWT ile ve hem de DWT kullanmaksızın hazırlanan data üzerine doğrusal olamayan SVM yönteminin sonuçları Tablo 6’da verilmiştir. Ayrıca örnek olarak bir doğrulama grafiği Şekil 30’da gösterilmiştir. Ek-3 bölümünde tüm pay senetleri için elde edilen doğrulama grafikleri verilmiştir.

Tablo 6. SVM Yönteminin Pay Senetleri Verisine Uygulanması

Ticker	+15 gün	Loss	MAE	Doğruluk puanı	Toplam satın alma kârı	Toplam satış kârı	Toplam kâr	İşlem başına kâr
AKBNK.IS	6.42\$	0,005	4,272	0,562	39,962	-22,311	17,651	0,029
ARCLK.IS	35.07\$	0,001	4,233	0,575	242,582	-150,406	92,176	0,154
ASELS.IS	17.39\$	0,001	1,093	0,551	139,241	-103,989	35,252	0,059
BAGFS.IS	19.85\$	0,001	5,658	0,485	28,325	-26,580	1,745	0,003
BIMAS.IS	64.75\$	0,001	7,370	0,503	402,934	-362,316	40,618	0,067
BRMEN.IS	2.11\$	0,002	0,730	0,452	18,134	-15,266	2,867	0,005
CMENT.IS	25.41\$	0,001	6,545	0,498	19,533	31,662	51,195	0,085
DENGE.IS	1.24\$	0,002	0,635	0,471	-40,940	42,887	1,947	0,004
DOHOL.IS	2.87\$	0,001	0,486	0,458	12,871	-13,601	-0,731	-0,001
EKGYO.IS	2.01\$	0,004	1,143	0,569	12,240	-4,148	8,092	0,015
EREGL.IS	19.11\$	0,000	0,977	0,452	5,813	-15,632	-9,820	-0,016
ETILR.IS	4.72\$	0,002	1,283	0,501	-49,543	52,829	3,286	0,007
FROTO.IS	200.19\$	0,001	8,845	0,587	1490,189	-946,345	543,845	0,906
GARAN.IS	10.24\$	0,004	5,054	0,556	-14,050	37,068	23,018	0,038
GUBRF.IS	65.42\$	0,001	2,829	0,460	-55,165	60,448	5,282	0,009

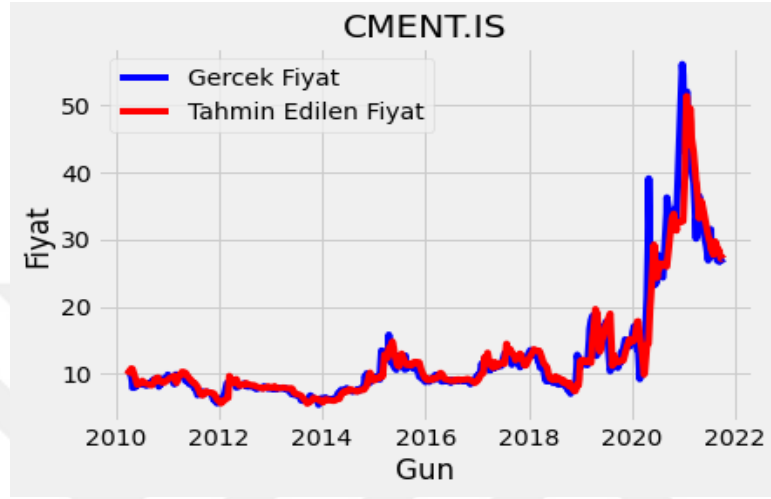
HALKB.IS	4.87\$	0,002	4,907	0,528	90,127	-67,324	22,803	0,038
ISBIR.IS	60.52\$	0,001	5,847	0,502	567,432	-541,202	26,230	0,058
ISCTR.IS	6.07\$	0,003	2,821	0,558	54,277	-39,385	14,893	0,025
ISYAT.IS	2.77\$	0,000	0,244	0,588	17,838	-6,435	11,403	0,019
KCHOL.IS	25.32\$	0,001	4,116	0,590	314,041	-214,057	99,984	0,167
KENT.IS	168.38\$	0,002	35,608	0,495	725,103	612,801	1337,90	2,230
KLNMA.IS	17.26\$	0,001	1,144	0,497	149,261	-96,985	52,276	0,087
KOZAA.IS	17.37\$	0,001	1,203	0,543	93,595	-59,032	34,562	0,057
KOZAL.IS	106.10\$	0,001	12,674	0,532	-44,821	82,528	37,707	0,063
KRDMD.IS	7.25\$	0,001	0,560	0,407	-17,472	4,745	-12,727	-0,021
PETKM.IS	7.02\$	0,001	0,609	0,522	23,086	-15,023	8,063	0,013
PGSUS.IS	85.19\$	0,003	14,907	0,499	51,805	-49,469	2,336	0,006
QNBFB.IS	37.20\$	0,001	3,388	0,455	134,551	-145,255	-10,704	-0,018
QNBFL.IS	76.49\$	0,001	7,477	0,462	968,893	-1337,14	-368,247	-0,614
SAHOL.IS	11.23\$	0,002	4,576	0,523	-6,410	22,210	15,800	0,026
SASA.IS	28.96\$	0,001	0,638	0,412	-40,488	30,104	-10,384	-0,017
SISE.IS	9.41\$	0,001	0,951	0,532	66,507	-56,966	9,541	0,016
SNKRN.IS	24.35\$	0,002	2,182	0,407	-19,304	52,676	33,372	0,101
TACTR.IS	22.27\$	0,002	2,694	0,485	-18,101	81,943	63,843	0,150
TAVHL.IS	28.11\$	0,002	4,169	0,558	178,951	-119,004	59,947	0,100
TBORG.IS	16.51\$	0,001	1,387	0,535	112,635	-93,538	19,096	0,032
TCELL.IS	17.03\$	0,001	4,609	0,530	138,497	-103,600	34,897	0,058
THYAO.IS	16.98\$	0,002	2,398	0,510	63,752	-52,572	11,180	0,019
TKFEN.IS	15.97\$	0,001	3,559	0,518	180,934	-166,534	14,400	0,024
TKURU.IS	135.07\$	0,002	28,788	0,454	918,037	181,961	1099,99	2,412
TTKOM.IS	7.52\$	0,002	2,729	0,545	-28,922	43,922	15,000	0,025
TUPRS.IS	151.24\$	0,001	18,585	0,562	1738,391	-965,298	773,093	1,288
UTPYA.IS	19.27\$	0,001	1,874	0,513	93,548	-81,658	11,890	0,022
VAKBN.IS	3.81\$	0,004	2,440	0,518	56,741	-51,306	5,435	0,009
VESTL.IS	21.28\$	0,001	1,689	0,488	44,422	-28,966	15,456	0,026
YKBNK.IS	2.91\$	0,005	1,664	0,532	14,378	-12,256	2,123	0,004

*Güncel veriler Yahoo Finance platformundan yararlanılarak elde edildiğinden sonuçlar dolar cinsinden verilmiştir.

* Analizde kullanılan veriler 29 Kasım 2021 tarihine aittir ve 15 gün sonrayı öngörmektedir.

Yapay sinir ağıları algoritmaları uzun senelerdir pay senedi tahminleri için kullanılmaktadırlar. Literatüre dayanarak, Panwai vd. (2021) kullandıkları YSA algoritması bu çalışmadaki her iki akımla hazırlanan data (DWT kullanılarak hazırlanan data ve geleneksel bilgi keşfi yöntemlerini kullanılarak hazırlanan data)

üzerinde uygulanacaktır. Elde edilen sonuçlar diğer yöntemlerin sonuçları ile karşılaştırılacaktır. Böylece YSA'nın ailesinden gelen LSTM yönteminin performansını da kıyaslamak mümkün olacaktır. Şekil 31, örnek olarak bir pay senedi için doğruluk grafiğini göstermektedir. Ek-4'de, tüm pay senetleri için YSA modelinin doğruluk grafikleri yer almaktadır.



Şekil 31. Bir Pay Senedi için Doğruluk Grafiği

Geleneksel YSA algoritmasını tüm BIST30 ve seçilmiş şirketlerin pay senetleri datasına uyguladıktan sonra elde edilen sonuçlar Tablo 7' de verilmiştir.

Tablo 7. Geleneksel YSA Algoritmasının Pay Senetleri Verisine Uygulanması

Ticker	+15 gün	Loss	MAE	Doğruluk puanı	Toplam satın alma kârı	Toplam satış kârı	Toplam kâr	İşlem başına kâr
AKBNK.IS	6.48\$	0,004	4,249	0,552	19,611	-3,500	16,111	0,027
ARCLK.IS	34.38\$	0,001	4,069	0,573	92,771	-25,494	67,277	0,112
ASELS.IS	16.12\$	0,001	0,976	0,523	-2,620	22,256	19,636	0,033
BAGFS.IS	20.16\$	0,001	5,612	0,467	9,852	-15,493	-5,641	-0,009
BIMAS.IS	61.56\$	0,000	6,871	0,497	54,769	-21,115	33,654	0,056
BRMEN.IS	2.01\$	0,002	0,712	0,488	1,967	5,663	7,630	0,013
CMENT.IS	27.03\$	0,001	6,551	0,508	96,132	-52,495	43,636	0,073
DENGE.IS	1.54\$	0,002	0,652	0,516	25,472	-23,713	1,759	0,004
DOHOL.IS	2.69\$	0,001	0,469	0,455	2,662	-1,736	0,926	0,002
EKGYO.IS	1.99\$	0,004	1,136	0,543	-3,820	8,776	4,955	0,009
EREGL.IS	18.94\$	0,000	0,948	0,412	-41,584	24,907	-16,67	-0,028
ETILR.IS	4.98\$	0,001	1,271	0,486	-0,376	-2,497	-2,874	-0,006

FROTO.IS	198.07\$	0,000	7,985	0,505	537,071	-359,69	177,38	0,296
GARAN.IS	10.75\$	0,003	5,021	0,553	54,911	-15,295	39,616	0,066
GUBRF.IS	66.73\$	0,000	2,977	0,470	-79,660	90,430	10,770	0,018
HALKB.IS	4.74\$	0,002	4,860	0,533	-12,082	41,488	29,406	0,049
ISBIR.IS	60.52\$	0,001	5,847	0,502	567,432	-541,20	26,230	0,058
ISCTR.IS	6.24\$	0,003	2,817	0,563	63,971	-44,597	19,374	0,032
ISYAT.IS	2.77\$	0,000	0,244	0,585	17,614	-6,645	10,969	0,018
KCHOL.IS	24.07\$	0,001	3,870	0,448	-86,629	60,784	-25,84	-0,043
KENT.IS	177.27\$	0,002	36,815	0,508	2441,74	-1654,8	786,90	1,311
KLNMA.IS	17.26\$	0,001	1,144	0,497	149,261	-96,985	52,276	0,087
KOZAA.IS	16.74\$	0,001	1,181	0,535	74,358	-45,718	28,640	0,048
KOZAL.IS	107.08\$	0,001	12,590	0,534	309,167	-157,18	151,98	0,255
KRDMD.IS	7.09\$	0,001	0,527	0,429	-0,302	-4,721	-5,023	-0,008
PETKM.IS	6.71\$	0,001	0,611	0,470	-12,583	11,966	-0,617	-0,001
PGSUS.IS	85.12\$	0,002	14,867	0,508	92,592	-77,395	15,197	0,036
QNBFB.IS	37.87\$	0,001	3,277	0,463	85,316	-88,160	-2,844	-0,005
QNBFL.IS	71.34\$	0,001	6,777	0,465	750,113	-819,16	-69,05	-0,115
SAHOL.IS	11.69\$	0,002	4,548	0,545	26,316	-6,291	20,025	0,033
SASA.IS	30.14\$	0,001	0,638	0,440	3,999	7,406	11,406	0,019
SISE.IS	8.74\$	0,001	0,892	0,465	5,310	-5,051	0,259	0,000
SNKRN.IS	24.57\$	0,002	2,055	0,545	-51,068	101,74	50,674	0,153
TACTR.IS	22.27\$	0,002	2,694	0,485	-18,101	81,943	63,843	0,150
TAVHL.IS	27.56\$	0,002	4,081	0,520	-55,868	79,886	24,018	0,040
TBORG.IS	16.83\$	0,001	1,341	0,528	121,058	-102,82	18,237	0,030
TCELL.IS	16.06\$	0,001	4,525	0,527	-15,920	35,618	19,698	0,033
THYAO.IS	16.49\$	0,001	2,367	0,513	-8,397	19,795	11,398	0,019
TKFEN.IS	15.55\$	0,001	3,394	0,492	68,465	-60,351	8,115	0,013
TKURU.IS	193.80\$	0,001	19,285	0,445	1059,91	-749,76	310,15	0,680
TTKOM.IS	8.04\$	0,002	2,691	0,545	16,608	-3,945	12,663	0,021
TUPRS.IS	146.12\$	0,001	16,620	0,562	550,864	-221,76	329,10	0,549
UTPYA.IS	19.27\$	0,001	1,874	0,513	93,548	-81,658	11,890	0,022
VAKBN.IS	3.65\$	0,003	2,399	0,515	-6,822	11,897	5,075	0,008
VESTL.IS	22.27\$	0,001	1,668	0,510	58,042	-32,120	25,922	0,043
YKBNK.IS	2.90\$	0,004	1,657	0,505	2,019	0,570	2,589	0,004

*Güncel veriler Yahoo Finance platformundan yararlanılarak elde edildiğinden sonuçlar dolar cinsinden verilmiştir.

* Analizde kullanılan veriler 29 Kasım 2021 tarihine aittir ve 15 gün sonrayı öngörmektedir.

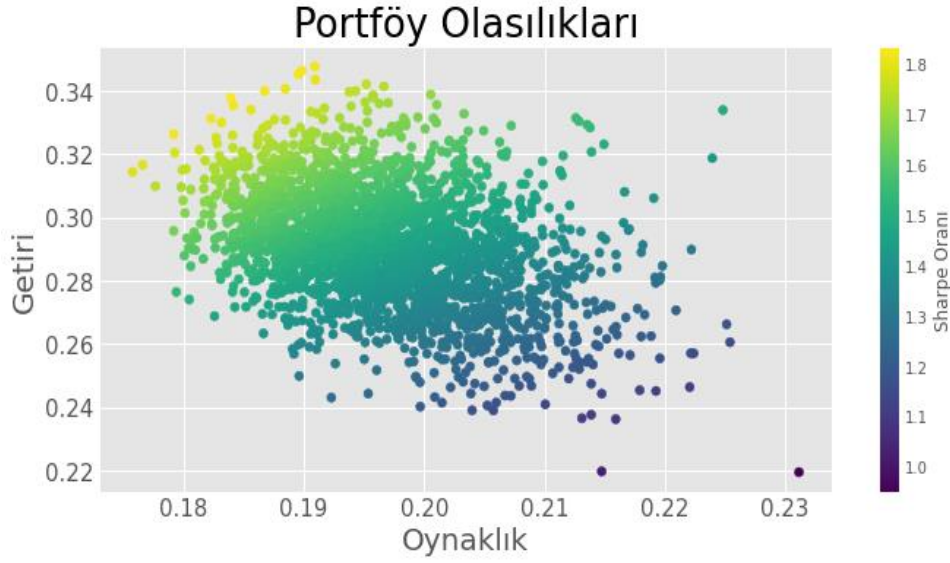
5.5.Yatırımcı Anketleri ve Portföy Tasarımı

Uygulanan analizler ve elde edilen sonuçlara bakılarak, DWT ile datası düzgünleştirilen ve PSO ile güçlendirilmiş LSTM algoritması en iyi performansı göstermektedir. Bu aşamada bu algoritmayı kullanarak portföy senaryoları üretilecektir. Tablo 8’de BIST30’ dan seçilen dokuz hisseli bir portföy sepeti gösterilmektedir. Algoritmanın sonucuna göre, farklı hedeflere sahip yatırımcılar sunulan ağırlıklar ile bu sepetteki varlıklara yatırım yapabilirler. Örneğin; hedef, riski minimize etmekse üçüncü sütundaki ağırlıklarla alım yapılabilir. Risk minimizasyonu, kazanç maksimizasyonu ve Sharpe oranı maksimizasyonu hedefler arasında gösterilebilir.

Tablo 8. YSA Algoritması ile Oluşturulan Portföy Sepeti

Sepet boyutu	Tickers	Hedef:	Hedef:	Hedef:
		Minimum Risk	Maksimum Kazanç	Maksimum Sharpe
1	KCHOL.IS	0,1	0,08	0,025
2	KOZAA.IS	0,029	0,295	0,078
3	GARAN.IS	0,103	0,022	0,026
4	DOHOL.IS	0,085	0,073	0,099
5	ASELS.IS	0,118	0,296	0,28
6	FROTO.IS	0,119	0,033	0,173
7	VAKBN.IS	0,02	0,006	0,022
8	TCELL.IS	0,307	0,014	0,162
9	ARCLK.IS	0,119	0,18	0,135

Şekil 32, dokuz şirketli bir portföy için tüm senaryoların görselini sunmaktadır. Bu görseller tüm 2-30 şirketli portföy sepetleri için hesaplanmış ve sonuçlar Ek-5’de verilmiştir. Bu sonuçlara ait portföy olasılıkları grafikleri tüm BIST30 şirketleri için Ek-6’de verilmiştir.



Şekil 32. Dokuz Şirketli Portföyün Senaryoları

5.6. Anket Uygulaması

Tezin sonuçlarını gerçek piyasa oyuncuları gözetiminde incelemek için bir anket çalışması gerçekleştirilmiştir. Bu ankette farklı iş tecrübeleri ile 30 bireysel yatırımcı ve borsa uzmanı tarafından tasarlanan portföy sepetleri “gün sonu kapanış fiyatı” ve “15 gün sonraki kapanış fiyatlarına göre düzenlenmiştir. Elde edilen anketlerin günlerine göre tezin önerdiği algoritma çalıştırılmış ve portföy sepetleri oluşturulmuştur. Bu elde edilen sonuçlar uzmanlar tarafından doldurulan anket sonuçları ile karşılaştırılmıştır. Tablo 9, bu sonuçların özetini sunmaktadır. Ayrıca anket örneği ve doldurulmuş anket sonuçları Ek 7’de bulunmaktadır.

Tablo 9. Anket Uygulaması Sonuçları

		04-Nov-21	19-Nov-21	06-Dec-21	21-Dec-21	14-Dec-21	29-Dec-21
Uzman	Tecrube (yıl)	1. gun Kar	15. gun kar	1. gun Kar	15. gun kar	1. gun Kar	15. gun kar
1	16	0,092	1,899				
2	4			0,132	1,868		
3	7					2,86	-8,3895
4	3	1,02	2,01				
5	4			0,15	2,25		
6	9					2,05	-18,25
7	6			0,05	6,8		
8	6			0	1,8		
9	2					1,05	-15,56
10	8	1,5	3,01				
11	3	-0,25	1,0256				
12	3					2,5	-8,254
13	8	4,289	3,254				
14	8	5,1	8,25				
15	7					4,02	-18,258
16	5	1,25	2,548				
17	6					8,25	-12,8
18	1.5			1,25	3,25		
19	9					2,087	-8,142
20	2			-0,25	10,25		
21	2			1,2	2,1		
22	5	0,15	1,25				
23	5	2,2	-0,12				
24	9					1,25	-4,251
25	7	1,254	2,17				
26	4					0,25	-19,255
27	7			-0,255	4,21		
28	1					2,021	-14,02
29	3	0,25	2,01				
30	14					0,125	-3,12
TÖY		1,7808	10,0712	1,504	12,791	-0,447	-12,263

Yapılan analizler sonucu, tezin önerdiği yöntem (TÖY) “15 gün sonraki kâr” açısından en iyi performansı gösterirken, günlük kâr açısından ortalama performans göstermektedir. Ayrıca 14-Aralık-2021 ile 29-Aralık-2021 arasındaki anket sonuçları ve algoritmanın performansına bakılarak, borsa açısından beklenmedik olayların yaşandığı görülmüştür.

SONUÇ VE ÖNERİLER

Bu çalışmada, farklı derin öğrenme ve makine öğrenme tekniklerinden yararlanılarak, analize açık pay senetleri ve metin verileri işlenmeye çalışılmıştır. Bu bağlamda, literatürdeki mevcut yöntemler göz önünde bulundurularak, etkinliği sağlanmış analiz akışları kullanılmıştır. Ayrıca, literatürdeki eksiklikler tespit edilerek, yeni bir yapay zekâ yaklaşımı tasarlanmış, algoritması kodlanmış ve BIST 30 verileri ve dünya medyasındaki mevcut metin verisine uygulanmıştır. Böylece çalışmanın da araştırma sorusu olan, finans dünyasındaki yapay zekâ tekniklerinin kullanımı ve güvenilir analiz etkinliği, ölçülerek denenmiştir. Bu bağlamda, ister veri temizleme ve hazırlama aşamaları olsun ister geliştirilen yeni hibrid yapay zekâ algoritması olsun elde edilen tüm sonuçları denemek ve tezin metodolojisinin sağlamasını yapmak için, farklı yapay zekâ algoritmalarının mevcut verilere uygulanmasıyla elde edilen sonuçlar kıyaslanmıştır. Geliştirilen metodolojinin etkinliğini sadece diğer algoritmalarla karşılaştırmakla kalınmamak adına, BIST’te gerçekleştirilen bir anket çalışması ile uzmanlar tarafından şekillenen portföy sepetlerinin farklı zaman birimlerindeki getirileri, sunulan metodolojinin sonuçları ile karşılaştırılmıştır.

Çalışmada verilerin elde edilmesi ve hazırlanması adına, iki farklı akım izlenmiştir. Birinci akımda, literatürde bulunan geleneksel veri hazırlama ve veri keşfi (denetimli öğrenme teknikleri ile yapılan) dikkate alınırken, ikinci akım olarak, DWT’in etkin fonksiyonlarını kullanılarak, finansal piyasalardaki dalgalanmaları, zayıf titreşimleri ve hareketli ortalamaadaki doğru aralık seçme yaklaşımlarının hepsini denetimsiz olarak gerçekleştirmiştir. Elde edilen sonuçlara bakıldığında ve çalışma analizlerinde “Loss” olarak gösterilen sonuçlar, her türlü algoritmanın kullanımında bile, DWT eksenli veri doğrulama ve hazırlama akımı daha iyi performans göstermektedir. Bu çalışmada, DWT eksenli veri doğrulama ve hazırlama akımı performansın sadece finans dünyasındaki doğruluğu ve etkinliği araştırılırken, gelecek çalışmalardaki zaman serisi verisine sahip olan tüm sektörlerde denenebilir.

Geliştirilen yapay zekâ yöntemi, birleştirilmiş olan PSO ve LSTM’in farklı potansiyelleri kullanılarak BIST30 pay senetleri ve metin verileri üzerinde uygulanmıştır. Bu aşamada yapay zekâyı doğru bir şekilde eğitmek adına, korelasyon ağırlıkları, RSI sonuçları, Bolinger bantları da hesaplanarak, hibrid PSO ve LSTM

modelleri elde edilmiştir. Farklı algoritmaları kullanılarak tahmin edilen pay senetleri fiyatları ile gerçek fiyatlar arasındaki ölçeklere bakılarak, hibrid PSO ve LSTM modellerinin çok daha iyi performans sergilediği birçok görsel ve tabloyla gösterilmiştir. Elde edilen MAE ve Doğruluk puanı ölçümleri karşılaştırmalarımızın temelini şekillendirmiştir. Böylece farklı portföy sepet büyüklüklerini dikkate alarak portföy sepetleri kombinasyonları simule edilmiş ve hibrid PSO ve LSTM yöntemi kullanılarak en iyi portföy sepetleri ve pay başına atanması gereken alım ağırlıkları gösterilmiştir.

BIST'teki gerçekleştirilen anket çalışmasından oluşan sepetleri birer birer karşılaştırarak, hibrid PSO ve LSTM'den elde edilen sonuçların tutarlı ve hatta 15 günlük tahminler için daha iyi olduğu tespit edilmiştir. Önerilen yapay zekâ algoritmasının günlük tahminlerdeki ortalama performansını, DWT'in daha uzun dalgalara gereksinimine bağlamakla beraber, kurlardaki yüksek oynaklık ve 2021'in aralık ayındaki beklenmedik piyasa dalgalarına bağlamak mümkündür.

Gelecek çalışmalar için, daha kapsamlı veri tabanlarının oluşturulması ve metin datası olarak sadece makaleler ve gazete haberlerini değil, şirketlerin yıllık yayımladığı bilançolar, Avrupa Birliği'nin gösterdiği Green Deal (yeşil anlaşma) standartları doğrultusunda şirketler arasında imzalanan işbirliği haberleri, sürdürülebilirlik kavramına uygun araştırma ve geliştirme faaliyetleri gibi metin verilerini dikkate alan bir metodoloji geliştirilebilir. Buna ek olarak, hareketli ortalamaların doğru aralıklarını kestirmek adına, DWT yönteminin dinamik aralıklar tanımlama ve kullanımı varsayılabilir.

KAYNAKÇA

- Abay, R. (2013). Markowitz Karesel Programlama ile Portföy Seçimi: İMKB 30 Endeksinde Riskli Portföylerin Seçimi. Çukurova Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi, 22(2), 175-194
- Achelis, S. B. (2001). Technical Analysis from A to Z. New York: McGrawHill.
- Ackert, L., & Deaves, R. (2009). Behavioral Finance: Psychology, Decision-Making, and Markets. Cengage Learning.
- Aggarwal, R. K. ve Wu, G. (2006). Stock Market Manipulations. The Journal of Business, 79(4), 1915-1953.
- Akdağ, S. (2017). Bulanık Mantık ile Gerçekleştirilen Portföy Optimizasyonunun Boğa ve Ayı Piyasalarında Karşılaştırılması: BIST Örneği (Yüksek Lisans Tezi). Niğde: Niğde Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü.
- Akkaya, M. (2021). Döviz Piyasası Baskı Endeksi ve Kriz Göstergelerinin Tahmini: Türkiye Uygulaması. Ankara Hacı Bayram Veli Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi, 23(1), 67-92.
- Aksoy, B. (2021). Pay senedi fiyat yönünün makine öğrenmesi yöntemleri ile tahmini: Borsa İstanbul örneği. *Business and Economics Research Journal*, 12(1), 89-110.
- Aktan C. (2018). Avrupa Pay Senedi Piyasalarında Zayıf Formda Piyasa Etkinliğinin Test Edilmesi (Doktora Tezi). Ankara: Türk Hava Kurumu Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü
- Akyer, H. (2016). Optimal Portföy Yönetiminde Sezgisel Yaklaşımlar (Doktora Tezi). Pamukkale: Pamukkale Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü.
- Albeni, M. ve Demir, Y. (2005). Makro Ekonomik Göstergelerin Mali Sektör Pay Senedi Fiyatlarına Etkisi (İMKB uygulamalı). Muğla Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi, (14), 1-18.
- Ardor, H, N. ve Sertkaya, B. (2018). G-7 ve E-7 Ülkelerinde Pay Senedi Endeksleri ile Makro İktisadi Değişkenler Arasındaki İlişki. İşletme Araştırmaları Dergisi, 10(4), 974-975.

- Arouri, M. E. H., Lahiani, A., ve Nguyen, D. K. (2011). Return and Volatility Transmission Between World Oil Prices and Stock Markets af the GCC Countries. *Economic Modelling*, 28(4), 1815-1825.
- Arsllankaya, S. Ve Toprak, Ş. Makine Öğrenmesi ve Derin Öğrenme Algoritmalarını Kullanarak Hisse Senedi Fiyat Tahmini. *International Journal of Engineering Research and Development*, 13(1), 178-192.
- Atsalakis, G. S., Atsalaki, I. G., Pasiouras, F., & Zopounidis, C. (2019). Bitcoin price forecasting with neuro-fuzzy techniques. *European Journal of Operational Research*, 276(2), 770-780.
- Avedikyan, S. (2019). Borsa İstanbul Pay Senedi Piyasasındaki Kesitsel Anomaliler (Doktora Tezi), İstanbul: İstanbul Kültür Üniversitesi Lisansüstü Eğitim Enstitüsü.
- Ayaydin, H., ve Dağlı, H. (2012). Gelişen Piyasalarda Pay Senedi Getirisini Etkileyen Makroekonomik Değişkenler Üzerine Bir İnceleme: Panel veri analizi. *Atatürk Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi*, 26(3-4), 45-66.
- Aydeniz, N., & Özduvan, M. (2012). İMKB-100'de İşlem Gören İşletmelerde Borçlanmanın Sermaye Yapısına Etkilerinin Regresyon Analizi İle Araştırılması. *Elektronik Sosyal Bilimler Dergisi*, 11(42), 203-214.
- Aydın N. (2013). Sermaye Piyasaları ve Finansal Kurumlar. Eskişehir: T.C. Anadolu Üniversitesi Yayını No: 2511 Açıköğretim Fakültesi Yayını No: 1482.
- Aydın, E. (2017). Temel Analiz Yöntemiyle Pay Senedi Değerlemesi ve BIST'te İşlem Gören Kimya Sektöründeki Şirketler Üzerine Bir Uygulama (Yüksek Lisans Tezi). İstanbul: İstanbul Bilgi Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü.
- Baek, Y., & Kim, H. Y. (2018). ModAugNet: A New Forecasting Framework for Stock Market Index Value with An Overfitting Prevention LSTM Module and A Prediction LSTM module. *Expert Systems with Applications*, 113, 457-480.
- Barak, S., Arjmand, A. ve Ortobelli, S. (2017). Fusion Of Multiple Diverse Predictors in Stock Market. *Information Fusion*, 36, 90-102.

- Barndorff-Nielsen, O. E. Jensen, J. L., & Sørensen, M. (1998). Some Stationary Processes in Discrete and Continuous Time. *Advances in Applied Probability*, 30(4), 989-1007.
- Bartram, S. M. Branke, J. ve Motahari, M. (2020). Artificial Intelligence in Asset Management (No. 14525). CFA Institute Research Foundation.
- Basu, S. (1977). Investment performance of common stocks in relation to their price-earnings ratios: A test of the efficient market hypothesis. *The journal of Finance*, 32(3), 663-682.
- Başkurt, G., Martin, S. A., Sarvari, P. A. ve Khadraoui, D. (2019, September). Open Data Availability and Suitability for Financial Analyses. In *Global Joint Conference on Industrial Engineering and Its Application Areas* (pp. 279-290). Springer, Cham.
- Bayraktar, A. (2012). Etkin Piyasalar Hipotezi. *Aksaray Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 4(1), 37-47.
- Bishop, G. W. ve Bishop, G. W. (1960). Charles H. Dow and the Dow Theory. New York: Appleton-Century-Crofts.
- Box, G. E., Jenkins, G. M., Reinsel, G. C. ve Ljung, G. M. (2016). *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. Canada: John Wiley & Sons.
- Box, George EP, Gwilym M. Jenkins, Gregory C. Reinsel, and Greta M. Ljung. (2015). *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. 5th Edition. John Wiley & Sons.
- Boyacıoğlu, M. A. ve Çürük, D. (2016). Döviz Kuru Değişimlerinin Pay Senedi Getirisine Etkisi: Borsa İstanbul 100 Endeksi Üzerine Bir Uygulama. *Muhasebe ve Finansman Dergisi*, (70), 143-156.
- Braun, E. (2011). *Financial Markets and Economic Growth* (Doctoral Dissertation), Université d'Angers.
- Brentani, C. (2004). *Portfolio Management in Practice*. Elsevier.
- Brooks, C. (2002). *Introductory Econometrics for Finance*, Cambridge, UK: Cambridge U.

- Bruce, L. M. Koger, C. H. ve Li, J. (2002). Dimensionality Reduction of Hyperspectral Data Using Discrete Wavelet Transform Feature Extraction. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 40(10), 2331-2338.
- Burke, L. I. ve Ignizio, J. P. (1992). Neural Networks and Operations Research: An Overview. *Computers & Operations Research*, 19(3-4), 179-189.
- Burton, E. ve Shah, S. (2013). *Behavioral Finance: Understanding the Social, Cognitive, and Economic Debates* (Vol. 854). John Wiley & Sons.
- Cansız, S. Ve Sayılğan, G. (2017). Sermaye Yapısı Teorilerinin Reel Sektör Firmaları Üzerinde Test Edilmesi. *Verimlilik Dergisi*, (2), 135-161.
- Cao, Q., Leggio, K. B. ve Schniederjans, M. J. (2005). A Comparison Between Fama and French's Model and Artificial Neural Networks in Predicting the Chinese Stock Market. *Computers & Operations Research*, 32(10), 2499-2512.
- Chatzis, S. P., Siakoulis, V., Petropoulos, A., Stavroulakis, E. ve Vlachogiannakis, N. (2018). Forecasting Stock Market Crisis Events Using Deep and Statistical Machine Learning Techniques. *Expert Systems With Applications*, 112, 353-371.
- Cecchetti, S. G. Schoenholtz, K. L. ve Fackler, J. (2006). *Money, Banking, and Financial Markets 4th Edition*, McGraw-Hill/Irwin.
- Chatzis, S. P., Siakoulis, V., Petropoulos, A., Stavroulakis, E., & Vlachogiannakis, N. (2018). Forecasting Stock Market Crisis Events Using Deep and Statistical Machine Learning Techniques. *Expert Systems with Applications*, 112, 353-371.
- Chen, A. S., Leung, M. T. ve Daouk, H. (2003). Application Of Neural Networks to An Emerging Financial Market: Forecasting and Trading the Taiwan Stock Index. *Computers & Operations Research*, 30(6), 901-923.
- Chen, Y. ve Hao, Y. (2018). Integrating principal component analysis and weighted support vector machine for stock trading signals prediction. *Neurocomputing*, 321, 381-402.

- Chen, Y., ve Hao, Y. (2018). Integrating Principle Component Analysis And Weighted Support Vector Machine For Stock Trading Signals Prediction. *Neurocomputing*, 321, 381-402.
- Chourmouziadis, K. ve Chatzoglou, P. D. (2016). An intelligent short term stock trading fuzzy system for assisting investors in portfolio management. *Expert Systems with Applications*, 43, 298-311.
- Chowdhury, G. G. (2003). Natural Language Processing. *Annual Review of Information Science and Technology*, 37(1), 51-89.
- Coşkun Kaderli, Y. (2013). Finansal Kararlarda Vergi Etkisi: Türkiye Uygulaması (Doktora Tezi). Aydın: Adnan Menderes Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü.
- Coşkun, M., KİRACI, K., ve Muhammed, U. (2016). Seçilmiş Makroekonomik Değişkenlerle Pay Senedi Fiyatları Arasındaki İlişki: Türkiye Üzerine Ampirik Bir İnceleme. *Finans Politik ve Ekonomik Yorumlar*, (616), 61-74.
- Cox, J. C. ve Sadiraj, V. (2010). On The Coefficient of Variation as A Criterion for Decision Under Risk. *Journal of Mathematical Psychology*, 54(4), 387-394.
- Çabuk, A. ve Lazol, İ. (2016). Mali tablolar analizi. 15. Baskı. Bursa: Ekin Basım Yayın Dağıtım, 2016.
- Çavdar, Ş. Ç. Ve Aydın, A. D. (2017). Borsa İstanbul Kurumsal Yönetim Endeksi'nde (XKURY) Volatilitenin Etkisi: Arch, Garch ve Swarch Modelleri ile Bir İnceleme. *Süleyman Demirel Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 22(3), 697-711.
- Çelik, T.T. (2007). Etkin Piyasa Hipotezi ve Gelişmekte Olan Pay Senedi Piyasalarında Eşhareketlilik (Doktora Tezi), İstanbul: İstanbul Teknik Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü.
- Çömlekçi, İ., Öncü, M. A. ve Çömlekçi, S. (2015). Yatırımcıların Özellikleri ile Pay Senedi Piyasalarındaki Anomali Algısı Arasındaki İlişki: Bireysel Yatırımcılar Üzerine Bir Araştırma. *Ege Akademik Bakış*, 15(2), 173-284.

- Dağlı, H. ve Çöllü, D. A. (2015). Pay Senedi Piyasalarında Görülen Anomaliler: Borsa İstanbul örneği. *Giresun Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi*, 1(1), 17-36.
- Dawson, P.C. (May 2013). Non-Systematic Risk Adjustments in Value and the Application of the Fair Market Value Standard in Business Valuation Practice. University of Connecticut Economics Alumni Working Paper Series.
- Demirci, M. Şahinkul, V. ve Eren, T. (2017). Oyun Teorisi Yaklaşımı ile Portföy Yönetimi Optimizasyonu Pay Yatırım Uygulaması. *Bankacılık ve Finansal Araştırmalar Dergisi*, 4(1), 21-37.
- Deniz, D. ve Okuyan, H. A. (2018). Geleneksel ve Modern Portföy Yönetiminin Ampirik Sonuçlarının Karşılaştırılması: Bist Uygulaması. *Mehmet Akif Ersoy Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 5(3), 467-482.
- Devadoss, A. V. ve Ligor, T. A. A. (2013). Stock Prediction Using Artificial Neural Networks. *International Journal of Data Mining Techniques and Applications*, 2(1), 283-291.
- Dochow, R. (2016). Online Algorithms for the Portfolio Selection Problem. Wiesbaden: Springer Gabler.
- Doğan, V. (2006). Forecasting Stock Market Return Using Artificial Neural Networks (Doctoral Dissertation). İstanbul: Boğaziçi Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü.
- Dunis, C. Middleton, P. Karathanasopolous, A. ve Theofilatos, K. (2016). Artificial Intelligence in Financial Markets. London: Palgrave Macmillan.
- Edwards, R. D. Magee, J. ve Bassetti, W. C. (2018). Technical Analysis of Stock Trends. CRC Press.
- Efe, A. R. D. A., & Küçükkocaoğlu, G. (2021). Yapay Zekâ Yöntemleri ile Hisse Senedi Fiyat Öngörülleri. *Ekonomi Politika ve Finans Araştırmaları Dergisi*, 6(2), 565-586.
- Enders, W. (2008). Applied Econometric Time Series. John Wiley & Sons.

- Eriş, N. Y. ve Karatepe, Y. T. D. (2009). Bedelli ve Bedelsiz Sermaye Artırımlarının Yatırımcı Davranışları Üzerindeki Etkisi: İMKB Şirketleri Üzerinde Ampirik Bir Çalışma (Doktora Tezi), Ankara: Ankara Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü
- Ersungur, Ş. M. ve Takım, A. (2018). Türkiye’de Teşvik Sisteminin Yapısı, Sorunları ve Etkinliği Üzerine Bir Politika Önerisi: Tek Bir Uygulamacı Kuruluş Sorunları Çözer Mi? Atatürk Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi, 32(3), 725-744.
- Esen, M.F. (2015). İçeriden Öğrenenler Ticaretinin Tespitinde Veri Madenciliği Yaklaşımı (Doktora Tezi). İstanbul: İstanbul Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü.
- Eser, Ö. (2010). Piyasa Riski Ölçümü Olarak Riske Maruz Değer ve Pay Senedi Portföyleri için Bir Uygulama (Doktora Tezi) İstanbul: Kadir Has Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü
- Eser, R. (2001). Finansal Piyasalarda Düzenleme ve Sermaye Piyasasında Düzenleyici Kurumlar. Sermaye Piyasası Kurulu Araştırma Raporu, 24.
- Eyüboğlu, S. ve Eyüboğlu, K. (2018). Enflasyon Oranı ile Borsa İstanbul Sektör Endeks Getirileri Arasındaki İlişkinin İncelenmesi. Anadolu Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi, 18(4), 89-10
- Fabozzi, F. J. ve Drake, P. (2009). Capital Markets, Financial Management, and Investment Management., New Jersey: John Wiley & Sons, Inc., Hoboken
- Fama, E. F. (2021). Efficient Capital Markets A Review of Theory and Empirical Work. The Fama Portfolio, 76-121.
- Fischer, T. ve Krauss, C. (2018). Deep learning With Long Short-Term Memory Networks for Financial Market Predictions, European Journal of Operational Research, 270, 654–669.
- Francis, J. C. ve Kim, D. (2013). Modern Portfolio Theory: Foundations, Analysis, and New Developments (Vol. 795). John Wiley & Sons.

- Gallati, R. (2003). Risk Management and Capital Adequacy. McGraw Hill Professional.
- Gavcar, E. ve Metin, H. M. Hisse Senedi Değerlerinin Makine Öğrenimi (Derin Öğrenme) ile Tahmini. *Ekonomi ve Yönetim Araştırmaları Dergisi*, 10(2), 1-11.
- Gemici, E. ve Cihangir, M. (2018). Borsa İstanbul Pay Senedi Piyasasında Aşırı Tepki. *ODÜ Sosyal Bilimler Araştırmaları Dergisi (ODÜSOBİAD)*, 8(2), 289-298.
- Ghashami, F., Kamyar, K. ve Riazı, S. A. (2021). Prediction of Stock Market Index Using a Hybrid Technique of Artificial Neural Networks and Particle Swarm Optimization. *Applied Economics and Finance*, 8(3), 1-8.
- Goetzmann, W. N. Brown, S. J. Gruber, M. J. ve Elton, E. J. (2014). Modern Portfolio Theory and Investment Analysis. John Wiley & Sons, 237.
- Gorenc Novak, M. ve Velušček, D. (2016). Prediction of Stock Price Movement Based on Daily High Prices. *Quantitative Finance*, 16(5), 793-826.
- Göçer, Ş. (2018). Davranışsal Finans ve Anomaliler: Borsa İstanbul'da Sürü Davranışı Varlığının Test Edilmesi (Doktora Tezi). Tokat: Gaziosmanpaşa Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü.
- Grout, P. A. (2021). AI, ML, and Competition Dynamics in Financial Markets. *Oxford Review of Economic Policy*, 37(3), 618-635.
- Gümüş, F., & Durmuşkaya, S. (2015). Vadeli İşlem Piyasalarında Haftanın Günleri Etkisi ve Tatil Anomalisinin Tespiti Üzerine Bir Analiz. *Niğde Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 8(1), 43-52.
- Gündoğdu, A. (Ed.). (2016). Finansal Piyasalar ve Kurumlar. Seçkin Yayınevi.
- Han, L. Su, Z. ve Chen, M. (2021). Financial Markets Co-Movement Predictive Modeling: The DWT Approach. *Procedia Computer Science*, 183, 139-144.
- Hassan, M. R., Nath, B. ve Kirley, M. (2007). A Fusion Model Of HMM, ANN And GA for Stock Market Forecasting. *Expert Systems with Applications*, 33(1), 171-180.

- Hosaka, T. (2019). Bankruptcy prediction using imaged financial ratios and convolutional neural networks. *Expert systems with applications*, 117, 287-299.
- Hiriyappa B. (2008). Investment Management, Securities and Portfolio Management. Delhi: New Age International (P) Ltd.
- Hull, J. Treepongkaruna, S. Colwell, D. Heaney, R. ve Pitt, D. (2013). Fundamentals of Futures and Options Markets. Pearson Higher Education AU.
- Huo, Y., Xu, C., & Shiina, T. (2021). Period Value At Risk and Its Estimation by Monte Carlo Simulation. *Applied Economics Letters*, 1-5
- Illukkumbura, A. (2021). Introduction to Time Series Analysis. 1st Edition. MSc. Business Statistics B.A. Social Statistics, Minitab, LLC.
- Indika, A., Warusamana, N., Welikala, E., & Deegalla, S. (2021). Ensemble Stock Market Prediction Using SVM, LSTM, and Linear Regression. TechRxiv.
- İşcan, E. (2010). Petrol Fiyatının Pay Senedi Piyasası Üzerindeki Etkisi. *Maliye Dergisi*, (158), 607-617.
- Jeong, G. ve Kim, H. Y. (2019). Improving financial trading decisions using deep Q-learning: Predicting the number of shares, action strategies, and transfer learning. *Expert Systems with Applications*, 117, 125-138.
- Jia, J. ve Dyer, J. S. (1996). A Standard Measure of Risk and Risk-Value Models. *Management Science*, 42(12), 1691-1705.
- Kadir, T. U. N. A. veİsabetli, İ. (2014). Finansal Piyasalarda Volatilite ve Bist-100 Örneği. *Kocaeli Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, (27), 21-31.
- Kaldırım, Y. (2016). Pay Senedi Piyasalarındaki Anomaliler: BIST 100 Endeksine Yönelik Araştırma (Doktora Tezi). İstanbul: Marmara Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü.
- Kaluge, D., Tufail, M. S., ve Muneer, S. (2017). Multifactor On Macroeconomic Fundamentals to Explain the Behavior of Sectoral Indices in Indonesian Stock Exchange. *City University Research Journal, Special Issue: AIC, Malaysia*, 276-282.

- Kamstra, M. ve Donaldson, G. (1996). Forecasting Combined with Neural Networks. *Journal Of Forecast*, 15(1), 49-61.
- Kara, İ. (2019). Borsa Endeksi Hareket Yönünün Tahmininde Sınıflandırma Yöntemlerinin Performanslarının Karşılaştırılması: BİST 100 ÖRNEĞİ (Yayınlanmış Doktora Tezi). Afyon: Kocatepe Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü.
- Kara, Y., Boyacioglu, M. A. ve Baykan, Ö. K. (2011). Predicting Direction of Stock Price Index Movement Using Artificial Neural Networks and Support Vector Machines: The Sample of The Istanbul Stock Exchange. *Expert Systems with Applications*, 38(5), 5311-5319.
- Karaçam, N. (2015). İç Borçlanmanın Birincil ve İkincil Sermaye Piyasalarına Baskısı. *Kamu-İş İş Hukuku ve İktisat Dergisi*, S, 14(2), 83-95.
- Karan, B. (2018). Yatırım Analizi ve Portföy Yönetimi. 2.Baskı. Ankara: Gazi Kitabevi.
- Kennedy, J.; Eberhart, R. C. (1948). Particle Swarm Optimization. *Proc. of the IEEE Int. Conference on Neural Networks*, 4, 1942-1948.
- Kim, J. H., ve Shamsuddin, A. (2019). Stock Market Anomalies: An Extreme Bounds Analysis.
- Kim, K. J. ve Han, I. (2000). Genetic Algorithms Approach to Feature Discretization in Artificial Neural Networks for The Prediction of Stock Price Index. *Expert Systems with Applications*, 19(2), 125-132.
- Kimoto, T., Asakawa, K., Yoda, M. ve Takeoka, M. (1990, June). Stock Market Prediction System with Modular Neural Networks. In 1990 IJCNN International Joint Conference on Neural Networks (Pp. 1-6). IEEE.
- Kirbaş, A. (2018). Temettü Duyurularının Pay Senedi Getirilerine Olan Etkilerinin Analizi. *Ekonomi Politika ve Finans Araştırmaları Dergisi*, 3(2), 133-148.
- Konuralp, G. (2005). Sermaye Piyasaları Analizler, Kuramlar ve Portföy Yönetimi. 2. Baskı. İstanbul: Alfa Basım Yayın

- Krauss, C., Do, X. A. ve Huck, N. (2017). Deep Neural Networks, Gradient-Boosted Trees, Random Forests: Statistical Arbitrage on the S&P 500. *European Journal of Operational Research*, 259(2), 689-702.
- Kryzanowski, L. Galler, M. ve Wright, D. W. (1993). Using artificial neural networks to pick stocks. *Financial Analysts Journal*, 49(4), 21-27.
- Kurosaki, T. ve Kim, Y. S. (2013). Systematic Risk Measurement in the Global Banking Stock Market with Time Series Analysis and Covar. *Investment Management and Financial Innovations*, (10, Iss. 1 (contin.)), 184-196.
- Kutlu, B., ve Badur, B. (2009). Yapay Sinir Ağları ile Borsa Endeksi Tahmini. *Yönetim Dergisi*, 20(63), 45-40.
- Küçüksavaş, N. (2019). Finansal Muhasebe. 15. Baskı. İstanbul: Beta Yayıncılık,
- Küçüksille, E. ve Mizrahi, R. (2015). Bedelsiz Sermaye Artırımı Duyurularının Şirketlerin Piyasa Değerlerine Etkisi: Borsa İstanbul Örneği. *Sosyal ve Beşeri Bilimler Araştırmaları Dergisi*, 1(35), 125-145.
- Lauzon, F. Q. (2012, July). An introduction to deep learning. In 2012 11th International Conference on Information Science, Signal Processing and their Applications (ISSPA) (pp. 1438-1439). IEEE.
- Lee, T. K., Cho, J. H., Kwon, D. S., & Sohn, S. Y. (2019). Global stock market investment strategies based on financial network indicators using machine learning techniques. *Expert Systems with Applications*, 117, 228-242.
- Leingang, E. (2017). Selection portfolio: Applying Modern Portfolio Theory to Personnel Selection. Minnesota State University, Mankato.
- Lerskullawat, P. ve Ungphakorn, T. (2019). Does overreaction still exist in Thailand? *Kasetsart Journal of Social Sciences*, 40(3), 689-694.
- Leung, M. T., Daouk, H. ve Chen, A. S. (2000). Forecasting Stock Indices: A Comparison of Classification and Level Estimation Models. *International Journal of Forecasting*, 16(2), 173-190
- Levišauskait, K. (2010). Investment Analysis and Portfolio Management. Leonardo da Vinci Programme Project.

- Lim, M. A. (2015). *The Handbook of Technical Analysis+ Test Bank: The Practitioner's Comprehensive Guide to Technical Analysis*. John Wiley & Sons.
- Lin, J., Keogh, E., Lonardi, S., & Chiu, B. (2003, June). A Symbolic Representation of Time Series, with Implications for Streaming Algorithms. In *Proceedings of the 8th ACM SIGMOD Workshop on Research Issues in Data Mining and Knowledge Discovery* (pp. 2-11).
- Maginn, J. L. Tuttle, D. L. McLeavey, D. W. ve Pinto, J. E. (Eds.). (2007). 3rd Edition *Managing Investment Portfolios: A Dynamic Process*. John Wiley & Sons.
- Marini, F., & Walczak, B. (2015). Particle Swarm Optimization (PSO). A Tutorial. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 149, 153-165
- Marshal, I. Abundance, O. E. ve Charles, A. S. L. (2016). Partial Autocorrelation Modelling of Capital Market Efficiency in Nigeria: The Random Walk Hypothesis. *Journal of Accounting and Financial Management*, 2.
- Miller, M.H. ve Modigliani, F. (1961) Dividend Policy, Growth, and the Valuation of Shares, *The Journal of Business*, 24 (4), 411-433.
- Mishkin, F. S. (2004). *The Economics of Money Banking and Financial Markets*. USA: The Addison-Wesley.
- Moazeni, B., ve Asadollahi, F. (2013). Manipulation of Stock Price and Its Consequences. *European Online Journal of Natural and Social Sciences: Proceedings*, 2(3 (s)), pp-430.
- Morris, J. J. ve Alam, P. (2012). Value Relevance and the Dot-Com Bubble of the 1990s. *The Quarterly Review of Economics and Finance*, 52(2), 243-255.
- Muhammad, N., Rasheed, A. ve Husain, F. (2002). Stock prices and exchange rates: Are they related? evidence from south asian countries [with comments]. *The Pakistan Development Review*, 535-550.
- Noble, W. S. (2004). Support Vector Machine Applications in Computational Biology. *Kernel Methods in Computational Biology*, 14, 71-92.

- Nofsinger, J. R. (2005). The Psychology of Investing. Routledge. 2nd Edition. Pearson Education Hall.
- Onan, Q. (2021). Sentiment Analysis on Product Reviews Based on Weighted Word Embeddings and Deep Neural Networks. *Concurrency and Computation: Practice and Experience*, 33(23), e5909.
- Özari, Ç. Turan, K. ve Demir, E. (2016). Teknik İndikatörlerin Etkinliği: BIST30 Ve BIST100 Endeksleri Üzerine Bir Uygulama. Nevşehir Hacı Bektaş Veli Üniversitesi SBE Dergisi, 6(1), 94-113.
- Özçalıcı M. (2015). Pay Senedi Fiyat Tahminlerinde Bilgi İşlemsel Zekâ Yöntemleri: Uzman Bir Sistem Aracılığıyla Bist Uygulaması (Doktora Tezi). Kahramanmaraş: Kahramanmaraş Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü.
- Özçalıcı, M. ve Ayriçay, Y. (2016). Bilgi işlemsel zekâ yöntemleri ile hisse senedi fiyat tahmini: Bist uygulaması. *Pamukkale Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, (Ek1), 274-298.
- Özer, A. (2017). Petrol Fiyatları ile Pay Senedi Getirileri Arasında Volatilitenin Yayılma Etkisi: Gelişmiş ve Gelişmekte Olan Ülkeler Örneği. *International Journal of Management Economics & Business/Uluslararası Yönetim İktisat ve İşletme Dergisi*, ICMEB17 Özel Sayısı, 654-662.
- Özkan, N. (2018). Karlılık, Aktif Büyüme Anomalileri ve Alternatif Varlık Fiyatlama Modelleri: Borsa İstanbul Uygulaması (Doktora Tezi), Bursa: Uludağ Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü.
- Öztürk, H. (2016). Teknik Analizde Alım-Satım Sistemi Oluşturma: Sistemin Geçmişe Yönelik Testleri. *Finansal Araştırmalar ve Çalışmalar Dergisi*, 8(15), 469-493.
- Paiva, F. D., Cardoso, R. T. N., Hanaoka, G. P. ve Duarte, W. M. (2019). Decision-Making for Financial Trading: A Fusion Approach of Machine Learning and Portfolio Selection. *Expert Systems with Applications*, 115, 635-655.
- Pala, O. (2019). Yüksek Dereceden Momentler ve Entropiye Dayalı Bulanık Portföy Optimizasyonu (Doktora Tezi). İzmir: Dokuz Eylül Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü.

- Panwai, S. (2021). Artificial Neural Network Stock Price Prediction Model under the Influence of Big Data.
- Pan, Y., Xiao, Z., Wang, X., & Yang, D. (2017). A Multiple Support Vector Machine Approach to Stock Index Forecasting with Mixed Frequency Sampling. *Knowledge-Based Systems*, 122, 90-102.
- Park, Y. S., & Lee, J. J. (2003). An empirical study on the relevance of applying relative valuation models to investment strategies in the Japanese stock market. *Japan and the World Economy*, 15(3), 331-339.
- Patel, J., Zeckhauser, R. ve Hendricks, D. (1991). The Rationality Struggle: Illustrations from Financial Markets. *The American Economic Review*, 81(2), 232-236.
- Patil, D., Patil, S., Patil, S., & Arora, S. (2022). Financial Forecasting of Stock Market Using Sentiment Analysis and Data Analytics. In *Intelligent Sustainable Systems*. Springer, Singapore. pp. 423-430.
- Pekkaya, M. (2006). Kar Payı Dağıtımının Şirket Değeri Üzerine Etkisi: İMKB 30 Endeks Hisselerine Bir Analiz. *Uluslararası Yönetim İktisat ve İşletme Dergisi*, 2(4), 183-209.
- Pompian, M. M. (2012). Behavioral Finance and Investor Types: Managing Behavior to Make Better Investment Decisions. John Wiley & Sons.
- Pring, M. J. (2014). Study Guide for Technical Analysis Explained Fifth Edition. McGraw Hill Professional.
- Reilly, F. K. ve Brown, K. C. (2011). Investment Analysis and Portfolio Management (Text Only). 10th Edition. Cengage Learning
- Rjoub, H., Türsoy, T., ve Günsel, N. (2009). The Effects of Macroeconomic Factors on Stock Returns: Istanbul Stock Market. *Studies in Economics and Finance*.
- Rockefeller, B. (2011). Technical Analysis for Dummies®. 2nd Edition. Indiana: Wiley Publishing, Inc.
- Saraoğlu, A. C. (2017). Stock Price Reactions to Dividend Changes: A Comparative Test of Signalling Theory and Market Efficiency in the Emerging Emea Stock

- Markets (Doktora Tezi). İstanbul: Kadir Has Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü.
- Saunders, A. ve Cornett, M. (2012). Financial Markets and Institutions. 5th Edition. Newyork: McGraw-Hill Irwin.
- Sarvari, P. A., Ustundag, A., & Takci, H. (2016). Performance evaluation of different customer segmentation approaches based on RFM and demographics analysis. *Kybernetes*, 45(7), 1129-1157.
- Schulmerich, M. Leporcher, Y. M. ve Eu, C. H. (2015). Applied Asset and Risk Management. Retrieved March, 20, 2018.
- Senchack Jr, A. J. ve Martin, J. D. (1987). The relative performance of the PSR and PER investment strategies. *Financial Analysts Journal*, 43(2), 46-56.
- Silva, A., Neves, R. ve Horta, N. (2015). A hybrid approach to portfolio composition based on fundamental and technical indicators. *Expert Systems with Applications*, 42(4), 2036-2048.
- Sims, C. A. (1980). Macroeconomics And Reality. *Econometrica: Journal of The Econometric Society*, 1-48.
- Sönmez, F. ve Terzioğlu, M. (2007). Gayri Safi Millî Hasıla İMKB 100 Endeksini Etkiliyor mu?. *Muhasebe ve Finansman Dergisi*, (33), 96-101
- Statman, M. (2011). What Investors Really Want. Discover What Drives Investor Behavior and Make Smarter Financial Decisions, McGraw-Hill.
- Stewart, S. D. Piro, C. D. ve Heisler, J. C. (2019). Portfolio Management: Theory and Practice 2th Edition. Hoboken, New Jersey: John Wiley & Sons
- Sundararajan, D. (2016). Discrete Wavelet Transform: A Signal Processing Approach. John Wiley & Sons.
- Şahin, A. (2016). Döviz Kurunun Pay Senedi Endeksi Üzerine Kısa ve Uzun Dönemde Etkileri: Kırılgan Beşli Ülkeleri Üzerine Yumuşak Geçişli Eşik Hata Düzeltme Modeli Uygulaması. *Ege Academic Review*, 16(2).
- Şahin, Ö. ve Öncü, M. A. (2015). Volatilite Alanında Yapılmış Lisansüstü Tezlere Yönelik Bir İçerik Analizi. *Muhasebe ve Finansman Dergisi*, (68), 135-156.

- Şamiloğlu, F. (2006). Şirket Büyüklüğü, Defter Değeri/Piyasa Değeri ve Beklenen Getiriler: İstanbul Menkul Kıymetler Borsası'nda Ampirik Bir İnceleme. *Muhasebe ve Finansman Dergisi*, (32).
- Tekin, E. (2017). 2010-2014 Yılları Arasında Türkiye'de Halka Açık Şirketlerde Manipülasyon Üzerine Beneish Modeli ile Ampirik Çalışma (Doktora Tezi). Ankara: Başkent Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü.
- Telçeken, N. (2014). Volatilite Endeksleri, Önemi ve Türkiye Volatilite Endeksi (Doktora Tezi). İstanbul: İstanbul Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü.
- Temelli, F., & Şahin, D. (2019). Pay Senedi Fiyatları, Altın Fiyatları ve Ham Petrol Fiyatları Arasındaki Nedensellik İlişkisinin Analizi. *Ekev Akademi Dergisi*, (77), 161-178.
- Thomsett, M. C. (1998). *Mastering Fundamental Analysis*. Dearborn Trade Publishing.
- Topal, Y. ve İlarıslan, K. (2009). Portföy Optimizasyonu Bağlamında Tanjant Portföyleri: İMKB30 İşletmelerinden Bir Örnek. *Afyon Kocatepe Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 11(1), 219-247.
- Torma, B. (2010). *Fundamental and Technical Analysis of Financial Markets* (Doktora Tezi). Budapest, Hungary: Eötvös Loránd University Faculty of Informatics.
- Toroslul, V. M. ve Durmuş, N. C. (2016). *Finansal Tablolar Analizi*. Ankara: Seçkin Yayıncılık.
- Tsaih, R., Hsu, Y. ve Lai, C. C. (1998). Forecasting S&P 500 Stock Index Futures with A Hybrid AI System. *Decision Support Systems*, 23(2), 161-174.
- Tsay, R. S. (2005). *Analysis of Financial Time Series* (Vol. 543). John Wiley & Sons.
- Tuna, İ. (2014). Sermaye Artırımını Etkileyen Şirkete Özgü Faktörlerin Belirlenmesi (Doktora Tezi). Tokat: Gaziosmanpaşa Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü.
- Tunay B. (2005). *Finansal Sistem; Yapısı, İşleyişi, Yönetimi ve Ekonomisi*, İstanbul: Birsen Yayıncılık.

- Tuncay, M., ve Eşgünoğlu, M. (2017). Menkul Kıymetlerle İlgili Vergi Düzenlemelerinin Sermaye Piyasaları Üzerindeki Etkisi. *Uluslararası İktisadi ve İdari İncelemeler Dergisi*, (19), 149-170.
- Ustalı, N. K., Tosun, N., & Tosun, Ö. Makine Öğrenmesi Teknikleri ile Hisse Senedi Fiyat Tahmini.
- Van Horne, J. (2008). John Wachowicz. *Fundamentals of Financial Management*. New Jersey: Prentice-Hall Inc Englewood Cliffs.
- Varlık B. (2017). Borsa İstanbul'da (Bist) Pay Senedi Fiyatlarının Spektral Analizi (Doktora Tezi). Aydın: Adnan Menderes Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü.
- Vo, D. H. Pham, T. N. Pham, T. T. V. Truong, L. M. ve Nguyen, T. C. (2019). Risk, Return and Portfolio Optimization for Various Industries in the ASEAN Region. *Borsa Istanbul Review*, 19(2), 132-138.
- Wang, Y. F. (2002). Predicting Stock Price Using Fuzzy Grey Prediction System. *Expert Systems with Applications*, 22(1), 33-38.
- Yakıcı Ayan, T., & Akay, A. (2014). Tahmine Dayalı Portföy Optimizasyonu: Modern Portföy Teorisinde Risk ve Beklenen Getiri Kavramlarına Alternatif Bir Yaklaşım. *Dumlupınar Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, (EYİ 2013 Özel Sayısı), 119-131.
- Yapa Abeywardhana, D. (2017). Capital Structure Theory: An overview. *Accounting and Finance Research*, 6(1).
- Yılğör, A. G. (2005). İşletmelerde Borçlanma Düzeyindeki Değişimin Pay Senedi Getirileri Üzerindeki Etkileri. *Dokuz Eylül Üniversitesi İktisadi İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 20(1), 15-28
- Yılmaz, Y. (2018). Pay Senedi Getirileri Üzerinde Beklenmedik Olaylar ve Politik Seçimlerin Etkilerinin Araştırılması: Bist'te Bir Uygulama (Doktora Tezi). Erzurum: Atatürk Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü.
- Yiğiter, Ş. Y. Sarı, S. S. ve Başakın, E. E. (2017). Pay Senedi Kapanış Fiyatlarının Yapay Sinir Ağları ve Bulanık Mantık Çıkarım Sistemleri ile Tahmin

Edilmesi. Kahramanmaraş Sütçü İmam Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi, 7,1-22.

Yoon, Y., Swales Jr, G. ve Margavio, T. M. (1993). A Comparison of Discriminant Analysis Versus Artificial Neural Networks. Journal Of the Operational Research Society, 44(1), 51-60.

Yue, L., Chen, W., Li, X., Zuo, W., & Yin, M. (2019). A Survey of Sentiment Analysis in Social Media. Knowledge and Information Systems, 60(2), 617-663.

Yüce, A. A. (2012). Sermaye Piyasasında Manipülasyon. Türkiye Barolar Birliği Dergisi, 363.

Yürük, M. F. Yapay Sinir Ağları ile Hisse Senedi Fiyat Tahmin Modeli: Türk Hava Yolları Uygulaması. *Journal of Aviation*, 5(2), 282-289.

İnternet Kaynakları

Borsa İstanbul Kılavuz,
https://www.borsaistanbul.com/data/kilavuzlar/Cevaplarla_Borsa_ve_Sermaye_Piyasasi.pdf , Erişim Tarihi: 24.12.2020.

Borsa İstanbul, 2017,
https://www.borsaistanbul.com/data/kilavuzlar/Halka_arz_ve_borsada_islem_gorme.pdf , Erişim Tarihi: 24.12.2020.

Borsa İstanbul, 2017, Vadeli İşlem ve Opsiyon Piyasası

<https://www.borsaistanbul.com/files/VIOP-Hakkinda-SSS.pdf> , Erişim Tarihi: 24.12.2019.

Borsa İstanbul, Halka Arz ve Borsada İşlem Görme,
<https://www.borsaistanbul.com/tr/sayfa/202/halka-arz-ve-borsada-islem-gorme> , Erişim Tarihi: 24.12.2020.

Investopedia, Technical Analysis, <https://www.investopedia.com/terms/n/nvi.asp> , Erişim Tarihi: 29.10.2020.

Machine Learning, 7 Temmuz 2019, <https://www.machinelearningplus.com/time-series/vector-autoregression-examples-python/> , Erişim Tarihi: 29.10.2020.

Matrixdata.com, İndikatörler, <https://www.matriksdata.com/website/bireysel-urunler/matriks-veri-terminali/dokumanlar/matriks-veri-terminali-indikatorler-dokumani> , Erişim Tarihi: 29.10.2020.

Milliyet, Terimler Sözlüğü Haberleri, 21 Aralık 2020, <https://www.milliyet.com.tr/uzmanpara/osilator-nedir-cesitleri-nelerdir-borsada-osilator-ne-ise-yarar-6385331> , Erişim Tarihi: 29.10.2021.

Corporate Finance Institute, Momentum Indicator, <https://corporatefinanceinstitute.com/resources/knowledge/trading-investing/momentum-indicators/> , Erişim Tarihi: 29.10.2021.

Saxo Bank, Accumulation Distribution Oscillator, 25 Ağustos 2016, <https://www.home.saxo/campaigns/mpu/2016/09/accumulation-distribution-oscillator> , Erişim Tarihi: 29.10.2021.

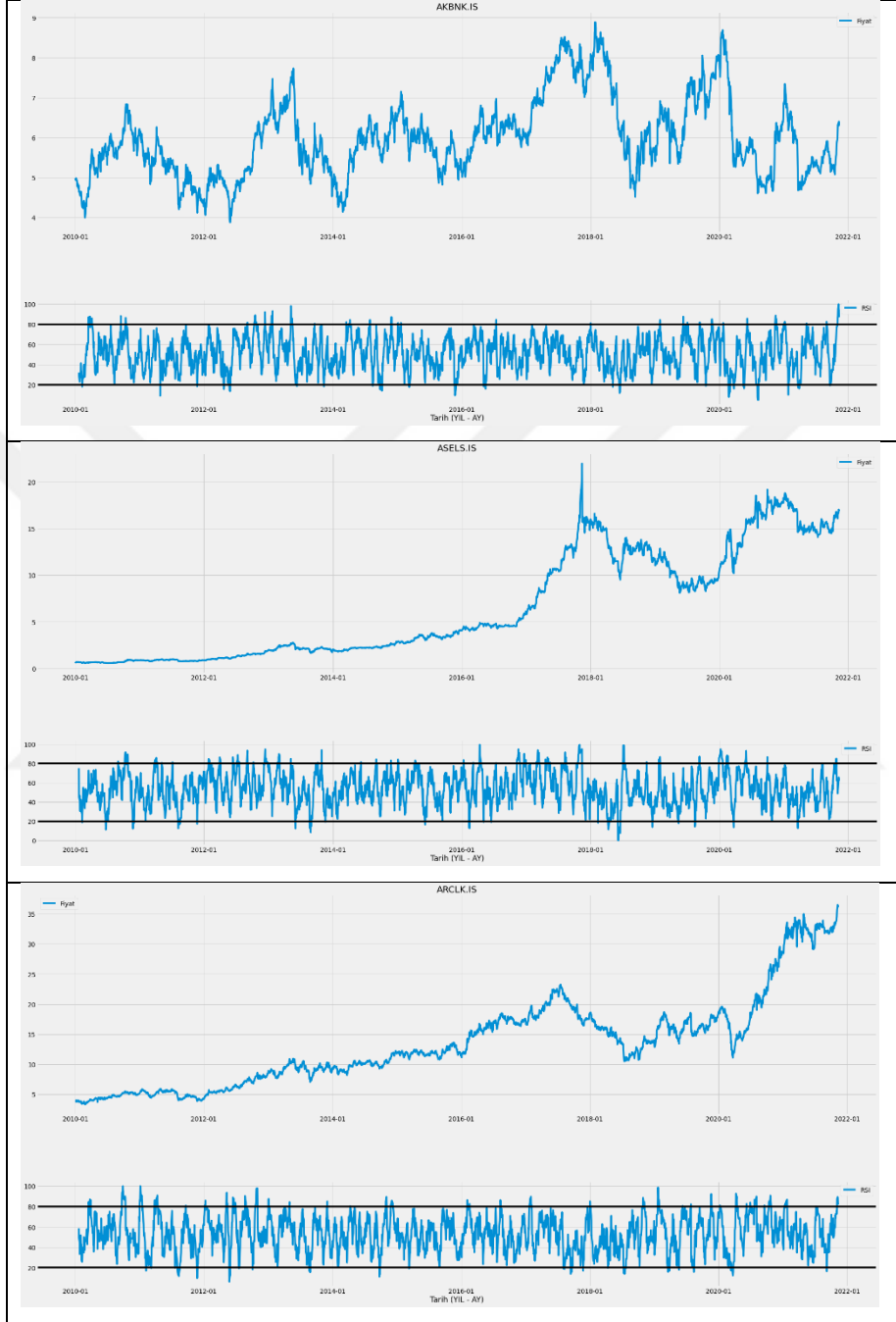
Trading Technologies, List of Technical Indicators,
<https://www.tradingtechnologies.com/xtrader-help/x-study/technical-indicator-definitions/list-of-technical-indicators/> , Erişim Tarihi: 29.10.2021.

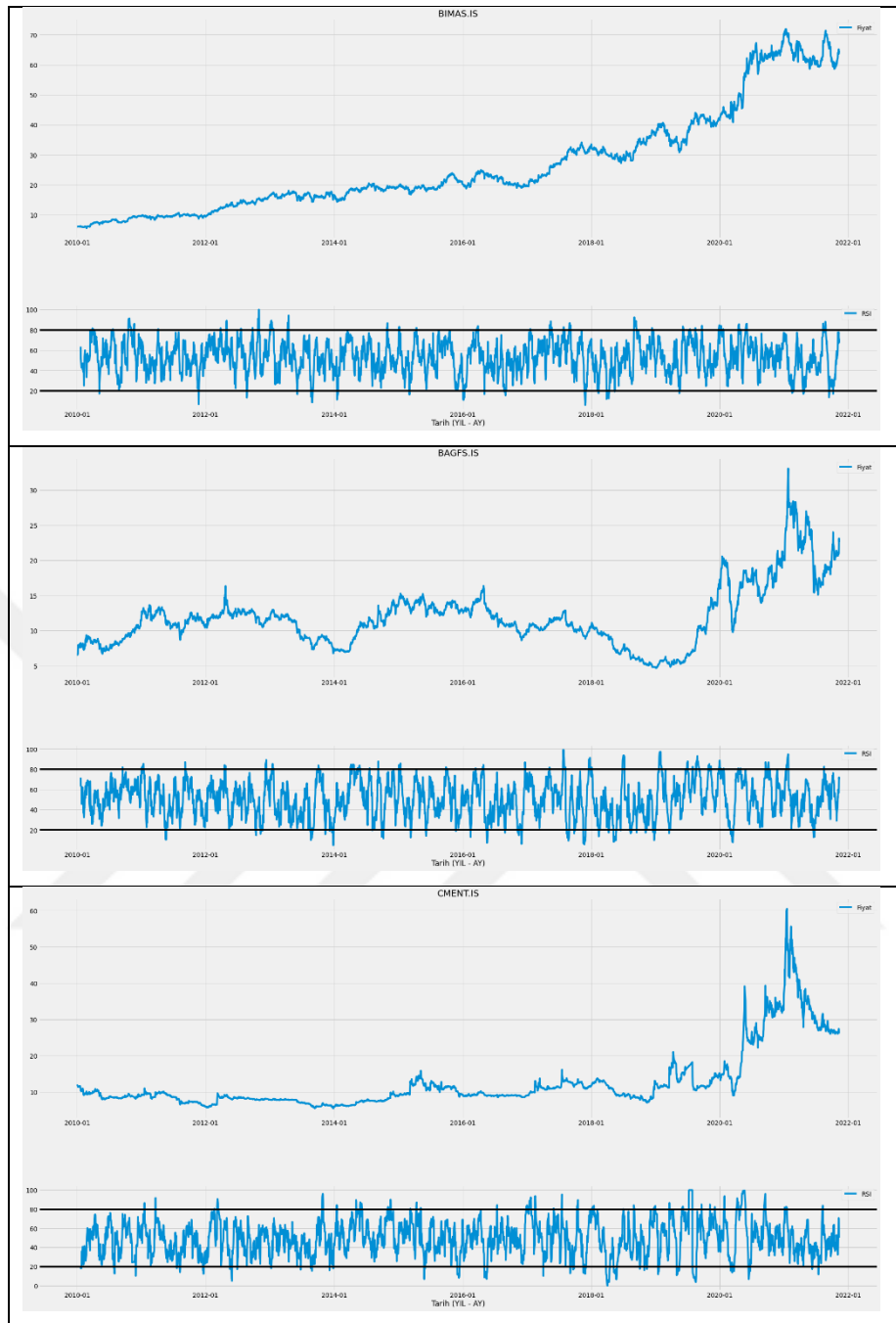
Achelis, S. B., MetaStock, Technical Analysis from A to Z, <https://www.metastock.com/customer/resources/taaz/?p=70> , Erişim Tarihi: 29.10.2021.

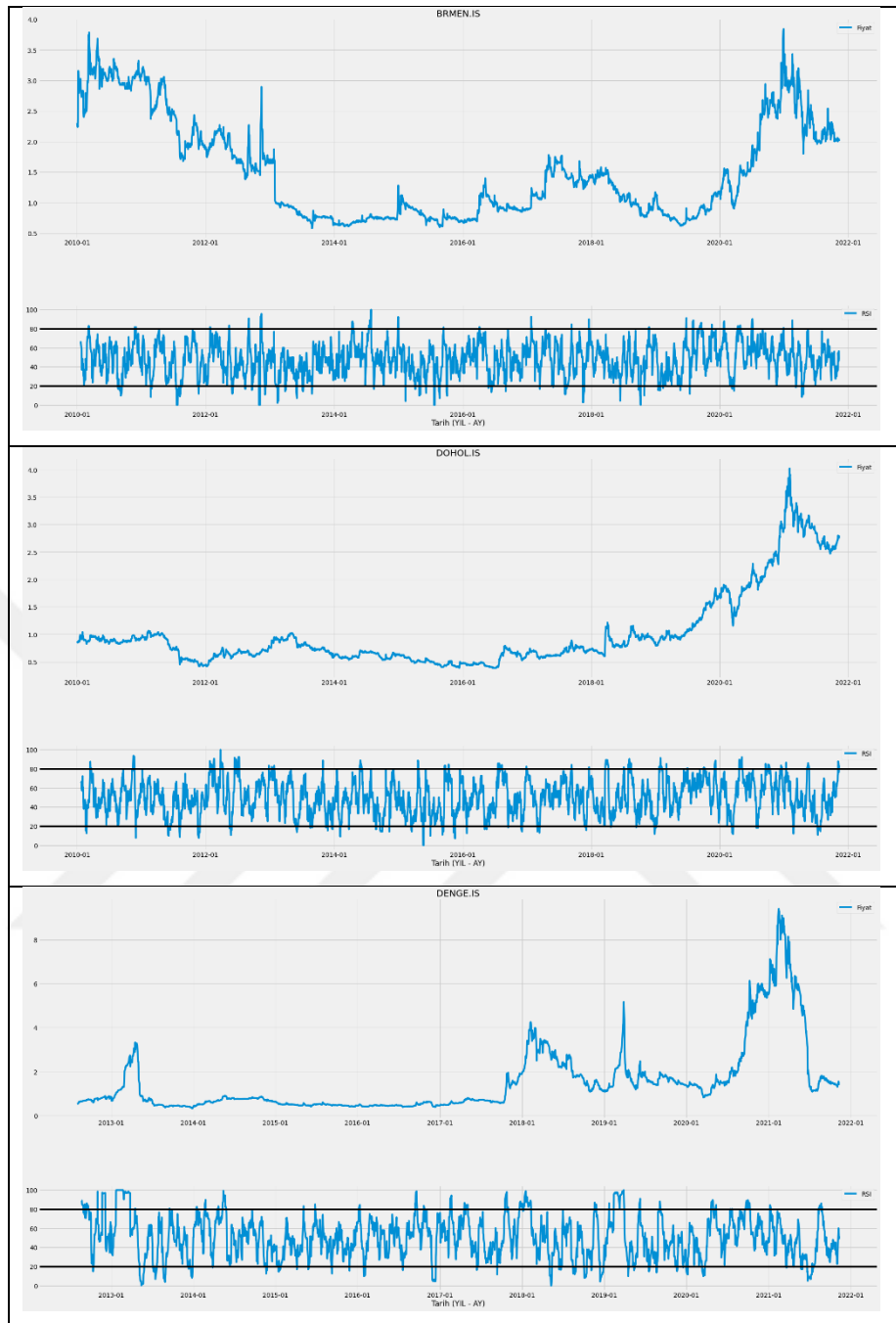
Technicalindicators.net, Indicators, <https://www.technicalindicators.net/indicators-technical-analysis/122-wad-williams-accumulation-distribution> , Erişim Tarihi: 29.10.2021.

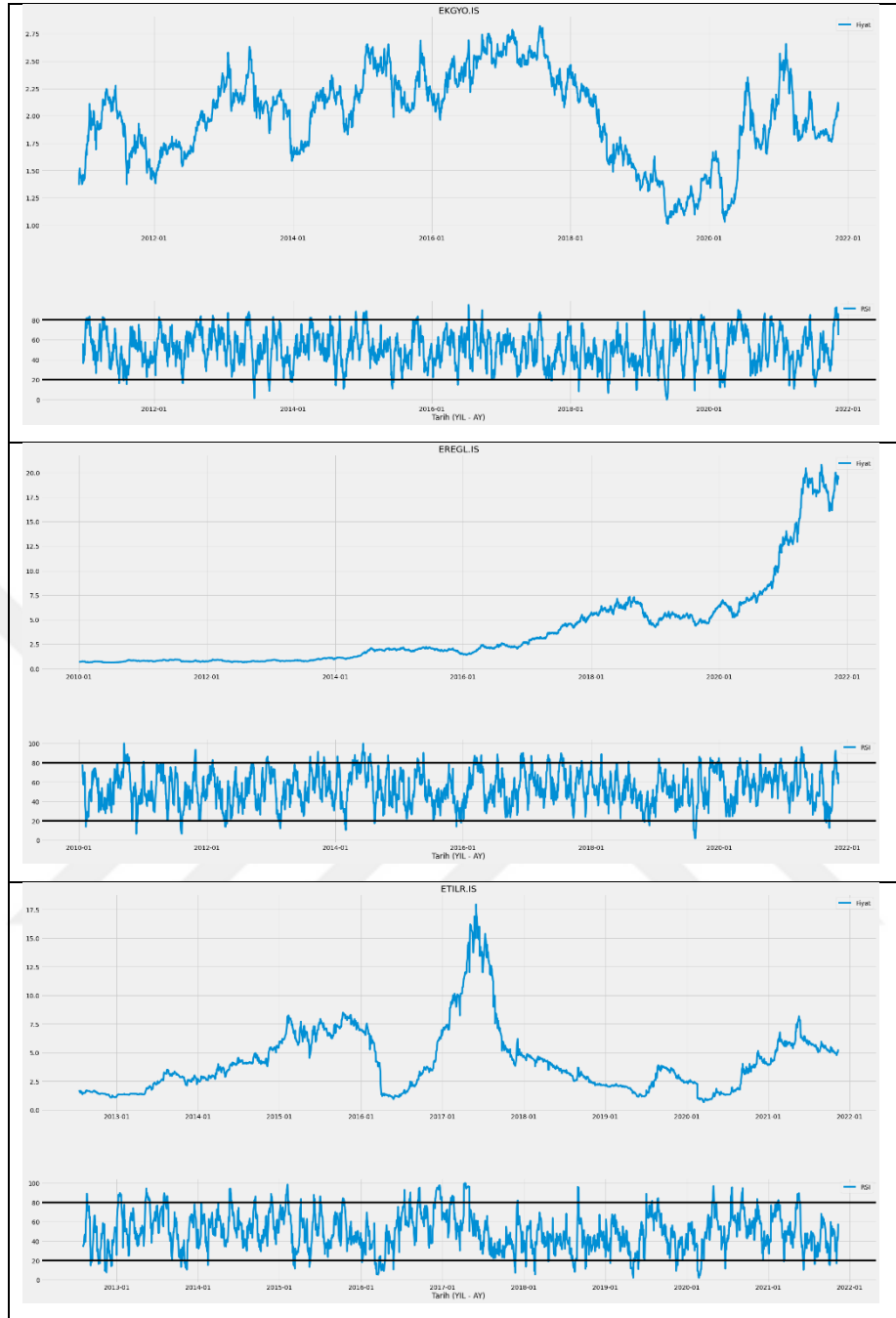
EKLER

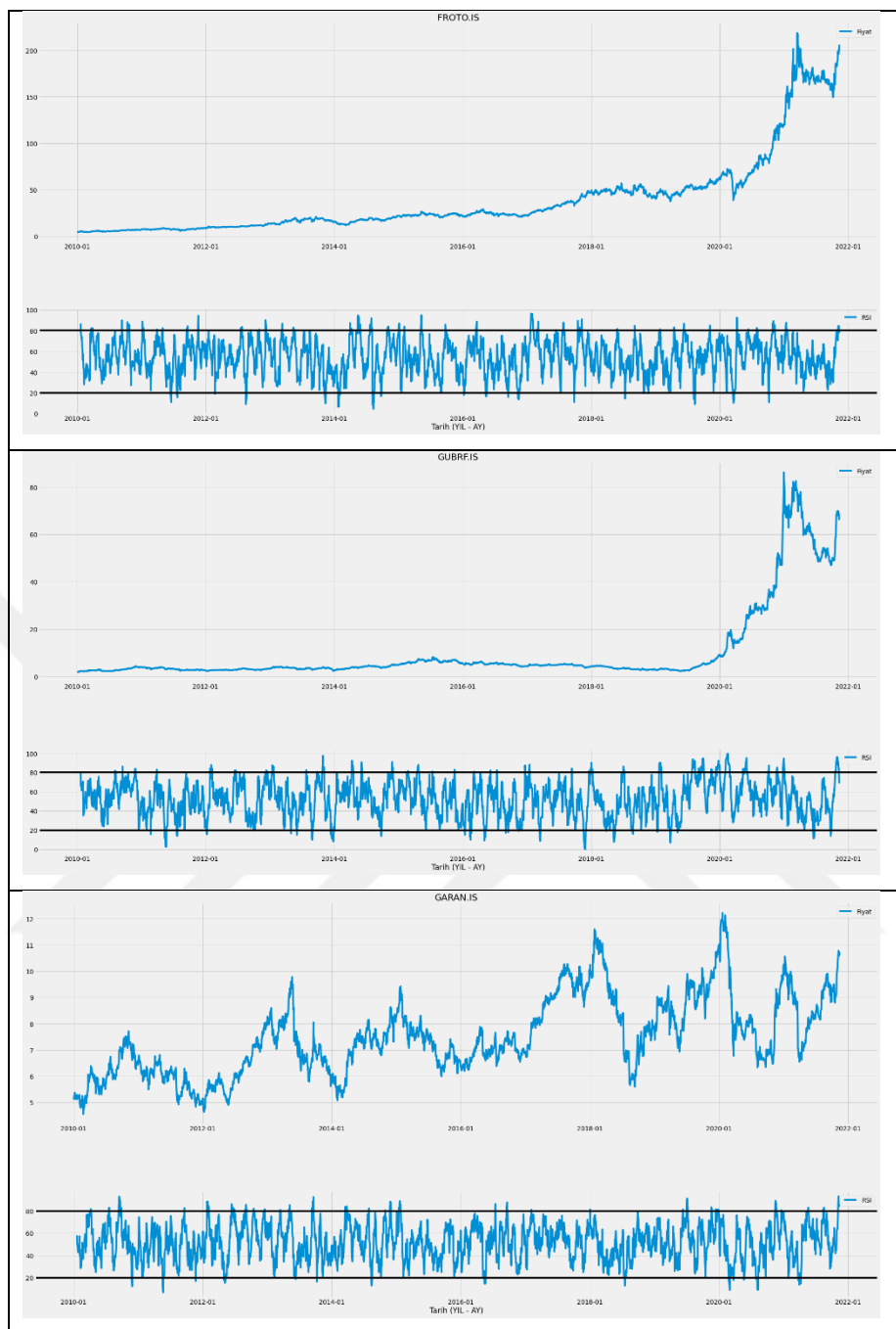
Ek-1. Relative Strength Index (RSI) Analiz Grafikleri

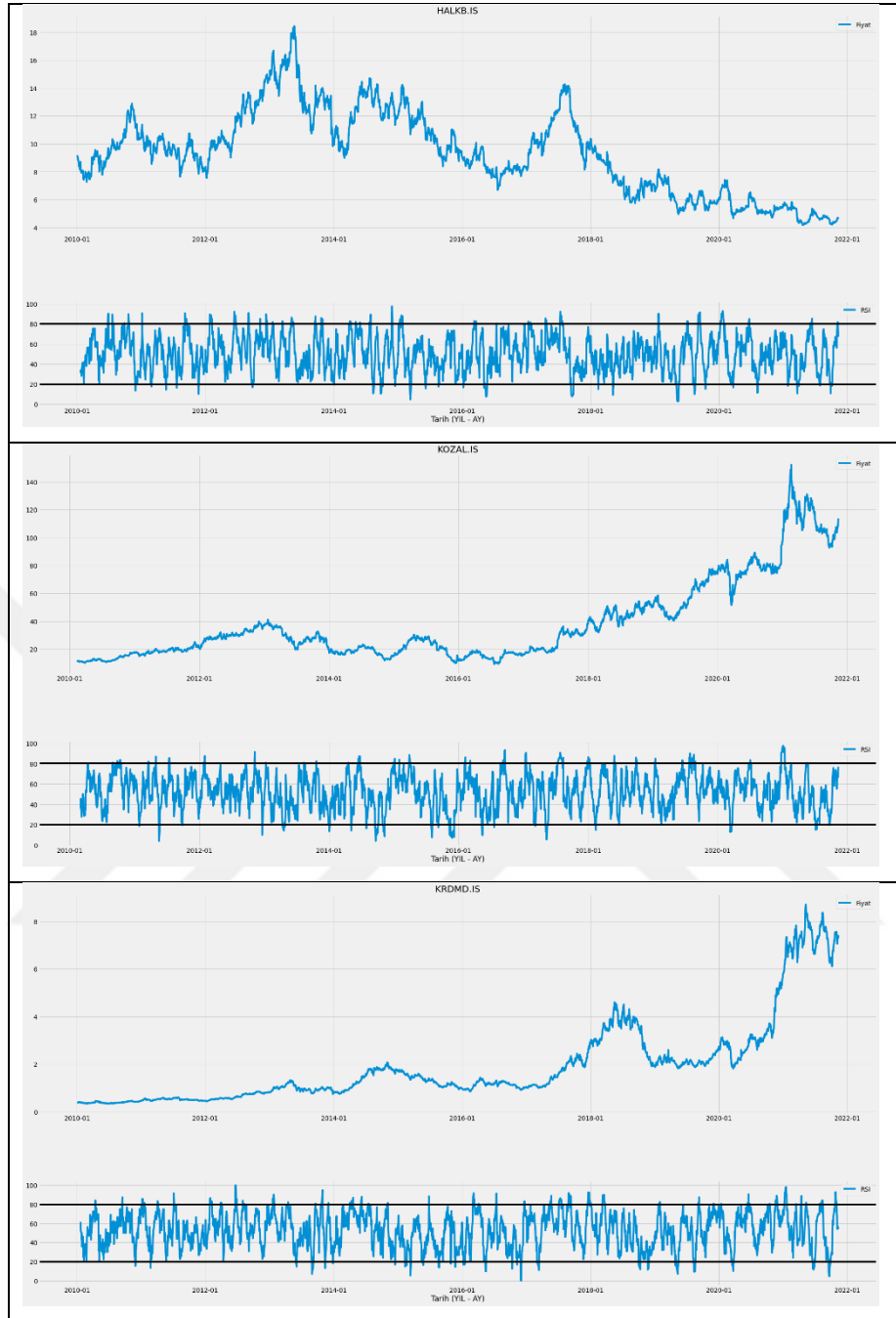


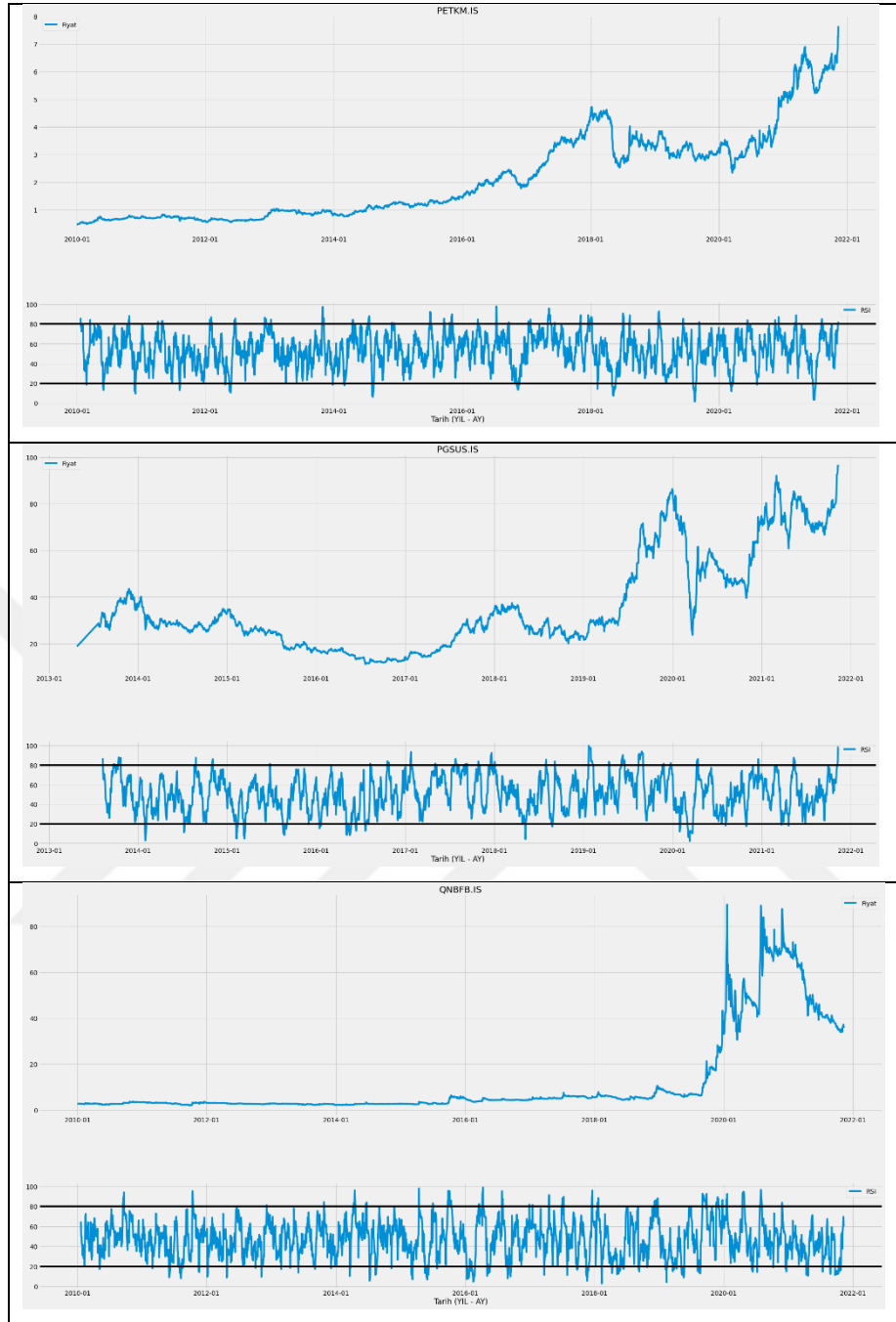


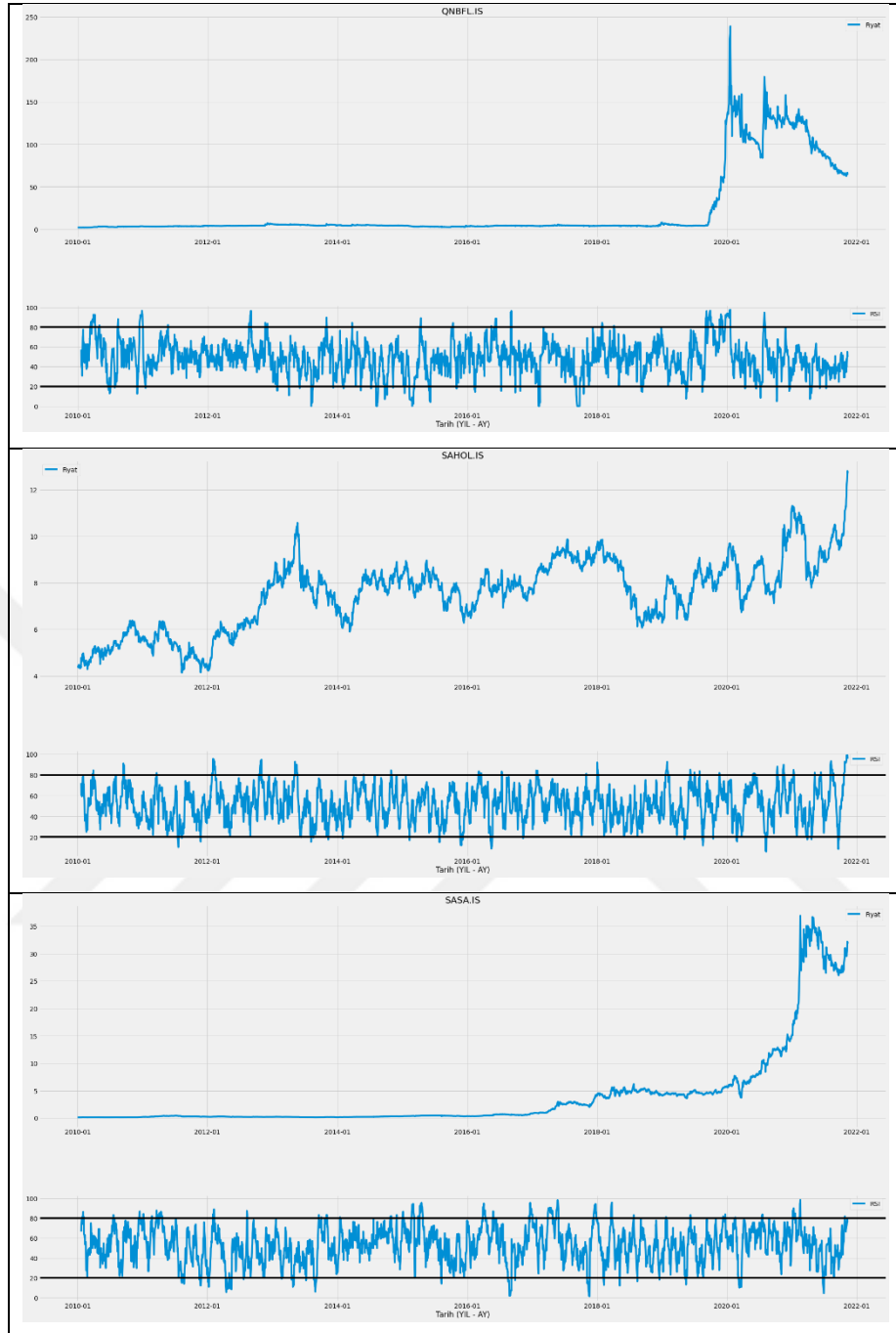


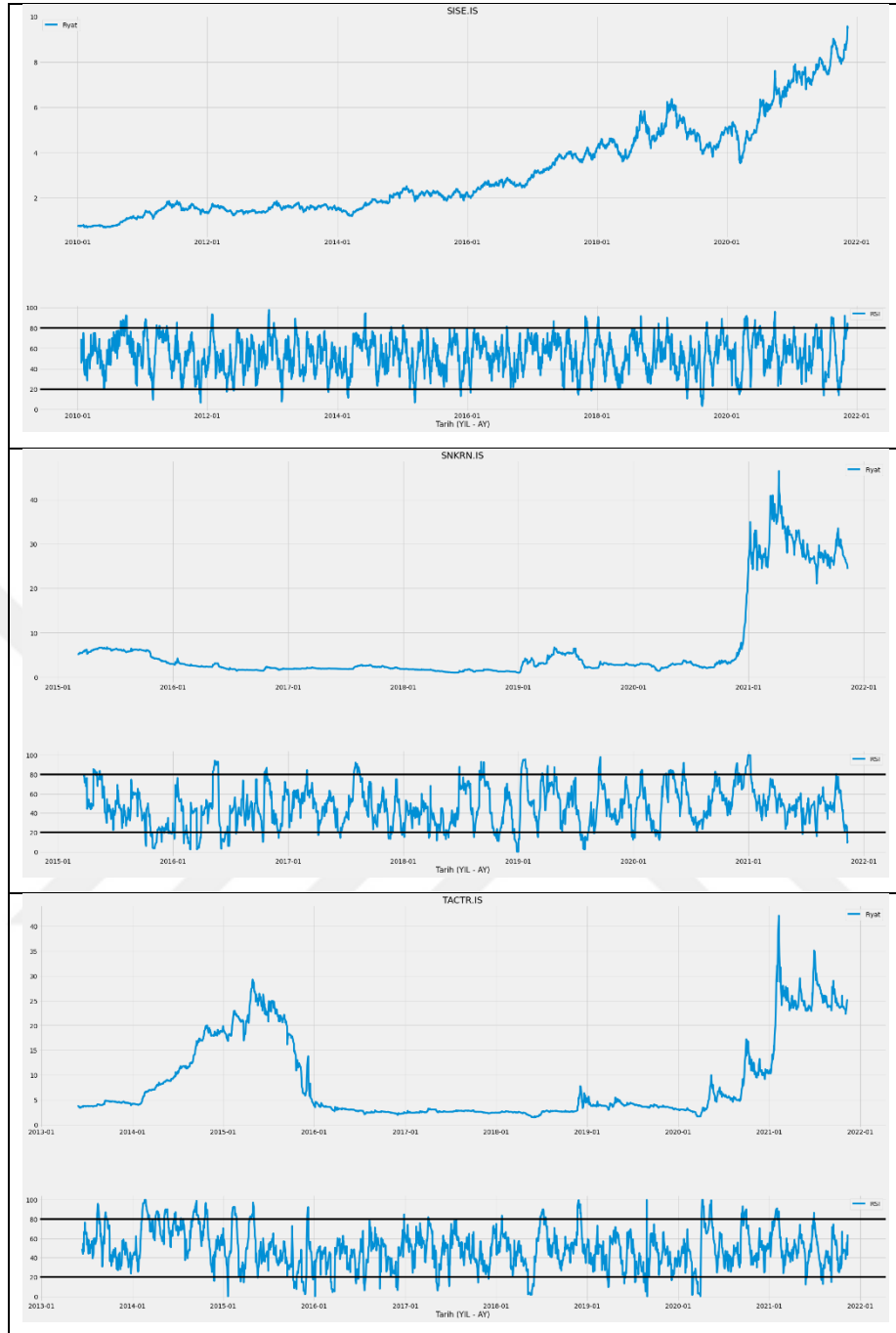


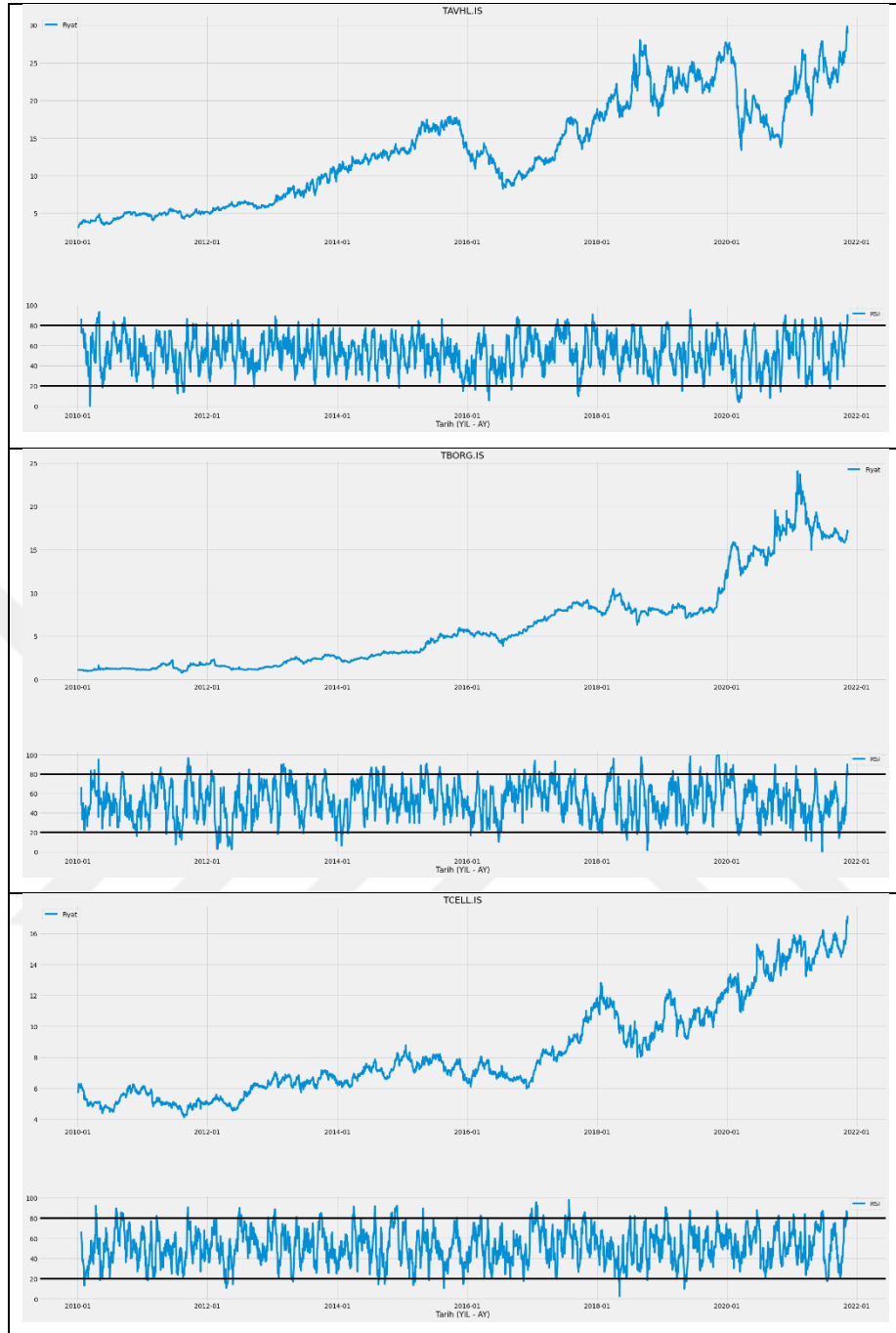


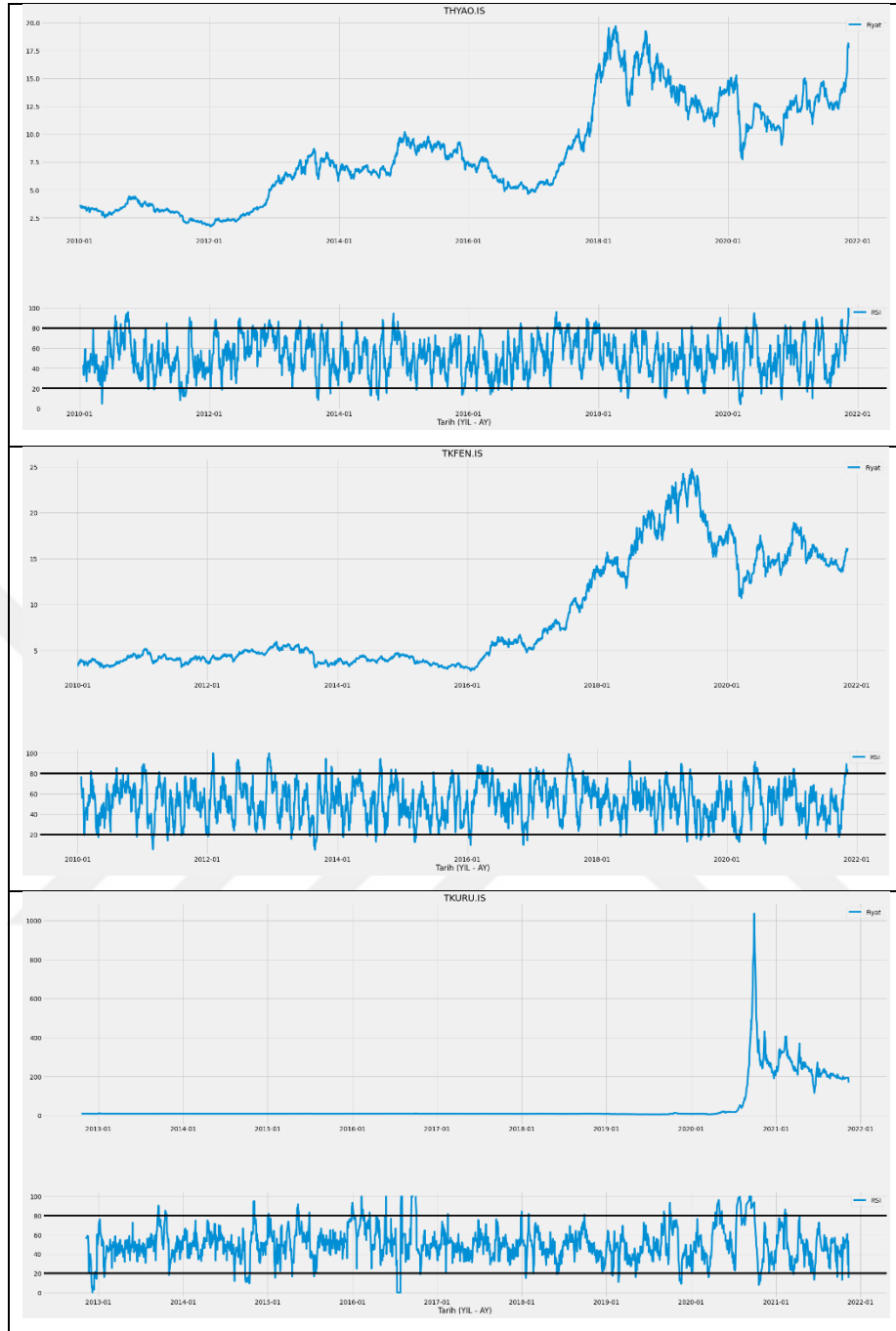


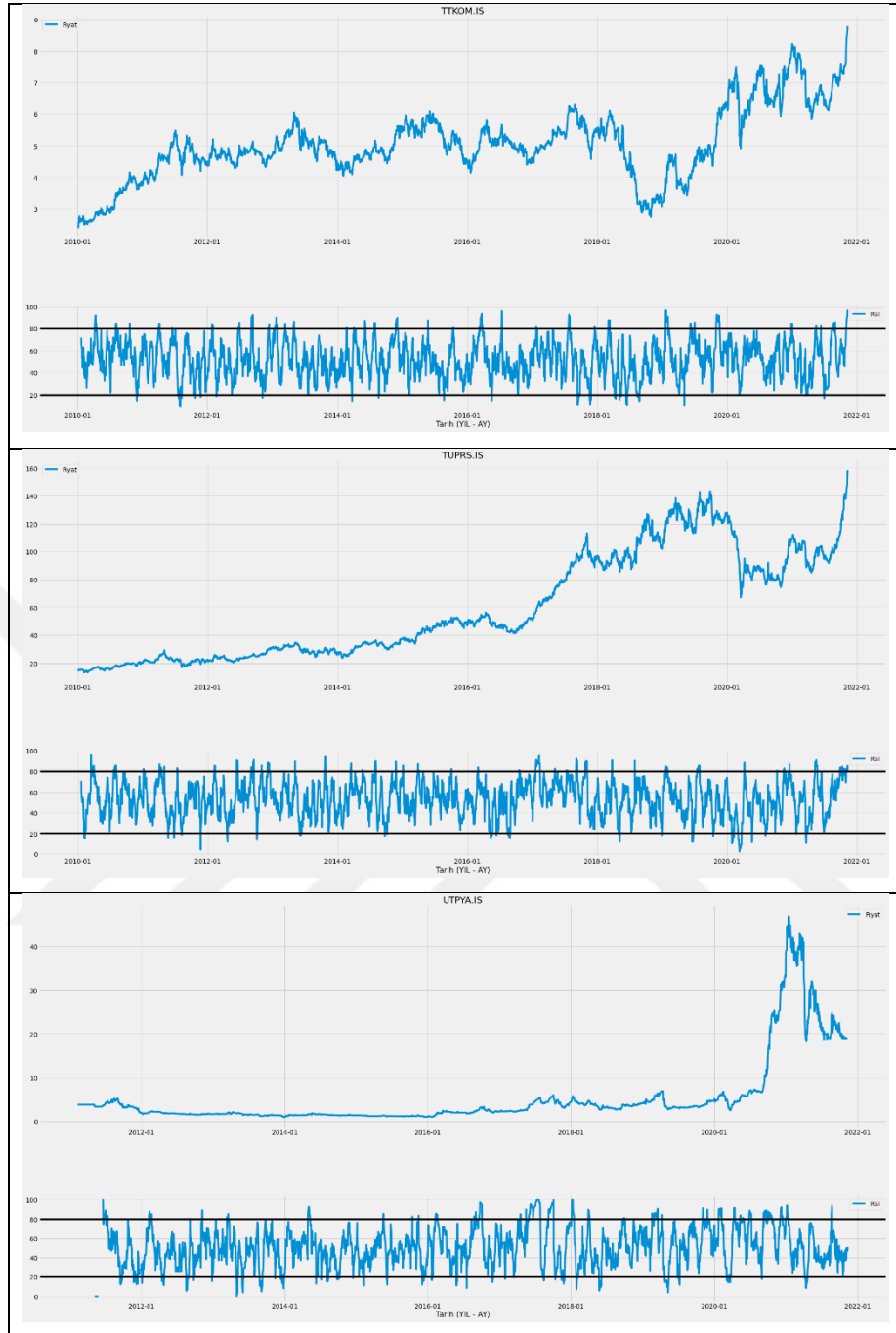


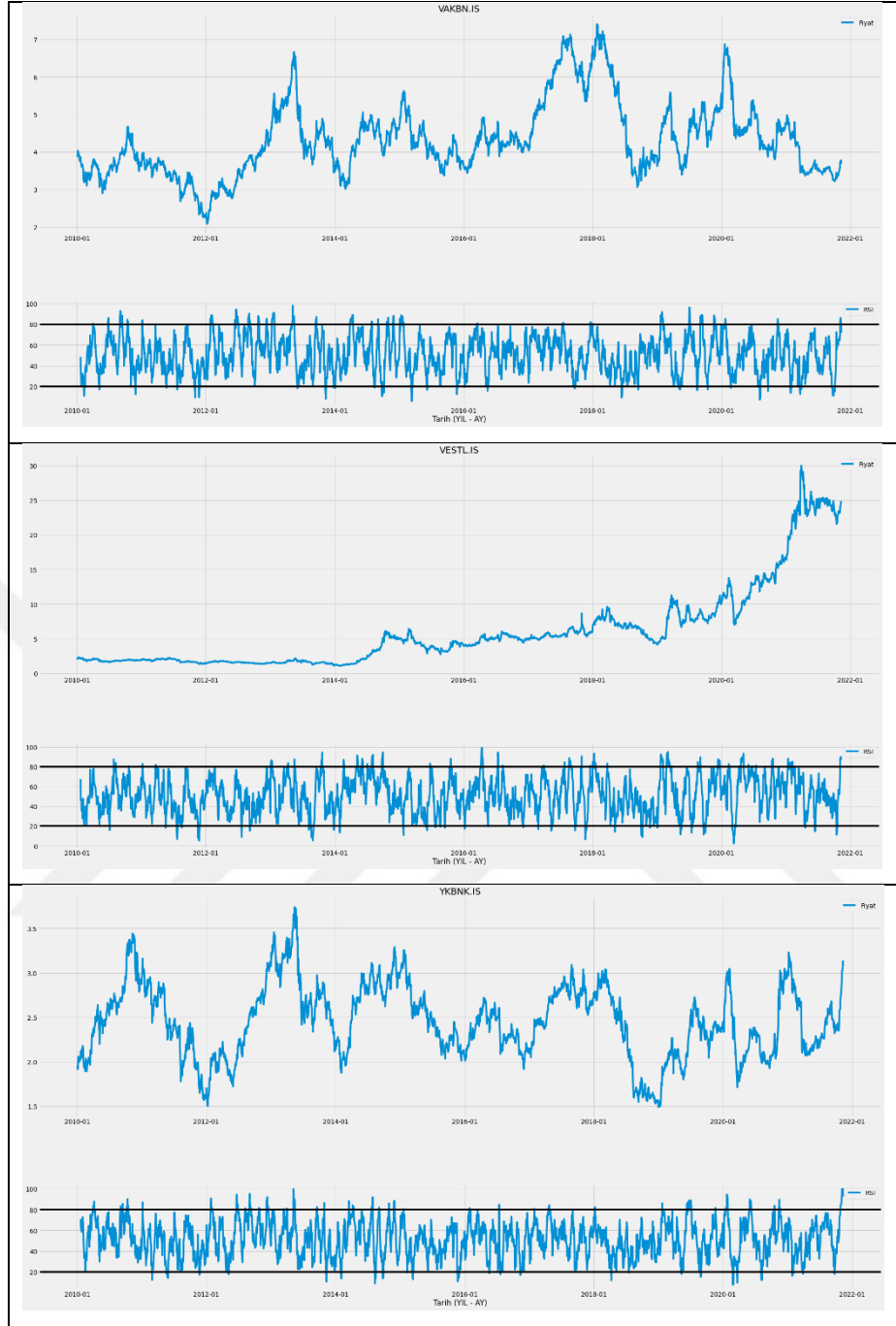




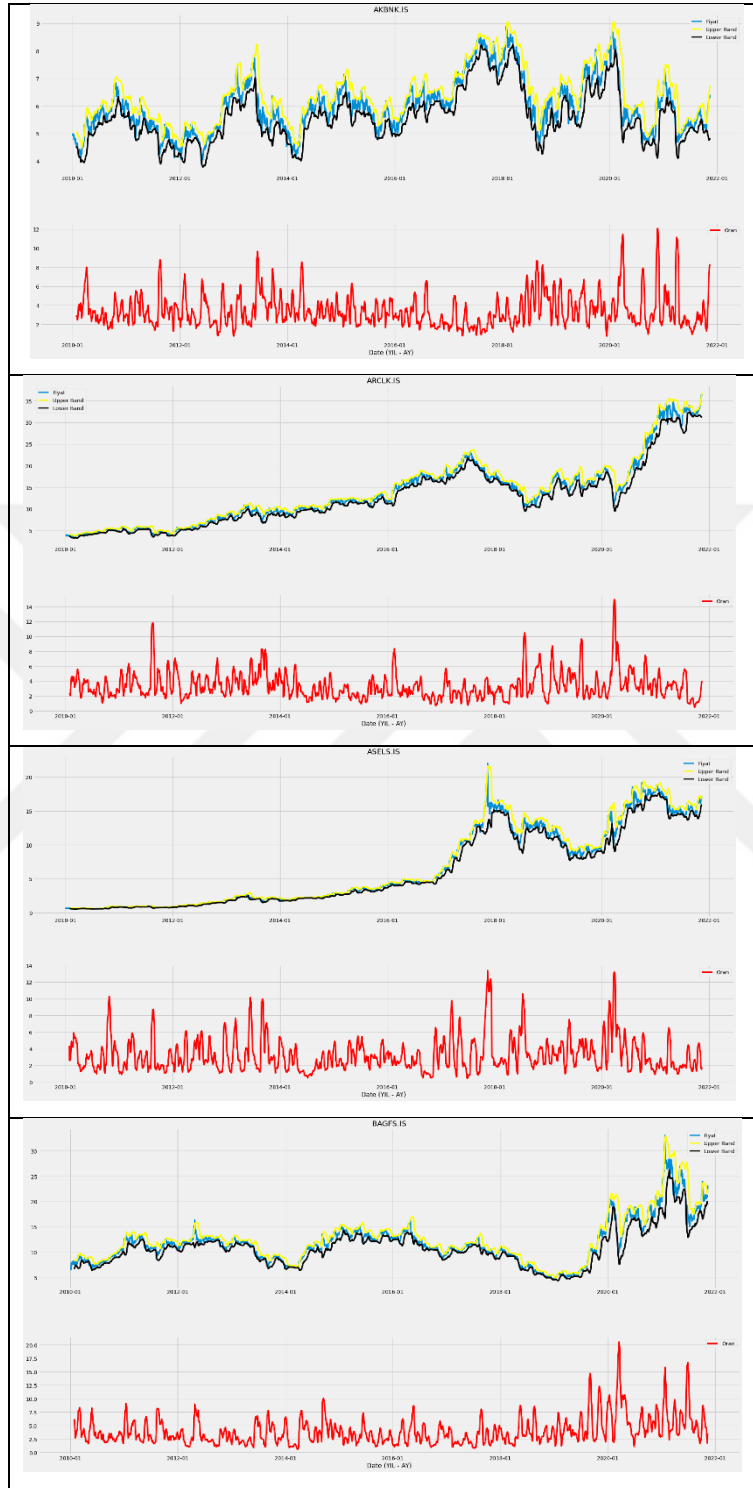


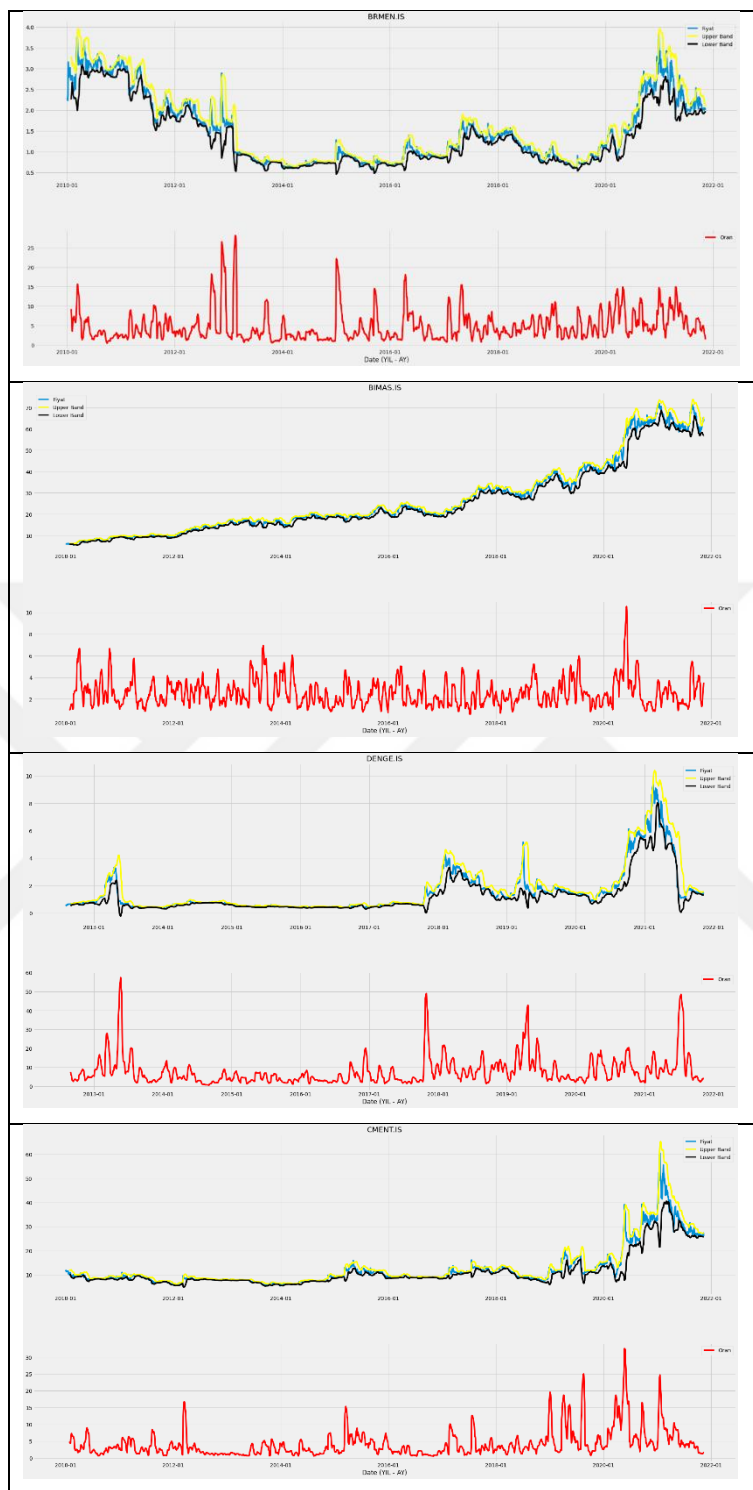


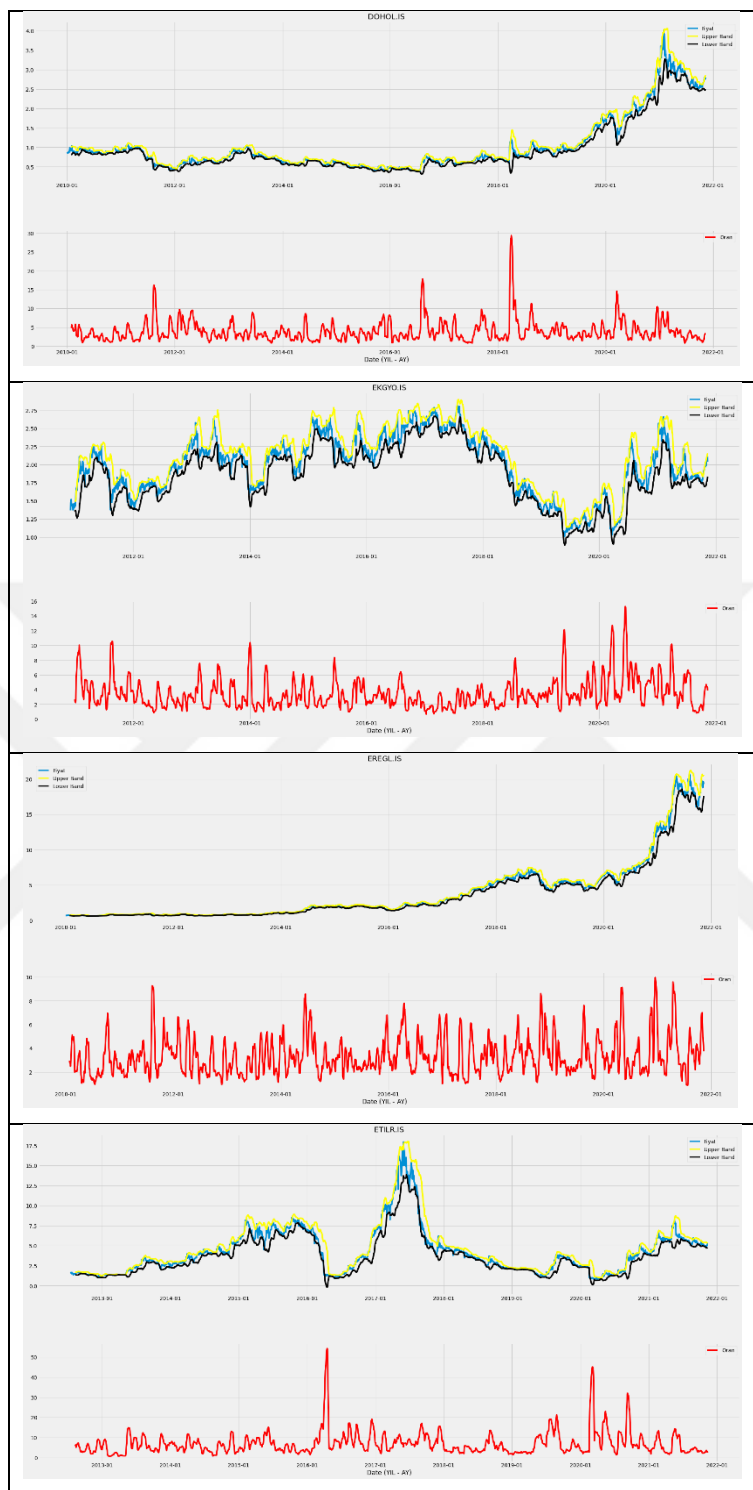


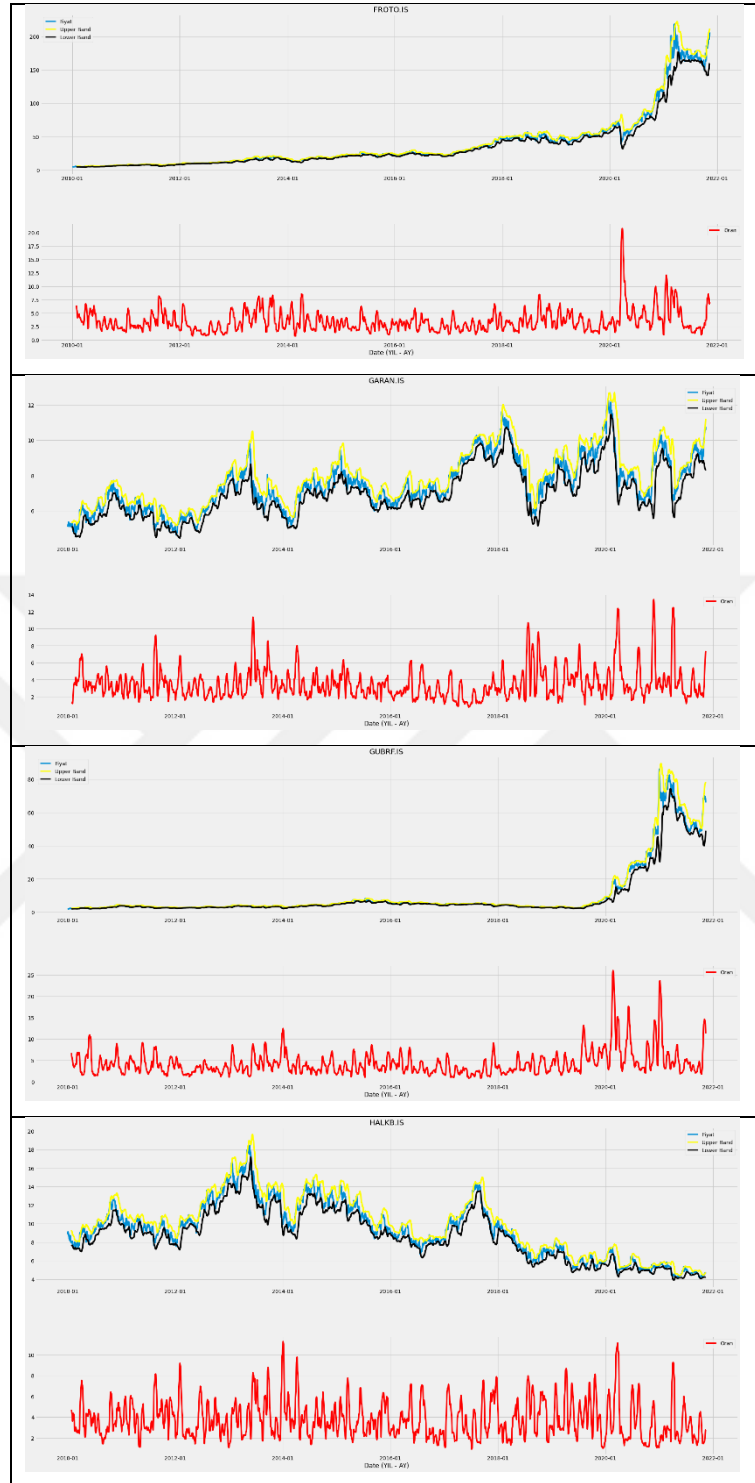


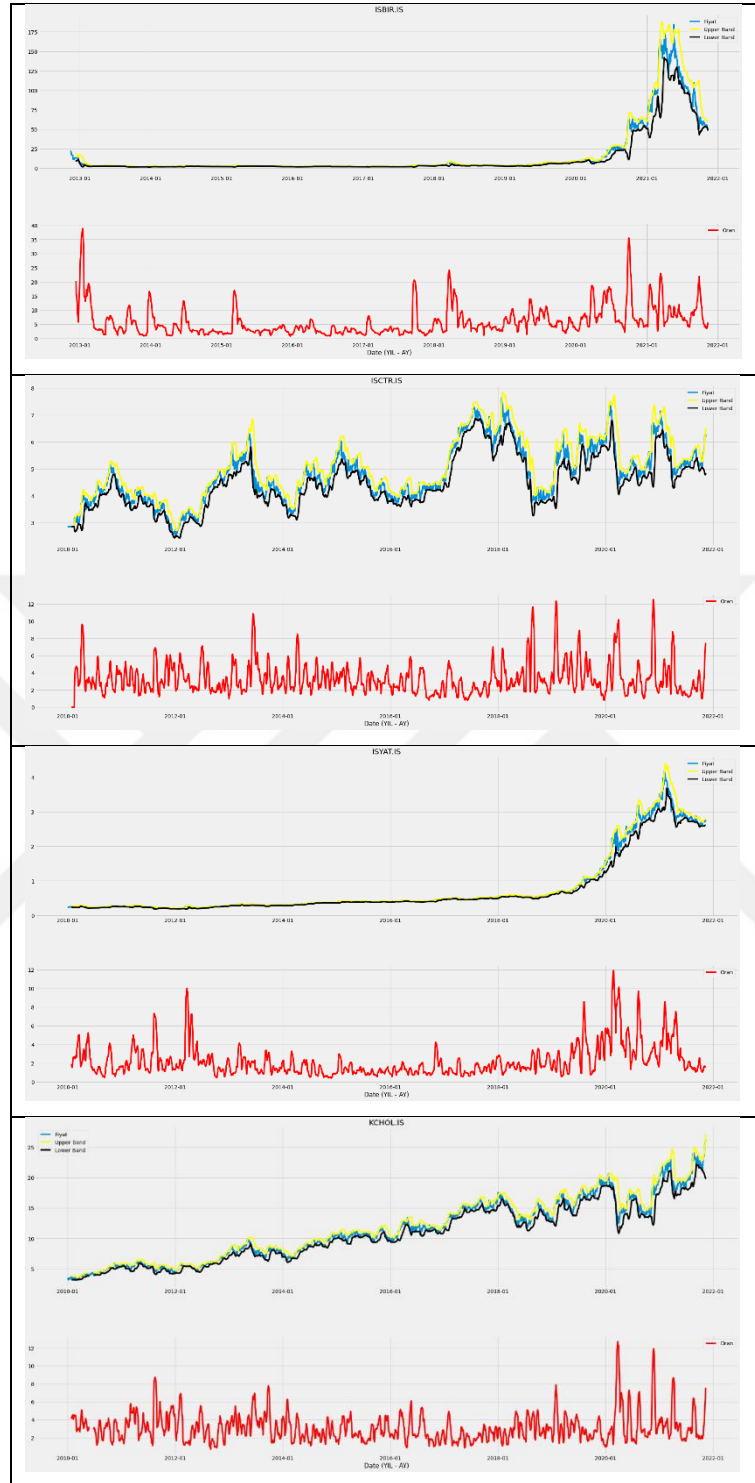
Ek 2. Bolinger Bands ve Volatilite Analiz Grafikleri

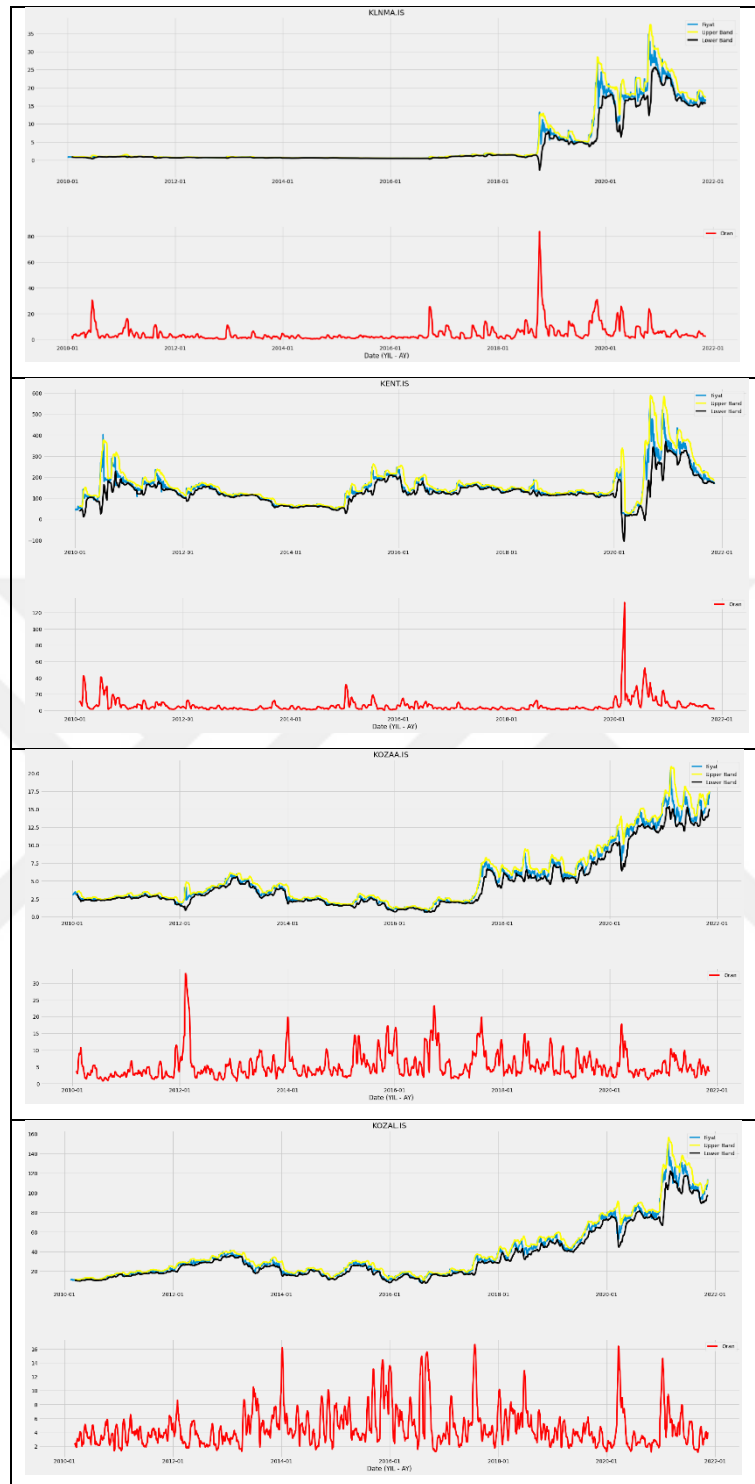


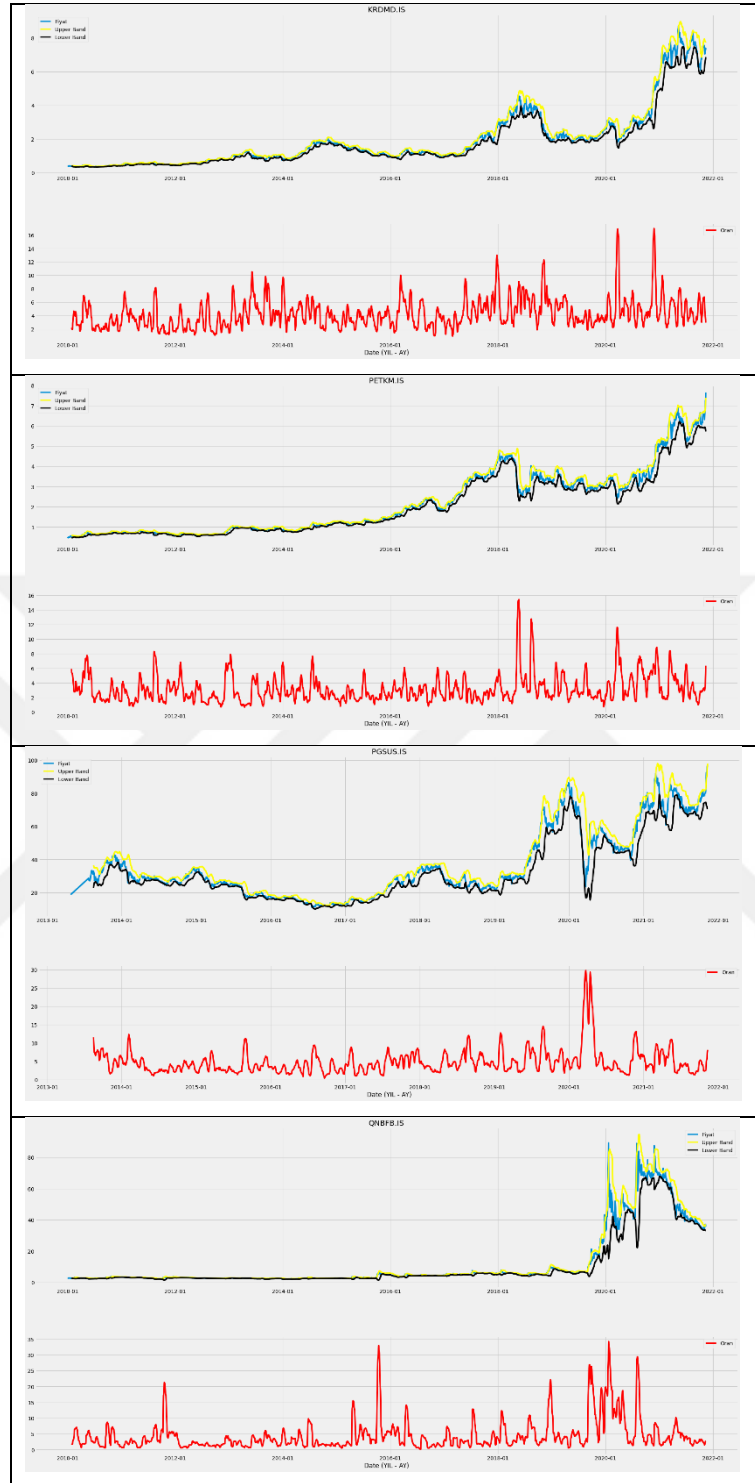


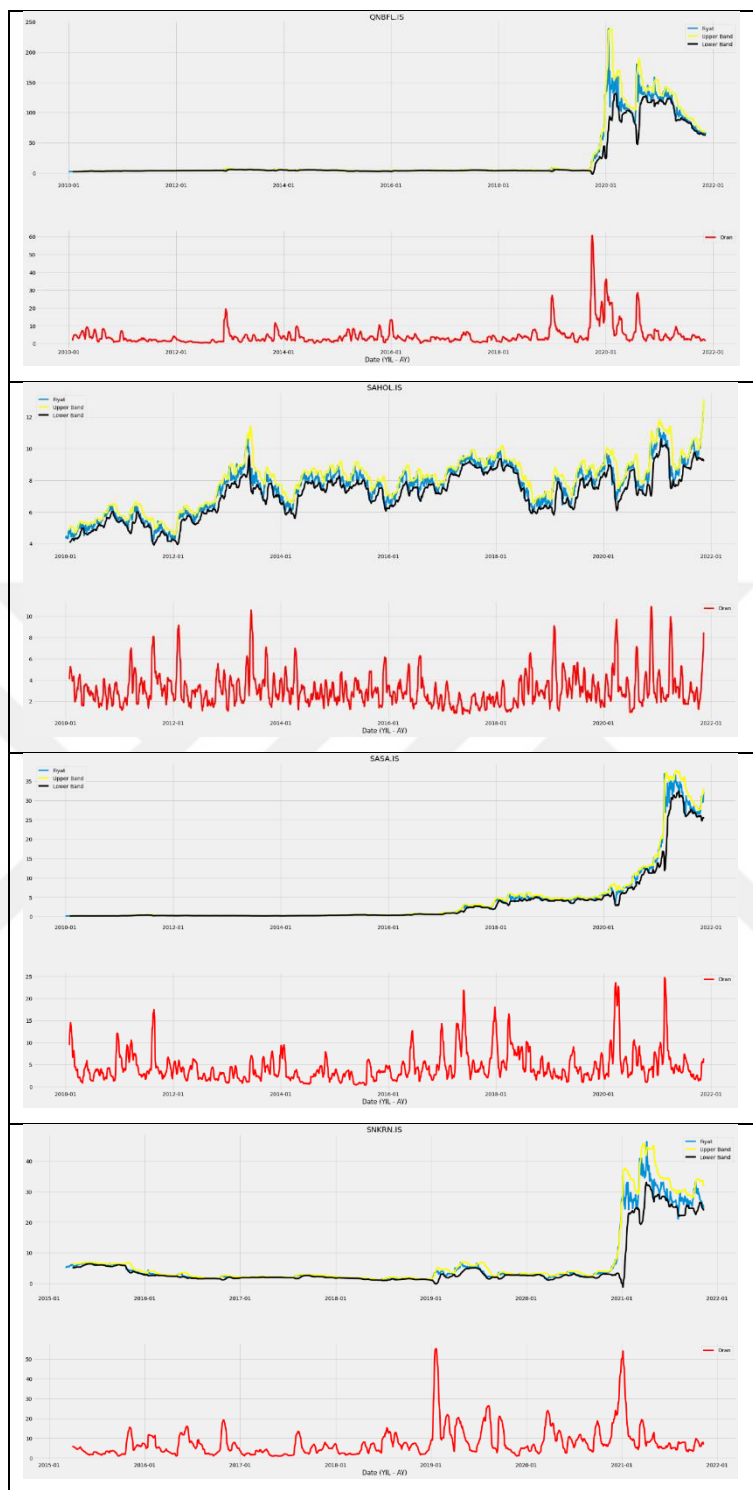


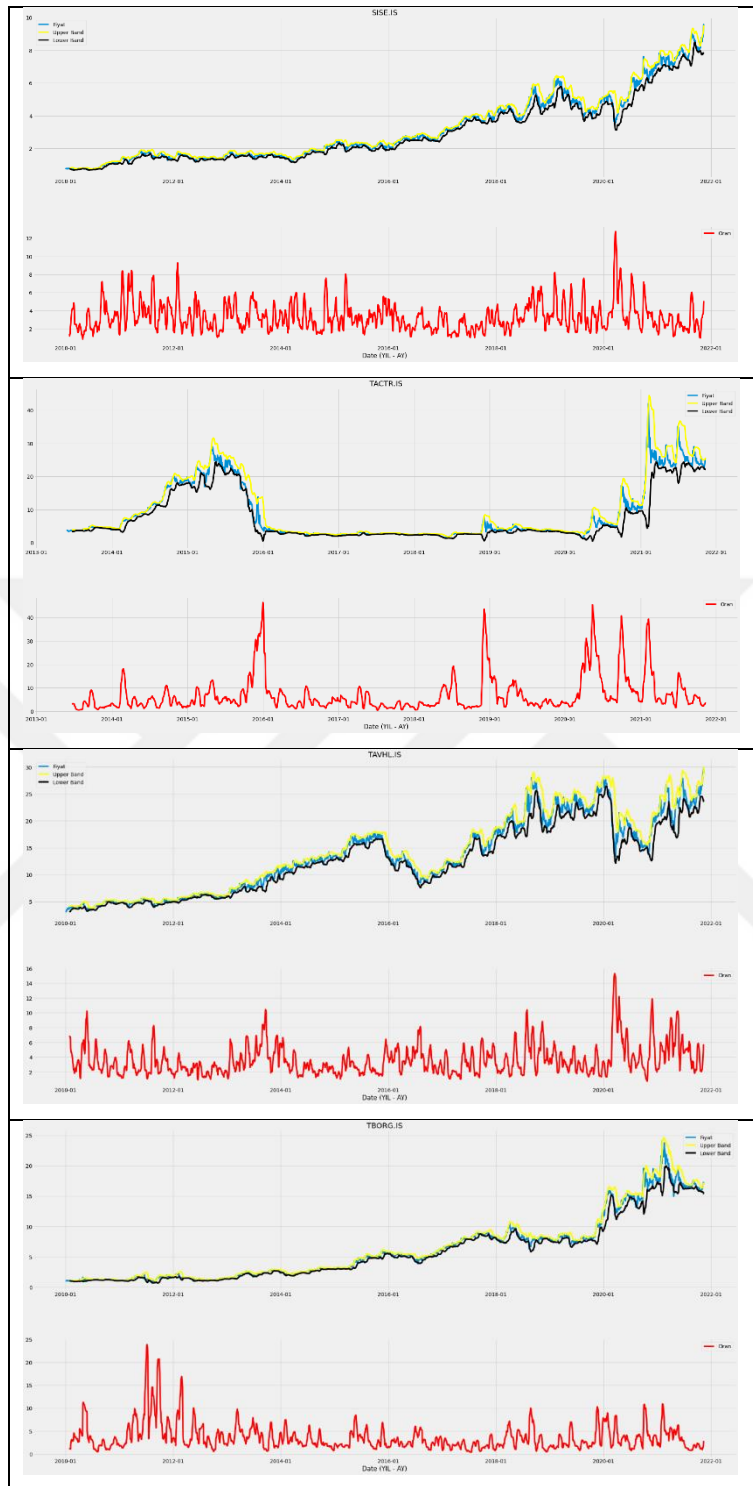


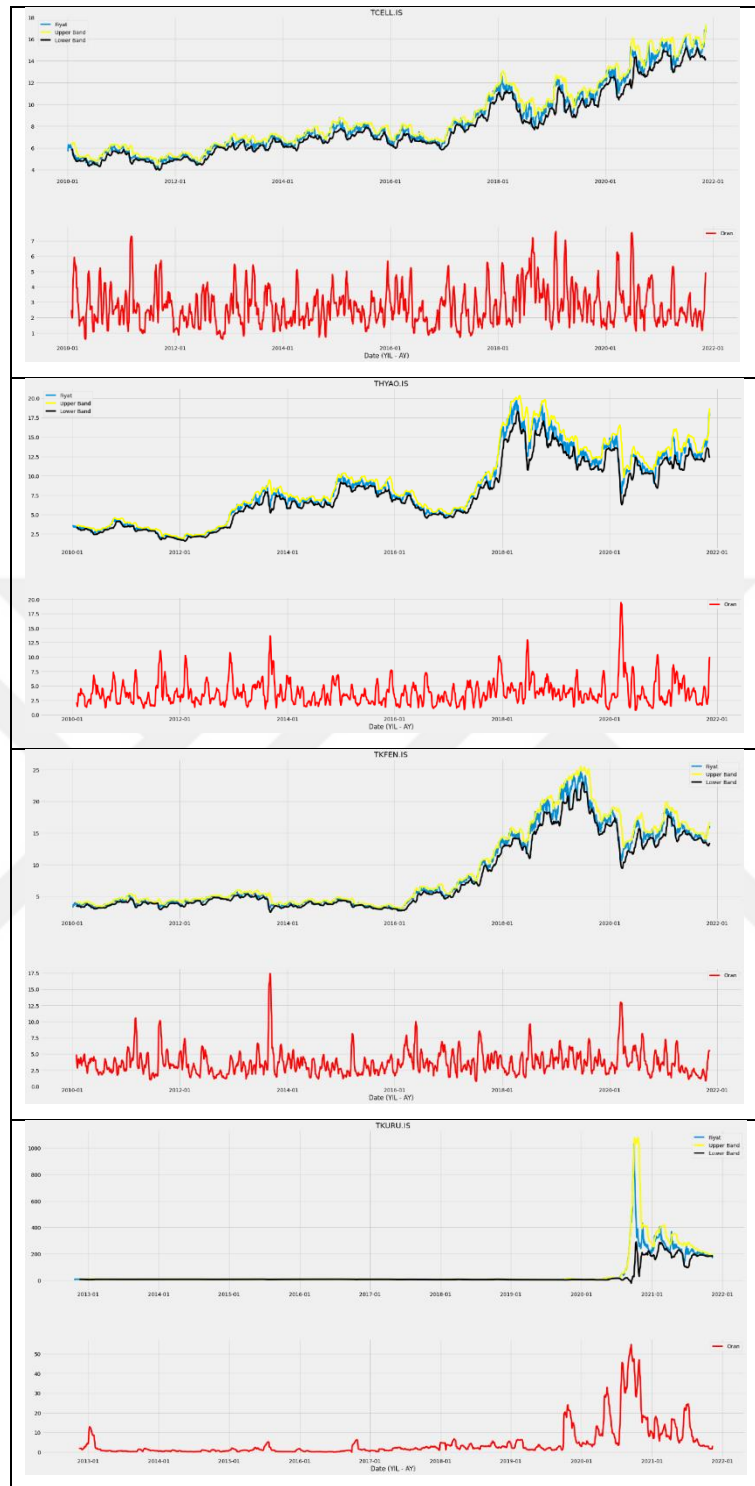


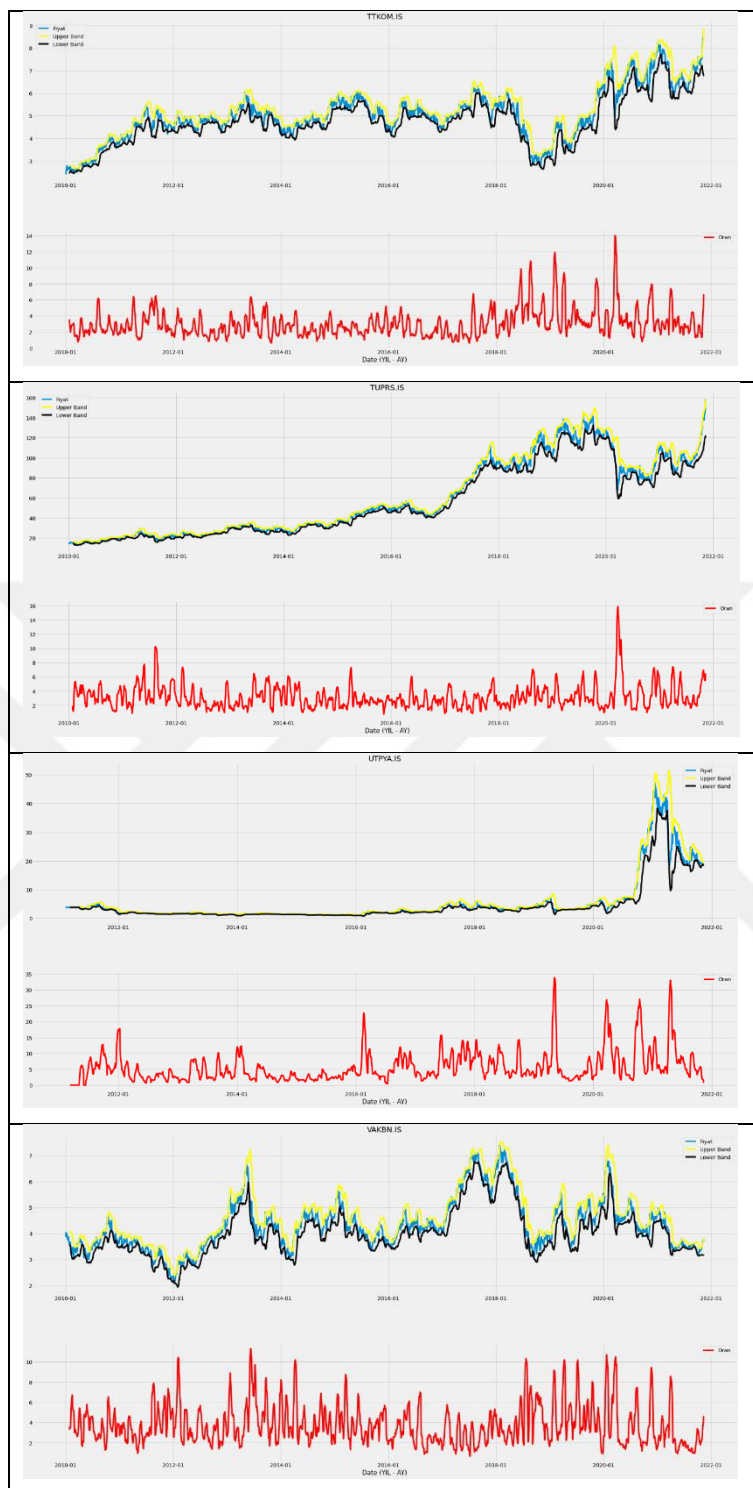


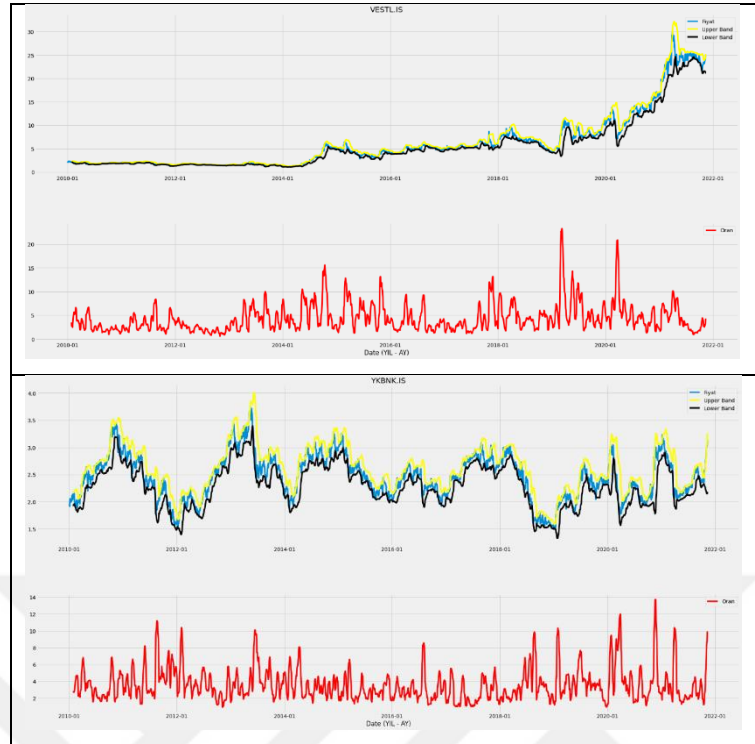




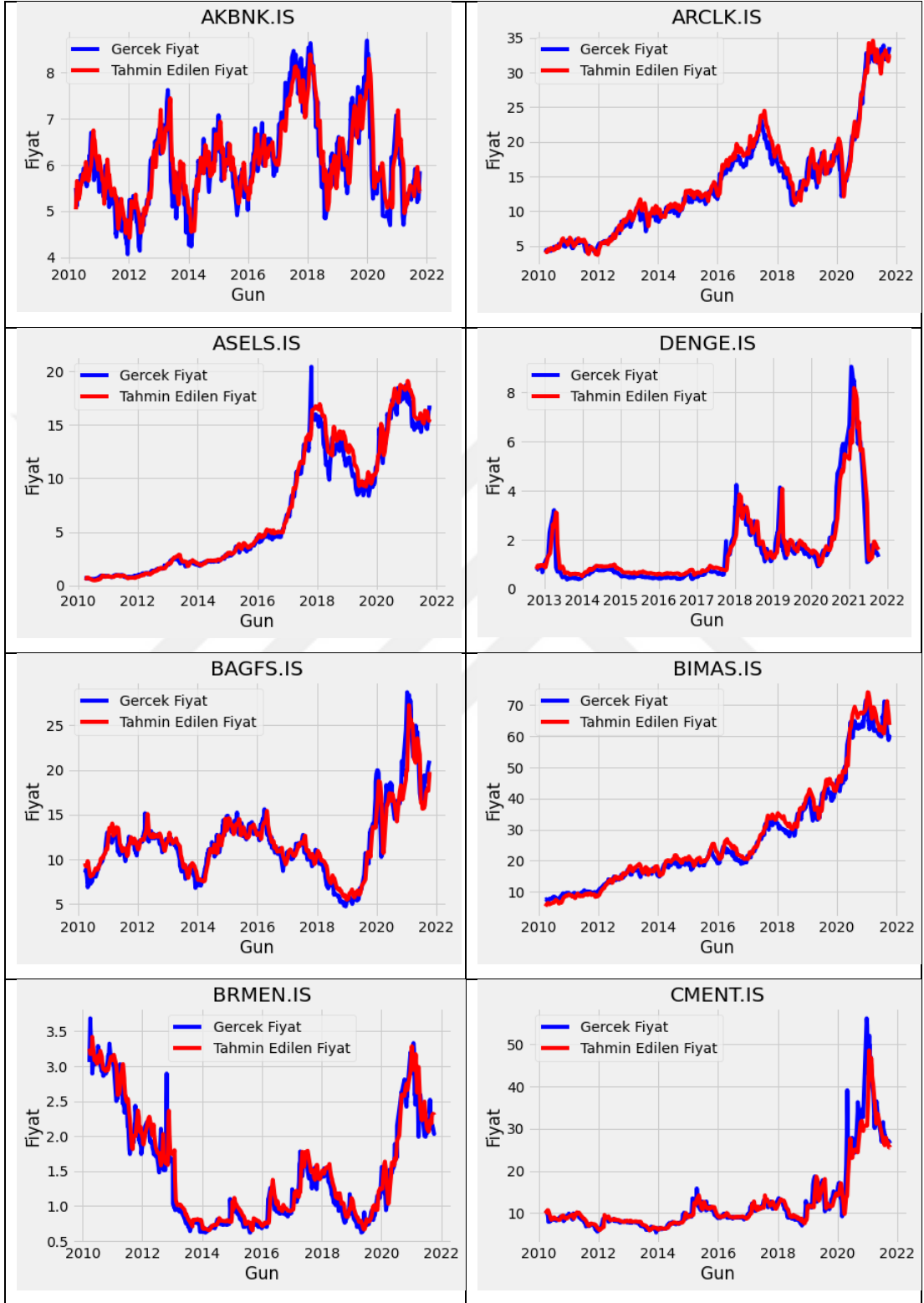


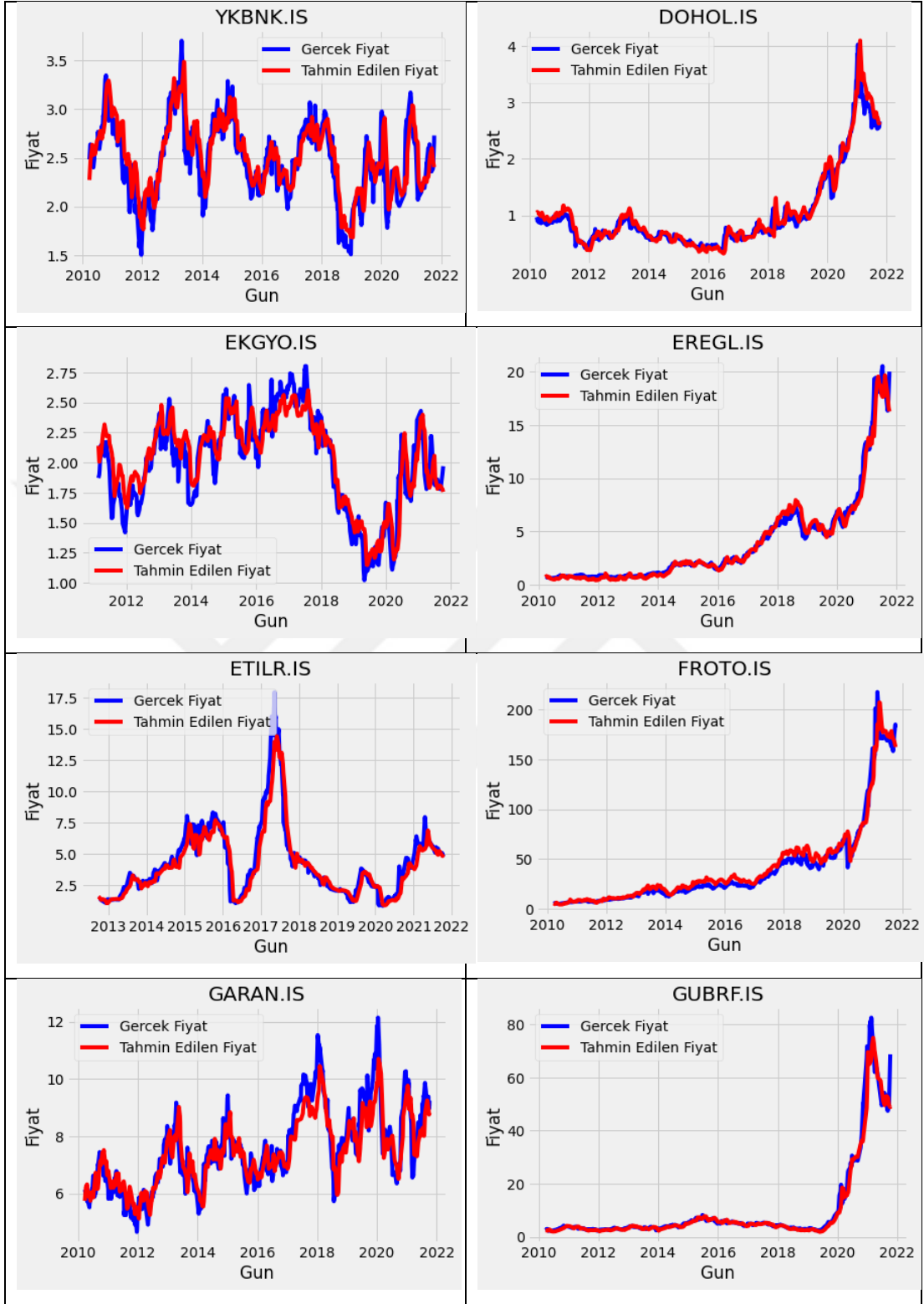


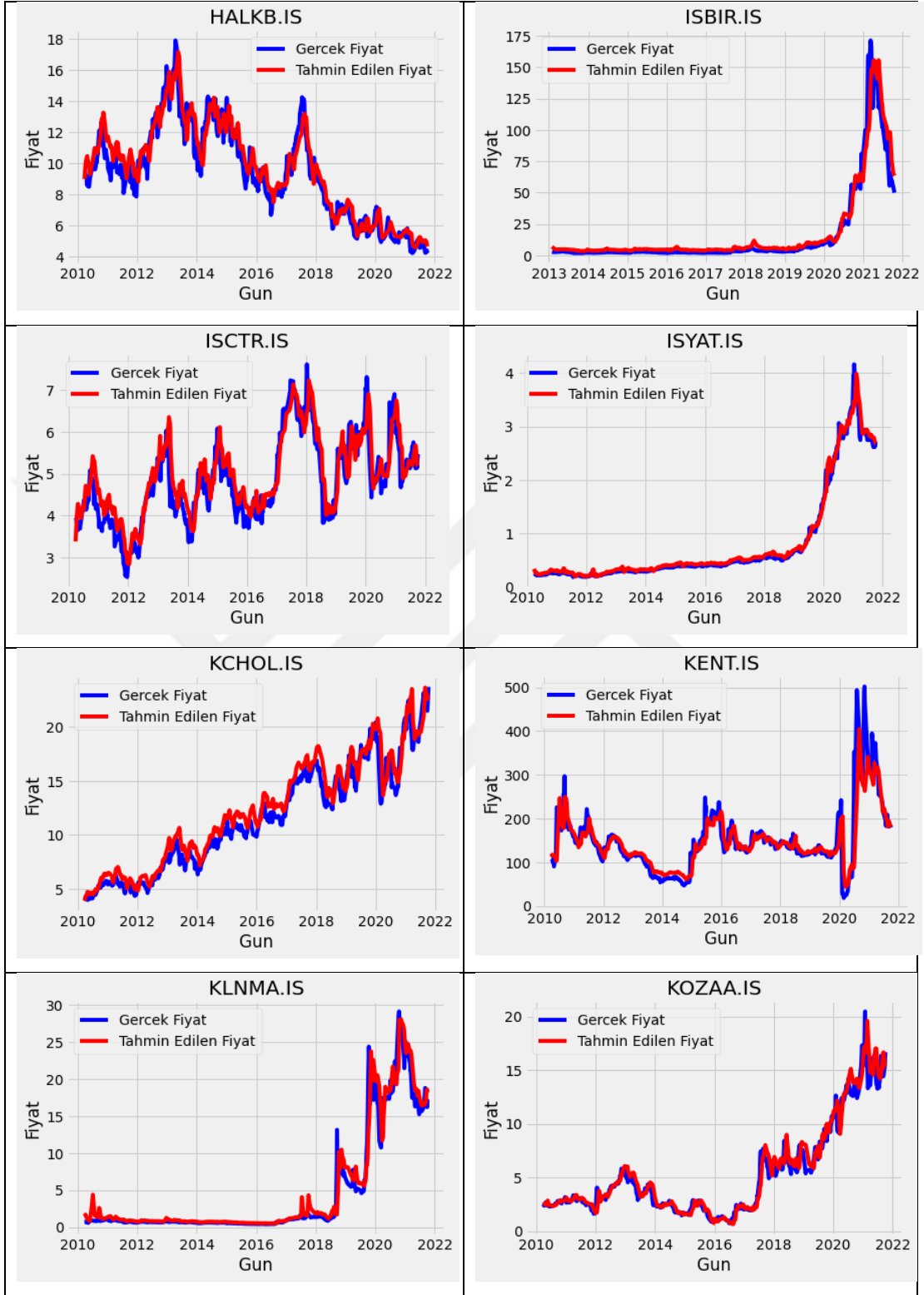


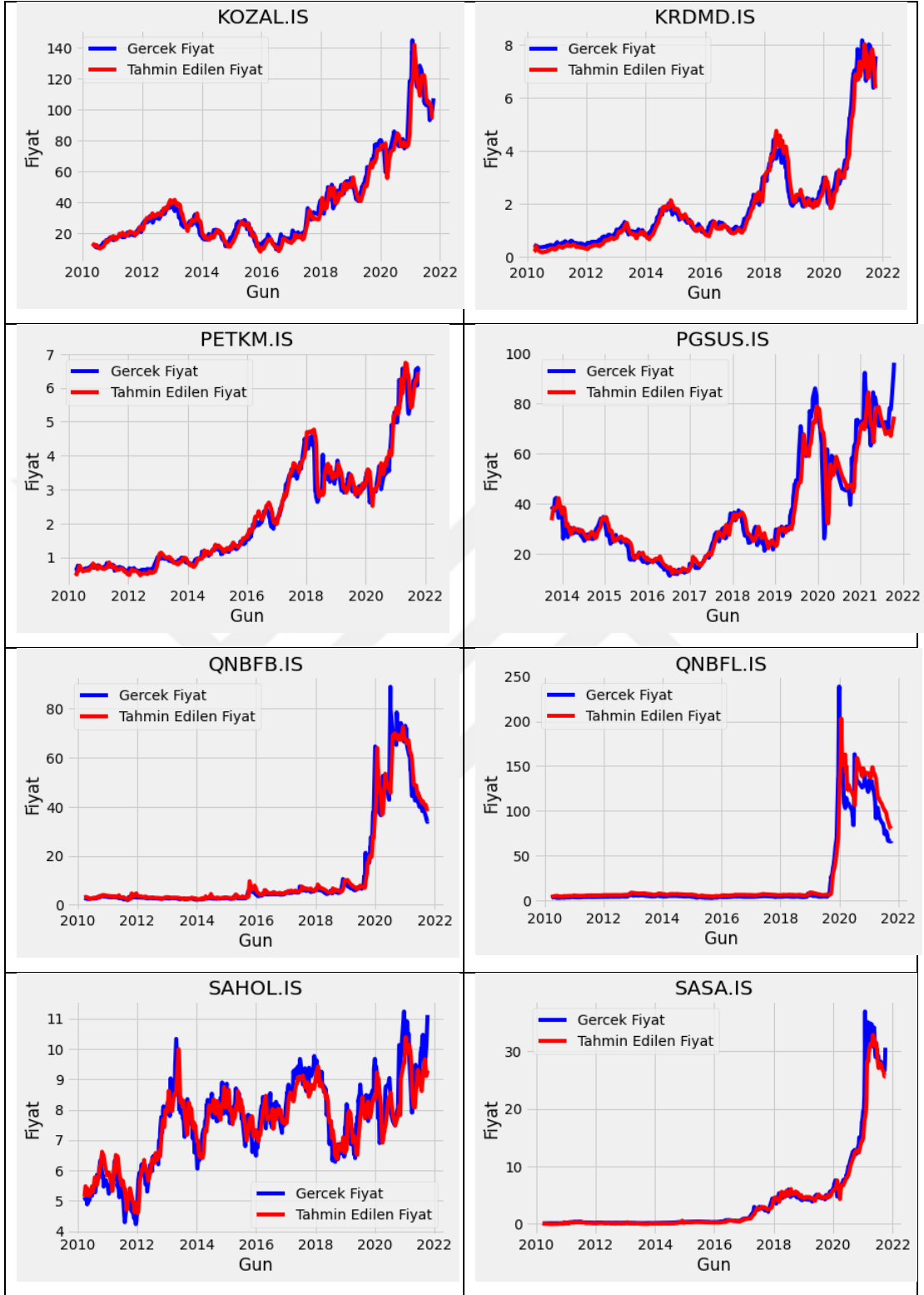


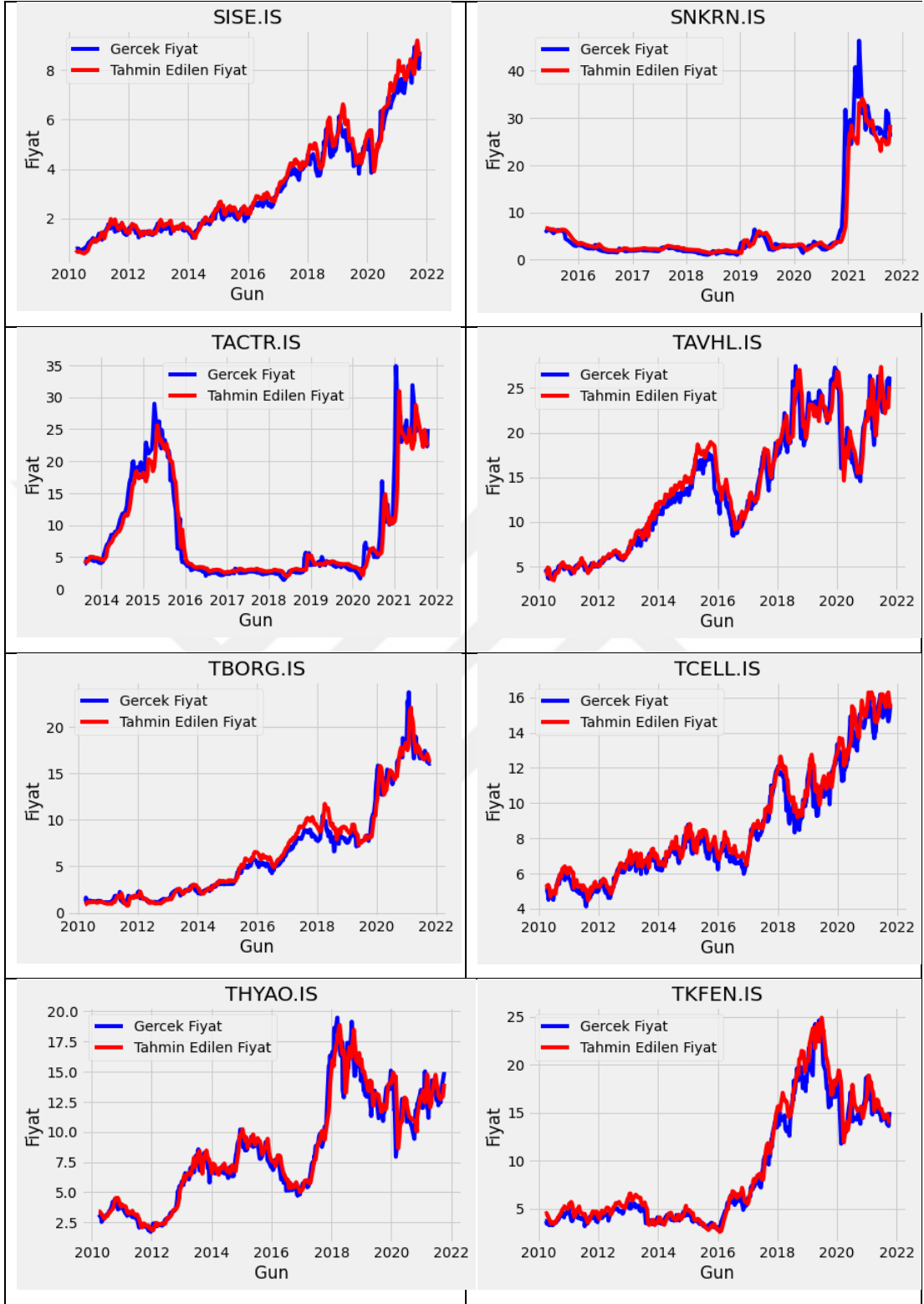
Ek-3 Pay Senetleri için SVM Modelinin Doğrulama Grafikleri

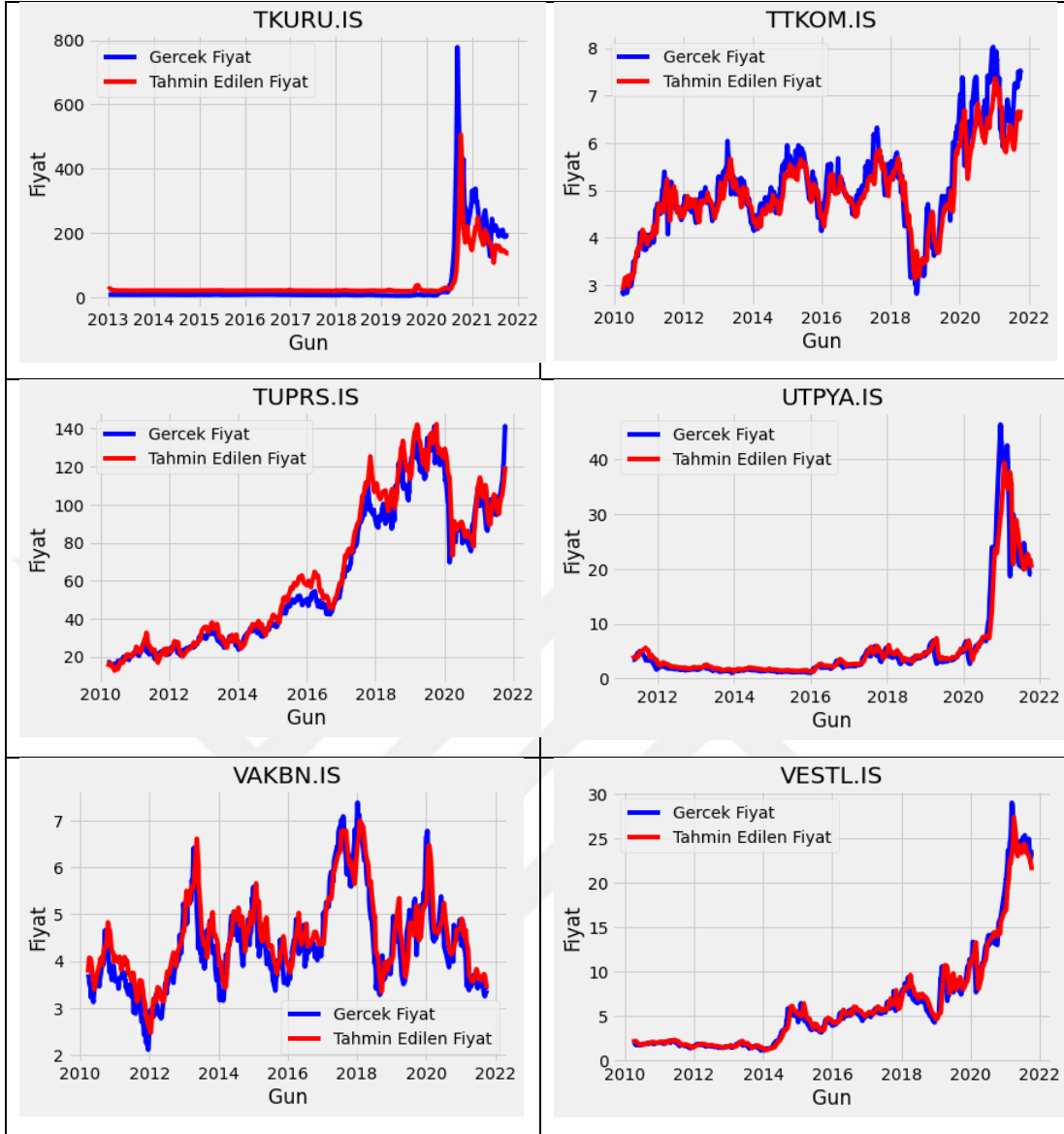




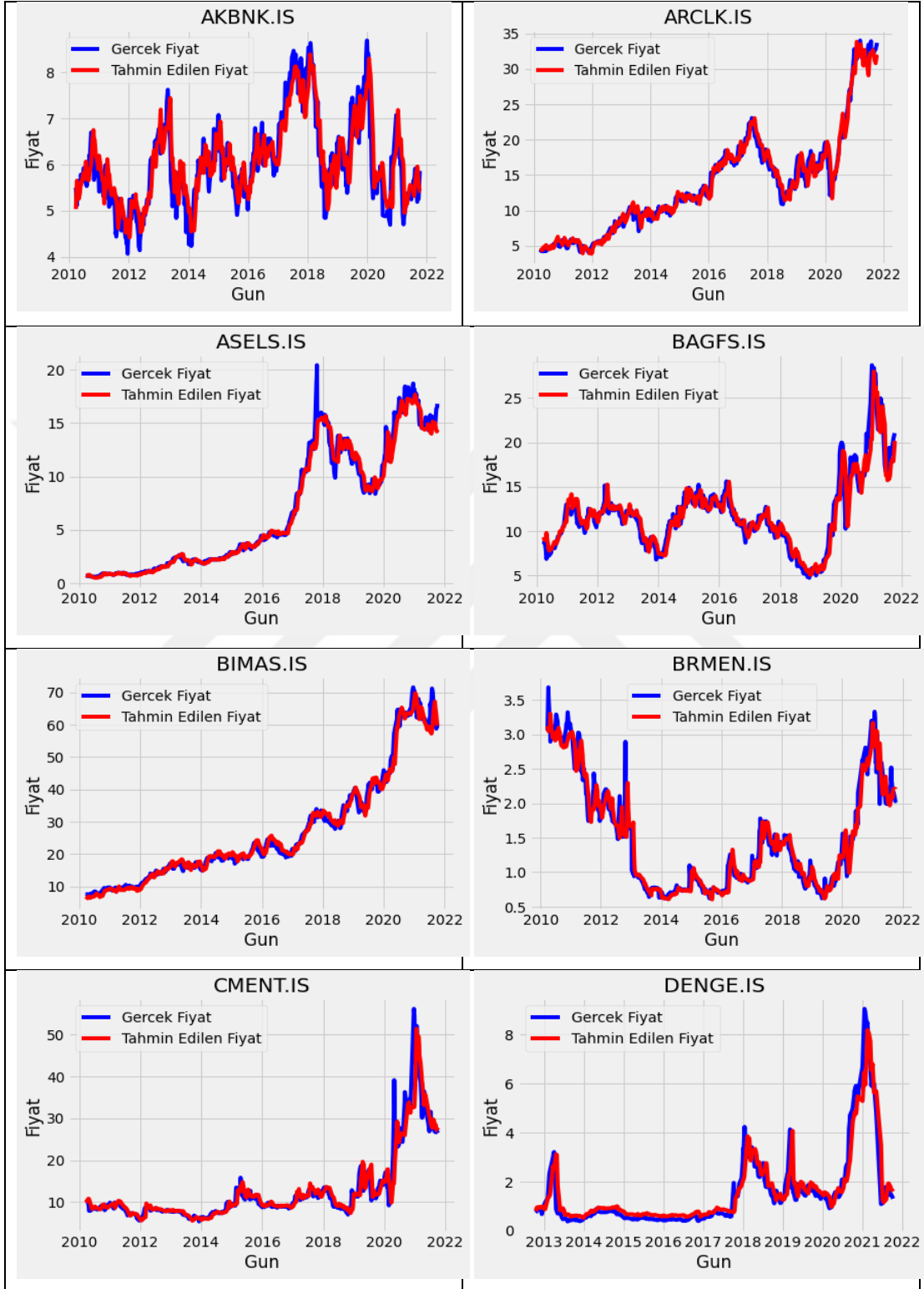


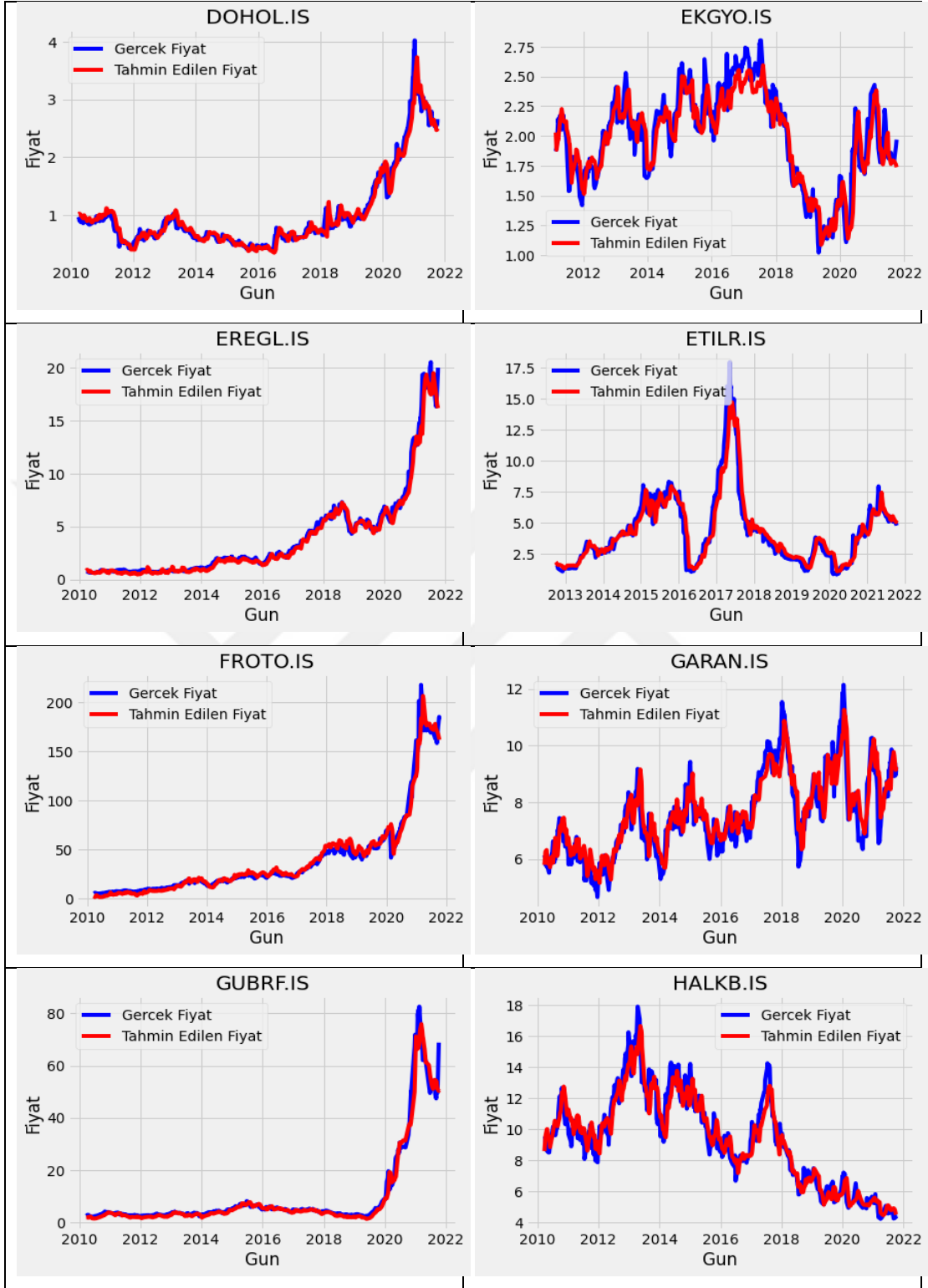


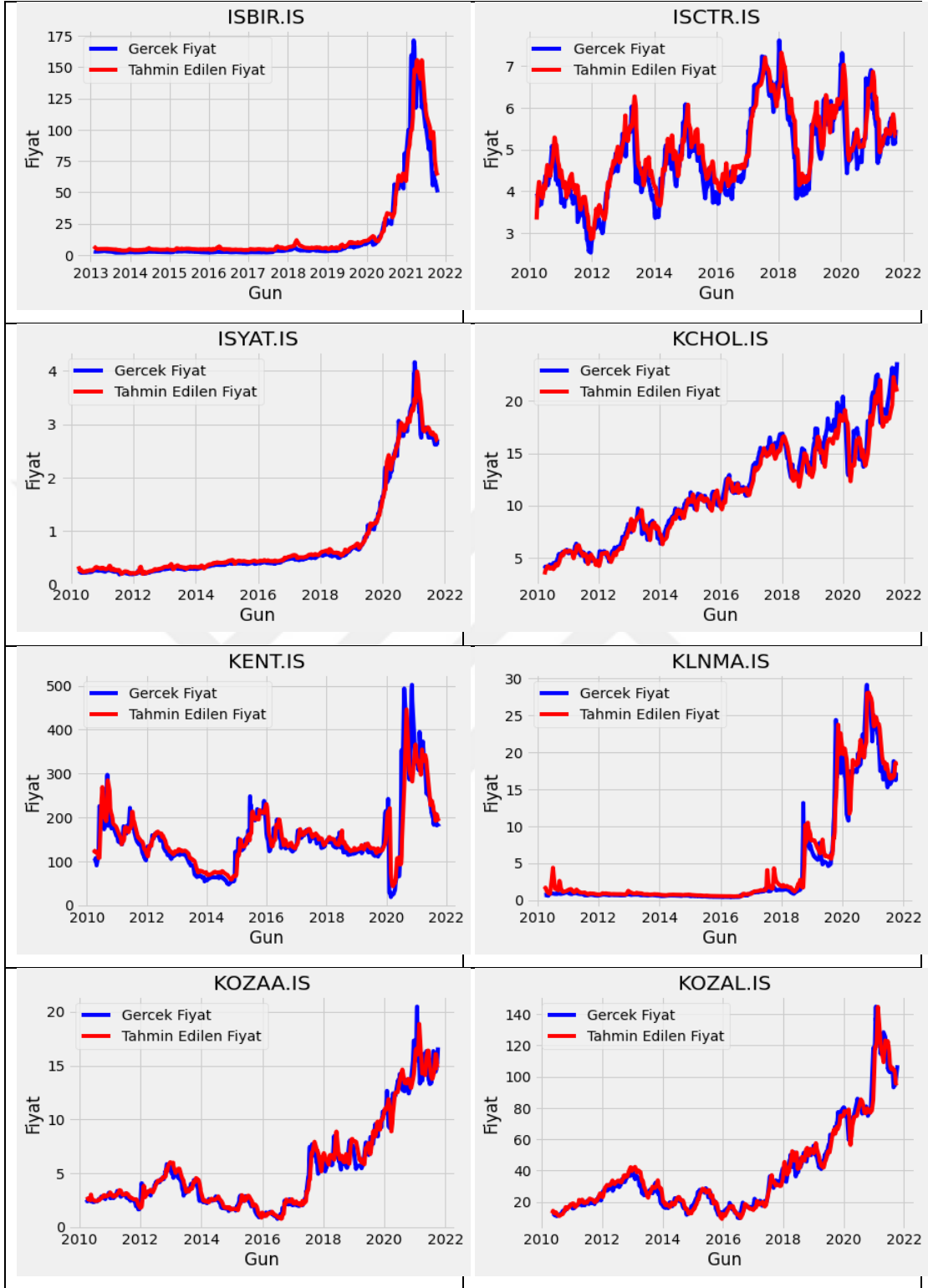


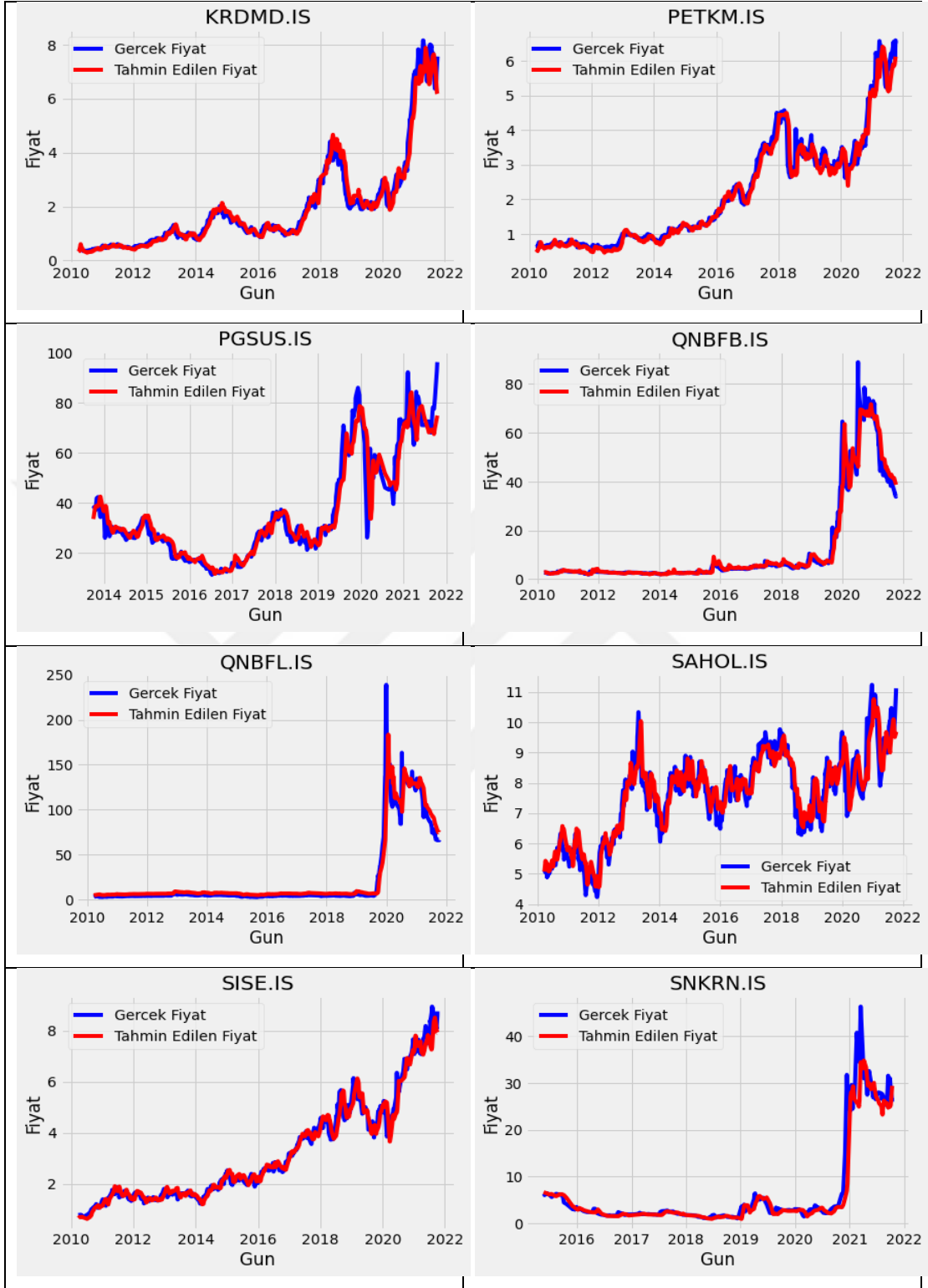


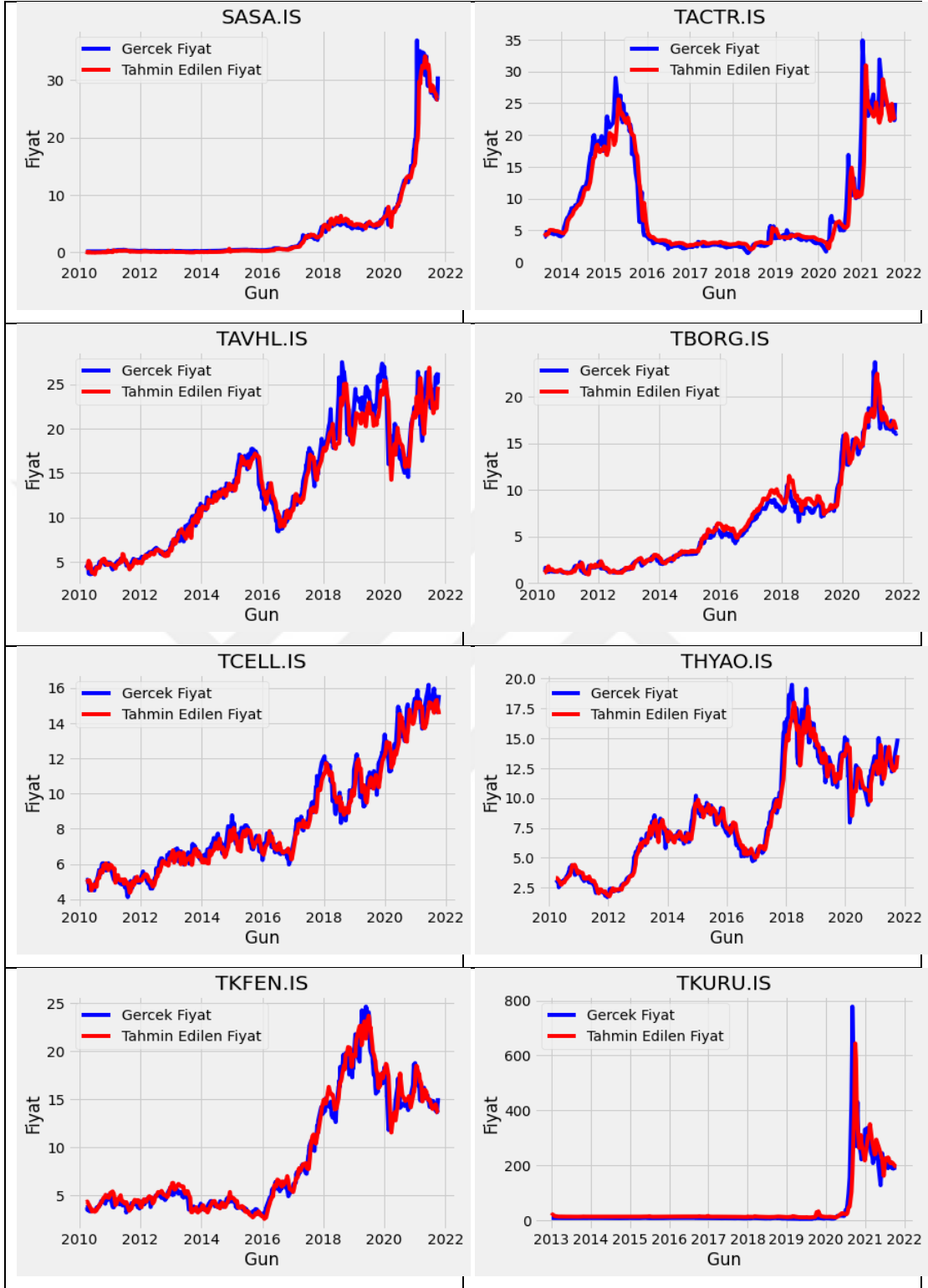
Ek-4. Pay Senetleri için YSA Modelinin Doğrulama Grafikleri

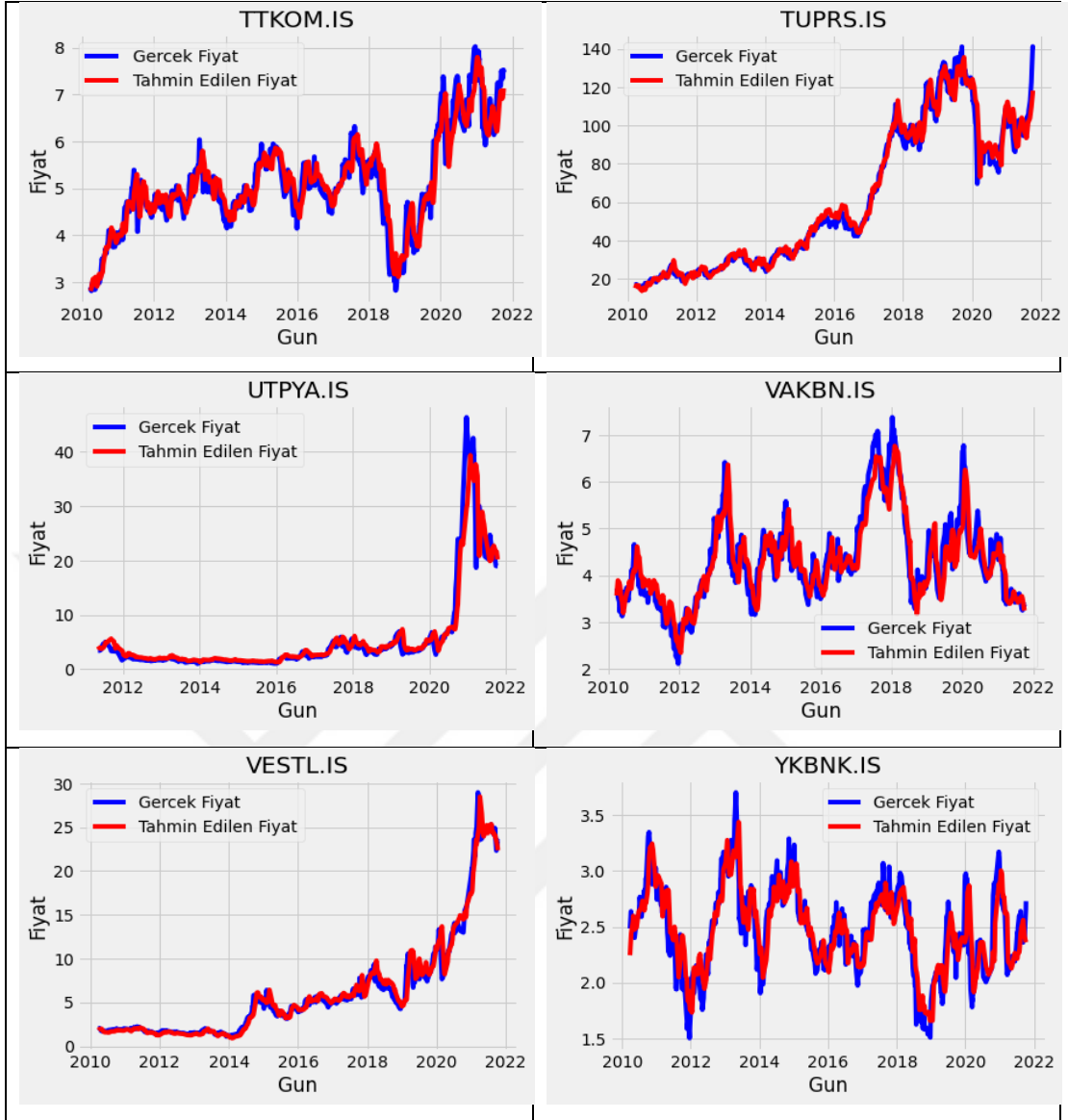




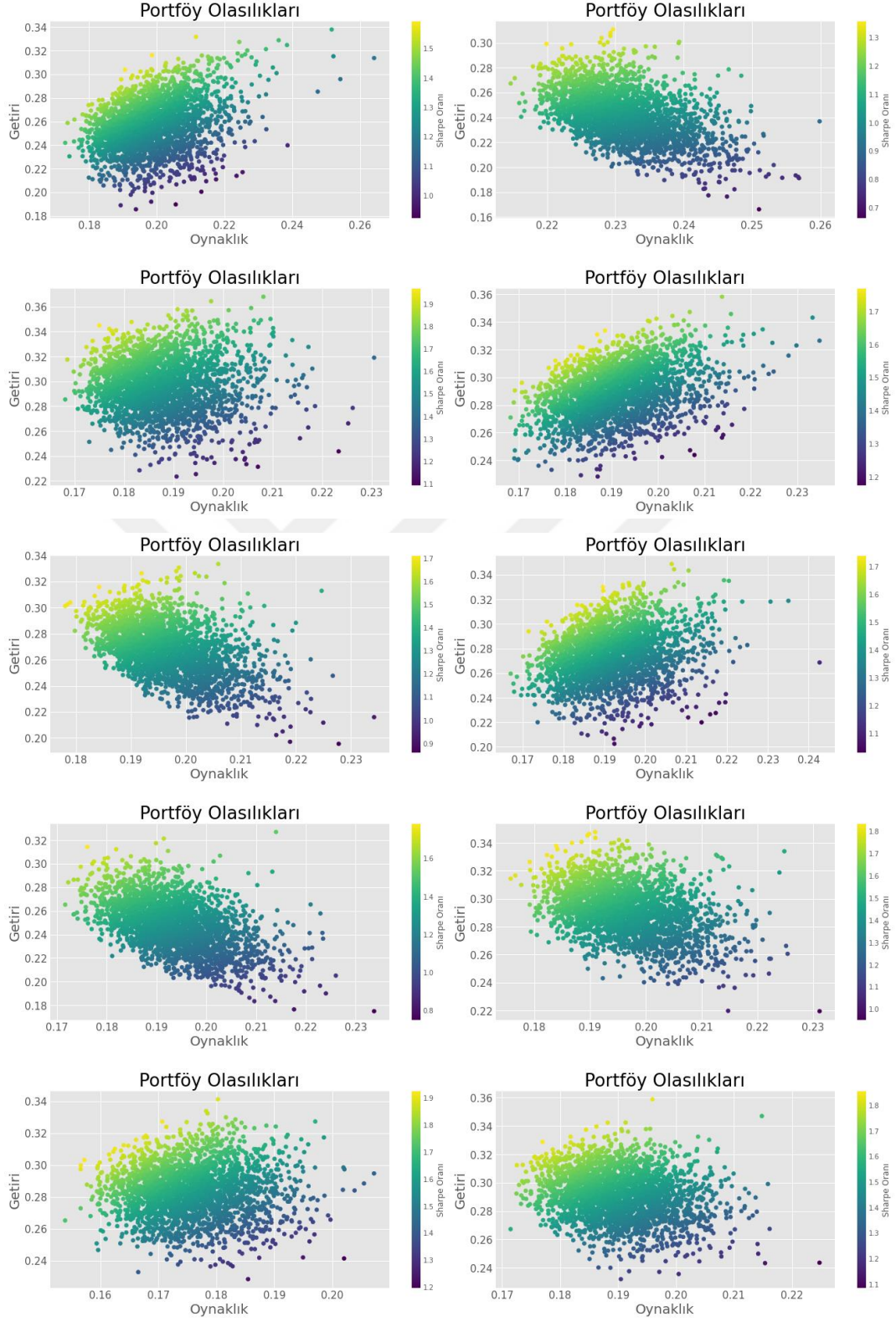


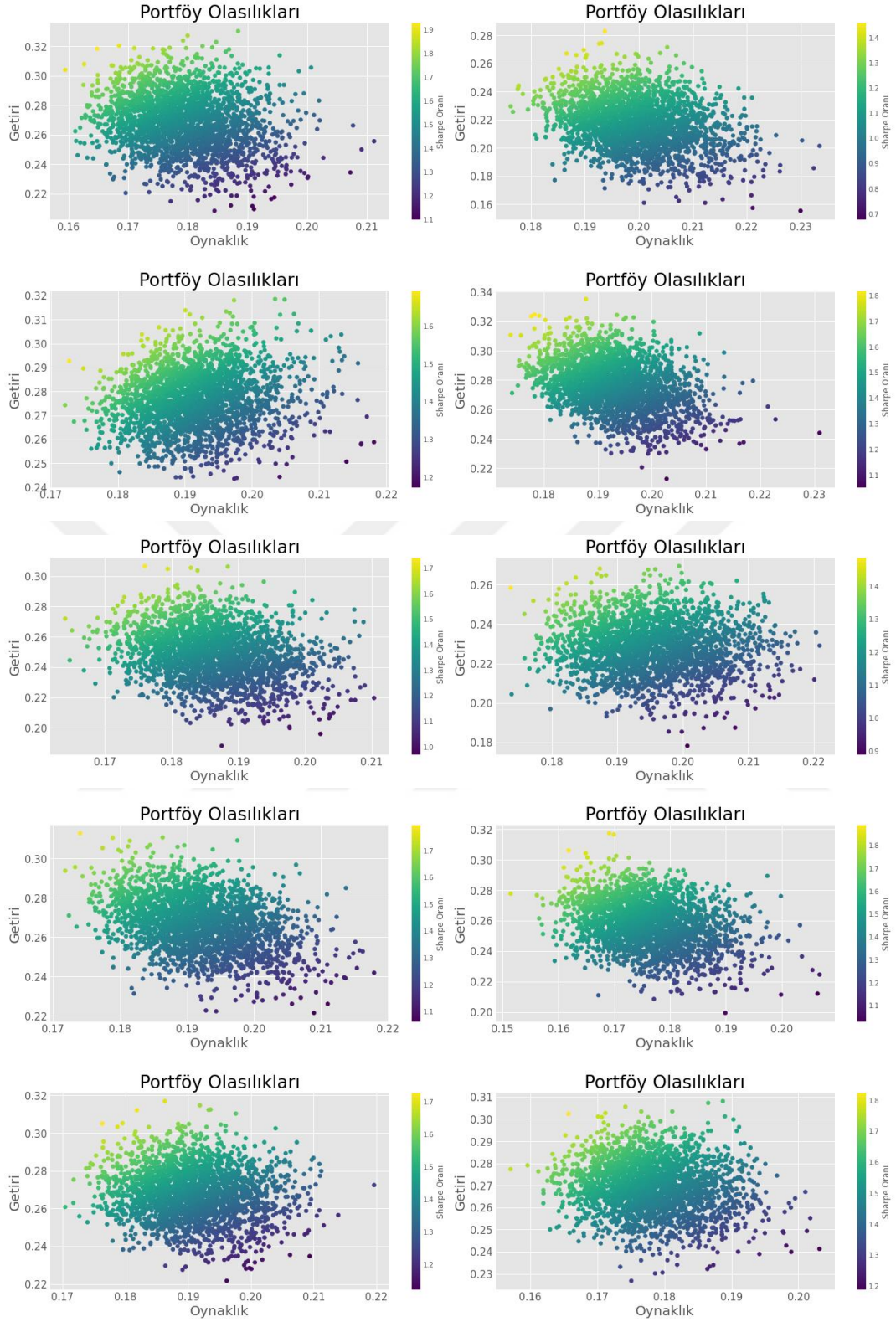


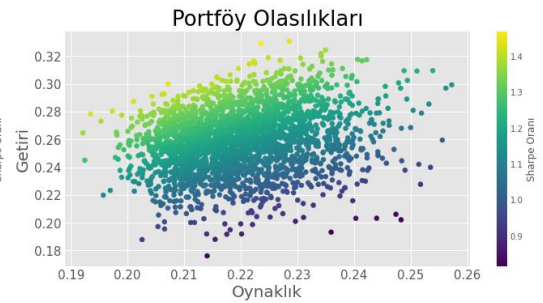
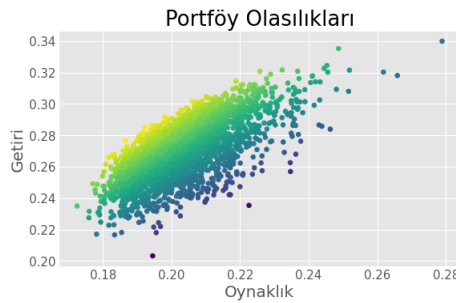
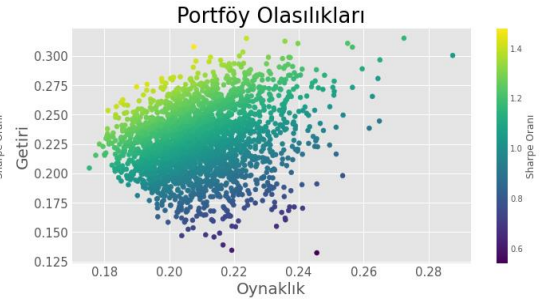
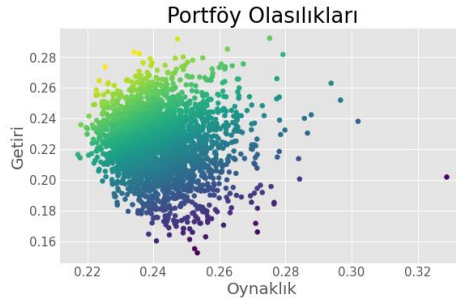
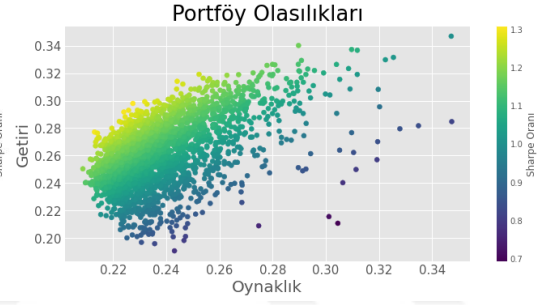
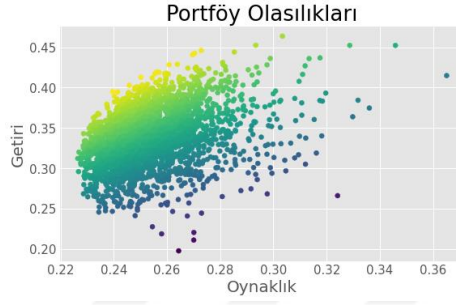
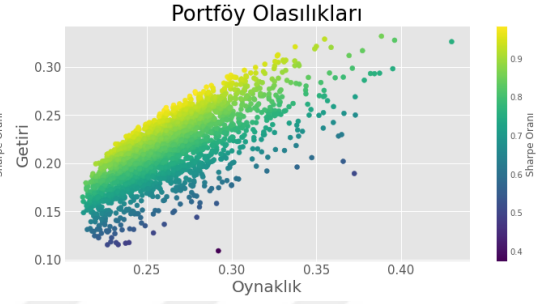
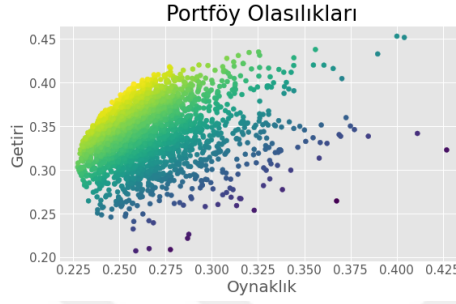
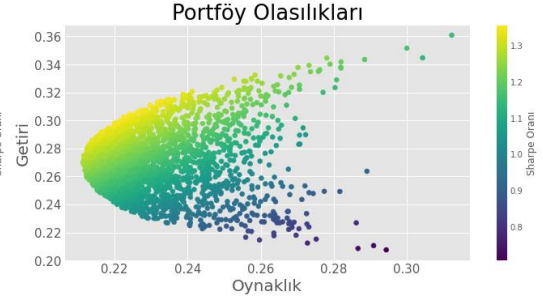
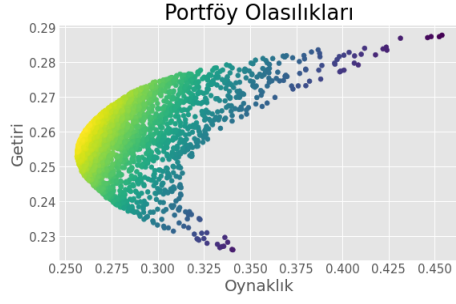




Ek-5. Farklı Sepet Boyutlarına Göre Portföy Senaryoları Grafikleri







Ek-6. Farklı Sepet Boyutlarına Göre Portföy Senaryoları Ağırlıkları

sepet boyutu	Tickers	hedef: minimum risk	hedef: maximum kazanç	hedef: maximum Sharpe
1	FROTO.IS	0,192	0,844	0,375
2	ISYAT.IS	0,411	0,038	0,375
3	PETKM.IS	0,245	0,114	0,242
4	TKFEN.IS	0,152	0,004	0,008

sepet boyutu	Tickers	hedef: minimum risk	hedef: maximum kazanç	hedef: maximum Sharpe
1	VAKBN.IS	0,018	0	0,017
2	TACTR.IS	0,054	0,292	0,11
3	AKBNK.IS	0,101	0,108	0,014
4	EKGYO.IS	0,234	0,016	0,007
5	ISYAT.IS	0,202	0,102	0,186
6	TBORG.IS	0,097	0,073	0,214
7	QNBFL.IS	0,024	0,181	0,161
8	TAVHL.IS	0,135	0,005	0,137

sepet boyutu	Tickers	hedef: minimum risk	hedef: maximum kazanç	hedef: maximum Sharpe
1	KOZAA.IS	0,058	0,178	0,067
2	KRDMD.IS	0,152	0,057	0,237
3	TTKOM.IS	0,381	0,007	0,034
4	FROTO.IS	0,213	0,073	0,359
5	TKURU.IS	0,196	0,686	0,302

sepet boyutu	Tickers	hedef: minimum risk	hedef: maximum kazanç	hedef: maximum Sharpe
1	ISCTR.IS	0,148	0,087	0,075
2	ETILR.IS	0,111	0,373	0,201
3	AKBNK.IS	0,188	0,015	0,007
4	EKGYO.IS	0,378	0,023	0,275
5	ISBIR.IS	0,069	0,014	0,184
6	QNBFB.IS	0,106	0,488	0,258

sepet boyutu	Tickers	hedef: minimum risk	hedef: maximum kazanç	hedef: maximum Sharpe
1	QNBFB.IS	0,089	0,044	0,125
2	KLNMA.IS	0,072	0,224	0,167
3	EREGL.IS	0,231	0,062	0,25
4	UTPYA.IS	0,178	0,134	0,143
5	SISE.IS	0,157	0,01	0,062
6	YKBNK.IS	0,165	0,058	0,005
7	SASA.IS	0,107	0,468	0,248

sepet boyutu	Tickers	hedef: minimum risk	hedef: maximum kazanç	hedef: maximum Sharpe
1	ISBIR.IS	0,075	0,038	0,087
2	DOHOL.IS	0,091	0,159	0,11
3	SISE.IS	0,189	0,116	0,251
4	SNKRN.IS	0,086	0,428	0,188
5	ISCTR.IS	0,129	0,058	0,026
6	DENGE.IS	0,083	0,128	0,096
7	TUPRS.IS	0,266	0,025	0,234
8	THYAO.IS	0,08	0,047	0,009

sepet boyutu	Tickers	hedef: minimum risk	hedef: maximum kazanç	hedef: maximum Sharpe
1	KCHOL.IS	0,1	0,08	0,025
2	KOZAA.IS	0,029	0,295	0,078
3	GARAN.IS	0,103	0,022	0,026
4	DOHOL.IS	0,085	0,073	0,099
5	ASELS.IS	0,118	0,296	0,28
6	FROTO.IS	0,119	0,033	0,173
7	VAKBN.IS	0,02	0,006	0,022
8	TCELL.IS	0,307	0,014	0,162
9	ARCLK.IS	0,119	0,18	0,135

sepet boyutu	Tickers	hedef: minimum risk	hedef: maximum kazanç	hedef: maximum Sharpe
1	TACTR.IS	0,04	0,31	0,087
2	TKFEN.IS	0,087	0,028	0,018
3	UTPYA.IS	0,1	0,039	0,127
4	SISE.IS	0,113	0,212	0,102
5	KRDMD.IS	0,007	0,102	0,137

6	QNBFB.IS	0,048	0,109	0,116
7	THYAO.IS	0,032	0,084	0,02
8	BIMAS.IS	0,182	0,005	0,154
9	ARCLK.IS	0,151	0,038	0,051
10	EKGYO.IS	0,165	0,043	0,139
11	KOZAL.IS	0,075	0,031	0,049

sepet boyutu	Tickers	hedef: minimum risk	hedef: maximum kazanç	hedef: maximum Sharpe
1	TBORG.IS	0,154	0,153	0,163
2	TAVHL.IS	0,152	0,054	0,112
3	EKGYO.IS	0,169	0,028	0,04
4	THYAO.IS	0,016	0,07	0,039
5	KRDMD.IS	0,041	0,149	0,014
6	ISCTR.IS	0,02	0,011	0,005
7	FROTO.IS	0,173	0,094	0,218
8	SNKRN.IS	0,077	0,159	0,174
9	QNBFB.IS	0,033	0,111	0,054
10	YKBNK.IS	0,039	0,005	0,04
11	DOHOL.IS	0,108	0,075	0,028
12	GUBRF.IS	0,018	0,09	0,113

sepet boyutu	Tickers	hedef: minimum risk	hedef: maximum kazanç	hedef: maximum Sharpe
1	GUBRF.IS	0,032	0,265	0,136
2	TUPRS.IS	0,14	0,106	0,085
3	ISYAT.IS	0,138	0,071	0,143
4	KCHOL.IS	0,062	0,003	0,017
5	PETKM.IS	0,089	0,011	0,023
6	TBORG.IS	0,149	0,011	0,096
7	ETILR.IS	0,073	0,237	0,118
8	YKBNK.IS	0,08	0,009	0,022
9	ISCTR.IS	0,01	0,013	0
10	KLNMA.IS	0,013	0,152	0,12
11	DOHOL.IS	0,032	0,053	0,018
12	EKGYO.IS	0,137	0,009	0,124
13	TACTR.IS	0,043	0,061	0,098

sepet boyutu	Tickers	hedef: minimum risk	hedef: maximum kazanç	hedef: maximum Sharpe
1	QNBFL.IS	0,087	0,135	0,116
2	KRDMD.IS	0,061	0,098	0,098
3	KENT.IS	0,064	0,019	0,014
4	ETILR.IS	0,096	0,157	0,088
5	ARCLK.IS	0,115	0,087	0,124
6	YKBNK.IS	0,034	0,041	0,003
7	BAGFS.IS	0,055	0,006	0,021
8	EREGL.IS	0,124	0,072	0,11
9	GARAN.IS	0,058	0,089	0,07
10	ASELS.IS	0,095	0,148	0,114
11	VESTL.IS	0,011	0,105	0,101
12	SAHOL.IS	0,089	0,028	0,026
13	KCHOL.IS	0,107	0,01	0,102
14	AKBNK.IS	0,006	0,004	0,013

sepet boyutu	Tickers	hedef: minimum risk	hedef: maximum kazanç	hedef: maximum Sharpe
1	KOZAL.IS	0,066	0,081	0,042
2	QNBFL.IS	0,028	0,167	0,086
3	SNKRN.IS	0,044	0,069	0,106
4	TACTR.IS	0,05	0,126	0,069
5	KRDMD.IS	0,005	0,127	0,064
6	TTKOM.IS	0,108	0,002	0,021
7	SISE.IS	0,116	0,039	0,04
8	SAHOL.IS	0,05	0,002	0,06
9	HALKB.IS	0,041	0,014	0,016
10	KCHOL.IS	0,083	0,16	0,027
11	ISBIR.IS	0,074	0,026	0,047
12	PGSUS.IS	0,094	0,022	0,107
13	EREGL.IS	0,064	0,017	0,106
14	ISYAT.IS	0,087	0,025	0,104
15	TKURU.IS	0,091	0,125	0,105

sepet boyutu	Tickers	hedef: minimum risk	hedef: maximum kazanç	hedef: maximum Sharpe
1	KRDMD.IS	0,013	0,043	0,086
2	KENT.IS	0,066	0,043	0,011
3	ARCLK.IS	0,121	0,001	0,027
4	DOHOL.IS	0,039	0,001	0,001
5	ETILR.IS	0,054	0,167	0,072
6	GARAN.IS	0,002	0,06	0,011
7	BIMAS.IS	0,058	0,044	0,001
8	SASA.IS	0,038	0,204	0,109
9	TBORG.IS	0,031	0,025	0,104
10	TACTR.IS	0,076	0,061	0,114
11	ISYAT.IS	0,061	0,107	0,091
12	TAVHL.IS	0,046	0,031	0,049
13	ISBIR.IS	0,076	0,05	0,103
14	EKGYO.IS	0,159	0,03	0,111
15	PETKM.IS	0,102	0,089	0,064
16	KOZAA.IS	0,055	0,044	0,045

sepet boyutu	Tickers	hedef: minimum risk	hedef: maximum kazanç	hedef: maximum Sharpe
1	VESTL.IS	0,007	0,091	0,109
2	CMEN.T.IS	0,041	0,067	0,028
3	GARAN.IS	0,001	0,043	0,072
4	DOHOL.IS	0,002	0,017	0,018
5	ETILR.IS	0,077	0,101	0,081
6	TAVHL.IS	0,039	0,01	0,064
7	ISCTR.IS	0,056	0,023	0,012
8	SNKRN.IS	0,073	0,134	0,087
9	HALKB.IS	0,075	0,012	0,014
10	DENGE.IS	0,052	0,041	0,079
11	TKURU.IS	0,1	0,058	0,099
12	SISE.IS	0,096	0,088	0,093
13	EREGL.IS	0,111	0,084	0,06
14	TBORG.IS	0,094	0,044	0,057
15	QNBFB.IS	0,055	0,137	0,024
16	BAGFS.IS	0,013	0,003	0,019
17	ISYAT.IS	0,108	0,047	0,085

sepet boyutu	Tickers	hedef: minimum risk	hedef: maximum kazanç	hedef: maximum Sharpe
1	SASA.IS	0,01	0,137	0,089
2	YKBNK.IS	0,055	0,033	0,009
3	TBORG.IS	0,12	0,086	0,083
4	EKGYO.IS	0,116	0,023	0,044
5	DOHOL.IS	0,028	0,018	0,1
6	KRDMD.IS	0,026	0,109	0,083
7	KLNMA.IS	0,09	0,106	0,043
8	KOZAA.IS	0,004	0,059	0,025
9	TTKOM.IS	0,042	0	0,035
10	PGSUS.IS	0,097	0,049	0,086
11	ISBIR.IS	0,031	0,008	0,086
12	TACTR.IS	0,041	0,106	0,099
13	TAVHL.IS	0,034	0,017	0,012
14	HALKB.IS	0,01	0,033	0,001
15	VESTL.IS	0,017	0,06	0,059
16	UTPYA.IS	0,116	0,079	0,029
17	QNBFB.IS	0,067	0,008	0,088
18	TCELL.IS	0,095	0,069	0,03

sepet boyutu	Tickers	hedef: minimum risk	hedef: maximum kazanç	hedef: maximum Sharpe
1	HALKB.IS	0,057	0,057	0,028
2	TKURU.IS	0,092	0,152	0,101
3	ISYAT.IS	0,051	0,057	0,065
4	SASA.IS	0,001	0,187	0,063
5	GARAN.IS	0,003	0,09	0,027
6	UTPYA.IS	0,091	0,014	0,088
7	TTKOM.IS	0,091	0,005	0,039
8	SAHOL.IS	0,06	0,045	0,003
9	AKBNK.IS	0,003	0,02	0,003
10	VAKBN.IS	0,029	0,07	0,009
11	TBORG.IS	0,087	0,007	0,109
12	ISBIR.IS	0,029	0,001	0,043
13	FROTO.IS	0,094	0,057	0,02
14	TAVHL.IS	0,07	0,009	0,071
15	TACTR.IS	0,049	0,092	0,103
16	PETKM.IS	0,073	0,031	0

17	BIMAS.IS	0,05	0,039	0,108
18	KOZAL.IS	0,056	0,015	0,101
19	ISCTR.IS	0,014	0,051	0,018
sepet boyutu	Tickers	hedef: minimum risk	hedef: maximum kazanç	hedef: maximum Sharpe
1	THYAO.IS	0,006	0,022	0,029
2	CMEN.T.IS	0,058	0,045	0,024
3	GARAN.IS	0,004	0,005	0,04
4	TCELL.IS	0,012	0,001	0,01
5	ASELS.IS	0,036	0,03	0,018
6	SASA.IS	0,016	0,055	0,069
7	KOZAA.IS	0,04	0,022	0,008
8	BIMAS.IS	0,039	0,001	0,061
9	ISBIR.IS	0,056	0,028	0,059
10	VESTL.IS	0,016	0,067	0,065
11	DOHOL.IS	0,069	0,027	0,007
12	KLNMA.IS	0,034	0,07	0,016
13	YKBNK.IS	0,013	0,001	0,008
14	ISCTR.IS	0,004	0,051	0,027
15	GUBRF.IS	0,075	0,01	0,067
16	BRMEN.IS	0,008	0,009	0,013
17	SNKRN.IS	0,028	0,067	0,045
18	PGSUS.IS	0,073	0,017	0,057
19	VAKBN.IS	0,014	0,01	0,003
20	ISYAT.IS	0,07	0,032	0,008
21	SAHOL.IS	0,074	0,008	0,033
22	TACTR.IS	0,029	0,058	0,056
23	PETKM.IS	0,03	0,058	0,044
24	DENGE.IS	0,045	0,045	0,029
25	KENT.IS	0,012	0,059	0,006
26	ETILR.IS	0,055	0,03	0,049
27	QNBFB.IS	0,027	0,043	0,07
28	FROTO.IS	0,034	0,024	0,017
29	QNBFL.IS	0,023	0,037	0,061
30	KCHOL.IS	0	0,067	0,001

sepet boyutu	Tickers	hedef: minimum risk	hedef: maximum kazanç	hedef: maximum Sharpe
1	KLNMA.IS	0,034	0,081	0,082
2	AKBNK.IS	0,04	0,015	0,007
3	ISYAT.IS	0,087	0,063	0,057
4	GUBRF.IS	0,035	0,089	0,036
5	TACTR.IS	0,068	0,088	0,074
6	THYAO.IS	0,014	0,006	0,058
7	TKURU.IS	0,077	0,079	0,055
8	ISCTR.IS	0,043	0,036	0,005
9	GARAN.IS	0,036	0,013	0,03
10	ETILR.IS	0,078	0,03	0,078
11	SNKRN.IS	0,072	0,08	0,079
12	KOZAL.IS	0,048	0,036	0,05
13	DENGE.IS	0,082	0,084	0,087
14	TCELL.IS	0,084	0,045	0,052
15	VESTL.IS	0,021	0,045	0,03
16	KOZAA.IS	0,024	0,088	0,042
17	BAGFS.IS	0,023	0,003	0,001
18	DOHOL.IS	0,026	0,034	0,06
19	FROTO.IS	0,084	0,066	0,029
20	EREGL.IS	0,024	0,016	0,088

sepet boyutu	Tickers	hedef: minimum risk	hedef: maximum kazanç	hedef: maximum Sharpe
1	ISYAT.IS	0,073	0,041	0,07
2	KOZAL.IS	0,02	0,032	0,027
3	QNBFB.IS	0,05	0,005	0,009
4	SASA.IS	0,006	0,116	0,082
5	TUPRS.IS	0,066	0,022	0,033
6	PGSUS.IS	0,071	0,073	0,088
7	TBORG.IS	0,069	0,033	0,08
8	TAVHL.IS	0,094	0,032	0,003
9	EKGYO.IS	0,102	0,003	0,068
10	ARCLK.IS	0,057	0,04	0,024
11	ETILR.IS	0,065	0,087	0,036
12	KLNMA.IS	0,013	0,083	0,007
13	SISE.IS	0,01	0,035	0,055
14	GARAN.IS	0,002	0,015	0,026

15	PETKM.IS	0,029	0,036	0,041
16	KENT.IS	0,017	0,017	0,052
17	SAHOL.IS	0,075	0,03	0,047
18	ISCTR.IS	0,047	0,054	0,038
19	DENGE.IS	0,012	0,037	0,071
20	TKURU.IS	0,086	0,096	0,092
21	ISBIR.IS	0,037	0,113	0,05

sepet boyutu	Tickers	hedef: minimum risk	hedef: maximum kazanç	hedef: maximum Sharpe
1	KENT.IS	0,009	0,02	0,042
2	TKURU.IS	0,073	0,073	0,073
3	KCHOL.IS	0,064	0,004	0,044
4	QNBFL.IS	0,042	0,091	0,026
5	YKBNK.IS	0,044	0,008	0,011
6	SNKRN.IS	0,022	0,086	0,071
7	TUPRS.IS	0,115	0,024	0,039
8	VAKBN.IS	0,058	0,002	0,035
9	ETILR.IS	0,065	0,086	0,072
10	TACTR.IS	0,007	0,017	0,042
11	VESTL.IS	0,05	0,009	0,06
12	KRDMD.IS	0,034	0,017	0,028
13	SISE.IS	0	0,103	0,064
14	KLNMA.IS	0,01	0,123	0,073
15	EKGYO.IS	0,126	0,026	0,05
16	DENGE.IS	0,071	0,045	0,061
17	BAGFS.IS	0,013	0,004	0,001
18	QNBFB.IS	0,03	0,091	0,022
19	DOHOL.IS	0,03	0,028	0,023
20	SAHOL.IS	0,048	0,038	0,029
21	GUBRF.IS	0,005	0,039	0,071
22	EREGL.IS	0,085	0,066	0,063

sepet boyutu	Tickers	hedef: minimum risk	hedef: maximum kazanç	hedef: maximum Sharpe
1	KRDMD.IS	0,052	0,039	0,039
2	DENGE.IS	0,063	0,052	0,052
3	VAKBN.IS	0,07	0,024	0,024
4	EKGYO.IS	0,08	0,007	0,007

5	ETILR.IS	0,051	0,054	0,054
6	BRMEN.IS	0,007	0,026	0,026
7	ISCTR.IS	0,019	0,001	0,001
8	HALKB.IS	0,022	0,03	0,03
9	TCELL.IS	0,081	0,02	0,02
10	KENT.IS	0,059	0,084	0,084
11	GARAN.IS	0,008	0,003	0,003
12	AKBNK.IS	0,027	0,001	0,001
13	KOZAL.IS	0,02	0,076	0,076
14	BAGFS.IS	0,046	0,066	0,066
15	CMENT.IS	0,057	0,073	0,073
16	TAVHL.IS	0,086	0,053	0,053
17	ISYAT.IS	0,052	0,053	0,053
18	SNKRN.IS	0,044	0,062	0,062
19	SASA.IS	0,028	0,088	0,088
20	YKBNK.IS	0	0,002	0,002
21	TUPRS.IS	0,053	0,041	0,041
22	UTPYA.IS	0,059	0,092	0,092
23	THYAO.IS	0,015	0,053	0,053

sepet boyutu	Tickers	hedef: minimum risk	hedef: maximum kazanç	hedef: maximum Sharpe
1	ETILR.IS	0,043	0,071	0,078
2	TKFEN.IS	0,006	0,031	0,006
3	PETKM.IS	0,048	0,094	0,043
4	KRDMD.IS	0,011	0,061	0,002
5	EKGYO.IS	0,074	0,006	0,076
6	EREGL.IS	0,069	0,014	0,039
7	KOZAL.IS	0,039	0,067	0,034
8	BRMEN.IS	0,043	0,014	0,024
9	GARAN.IS	0,03	0,031	0,011
10	VESTL.IS	0,034	0,101	0,013
11	TBORG.IS	0,08	0,04	0,066
12	GUBRF.IS	0,031	0,085	0,028
13	ISYAT.IS	0,053	0,028	0,083
14	QNBFB.IS	0,04	0,008	0,04
15	KOZAA.IS	0,01	0,043	0,029
16	KLNMA.IS	0,027	0,049	0,077

17	DENGE.IS	0,071	0,032	0,061
18	TCELL.IS	0,024	0,008	0,046
19	CMENT.IS	0,039	0,038	0,008
20	SISE.IS	0,046	0,037	0,023
21	TAVHL.IS	0,069	0,025	0,067
22	SNKRN.IS	0,035	0,1	0,071
23	THYAO.IS	0,014	0,007	0,016
24	TUPRS.IS	0,065	0,009	0,06

sepet boyutu	Tickers	hedef: minimum risk	hedef: maximum kazanç	hedef: maximum Sharpe
1	ISCTR.IS	0,014	0,01	0,034
2	CMENT.IS	0,002	0,038	0,028
3	KLNMA.IS	0,075	0,062	0,025
4	UTPYA.IS	0,056	0,045	0,076
5	BAGFS.IS	0,002	0,001	0,005
6	GUBRF.IS	0,038	0,066	0,045
7	TACTR.IS	0,059	0,063	0,058
8	THYAO.IS	0,015	0,055	0,023
9	EREGL.IS	0,013	0,027	0,062
10	TBORG.IS	0,064	0,074	0,044
11	GARAN.IS	0,035	0,007	0,004
12	DOHOL.IS	0,06	0,062	0,009
13	VAKBN.IS	0,016	0,019	0
14	QNBFL.IS	0,058	0,049	0,046
15	SASA.IS	0,025	0,075	0,066
16	TAVHL.IS	0,06	0,021	0,072
17	PETKM.IS	0,051	0,029	0,028
18	VESTL.IS	0,006	0,055	0,071
19	ETILR.IS	0,049	0,01	0,026
20	FROTO.IS	0,068	0,073	0,033
21	PGSUS.IS	0,069	0,031	0,068
22	DENGE.IS	0,068	0,066	0,067
23	BRMEN.IS	0,024	0,024	0,032
24	HALKB.IS	0,026	0,006	0,02
25	KRDMD.IS	0,045	0,033	0,058

sepet boyutu	Tickers	hedef: minimum risk	hedef: maximum kazanç	hedef: maximum Sharpe
1	TKURU.IS	0,049	0,061	0,061
2	ISCTR.IS	0,026	0,02	0,02
3	KOZAL.IS	0,035	0,014	0,014
4	TBORG.IS	0,052	0,08	0,08
5	KLNMA.IS	0,028	0,069	0,069
6	ASELS.IS	0,059	0,08	0,08
7	EKGYO.IS	0,055	0,058	0,058
8	BRMEN.IS	0,034	0,005	0,005
9	SISE.IS	0,008	0,023	0,023
10	TKFEN.IS	0,025	0,018	0,018
11	QNBFL.IS	0,066	0,069	0,069
12	TAVHL.IS	0,037	0,024	0,024
13	FROTO.IS	0,053	0,075	0,075
14	SAHOL.IS	0,068	0,037	0,037
15	SASA.IS	0,031	0,06	0,06
16	VAKBN.IS	0,003	0	0
17	VESTL.IS	0,015	0,037	0,037
18	TCELL.IS	0,058	0,018	0,018
19	ARCLK.IS	0,041	0,008	0,008
20	BIMAS.IS	0,066	0,041	0,041
21	TUPRS.IS	0,046	0,038	0,038
22	DENGE.IS	0,066	0,064	0,064
23	BAGFS.IS	0,008	0,028	0,028
24	UTPYA.IS	0,047	0,014	0,014
25	HALKB.IS	0,022	0,017	0,017
26	YKBNK.IS	0,003	0,042	0,042

sepet boyutu	Tickers	hedef: minimum risk	hedef: maximum kazanç	hedef: maximum Sharpe
1	SAHOL.IS	0,016	0,003	0,016
2	PGSUS.IS	0,079	0,024	0,079
3	TKFEN.IS	0,035	0,001	0,035
4	KCHOL.IS	0,022	0,054	0,022
5	BAGFS.IS	0,012	0,031	0,012
6	EKGYO.IS	0,076	0,002	0,076
7	TUPRS.IS	0,009	0,075	0,009
8	VAKBN.IS	0,008	0,06	0,008

9	KRDMD.IS	0,04	0,08	0,04
10	BIMAS.IS	0,022	0,039	0,022
11	TAVHL.IS	0,006	0,055	0,006
12	DOHOL.IS	0,033	0,057	0,033
13	KOZAA.IS	0,056	0,065	0,056
14	VESTL.IS	0,007	0,022	0,007
15	ISBIR.IS	0,069	0,05	0,069
16	ISYAT.IS	0,076	0,049	0,076
17	SASA.IS	0,062	0,073	0,062
18	THYAO.IS	0,015	0,015	0,015
19	CMENT.IS	0,025	0,04	0,025
20	TTKOM.IS	0,071	0,002	0,071
21	ARCLK.IS	0,071	0,081	0,071
22	TCELL.IS	0,047	0,014	0,047
23	GUBRF.IS	0,039	0,028	0,039
24	ETILR.IS	0,042	0,053	0,042
25	HALKB.IS	0,002	0,012	0,002
26	KOZAL.IS	0,048	0,007	0,048
27	GARAN.IS	0,013	0,009	0,013

sepet boyutu	Tickers	hedef: minimum risk	hedef: maximum kazanç	hedef: maximum Sharpe
1	GARAN.IS	0,001	0,025	0,025
2	KOZAA.IS	0,001	0,009	0,009
3	TBORG.IS	0,03	0,053	0,053
4	THYAO.IS	0,057	0,059	0,059
5	SAHOL.IS	0,022	0,017	0,017
6	SASA.IS	0,058	0,071	0,071
7	KCHOL.IS	0,028	0,041	0,041
8	ISYAT.IS	0,065	0,05	0,05
9	SISE.IS	0,016	0,011	0,011
10	ETILR.IS	0,064	0,048	0,048
11	PETKM.IS	0,035	0,04	0,04
12	UTPYA.IS	0,061	0,037	0,037
13	QNBFB.IS	0,007	0,053	0,053
14	DOHOL.IS	0,032	0,052	0,052
15	VAKBN.IS	0,004	0,005	0,005
16	TACTR.IS	0,054	0,061	0,061

17	VESTL.IS	0,038	0,023	0,023
18	ARCLK.IS	0,03	0,03	0,03
19	GUBRF.IS	0,056	0,036	0,036
20	ISCTR.IS	0,011	0,002	0,002
21	BIMAS.IS	0,061	0,026	0,026
22	PGSUS.IS	0,06	0,068	0,068
23	ASELS.IS	0,04	0,028	0,028
24	FROTO.IS	0,037	0,027	0,027
25	BAGFS.IS	0,023	0,012	0,012
26	ISBIR.IS	0,032	0,049	0,049
27	YKBNK.IS	0,053	0,003	0,003
28	EREGL.IS	0,024	0,065	0,065

sepet boyutu	Tickers	hedef: minimum risk	hedef: maximum kazanç	hedef: maximum Sharpe
1	HALKB.IS	0,005	0,007	0,025
2	QNBFB.IS	0,012	0,025	0,059
3	KOZAL.IS	0,029	0,038	0,046
4	ISBIR.IS	0,063	0,014	0,045
5	YKBNK.IS	0,024	0,015	0,023
6	PGSUS.IS	0,062	0,08	0,035
7	SNKRN.IS	0,047	0,032	0,048
8	TUPRS.IS	0,041	0,006	0,041
9	BIMAS.IS	0,063	0,019	0,067
10	BRMEN.IS	0,022	0,009	0,003
11	KLNMA.IS	0,016	0,053	0,027
12	AKBNK.IS	0,015	0,054	0,019
13	ETILR.IS	0,057	0,048	0,054
14	TCELL.IS	0,029	0,033	0,021
15	BAGFS.IS	0,012	0,004	0,004
16	VESTL.IS	0,005	0,09	0,042
17	DOHOL.IS	0,025	0,021	0,044
18	SISE.IS	0,047	0,008	0,037
19	UTPYA.IS	0,051	0,009	0,049
20	VAKBN.IS	0,025	0,013	0
21	EREGL.IS	0,054	0,032	0,037
22	TKURU.IS	0,035	0,093	0,067
23	ARCLK.IS	0,059	0,017	0,022

24	ISYAT.IS	0,038	0,078	0,047
25	THYAO.IS	0,003	0,027	0,032
26	SASA.IS	0,043	0,091	0,066
27	TKFEN.IS	0,045	0,036	0,013
28	FROTO.IS	0,019	0,011	0,001
29	EKGYO.IS	0,054	0,037	0,026

sepet boyutu	Tickers	hedef: minimum risk	hedef: maximum kazanç	hedef: maximum Sharpe
1	KOZAL.IS	0,168	0,973	0,23
2	TAVHL.IS	0,343	0,019	0,243
3	PETKM.IS	0,488	0,008	0,527
1	QNBFL.IS	0,054	0,047	0,061
2	KLNMA.IS	0,019	0,051	0,056
3	KOZAA.IS	0,001	0,027	0,041
4	EKGYO.IS	0,062	0,057	0,037
5	VAKBN.IS	0,002	0,026	0,026
6	UTPYA.IS	0,063	0,023	0,04
7	THYAO.IS	0,001	0,045	0,021
8	ETILR.IS	0,068	0,031	0,062
9	TACTR.IS	0,052	0,073	0,057
10	TAVHL.IS	0,023	0,062	0,046
11	ISBIR.IS	0,069	0,054	0,045
12	SAHOL.IS	0,045	0,006	0,008
13	BIMAS.IS	0,021	0,025	0,055
14	ASELS.IS	0,015	0,019	0,024
15	BRMEN.IS	0,037	0,006	0,014
16	EREGL.IS	0,006	0,014	0,058
17	PETKM.IS	0,021	0,006	0,035
18	VESTL.IS	0,027	0,047	0,001
19	KRDMD.IS	0,032	0,045	0,005
20	QNBFB.IS	0,019	0,062	0,014
21	ARCLK.IS	0,059	0,012	0,027
22	KOZAL.IS	0,039	0,026	0,038
23	TBORG.IS	0,06	0,059	0,031
24	TKFEN.IS	0,029	0,002	0,025
25	YKBNK.IS	0,041	0,023	0,006
26	SASA.IS	0,003	0,073	0,062

27	DOHOL.IS	0,04	0,041	0,032
28	CMENT.IS	0,009	0,035	0,011
29	BAGFS.IS	0,055	0,001	0,042
30	GARAN.IS	0,031	0,004	0,02

sepet boyutu	Tickers	hedef: minimum risk	hedef: maximum kazanç	hedef: maximum Sharpe
1	CMENT.IS	0,007	0,015	0,001
2	KCHOL.IS	0,009	0,029	0,02
3	UTPYA.IS	0,046	0,052	0,06
4	FROTO.IS	0,022	0,045	0,042
5	BRMEN.IS	0,017	0,004	0,031
6	ASELS.IS	0,048	0,066	0,048
7	BAGFS.IS	0,007	0,002	0,045
8	ISYAT.IS	0,046	0,017	0,043
9	EREGL.IS	0,025	0,076	0,044
10	BIMAS.IS	0,04	0,002	0,005
11	QNBFB.IS	0,007	0,029	0,019
12	KENT.IS	0,026	0,004	0,02
13	TAVHL.IS	0,052	0,016	0,029
14	TTKOM.IS	0,007	0,013	0,008
15	TBORG.IS	0,047	0,025	0,062
16	EKGYO.IS	0,063	0,009	0,017
17	ISCTR.IS	0,012	0,078	0,014
18	TCELL.IS	0,047	0,026	0,031
19	KOZAA.IS	0,034	0,021	0,033
20	VESTL.IS	0,009	0,057	0,009
21	AKBNK.IS	0,05	0,02	0,007
22	ARCLK.IS	0,039	0,05	0,026
23	THYAO.IS	0,037	0,034	0,025
24	SISE.IS	0,025	0,001	0,008
25	TACTR.IS	0,023	0,07	0,028
26	SNKRN.IS	0,058	0,064	0,062
27	KRDMD.IS	0,011	0,074	0,038
28	PGSUS.IS	0,061	0,001	0,067
29	ETILR.IS	0,051	0,062	0,045
30	GUBRF.IS	0,018	0,039	0,045
31	QNBFL.IS	0,057	0,001	0,065

Ek-7. Anket Formu

Sayın Yönetici,

Bu anket formu, Beykent Üniversitesi tarafından yürütülmekte olan “**Hisse Senetleri Yatırım Kararlarında Yapay Zekâ Uygulaması: Modern Bir Derin Öğrenme Algoritması Önermesi**” isimli araştırmanın deneysel kısmı ile ilgilidir. Bu araştırma çalışması tamamen akademik bir amaca yönelik olup, çalışmanın amacı; bireysel veya kurumsal borsa yatırımcılarının hisse senedi yatırımlarında daha iyi karar vermesi için **etkin hisse senedi getirisi değerlendirme ve portföy tasarımı** için yenilikçi bir teknolojik platform kullanarak yenilikçi çözümler araştırmak, tasarlamak ve uygulamaktır.

Gönderilecek cevaplar **kesinlikle gizli tutulacaktır**. Yapılan bu çalışma **yatırım tavsiyesi niteliğinde değildir** ve bu amaçla kullanılmayacaktır. Elde edilen sonuçlar şahıs isimleri belirtilmeksizin çalışmamızda değerlendirilecektir. Soruların eksiksiz cevaplanması değerlendirmenin sağlıklı yapılabilmesi için büyük önem arz etmektedir. İlginiz için teşekkürlerimizi sunar, çalışmalarınızda başarılar dileriz.

1. Ne kadar süredir hisse senedi yatırımlarıyla ilgilenmektesiniz?

2. Yatırım kararlarında yaralandığınız araç ve yöntemler nelerdir?

- ☐ Temel Analiz
- ☐ Teknik Analiz
- ☐ Forumlar, Haberler veya Online Uygulamalar
- ☐ Yardımcı Uzman Araç ve Gereçleri

3. Ekteki tablo üzerinde BIST30 şirketleri yer almaktadır. Lütfen tabloda kendi portföyünüzü oluşturunuz.

Bilgilendirme 1. Aşağıdaki portföy sepetini doldurmak için, tablo üzerinde “**çift tıklayınız**”.

Bilgilendirme 2. Portföyün “**Toplam**” yüzdesi, %100’ü geçemez!

Bilgilendirme 3. Lütfen “**Tarih**” ve “**Saat**” girmeyi unutmayınız!

Bilgilendirme 4. Portföy, “**Kısa Vadeli Yatırım**” düşüncesiyle oluşturulmalıdır.

Tarih			
Saat			
No.	Menkul	Şirket	Portfolio %
1	AKBNK	AKBANK T.A.Ş.	
2	ARCLK	ARÇELİK A.Ş.	
3	ASELS	ASELSAN ELEKTRONİK SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	
4	BIMAS	BİM BİRLİK MİĞAZLARI A.Ş.	
5	DOHOL	DOĞAN ŞİRKETLER GRUBU HOLDİNG A.Ş.	
6	EKGYO	EMLAK KONUT GAYRİMENKUL YATIRIM ORTAKLIĞI A.Ş.	
7	EREGL	EREĞLİ DEMİR VE ÇELİK FABRİKALARI T.A.Ş.	
8	FROTO	FORD OTOMOTİV SANAYİ A.Ş.	
9	GUBRF	GÜBRE FABRİKALARI T.A.Ş.	
10	SAHOL	HACI ÖMER SABANCI HOLDİNG A.Ş.	
11	KRDMD	KARDEMİR KARABÜK DEMİR ÇELİK SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	
12	KCHOL	KOÇ HOLDİNG A.Ş.	
13	KOZAL	KOZA ALTIN İŞLETMELERİ A.Ş.	
14	KOZAA	KOZA ANADOLU METAL MADENCİLİK İŞLETMELERİ A.Ş.	
15	PGSUS	PEGASUS HAVA TAŞIMACILIĞI A.Ş.	
16	PETKM	PETKİM PETROKİMYA HOLDİNG A.Ş.	
17	SASASASA	POLYESTER SANAYİ A.Ş.	
18	TAVHL	TAV HAVALİMANLARI HOLDİNG A.Ş.	
19	TKFEN	TEKFEN HOLDİNG A.Ş.	
20	TCELL	TÜRKCELL İLETİŞİM HİZMETLERİ A.Ş.	
21	TU PRS	TÜPRAS-TÜRKİYE PETROL RAFİNERİLERİ A.Ş.	
22	THYAO	TÜRK HAVA YOLLARI A.Ö.	
23	TTKOM	TÜRK TELEKOMÜNİKASYON A.Ş.	
24	GARAN	TÜRKİYE GARANTİ BANKASI A.Ş.	
25	HALKB	TÜRKİYE HALK BANKASI A.Ş.	
26	ISCTR	TÜRKİYE İS BANKASI A.Ş.	
27	SİSE	TÜRKİYE SİSE VE CAM FABRİKALARI A.Ş.	
28	VAKBN	TÜRKİYE VAKIFLAR BANKASI T.A.Ö.	
29	VESTL	VESTEL ELEKTRONİK SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	
30	YKBNK	YAPI VE KREDİ BANKASI A.Ş.	
Toplam			0.0000%

