



**SOSYAL MEDYA VE İNTERNET FORUM
PAYLAŞIMLARININ PAY PİYASASINA
ETKİSİ**

Doktora Tezi

Deniz SEVİNÇ

Eskişehir 2024

**SOSYAL MEDYA VE İNTERNET FORUM PAYLAŞIMLARININ PAY
PİYASASINA ETKİSİ**

Deniz SEVİNÇ

DOKTORA TEZİ

**İşletme Ana Bilim Dalı / Finansman Bilim Dalı
Danışman: Prof. Dr. Metin COŞKUN**

**Eskişehir
Anadolu Üniversitesi
Lisansüstü Eğitim Enstitüsü
Mayıs 2024**

Bu tez çalışması BAP Komisyonunca kabul edilen 2108E145 no.lu proje kapsamında desteklenmiştir.

JÜRİ VE ENSTİTÜ ONAYI

.....'nın “.....
.....” başlıklı
tezi .../.../20.. tarihinde aşağıdaki jüri tarafından değerlendirilerek “Anadolu Üniversitesi
Lisansüstü Eğitim-Öğretim ve Sınav Yönetmeliği”nin ilgili maddeleri uyarınca,
..... Anabilim/Anasanat dalında Yüksek
Lisans/Doktora/Sanatta Yeterlik tezi olarak kabul edilmiştir.

Unvanı Adı Soyadı

İmza

Üye (Tez Danışmanı) :
Üye .. :
Üye .. :
Üye :
Üye :

.....

Enstitü Müdürü

ÖZET

SOSYAL MEDYA VE İNTERNET FORUM PAYLAŞIMLARININ PAY PİYASASINA ETKİSİ

Deniz SEVİNÇ

İşletme Anabilim Dalı

Finansman Bilim Dalı

Anadolu Üniversitesi, Lisansüstü Eğitim Enstitüsü, Mayıs 2024

Danışman: Prof. Dr. Metin COŞKUN

Bu çalışma, 2018-2022 yılları arasında Borsa İstanbul'da işlem gören ve SPK tarafından manipülasyon yapıldığı tespit edilen pay senetlerine yönelik sosyal medya ve internet forumlarındaki paylaşımların piyasa üzerindeki etkilerini incelemiştir. Çalışmada, bu pay senetleri ile ilgili Twitter ve Investing.com paylaşımları ele alınmış ve yapılan paylaşımların duygu analizi yapılarak sayısal veriye dönüştürülmesi için Türkçe finans duygu sözlüğü oluşturulmuştur. Duygu sözlüğünde, geleneksel sınıflandırma olan pozitif, nötr ve negatif kategorilerin yanı sıra, spekülatif ve manipülatif paylaşımların etkisini göstermek amacıyla "şüpheli" kategorisi de belirlenmiştir. Daha sonra yapılan Panel Kantil Regresyon Yöntemi ile sosyal medya internet forumu aktivitesinin farklı piyasa koşullarında (ayı, normal ve boğa piyasa) ve farklı işlem hacmi düzeylerinde farklı etkilerinin olduğu ancak boğa piyasasında ve yüksek işlem hacminde pozitif ve şüpheli içeriklerin olumlu etkisinin arttığı sonucuna ulaşılmıştır. Bulunan sonuçlar, boğa piyasası koşullarında sosyal medya aktivitelerinin yatırımcıların iyimserlik ve kendine güven düzeylerini artırarak, sürü davranışlarını ve spekülatif hareketleri teşvik ettiğini göstermektedir. Düşük getiri ve işlem hacmi dönemlerinde ise paylaşımların etkileri daha sınırlıdır ve yatırımcılar bu dönemlerde kayıptan kaçınma eğilimi göstermektedir. Çalışmada elde edilen sonuçlar, sosyal medya içeriklerinin piyasa dinamikleri üzerinde önemli bir etkiye sahip olduğunu ve yatırımcı kararlarını önemli ölçüde etkileyebileceğini göstermektedir.

Anahtar Sözcükler: Twitter, Investing.com, Duygu analizi, Yatırımcı davranışları, Panel kantil regresyon

ABSTRACT

THE EFFECT OF SOCIAL MEDIA AND INTERNET FORUMS CONTENTS ON THE STOCK MARKET

Deniz SEVİNÇ

Department of Business Administration
Programme in Finance
Anadolu University, Graduate School, May 2024

Supervisor: Prof. Dr. Metin COŞKUN

This study examines the effects of social media and internet forum posts on the market for the stocks traded on Borsa Istanbul between 2018 and 2022 and identified as manipulated by the CMB (Capital Markets Board of Türkiye). In the study, Twitter and Investing.com posts about these stocks are analyzed and a Turkish finance sentiment dictionary is created to analyze the sentiment of these posts and convert them into numerical data. In the sentiment dictionary, in addition to the traditional classification of positive, neutral, and negative categories, the category of "suspicious" was also defined to show the impact of speculative and manipulative posts. The Panel Quantile Regression Method then shows that social media internet forum activity has different effects in different market conditions (bear, normal and bull markets) and at different trading volume levels, but the positive effect of positive and suspicious content increases in the bull market and at high trading volume. The results suggest that during bull market conditions, social media activity increases investors' optimism and confidence levels, encouraging herd behavior and speculative behavior. In periods of low returns and trading volume, however, the effects of social media posts are more limited and investors tend to avoid losses during these periods. The results suggest that social media content has a significant impact on market dynamics and can significantly influence investor decisions.

Keywords: Twitter, Investing.com, Sentiment analysis, Investor behavior, Panel quantile regression

TEŞEKKÜR

Öncelikle doktora tezimin tamamlanması sürecinde bana yol gösteren tez danışmanım değerli hocam sayın Prof. Dr. Metin COŞKUN'a desteği, katkıları ve sabrı için teşekkürü borç bilirim.

Tez sürecimin her aşamasında katkıda bulunan ve yardımlarını esirgemeyen sayın hocalarım Prof. Dr. Nilgün ÇAĞLARIRMAK USLU'ya ve Prof. Dr. Murat ERTUĞRUL'a destekleri için teşekkür ederim. Lisans ve lisansüstü eğitim ve akademik hayatım boyunca üzerimde emeği olan tüm hocalarıma teşekkür ederim.

Son olarak her zaman yanımda olan ailem ve arkadaşlarıma sonsuz teşekkür ederim.

....../....../20...

ETİK İLKE VE KURALLARA UYGUNLUK BEYANNAMESİ

Bu tezin bana ait, özgün bir çalışma olduğunu; çalışmamın hazırlık, veri toplama, analiz ve bilgilerin sunumu olmak üzere tüm aşamalarında bilimsel etik ilke ve kurallara uygun davrandığımı; bu çalışma kapsamında elde edilen tüm veri ve bilgiler için kaynak gösterdiğimi ve bu kaynaklara kaynakçada yer verdiğimi; bu çalışmanın Anadolu Üniversitesi tarafından kullanılan “bilimsel intihal tespit programı”yla tarandığını ve hiçbir şekilde “intihal içermediğini” beyan ederim. Herhangi bir zamanda, çalışmamla ilgili yaptığım bu beyana aykırı bir durumun saptanması durumunda, ortaya çıkacak tüm ahlaki ve hukuki sonuçları kabul ettiğimi bildiririm.

.....

.....

İÇİNDEKİLER

Sayfa

BAŞLIK SAYFASI	i
JÜRİ VE ENSTİTÜ ONAYI	ii
ÖZET	iii
ABSTRACT	iv
TEŞEKKÜR	v
ETİK İLKE VE KURALLARA UYGUNLUK BEYANNAMESİ	vi
İÇİNDEKİLER	vii
TABLolar LİSTESİ	xi
ŞEKİLLER LİSTESİ	xii
SİMGE VE KISALTMALAR LİSTESİ	xiii
GİRİŞ	1

BİRİNCİ BÖLÜM

1. KURAMSAL ÇERÇEVE	4
1.1. Etkin Piyasalar Hipotezi (EPH)	5
1.2. Davranışsal Finans	7
1.2.1. Beklenti Teorisi (Prospect Theory)	8
1.2.2. Yatırımcıların ekonomik olmayan eğilimleri	9
1.3. Sermaye Piyasalarında Manipülasyon (Piyasa Dolandırıcılığı)	15
1.3.1. Manipülasyon (Piyasa dolandırıcılığı) ve spekülasyon kavramlarının farklılığı	17
1.3.2. Manipülasyon (Piyasa dolandırıcılığı) türleri	18

1.3.2.1. İşlem bazlı manipülasyon (İşlem bazlı piyasa dolandırıcılığı)	18
1.3.2.2. Bilgi bazlı manipülasyon (Bilgi bazlı piyasa dolandırıcılığı)	19
1.3.3. Sermaye Piyasası Kanunu'nda manipülasyon (piyasa dolandırıcılığı)	19
1.3.3.1. Manipülasyonun (Piyasa dolandırıcılığının) hukuki olarak yasaklanmasının gerekçeleri	21
1.3.3.2. Manipülasyonun (Piyasa dolandırıcılığının) tespiti	22
1.4. Sosyal Medyanın Dünya ve Türkiye'de Yaşanan Sosyal Olaylara Etkisi	24
1.5. Sosyal Medyanın Dünya ve Türkiye'de Yaşanan Finansal Olaylara Etkisi	28
1.5.1. GameStop ve Reddit olayı.....	29
1.5.2. Fenomen (Geyik) pay senetleri veya fenomen (geyik) varlıklar (Meme stocks)	32
1.5.3. SASA Polyester ve Borsa İstanbul'daki halka arzlar	33

İKİNCİ BÖLÜM

2. DOĞAL DİL İŞLEME, METİN MADENCİLİĞİ VE DUYGU ANALİZİ	36
2.1. Doğal Dil İşleme (Natural Language Process – NLP)	37
2.2. Metin Madenciliği (Text Mining)	38
2.3. Duygu Analizi (Sentiment Analysis)	40
2.3.1. Duygu analizi türleri	41
2.3.2. Duygu analizinin eksiklikleri	41
2.3.3. Duygu analizi öncesi metin ön işleme süreci	44
2.3.4. Duygu analizinde kullanılan yaklaşımlar	46

ÜÇÜNCÜ BÖLÜM

3. SOSYAL MEDYA VE FİNANSAL HABERLERİN

PİYASALARLA İLİŞKİSİ: LİTERATÜR TARAMASI 52

3.1. Etkin Piyasalar Hipotezi'nin (EPH) Geçerliliği ile İlgili

Literatür Taraması 53

3.2. Davranışsal Finans ile İlgili Literatür Taraması 56

3.3. Duyuru ve Haberlerle İlgili Literatür Taraması 59

3.4. Sosyal Medya ve Diğer Üçüncü Taraf Siteleri ile

İlgili Literatür Taraması 63

3.5. Literatür Değerlendirmesi 70

DÖRDÜNCÜ BÖLÜM

4. SOSYAL MEDYA VE FORUM SİTESİ PAYLAŞIMLARININ PAY

PİYASASINA ETKİSİ: TWITTER VE INVESTING.COM İLE BORSA

İSTANBUL ÜZERİNE BİR UYGULAMA 73

4.1. Araştırmanın Önemi ve Amacı..... 73

4.2. Sosyal Medya ve İnternet Forum Paylaşımlarının Duygu Analizi 75

4.2.1. Türkçe finans duygu sözlüğünün oluşturulması 75

4.2.2. Duygu analizinde kullanılan veriler 78

4.2.3. Türkçe finans duygu sözlüğü ile sosyal medya ve internet forum paylaşımlarının duygu analizi 78

4.3. Sosyal Medya ve İnternet Forum Paylaşımları ile

Pay Getirileri Arasındaki İlişki: Twitter ve Investing.com ile

Borsa İstanbul Üzerine Bir Uygulama 82

4.3.1. Veri 82

4.3.2. Metodoloji 86

4.3.2.1. Panel kantil regresyon yöntemi..... 86

4.3.2.2. Analizde kullanılan geleneksel panel veri analiz yöntemleri 89

4.3.2.3. Analiz öncesi yapılan testler 90

	<u>Sayfa</u>
4.3.2.4. Panel nedensellik testi	92
4.3.3. Twitter paylaşımları için analiz bulguları	
ve yorumlanması	92
4.3.4. Investing.com paylaşımları için analiz bulguları	
ve yorumlanması	103
SONUÇ	115
KAYNAKÇA	122
EKLER	
ÖZGEÇMİŞ	

TABLÖLAR LİSTESİ

	<u>Sayfa</u>
Tablo 4.1: Duygu Analizi Genel Sonuçları.....	80
Tablo 4.2: Analizde Kullanılan Değişkenler	83
Tablo 4.3: Tanımlayıcı İstatistikler.....	85
Tablo 4.4: Yatay Kesit Bağımlılığı ve Birim Kök Testleri Sonuçları-1	93
Tablo 4.5: Westerlund (2007) Panel Eşbütünleşme Testi Sonuçları-1	93
Tablo 4.6: FMOLS Analiz Sonuçları-1	94
Tablo 4.7: POLS Modeli Analiz Sonuçları-1	95
Tablo 4.8: Sabit Etkiler Modeli Analiz Sonuçları-1	95
Tablo 4.9: Model 1 İçin PQR Analiz Sonuçları.....	96
Tablo 4.10: Model 2 İçin PQR Analiz Sonuçları.....	97
Tablo 4.11: Model 3 İçin PQR Analiz Sonuçları.....	99
Tablo 4.12: Yatay Kesit Bağımlılığı ve Birim Kök Testleri Sonuçları-2	104
Tablo 4.13: Westerlund (2007) Panel Eşbütünleşme Testi Sonuçları-2	104
Tablo 4.14: FMOLS Analiz Sonuçları-2	105
Tablo 4.15: POLS Modeli Analiz Sonuçları-2	106
Tablo 4.16: Sabit Etkiler Modeli Analiz Sonuçları-2	106
Tablo 4.17: Model 4 İçin PQR Analiz Sonuçları.....	107
Tablo 4.18: Model 5 İçin PQR Analiz Sonuçları.....	108
Tablo 4.19: Model 6 İçin PQR Analiz Sonuçları.....	109

ŞEKİLLER LİSTESİ

Sayfa

Şekil 1.1: GameStop ile İlgili Elon Musk'ın Paylaşımı.....	30
Şekil 2.1: Duygu Analizi Yaklaşımları	47
Şekil 4.1: Borsa İstanbul Yerli Gerçek Yatırımcı Sayısı (MKK, 2024).....	75
Şekil 4.2: Model 1 İçin FMOLS, POLS, Sabit Etkiler ve PQR Katsayı Sonuçlarının Karşılaştırılması	100
Şekil 4.3: Model 2 İçin FMOLS, POLS, Sabit Etkiler ve PQR Katsayı Sonuçlarının Karşılaştırılması	101
Şekil 4.4: Model 3 İçin FMOLS, POLS, Sabit Etkiler ve PQR Katsayı Sonuçlarının Karşılaştırılması	102
Şekil 4.5: Dumitrescu ve Hurlin (2012) Panel Nedensellik Testi Sonuçları-1	103
Şekil 4.6: Model 4 İçin FMOLS, POLS, Sabit Etkiler ve PQR Katsayı Sonuçlarının Karşılaştırılması	111
Şekil 4.7: Model 5 İçin FMOLS, POLS, Sabit Etkiler ve PQR Katsayı Sonuçlarının Karşılaştırılması	112
Şekil 4.8: Model 6 İçin FMOLS, POLS, Sabit Etkiler ve PQR Katsayı Sonuçlarının Karşılaştırılması	113
Şekil 4.9: Dumitrescu ve Hurlin (2012) Panel Nedensellik Testi Sonuçları-2	114

SİMGE VE KISALTMALAR LİSTESİ

α_0	: Sabit Terim
#	: Hashtag
\$	: Cashtag
*	: %1 Anlamlılık Düzeyi
**	: %5 Anlamlılık Düzeyi
***	: %10 Anlamlılık Düzeyi
D_{it}	: Kukla Değişken
GIS_{it}	: Günlük Investing.Com Paylaşım Sayısı
GTS_{it}	: Günlük Tweet Sayısı
$IS(-1)_{it}$	: Bir Önceki Günün Investing.Com Skoru
$ISS(-1)_{it}$	: Bir Önceki Günün Investing.Com Şüpheli Skoru
ISS_{it}	: Investing.Com Şüpheli Skor
IS_{it}	: Investing.Com Skoru
$TS(-1)_{it}$	: Bir Önceki Günün Twitter Skoru
$TSS(-1)_{it}$	: Bir Önceki Günün Twitter Şüpheli Skoru
TSS_{it}	: Twitter Şüpheli Skoru
TS_{it}	: Twitter Skoru
X_{it}	: Bağımlı Değişken
$Y_{i(t-1)}$	: Serinin Bir Önceki Dönem Değeri
Y_{it}	: Bağımlı Değişken
$z_{i(t-1)}$	: Hata Düzeltme Terimi
$\beta_{it,\tau}$	: Bağımsız Değişkenin t'inci Kantildeki Etkisi
β_k	: Regresyon Katsayısı
γ_i	: Hata Düzeltme Teriminin Katsayısı
γ_{ij}	: Geçmiş Değerlerin Bağımlı Değişken Üzerindeki Etkilerini Ölçen Katsayı
δ_t	: Zaman Sabit Etki
λ_i	: Birey İçi Sabit Etki
χ^2	: Ki-Kare
ϵ_{it}	: Hata Terimi
$\epsilon_{\tau,it}$	: τ 'inci Kantildeki Hata Terimi
P_t	: Pay Senedi Kapanış Fiyatı
P_{t-1}	: Pay Senedi Bir Önceki Gün Kapanış Fiyatı
r_t	: Getiri
Δ	: Fark Operatörü
Δy_{it}	: Bağımlı Değişkenin Birinci Farkı
AB	: Avrupa Birliği
ABD	: Amerika Birleşik Devletleri
AMC	: AMC Theatres
AMCX	: AMC Networks
API	: Application Programming Interface
ASX	: Australian Securities Exchange
bkz.	: Bakınız
BLM	: Black Lives Matter
CADF	: Cross-Sectional Augmented Dickey-Fuller
CIPS	: Cross-Sectional Im, Pesaran and Shin
CNN	: Convolutional Neural Networks

CRSP	: Center For Research in Security Prices
DJIA	: Dow Jones Industrial Average Index
EPH	: Etkin Piyasalar Hipotezi
FED	: Federal Reserve System
FMOLS	: Fully Modified Ordinary Least Squares
GPOMS	: Google Profile of Mood States
H_0	: Sıfır Hipotezi
BOVESPA	: Brasil Sao Paulo Stock Exchange Index
i	: Yatay Kesit
KAP	: Kamuyu Aydınlatma Platformu
KONTR	: Kontrolmatik Teknoloji Enerji ve Mühendislik A.Ş.
LM	: Lagrange Multiplier
$\ln(w)$	: Logaritmik İşlem Hacmi
LSTM	: Long Short-Term Memory
MAD	: Market Abuse Directive
MKK	: Merkezi Kayıt Kuruluşu
MMQR	: Methods Of Moments Quantile Regression
NLP	: Natural Language Processing
NYSE	: The New York Stock Exchange
OLS	: Ordinary Least Squares
POLS	: Pooled Ordinary Least Squares
PQR	: Panel Quantile Regression
r	: TL Cinsinden Getiri
RNN	: Recurrent Neural Networks
RT	: Retweet
r_{USD}	: Dolar Cinsinden Getiri
SASA	: Sasa Polyester Sanayi A.Ş.
SEC	: US Securities and Exchange Commission
SPK	: Sermaye Piyasası Kurulu
SPKn	: Sermaye Piyasası Kanunu
SVM	: Support Vector Machines
t	: Zaman Boyutu
$T+1$	: İşlem Sonrası Bir İş Günü
$T+2$	: İşlem Sonrası İki İş Günü
TDK	: Türk Dil Kurumu
THY	: Türk Hava Yolları
TL	: Türk Lirası
T-NLG	: Microsoft Turing Natural Language Generation
TRMI	: Thomson Reuters Marketpsych Indices
TRNA	: Thomson Reuters News Analytics
USD	: Dolar
VIX	: Chicago Board Options Exchange Volatility Index
VPN	: Virtual Private Network
$GIS(-1)_{it}$	: Bir Önceki Gününlük Investing.Com Paylaşım Sayısı
$GTS(-1)_{it}$	: Bir Önceki Gününlük Tweet Sayısı
ρ	: Gecikme Katsayısı
τ	: Kantil

GİRİŞ

İnsan davranışları her zaman çevresinden etkilenmiştir. Bu davranışları etkileyen en önemli araçlardan biri de geleneksel medya olmuştur. Ancak günümüzde internet ve sosyal medya platformlarının yaygınlaşmasıyla, geleneksel medya yerini dijital medyaya bırakmıştır. İnsan davranışları ve tepkileri artık internet üzerinden ve sosyal medyadan edindikleri bilgiye, diğer bireylerin paylaşımlarına göre şekillenmeye başlamıştır. Sosyoloji, siyaset ve pazarlama başta olmak üzere farklı alanlarda yapılan birçok çalışma da bu argümanı destekleyen kanıtlar ortaya koymuştur.

Bu dönüşüm, finans alanında da kendini göstermiştir. Medya araçları insan kararlarını, insan kararları da piyasadaki fiyatları etkilediğinden, medya dolaylı olarak finansal piyasaları etkilemektedir. Ancak geleneksel medyanın aksine, sosyal ağlar üzerinden yayılan kullanıcı yorumları ve analizler, yatırım stratejilerini şekillendirme ve piyasa tepkilerini anlık olarak değiştirme gücüne sahiptir. Özellikle yatırım alışkanlıkları ve piyasa tepkileri açısından, sosyal medyanın etkisi göz ardı edilemez bir hale gelmiştir. Bu yeni paradigmada bireysel yatırımcılar, sadece finansal analistlerin değil, aynı zamanda sosyal medya etkileşimlerine dayalı kolektif tepki ve davranışların da etkisinde kalmaktadır. Bu nedenle finansal piyasaları analiz etmede haberlerden, sosyal medyadaki paylaşımlardan ve diğer internet ortamlarındaki görüşlerden bilgi çıkarımı yapmak önemli bir alan haline gelmiştir.

Geleneksel finans teorileri, yatırımcıların rasyonel, piyasaların etkin olduğunu ve fiyatların mevcut bilgilere göre hızla ve doğru bir şekilde ayarlandığını öne sürmektedir. Ancak, sosyal medya ve internet forumlarının yükselişi, piyasa davranışlarında gözlemlenen anormallikleri ve irrasyonel davranışları açıklamada yetersiz kalmaktadır. Bu platformlar, yatırımcı davranışları üzerinde etki yaratmakta, spekülasyonun ve manipülasyonun artmasına yol açmaktadır. Davranışsal finans, bu bağlamda, geleneksel teorilerin açıklayamadığı piyasa davranışlarına ışık tutmaya çalışmaktadır. Bu teori, yatırımcıların her zaman rasyonel hareket etmediklerini, psikolojik etmenler ve duygusal tepkilerle karar verdiklerini kabul etmektedir. Sosyal medya ve forumlar, bu irrasyonel davranışları tetikleyebilen güçlü araçlar haline gelmiştir. Bir sosyal medyada veya internet forumundaki popüler bir gönderi, pay senedi fiyatlarında anlık ve büyük dalgalanmalara sebep olabilmektedir. Geçtiğimiz yıllarda ABD’de yaşanan GameStop olayı ve Türkiye’de benzer şekilde gerçekleşen SASA olayı, sosyal medya

kullanıcılarının birleşerek piyasa dinamiklerini nasıl değiştirebileceğinin çarpıcı bir örneği olmuştur. Bu tür olaylar, piyasaların nasıl manipüle edilebileceğini ve yatırımcı psikolojisinin finansal kararları nasıl etkileyebileceğini göstermektedir.

Günümüzde yatırım analistleri ve yatırımcılar da artık sosyal medyanın ve internet forumlarının gücünü ve etkisini dikkate alarak yeni stratejiler geliştirmeye başlamış, akademisyenler de bu karmaşık ilişkiyi çeşitli metodolojilerle ele almıştır. Yapılan nicel ve nitel analizler ve deneysel çalışmalar, sosyal medyanın yatırımcı kararları ve piyasa hareketleri üzerindeki etkisinin boyutunu ve mekanizmalarını ortaya koymaktadır. Duygu analizi de sosyal medya ve forumlardaki metinleri analiz ederek yatırımcı duyarlılığını ölçen bir yöntemdir ve yatırım kararları ile piyasa hareketleri arasındaki ilişkiyi anlamada giderek daha fazla kullanılmaktadır. Bu analiz türü, büyük veri setlerini işleyerek, yatırımcıların ve piyasa katılımcılarının genel duygu durumunu ve eğilimlerini saptamak için metinsel verileri kategorik ve sayısal verilere dönüştürmektedir. Duygu analizi, özellikle doğal dil işleme (NLP) ile duygu sözlükleri, makine öğrenmesi ve derin öğrenme gibi tekniklerini kullanarak, metinlerdeki sübjektif bilgileri belirleyip genellikle pozitif, negatif ve nötr kategorilerine sınıflandırmaktadır. Bu alanda ilk yapılan çalışmalar İngilizce dili üzerindedir. İnternette yer alan metinlerin birçoğu da İngilizce olduğundan geliştirilen duygu sözlükleri ve diğer yöntemler de bu dili temel almıştır. Bunun yanında, belirli bir alan veya konuyla ilgili metinleri daha etkin bir şekilde analiz etmek için özel amaçlı duygu sözlüklerinin de önemi giderek artmaktadır. İngilizce dilindeki baskınlık nedeniyle, mevcut araçlar ve metodolojiler büyük ölçüde İngilizce metinlere odaklanmış durumdadır. Ancak, diğer dillerde, özellikle de Türkçede, alan veya konu bazlı duygu sözlükleri henüz yeterli düzeyde geliştirilmemiştir. Bu, Türkçe metinler ile ilgili sosyal medya gönderileri, forum paylaşımları ve haberler için bir eksiklik oluşturmakta ve duygu analizinin doğruluğunu sınırlamaktadır. Bu eksikliği gidermek amacıyla, çalışmada ilk olarak Türkçe finansal metinler için özelleştirilmiş bir duygu sözlüğü geliştirilmiştir. Bu sözlük, özellikle pay piyasalarıyla ilgili verilerin duygu analizi, piyasa jargonunu, argüman yapısını ve ifade tarzlarını dikkate alarak, daha kesin ve bağlamla uyumlu analizler yapılmasını sağlayacaktır. Sözlükte pozitif, negatif ve nötr duygu durumlarının yanında şüpheli ifadelerin de sınıflandırılması hem yatırımcılar hem de finansal düzenleyiciler ve politika yapıcılar için değerli olacaktır. Piyasa manipülasyonu ve spekülasyon gibi olumsuz etmenleri erken bir aşamada tespit etmek ve anlamak için bir araç olarak kullanılabilecektir.

Bu çalışmanın amacı, sosyal medya ve internet forumu platformlarında yapılan paylaşımları özel olarak geliştirilen Türkçe finans duygu sözlüğüyle analiz ederek paylaşımların Borsa İstanbul'daki pay senedi getirileri üzerindeki etkisini incelenmektedir. Çalışmada sosyal medya platformu olarak hem dünyada hem de Türkiye'de metinsel paylaşımlar için en çok kullanılan Twitter (X) ele alınmıştır. İnternet forumu olarak finans alanında en çok Yahoo! Finance ve StockTwits gibi siteler kullanılmaktadır. Türkiye'de de bunlara benzer olarak en fazla kullanılan ve paylaşım yapılan site Investing.com'dur. Bu sebeple çalışmada bu web sitesinin forum kısmında yer alan paylaşımlar analiz edilmiştir. Daha önce yapılan çalışmalarda Investing.com paylaşımları ele alınmadığından bu da çalışmanın literatüre başka bir katkısı olacaktır.

Çalışmanın birinci bölümü, finansal piyasaların dinamiklerine dair teorik bir çerçeve sunmaktadır. Etkin Piyasalar Hipotezi (EPH) ile başlayacak olan bu bölümde, davranışsal finans ele alınacak, yatırımcıların karar alma süreçlerindeki ekonomik olmayan psikolojik eğilimler ve bunların piyasa sonuçları üzerindeki etkileri tartışılacaktır. Daha sonra sermaye piyasalarında manipülasyon çeşitleri ve yöntemleri incelenerek, sosyal medya ve diğer dijital platformlar üzerinden gerçekleştirilen manipülasyonlar ve bunların piyasalara etkisi üzerinde durulacaktır. Gerçek dünya örnekleri ve geçmişteki olay incelemeleri ile bu dinamikler desteklenecektir.

Çalışmanın ikinci bölümü, duygu analizi ve doğal dil işleme (NLP) ile metin madenciliğinin incelenmesine ayrılacak, bu metodolojilerin temel prensip ve uygulamaları açıklanacaktır. Bu bölümde, duygu analizinin nasıl çalıştığı, hangi araç ve yöntemlerin yer aldığı ve çalışmada kullanılan duygu sözlüğü ile duygu analizi anlatılacaktır. Üçüncü bölümde, konuyla ilgili mevcut literatürün taraması yapılacak ve bu alanda yapılmış akademik çalışmalar derlenerek sosyal medya ve internet forumları ile finansal piyasalar arasında nasıl bir bağlantı kurulduğu gösterilecektir. Dördüncü bölümde ise çalışmanın analizi gerçekleştirilecektir. Burada, özel olarak geliştirilen Türkçe finans duygu sözlüğü kullanılarak Twitter ve Investing.com'daki paylaşımlar analiz edilecek ve elde edilen bulguların Borsa İstanbul'daki pay senedi getirileriyle olan ilişkisi analiz edilecektir. Sonuç bölümünde ise elde edilen bulguların yorumlanması ve hem teorik hem de pratik sonuçlarının ve çıkarımlarının değerlendirilmesi yer alacaktır. Ayrıca, çalışmanın sınırlılıkları ve gelecekteki çalışmalara yönelik öneriler de bu bölümde ele alınacaktır.

BİRİNCİ BÖLÜM

1. KURAMSAL ÇERÇEVE

Finansın kuramsal çerçevesi, finansal sistemlerin işleyişi ve finansal piyasaların etkinliği üzerine kurulu teoriler ve modeller bütünüdür. Geleneksel finans yaklaşımları, bireylerin ve yatırımcıların karar verme süreçlerinde rasyonel olduğunu ve maksimum fayda ya da kâr elde etmeyi hedeflediğini varsaymakta, “Beklenen Fayda Teorisi” ve “Rasyonel Seçim Teorisini temel almaktadır (Becker, 1993; Bernoulli, 1954; Birce, 2017; Heukelom, 2007).

Beklenen Fayda Teorisi, Daniel Bernoulli'nin 1738 yılında ortaya koyduğu ve daha sonra John von Neumann ve Oskar Morgenstern'in 1947'de matematiksel bir çerçeveye oluşturdukları teoridir. Bu teori, bireylerin riskli olayların olasılıklarını ve bu olasılıklara göre en yüksek beklenen faydayı hesaplayarak karar verdiğini savunmaktadır. Bireyler risk altında seçim yaparken, olası sonuçların her birine bir değer atayıp bu değerlerin olasılıklarla ağırlıklandırılmış toplamını yükseltmeye etmeye çalışmaktadır. Diğer bir ifadeyle, bir yatırımcı farklı yatırım seçeneklerini değerlendirirken, her bir yatırımın beklenen getirisini ve bu getirinin gerçekleşme olasılığını hesaba katmakta ve en yüksek beklenen getiriye sahip olanı tercih etmektedir.

Rasyonel Seçim Teorisi ise yatırımcıların en yüksek kârı (faydayı) elde edecek şekilde rasyonel olarak seçimde bulunduğunu varsaymaktadır. Bireylerin seçimlerini yaparken sadece finansal getirileri değil, aynı zamanda farklı seçeneklerin sunduğu faydaları ve maliyetleri de dikkate alarak karar verdiklerini öne sürmektedir (Becker, 1976, 1993). Bu teori sadece ekonomik ve finansal kararların değil, bireylerin sosyal ve politik kararlarını da açıklamada kullanılmakta ve bireylerin kararlarını verirken hem maddi hem de manevi faydaları ve maliyetleri dikkate alarak, kendi öznel değerlendirme çerçeveleri içinde en rasyonel seçimi yaptıklarını savunmaktadır.

Kahneman ve Tversky (1979) tarafından alternatif olarak ortaya atılan “Beklenti Teorisi” ise bireylerin riskli olaylarda olasılık hesaplamak yerine bu olaylara yönelik subjektif yargılar ve olasılıklara ait karar ağırlıklarını temel almaktadır. Rasyonel Seçim Teorisi, bireylerin bir olayın gerçekleşme olasılığına göre karar aldığını savunurken, Beklenti Teorisi, bir karar ölçüsü olduğunu belirtmektedir. Buna göre, bireyler bazı yüksek olasılıklara gereğinden daha az, düşük olasılıklara ise daha fazla önem verebilmektedir. Bireylerin kararları, gerçekleşme olasılığına göre değil, bireyin o

olasılığa verdiği sübjektif ağırlığa göre şekillenmektedir. Bireyler küçük olasılıkları abartma eğiliminde olabilirler veya çok yüksek olasılıkları küçümseyebilirler. Bu, insanların risk algısının ve karar verme süreçlerinin, rasyonel olmaktan ziyade psikolojik faktörlere dayalı olduğunu göstermektedir.

Beklenti Teorisi, bireylerin sadece nihai sonuçlara değil, aynı zamanda bu sonuçlara ulaşma yolundaki kazanç ve kayıplara da odaklandığını belirtmektedir. Bireylerin karar verme süreçleri, mutlak sonuçların yanı sıra, bu sonuçlara ulaşma sürecindeki değişikliklere de duyarlıdır. Bir yatırımcı, elde ettiği kârın büyüklüğünden ziyade, bu kârın ne kadar sürede ve hangi riskler altında elde edildiğine de önem vermektedir. Bireyler genellikle aynı büyüklükteki bir kazançtan daha fazla mutsuzluk duydukları bir kayıp yaşadığında, bu, yatırım kararlarına da yansımaktadır.

Bu çerçeve içerisinde, piyasaların yapısal özellikleri ve yatırımcı davranışlarına ilişkin Etkin Piyasalar Hipotezi (EPH) ve Davranışsal Finans olmak üzere iki temel teori ortaya çıkmaktadır.

1.1. Etkin Piyasalar Hipotezi (EPH)

Markowitz'in 1950'lerde ortaya attığı Modern Portföy Teorisi'nden sonra 1960 ve 1970'lerde pay senetlerinin değerlendirilmesinde ve fiyat tahmininde yeni teoriler geliştirilmeye başlanmıştır. Bu teoriler, klasik veya geleneksel teoriler olarak adlandırılabilir. Geleneksel finans teorilerinin temeli, piyasaların etkin olduğu varsayımı üzerine kuruludur. Burada bahsedilen etkinlik, bilgi etkinliğidir. Bilgi etkinliği, fiyatların halihazırda tüm bilgiyi yansıttığıdır. 1960'larda ortaya atılan Etkin Piyasalar Hipotezi (EPH), bilgi etkinliğini savunmaktadır. Fama (1965), pay piyasası ile ilgili tüm bilgileri yansıtan geçmiş fiyatların, cari fiyatların içerisinde bulunduğunu belirtmektedir. Fiyatlar piyasaya yeni giren bilgiye göre doğru ve hızlı bir şekilde değişiyorsa, o piyasa etkin demektir. Buna göre yatırımcılar herhangi bir bilgiyi kullanarak normal üstü bir getiri elde edemez. Herhangi bir yatırımcı, herhangi bir bilgiyi kullanarak normal üstü getiri elde ediyorsa, o piyasa etkin değil demektir (Karan, 2013; Mandacı, 2018).

EPH, piyasaya yeni gelen bilgiler tahmin edilemez olduğu için, bir finansal varlığın fiyat hareketlerinin de tahmin edilemez olduğunu ve rassal yürüyüş özelliği gösterdiğini savunmaktadır (Fama, 1970). Burada rassal yürüyüş özelliği, rasyonel yatırımcıların fiyatları etkileyebilecek bilgilere ulaşmak amacıyla piyasada rekabet etmesi ve bunun sonucunda da fiyatların sadece beklenmeyen yeni bilgi ışığında değişmesidir. Bilinen ve

beklenen bilgiler, fiyatlara zaten yansımış olacaktır. Bunun yanında beklenmeyen bilgiler tahmin edilemezdir ve rassal oluşum gösterir. Bu durumda fiyatlar da rassal oluşacaktır (Bodie, Kane ve Marcus, 2018).

Buna göre EPH'nin varsayımları şu şekilde sıralanabilir (Mandacı, 2018):

- Yatırımcılar rasyoneldir,
- Tüm bilgiler, maliyetsiz bir şekilde ulaşılabilir olmalıdır,
- Mevcut ve beklenen tüm bilgiler fiyatlara yansımaktadır,
- Yeni bir bilgi sonucu fiyatlar rassal olarak değişmektedir,
- Yeni bilginin hemen veya çok az bir gecikme ile hızlı bir şekilde fiyatlara yansımaktadır,
- Herhangi bir yatırımcı, herhangi bir bilgiyi kullanarak normal üstü getiri sağlayamamaktadır.

Fama (1970) piyasa etkinliğini, tüm bilgilerin fiyatlara yansımaları olarak tanımlamış ve fiyatların yansıttığı bilgiye göre zayıf form, yarı güçlü form ve güçlü formda etkinlik olmak üzere üç gruba ayırmıştır. Bir piyasanın yarı güçlü formda etkinliğinin sorgulanabilmesi için halihazırda zayıf formda etkin olması, güçlü formda etkinliğinin sorgulanabilmesi için de yarı güçlü formda etkin olması gerekmektedir.

Zayıf formda etkin olan bir piyasada, herhangi bir yatırımcının geçmiş bilgileri ve fiyat hareketlerini kullanarak normal üstü getiri sağlaması mümkün değildir. Geçmiş bilgilerin birçoğu maliyetsiz ve kamuoyuna açıklanan bilgilerdir ve bunların fiyatlara yansımış olması gerekmektedir. Geçmiş bilgilerin yanında bir şirketin finansal tabloları, yönetimi, ürünleri, şirket öngörülerini gibi, pay senedi piyasada işlem gören şirket ile ilgili kamuoyu tarafından ulaşılabilen bilgilerin de fiyatlara yansıdığı piyasalar *yarı güçlü formda etkin* olan piyasalardır. Yarı güçlü formda etkin olan piyasalarda herhangi bir yatırımcı geçmiş bilgileri ve halka açık bilgileri kullanarak normal üstü getiri sağlayamamaktadır. *Güçlü formda etkin* olan bir piyasa ise en gelişmiş bilgi etkinliğine sahiptir. Bu tür etkinlikteki piyasada yöneticiler ve çalışanlar gibi içeriden öğrenenlerin sahip olduğu bilgiler dahil tüm mevcut bilgiler fiyatlara yansımaktadır. Diğer bir ifade ile kamuoyuna açıklanan ve açıklanmayan bilgiler ile normal üstü getiri sağlanmamalıdır (Karan, 2013; Mandacı, 2018).

1.2. Davranışsal Finans

Davranışsal finans, finansal karar alma süreçlerinde yatırımcıların rasyonel olmadığını ve yatırım kararı alınırken, sadece risk ve getirinin değil, diğer birçok faktörün de etkili olduğunu kabul etmektedir. Geleneksel finans teorilerinin rasyonel yatırımcı varsayımını sorgulayarak, insanların sıklıkla duygusal ve psikolojik etmenler tarafından etkilendiğini ve bu durumun piyasa sonuçları üzerinde önemli etkileri olabileceğini öne sürer. Davranışsal finansın temeli, Kahneman ve Tversky'nin (1979) ortaya sürdükleri Beklenti Teorisi olarak varsayılmaktadır. Mullainathan ve Thaler (2000), Beklenti Teorisi'ni geliştirerek davranışsal yaklaşımın geleneksel yaklaşımlardan olan farkını üç temel unsurda toplamışlardır: Birincisi, bireyler rasyonel olarak hareket etmek yerine irrasyonel (sınırlı rasyonalite) davranışlar sergilemektedir. İkincisi, bireyler uzun dönemdeki faydalarına göre seçim yapacak iradeye sahip değildir. Diğer bir ifade ile bireyler, sınırlı iradeye (bilişe) sahiptir. Üçüncüsü ise bireyler kendi çıkarlarına sınırlı düzeyde odaklanırlar; bazı durumlarda başkalarının çıkarlarını (fayda) kendi çıkarları üzerine koyabilirler (Mullainathan ve Thaler, 2000; Şentürk ve Fındık, 2014).

EPH ve diğer geleneksel teoriler, yatırımcıların rasyonel olduğu varsayımına dayanmaktadır. Tüm yatırımcıların rasyonel olması, piyasadaki menkul kıymet getirileri hakkında aynı beklentilere sahip olması anlamına gelmektedir. Bunun yanında, tüm yatırımcıların bilgilere eriştiği ve bu bilgilerden aynı sonuca varıldığı ve nihayetinde de tek bir fiyatın olacağı savunulmaktadır (Aytekin ve Aygün, 2016). Ancak bireyleri etkileyen psikolojik, sosyolojik, bilişsel gibi çeşitli faktörlerin varlığı, yatırım kararlarının ve bu kararların finansal piyasalara etkilerinin irrasyonellik çerçevesinde incelenmesini gerekli kılmıştır (Hamurcu, 2022).

Gerçek hayatta da yatırımcılar, rasyonel olarak hareket etmemekte, aynı bilgilere aynı anda sahip olmamakta, portföy çeşitlendirmesi yapmamakta ve analiz sonuçları yerine kendi duyguları veya diğer insanların yorumları gibi birçok faktöre göre hareket etme eğilimi göstermektedirler (Bostancı, 2003). 1987 yılında önce Hong Kong piyasasında, daha sonra da Avrupa ve Amerika piyasalarında yaşanan aşırı değer kayıpları, “Kara Pazartesi” olarak adlandırılmış, bu olay geleneksel teoriler ile açıklanamamıştır. Yine 2000 yılında yaşanan Dot-Com balonu, geleneksel teorilerin açıklamakta eksik kaldığı olaylardan biridir. Mayıs 2004'te, Chicago Üniversitesi'nde düzenlenen bir konferansta sunduğu çalışmada, EPH'nin temel savunucularından olan

Eugene Fama, pay senedi fiyatlarının “biraz irrasyonel” olabileceğini kabul etmiştir. Davranışsal finansın temellerini ortaya koyan akademisyenlerden biri olan Richard H. Thaler ise bunun üzerine “Artık hepimiz davranışçıyız” şeklinde cevap vermiş ve davranışsal finansın zaferini ilan etmiştir (Hilsenrath, 2004).

Mullainathan ve Thaler (2000), davranışsal finansı, yatırımcıların nasıl hareket etmesi gerektiği değil, yatırımcıların davranışlarının ve eğilimlerinin piyasaları nasıl etkilediğinin incelenmesi alanı olarak tanımlamışlardır. Fuller (1998), davranışsal finansı, geleneksel yaklaşımlarda anomali olarak nitelendirilen olayların nedenlerini açıklamaya çalışan, ekonomi ve finans ile psikoloji ve diğer karar verme bilimlerinin birleşimi olarak açıklamaktadır. Pompian (2006) ise davranışsal finansı mikro ve makro olarak ikiye ayırarak tanımlamaktadır: Mikro davranışsal finans, bireylerin, geleneksel finans teorilerinde öngörülen rasyonel aktörlerden ayıran davranışlarını incelemekte; makro davranışsal finans ise EPH’deki anomalilerin tespit edilip açıklanmasını sağlamaktadır.

Davranışsal finans konusu aşağıda iki alt başlık altında incelenmiştir. İlk başlıkta davranışsal finansın temeli olan Beklenti Teorisi anlatılacak, ikincisinde ise davranışsal finans kapsamında yatırımcıların rasyonel olmayan kararlarını açıklamaya çalışan psikolojik eğilimlere yer verilecektir.

1.2.1. Beklenti Teorisi (Prospect Theory)

Beklenti Teorisi, Kahneman ve Tversky (1979) tarafından geliştirilen ve davranışsal ekonomi ve davranışsal finansın temelini oluşturan teoridir. İnsanların risk ve belirsizlik altında nasıl kararlar verdiklerine dair görüş sunmakta ve Beklenen Fayda ve Rasyonel Seçim Teorilerinin aksine insanların gerçek davranışlarını açıklamayı amaçlamaktadır.

Beklenti Teorisi, iki ana bileşenden oluşmaktadır (Kahneman ve Tversky, 1979):

- *Değer fonksiyonu:* Bu fonksiyon, insanların kazanç ve kayıpları, bir referans noktasına (genellikle mevcut durum veya belirli bir hedef) göre nasıl algıladıklarını göstermektedir. Bu referans noktası, herkes için farklıdır ve kişinin psikolojik eğilimine, beklentilerine veya risk algısına göre değişmektedir. Dolayısıyla insanlar, Beklenen Fayda ve Rasyonel Seçim Teorilerinde varsayıldığı gibi rasyonel ve mutlak olarak karar vermemektedirler. Değer fonksiyonunda, kazançların marjinal getirisinin

azaldığı ve kayıpların *kayıptan kaçınma (loss aversion)* sergilediği bölgeler bulunmaktadır. Bu nedenle fonksiyon genellikle S şeklindedir ve asimetriktr. Değer fonksiyonu kayıplar için kazançlardan daha diktir, bu da kayıpların kazançlardan daha ağır bastığını göstermektedir,

- *Olasılık ağırlığı*: İnsanlar, düşük olasılıklı olayların olasılığını abartma ve yüksek olasılıklı olayların olasılığını küçümseme eğilimindedir. Bu da doğrusal olmayan bir olasılık ağırlıklandırmasına, düşük olasılıklı kazançlarda risk arayışı ve yüksek olasılıklı kazançlarda riskten kaçınma davranışlarına yol açmaktadır.

1.2.2. Yatırımcıların ekonomik olmayan eğilimleri

Geleneksel finans teorileri, yatırımcıların ekonomik ve finansal göstergeleri değerlendirerek faydalarını artıracak şekilde karar aldığını varsaymaktadır. Davranışsal finansa göre yatırımcılar psikolojik faktörlerden etkilenmekte ve sınırlı iradeye (bilişe) sahip olduklarından dolayı irrasyonel kararlar almaktadır. İrrasyonel bir yatırımcı, karşılaştığı bir problem için değişen çevre koşulları, değişen şartlar veya topluluğun tepkisine göre çözüm üretebilmektedir. Ürettiği bu çözümü, daha sonra karşısına çıkacak olan benzer problemler için de kullanmaktadır. Bu durum, irrasyonelliğin sürekliliğini göstermektedir. Bununla birlikte bireyler, kendilerini diğerlerine göre daha şanslı olarak görmekte ve bilgi yoğunluğu veya eksikliği ya da karmaşık analiz sonuçlarındansa kendi psikolojik eğilimlerine yönelmektedirler. Bu eğilimler, davranışsal finasta yanlılık, yanılma veya hata (bias) olarak da görülmektedir.

Literatürde temel psikolojik eğilimler; aşırı güven (overconfidence), temsil edilebilirlik (representativeness), çapalama (demir atma – anchoring), kumarcı yanılığsı (kumarcı tuzağı – gambler’s fallacy) ve ulaşılabilirlik yanlılığı (availability bias) olarak belirtilmektedir (Karan, 2013). Ancak yapılan çalışmalarla birlikte literatürde daha fazla eğilim sınıflandırması ortaya çıkmıştır (Çitilci, 2018; Sektioğlu, 2022). Örneğin; Rabin (1998) 17 psikolojik eğilimi, tercihler (preferences), yargıda yanlılık (biases in judgement) ve diğer yanlılıklar (other biases) olmak üzere üç ana grupta açıklamıştır. Kahneman ve Riepe (1998) yatırımcı psikolojisini etkileyen 13 farklı eğilimi sınıflandırmıştır. Krueger ve Funder (2004) en önemli 42 bilişsel yanlılığın listesini oluştururken, Carter, Kaufmann ve Michel (2007) 72 karar verme yanlılığından bahsetmiştir. Günümüzde yatırımcı davranışları, 177 farklı eğilim ile açıklanmaya

çalışılmaktadır (The Decision Lab; Wikipedia, 2022). Bu kadar çok eğilimin listelenmesinin nedeni, yatırımcı kararlarının basit ve tek bir eğilimden kaynaklanmamasıdır. Yatırımcılar karar verirken, birbirine paralel, çelişkili veya birbirini tamamlayıcı birçok eğilimden etkilenebilmektedir. Dolayısıyla yatırımcı kararlarını tek bir temel psikolojik eğilime dayandırmak mümkün değildir (Illiasenko, 2017; Larrick, 2004).

Bununla beraber internet ve sosyal medya, bireylerin hayatlarını ve davranışlarını etkilediği gibi yatırımcıların da psikolojik eğilimlerinde önemli bir rol oynamaya başlamıştır. Yatırımcılar, herhangi bir bilgiye daha hızlı erişebilmekte, diğer insanların görüşlerini de çok kolay bir şekilde öğrenebilmektedir. Bu nedenle, internet ve özellikle forum ve sosyal medya platformları, bireylerin finansal okuryazarlığını bir taraftan artırırken, diğer insanların da etkisiyle bir taraftan da azaltmış ve bazı yatırımcı davranışlarını güçlendirip bazılarını zayıflattığı gibi yeni psikolojik eğilimlerin de ortaya çıkmasını sağlamıştır.

Aşağıda yatırımcı kararlarını etkileyen ve en sık karşılaşılan eğilimler açıklanmaya çalışılmıştır:

- *Kayıptan kaçınma (Loss aversion)*: İnsanların değerdeki kazançlara kıyasla kayıplardan daha çok kaçınma eğilimi gösterdiği bir psikolojik durumdur. İnsanlar genellikle bir şeyi kaybetmenin verdiği üzüntüyü, aynı değerde bir kazançtan elde edilen mutluluktan daha şiddetli hissederler ve karar verme sürecinde potansiyel kazançlardan çok, kaybetme korkusuyla hareket ederler. (Kahneman ve Tversky, 1979; Tversky ve Kahneman, 1991). Finansal karar verme sürecinde kayıptan kaçınma önemli bir rol oynamaktadır. İnsanlar genellikle kayıp potansiyeli yüksek yatırımlardan kaçınmaktadır. Bu durum yatırımcıları riskli yatırımlardan kaçınmaya veya daha güvenli yatırımları tercih etmeye yönlendirir (Barberis ve Huang, 2001; Shefrin ve Statman, 1985).
- *Çıpalama (Anchoring)*: Bireylerin, daha önce sunulan belirli bir referans noktasına veya başlangıç bilgisine bağlı kalıp etkilendiği (çıpa atıkları, demirledikleri) bilişsel bir önyargıdır (Mussweiler ve Strack, 2001; Tversky ve Kahneman, 1974). Bu durum, özellikle yatırımcıların karar verirken yanıltıcı veya etkisiz referans noktalarına dayandıkları ve bu referans

noktalarına bağımlı hale geldikleri durumlarda ortaya çıkmaktadır (Baker ve Nofsinger, 2010). Örneğin, bir menkul kıymetin fiyatı, daha önce belirlenmiş bir referans değerinden daha düşükse, yatırımcılar genellikle bu menkul kıymeti alarak kâr etmeyi hedefler. Çıpalama etkisi nedeniyle, yatırımcıların referans olarak aldıkları fiyat, pay senedini ilk satın aldıkları fiyat değil, mevcut fiyat seviyesi olabilir.

- *Atfetme veya atıf yanlılığı (Attribution or attributional bias)*: Kişilerin başarılarını içsel faktörlere (kendi yetenek ve çabaları gibi), başarısızlıklarını ise dışsal faktörlere (şans faktörü veya dış koşullar gibi) atfetme eğilimini ifade etmektedir. (Tetlock ve Levi, 1982). Yatırımcılar da kendi veya başkalarının yatırım performansını açıklarken başarıları içsel faktörlere, başarısızlıkları ise dışsal faktörlere bağlama eğilimi gösterebilir (Baker ve Ricciardi, 2014). Örneğin, başarılı bir yatırımın ardında kendi yeteneklerini veya doğru kararları görebilirken, başarısız bir yatırımın nedenini piyasa koşulları veya şans faktörleri olarak görebilirler. Özellikle, yatırımcı, sosyal medyada olumsuz bir yorum gördüğünde, başarısızlığı dışsal faktörlere atfetme eğilimi gösterebilir.
- *Bulunabilirlik yanlılığı, bulunabilirlik hatası (Availability bias, availability heuristic)*: Bireylerin, karar alırken akıllarına daha hızlı ve kolay bir şekilde gelen bilgileri kullanma eğilimidir (Tversky ve Kahneman, 1974). Bu yanlılık, olayların ne kadar yeni, sıra dışı veya duygusal yoğunlukta olduğuna bağlı olarak hafızada daha fazla yer bulmakta ve insanların olayların sıklığı veya olasılıkları hakkında yanlış izlenimler oluşturmalarına yol açmaktadır. Örneğin, medyada sıkça yer alan olaylar, insanların bu olayların gerçekleşme olasılıklarını abartılı bir şekilde değerlendirmesine neden olmaktadır (Reber, 2016). Yatırımcılar da daha önce yaşadıkları, daha sık duydukları olayların gelecekte de meydana gelme olasılığının daha yüksek olduğunu düşünebilirler. Bu durumda, yatırımcı piyasadaki gerçek riskleri doğru bir şekilde hesaplayamayabilir ve yanıltıcı bir şekilde karar verebilir. Benzer şekilde, bireysel yatırımcıların, haberlerde veya sosyal medyada duyduğu ve ilk dikkatini çeken varlığa veya şirkete yatırım yapma olasılığı daha yüksektir.

- *Doğrulama önyargısı veya kendini doğrulama (Confirmation bias):* İnsanların mevcut inançlarını, değerlerini ve hipotezlerini destekleyen bilgileri arama, hatırlama ve yorumlama eğilimini ifade etmektedir (Oswald ve Grosjean, 2004). İnsanlar, bilgiyi yorumlarken ve karar verirken bu önyargıya sahip olup, inançlarına uymayan bilgileri genellikle göz ardı etmektedirler. Bunun yanında eleştirel düşünmeyi azalttığı için genellikle kendi inançlarını doğrulayan içerikleri tercih ederler. Bu durum, çevrimiçi ortamda objektif kararlar alınmasını engellemekte ve yanıltıcı sonuçlara yol açmaktadır (Bogan, 2008). Yatırımcılar mevcut bilgilere dayanarak, bu bilgileri destekleyen verilere odaklanıp, kararlarını değiştirebilecek yeni bilgileri göz ardı etme eğilimindedirler. Bu durum yatırımcıların doğru analizler yapma yeteneğini olumsuz yönde etkileyerek, başarısız alım satım stratejilerine yol açabilir.
- *Aşırı güven (Overconfidence):* İnsanların kendi yeteneklerini, bilgilerini ve tahminlerini gerçekçi bir şekilde değerlendirmeme eğilimidir (Daniel, Hirshleifer ve Subrahmanyam, 1997). Aşırı güven, karar verme sürecinde insanların fazlaca etkilendiği bir yanlılıktır. Titanik'in batışı, Çernobil nükleer kazası, 2008 Krizi ve Deepwater Horizon petrol sızıntısı, aşırı güvenden kaynaklanan risk alma ve riskleri yeterince değerlendirmeme, aşırı güven duyma davranışlarının örneklerindendir (Labib ve Read, 2013; Moore, Dev ve Goncharova, 2018). Yatırımcı davranışı açısından aşırı güven, kişilerin piyasa tahminlerinde aşırı kendine güvenmeleri ve risk alımında aşırı derecede yüksek özgüven sergilemeleriyle kendini gösterir. Bu durum, yatırımcıların aşırı derecede yüksek getiri bekleyerek risk almalarına ve kötü performans gösteren varlıkları tutmalarına neden olabilir (Asoy ve Saldanlı, 2017; Daniel, Hirshleifer ve Subrahmanyam, 2001).
- *İyimserlik ve kötümserlik yanılığı (Optimism and pessimism bias):* İyimserlik ve kötümserlik yanılığı, insanların gelecekle ilgili beklentilerinin gerçekçilik düzeyinden sapmasını ifade etmektedir (Sharot, 2011; Shepperd vd., 2002). İyimserlik yanılığı, bireylerin olumlu olayların olasılığını abartmaları ve olumsuz olayları küçümsemeleri şeklinde kendini göstermektedir. Bu durum, aşırı iyimserlik adı altında, kişilerin riskleri göz

ardı ederek geleceği aşırı olumlu bir şekilde değerlendirmeleriyle ortaya çıkar. Kötümserlik ise bireylerin olumsuz olayların olasılığını abartmaları ve olumlu sonuçları göz ardı etmeleridir, aşırı kötümserlik ise bu durumun daha şiddetli bir formudur. İyimserlik, yatırımcıların gelecekteki finansal performansı ve varlık fiyatlarının yükseleceğine dair aşırı beklentilere sahip olmalarına neden olmaktadır. Kötümserlik ise yatırımcıları riskten kaçınmaya ve düşük riskli varlıklara yönelmeye itmektedir. Her iki yanılğı türü de finansal piyasalarda spekülâtif hareketlerin artmasına katkıda bulunmaktadır.

- *Çerçeveleme etkisi (Framing effect):* İnsanların aynı bilgi farklı şekillerde sunulduğunda farklı kararlar alabilmeleri durumunu belirtmektedir (Plous, 1993; Tversky ve Kahneman, 1981). En yaygın çerçeveleme, bir seçeneğin olumlu kazanç veya negatif kayıp yönlerine dikkat çekme şeklinde yapılmaktadır. Örneğin, bir yatırımın olası getirisi vurgulandığında, yatırımcılar riskli yatırımlara yönelebilir; ancak aynı yatırımın potansiyel kayıpları vurgulandığında, yatırımcılar daha muhafazakâr seçeneklere yönelebilir. Kârlar olumlu bir çerçeve içinde sunulduğunda, yatırımcılar daha fazla risk almaya istekli olabilir ancak zararlar negatif bir çerçeve içinde sunulduğunda, yatırımcılar daha dikkatli davranırlar (Barberis ve Thaler, 2002).
- *Kumarıcı yanılğısı veya Monte Carlo yanılğısı (Gambler's fallacy or Monte Carlo fallacy):* İnsanların önceki sonuçlara dayanarak gelecekteki rassal olayların sonuçlarını öngörmeye çalışmaları ve önceki olayların gelecekteki olayların olasılıklarını etkileyeceğine inanmaları nedeniyle ortaya çıkmaktadır (Barberis ve Thaler, 2002; Rabin, 1998). Yanılğı, genellikle kumarla ilişkilendirilir ve "Monte Carlo yanılğısı" terimi, bu eğilimin en bilinen örneği olan ve 1913'te Monte Carlo Casino'da gerçekleşen olaydan kaynaklanmaktadır. Yatırımcılar da finansal piyasalarda geçmiş olaylara ve sonuçlara bakarak gelecekteki sonuçları öngörmeye çalışmaktadır. Örneğin, bir pay senedinin geçmişte sürekli değer kazandığını gören yatırımcılar, bu eğilimin devam etmesi olasılığının düşük olduğunu düşünüp pay senedini satmayı tercih edebilmektedirler.

- *Temsil edilebilirlik veya temsil kısa yolu (Representativeness heuristic):* Olasılıkları tahmin ederken kullanılan zihinsel bir kısayoldur. İnsanlar, belirli bir olayın veya nesnenin ne kadar olası olduğunu; bir kategoriye dahil olma olasılığını değerlendirmeye çalışırken, sıklıkla o olayın veya nesnenin benzer olduğu bir zihinsel prototipin benzerliği ile değerlendirmektedir (Baker ve Nofsinger, 2010; Kahneman ve Tversky, 1972). Yatırımcılar, finansal varlıkların performansını tahmin etmek için mevcut bilgilere ve genellikle benzer varlıkların performansına dayanmaktadır. Bu nedenle sıklıkla bir varlığın geçmiş performansını, kendilerine tanıdık veya benzer olan bir varlığın performansını temsil alarak tahmin etmektedirler.
- *Dunning-Kruger etkisi (Dunning-Kruger effect):* Beceri düzeyine göre kendine güvenin yanıltıcı bir şekilde değerlendirilmesi olarak tanımlanmaktadır. Beceri düzeyi düşük olan bireyler genellikle kendi yeteneklerini aşırı derecede yüksek değerlendirirken, beceri düzeyi yüksek olan bireyler ise kendi yeteneklerini düşük değerlendirme eğilimindedir (Kruger ve Dunning, 1999; Schlösser vd., 2013). Bu etki özellikle bilgi ve deneyimi az olan yatırımcıların kendi yeteneklerine aşırı güvenerek yanlış kararlar vermesi şeklinde gerçekleşmektedir. Konak ve Özkahveci (2022), Dunning-Kruger etkisini, aşırı güven (overconfidence) ve finansal okuryazarlık ile ilişkilendirmiştir. Buna göre bilgisi az olan yatırımcılar, kendi bilgilerini abartma ve kendilerine aşırı güvenme eğilimi göstererek finansal okuryazarlığı görece daha yüksek olan kişilerden bilgi almaktan kaçınmaktadırlar.
- *Sürü davranışı veya çoğunluk etkisi (Herd behavior or bandwagon effect):* Sürü davranışı veya çoğunluk etkisi, bireylerin grup veya topluluk tarafından belirlenen eylemleri takip etme eğilimidir. Bu davranışlar, popüler olan veya çoğunluk tarafından kabul gören inançlar ve eylemler nedeniyle ortaya çıkmakta ve bireylerin diğerlerini taklit etmelerine neden olmaktadır. Sürü davranışı genellikle grup normlarına dayanırken, çoğunluk etkisi popüler olan şeyleri benimseme eğilimine dayanmaktadır (Bikhchandani, Hirshleifer ve Welch, 1998; Hamilton, 1971). Finansal krizlerde, finansal piyasalarda oluşan ani hareketlerde ve balonlarda,

yatırımcılar toplu hareket etme eğilimindedirler (Bikhchandani ve Sharma, 2000; Spyrou, 2013). Bununla birlikte sosyal medya platformları aracılığıyla yatırımcılar diğerlerinin hareketlerini hızlı bir şekilde görüp aynı yönde hareket etmeye eğilim göstermektedir. Bu da finansal varlıklar hakkındaki olumlu veya olumsuz görüşlerin yayılmasını ve benimsenmesini hızlandırmaktadır (Dutta vd., 2021; Sibande vd., 2023).

- *Yankı odası etkisi (Echo chamber effect)*: Bireylerin kendi inançları, düşünceleri veya görüşleriyle aynı fikirde olan insanlarla sürekli etkileşimde olduğu bir ortamı ifade etmektedir (Cookson, Engelberg ve Mullins, 2023; Diaz Ruiz ve Nilsson, 2023). Bu durum, özellikle sosyal medya ve internet çağında yaygındır. Burada algoritmalar da kişilerin ilgi alanlarına ve mevcut eğilimlerine uygun içerik sunarak benzer düşüncelere sahip insanlarla etkileşimi teşvik etmektedir. Finansal piyasalarda yankı odası etkisi, yatırımcıların benzer düşüncelere sahip diğer yatırımcılarla etkileşimde bulunarak kendi inançlarını pekiştirmelerine ve bu süreçte piyasada balonlar veya çöküşler gibi aşırı hareketliliklere neden olmalarına yol açmaktadır (Levy ve Razin, 2019).

1.3. Sermaye Piyasalarında Manipülasyon (Piyasa Dolandırıcılığı)

Manipülasyon, kelime anlamı açısından “yönlendirme”, “yönlendirim”, “seçme, ekleme ve çıkarma yoluyla bilgileri değiştirme” şeklinde ifade edilmekte olup Fransızca kökenli bir kelimedir¹. Hukuk literatüründe de benzer anlama sahip olup “oyun, hile entrika, dalavere” şeklinde tanımlanmakta; sermaye piyasası hukukunda ise “suni işlemlerle piyasayı etkilemek”, “akılcı veya hileli yollarla fiyatları kontrol etmek” veya “menkul kıymet piyasalarında işlem gören menkul kıymetlere ilişkin, bilinçli olarak yönlendirici bir izlenim uyandırma (yatırımcıların kararlarını etkileyebilecek şekilde yanlış, yanıltıcı veya yetersiz öngörü ve açıklamalarda bulunmak suretiyle fiyatların yönünü değiştirmek) veya yanıltıcı piyasa yaratmak amacıyla yapılan (yapay yollarla fiyatların düşmesi, yükselmesi veya belirli bir seviyede tutulmasına yönelik olan) tüm işlemler” kapsamında kullanılmaktadır (Evik, 2004).

¹ TDK (<https://sozluk.gov.tr>)

Sermaye Piyasası Kurulu (SPK) manipülasyon kavramını şu şekilde açıklamaktadır: *“Çeşitli ülke mevzuatlarında, öğretide ve yargı kararlarında yapılan manipülasyon tanımlamalarında genellikle, piyasaların işleyişine dışarıdan yapılan müdahaleler üzerinde durulmaktadır. Söz konusu tanımlamalarda manipülasyon, insanları kandırarak bir menkul kıymeti almaya veya satmaya sevk etmeye veya menkul kıymetin fiyatına yapay bir seviyede tutmaya yönelik davranışlar olarak ifade edilmektedir. Menkul kıymet piyasalarında arz ve talebin serbest bir şekilde karşı karşıya gelerek fiyatları belirlemesine yönelik sürecin kasıtlı olarak engellenmesi şeklinde yapılan tanımlar da mevcuttur. Bu tanımlara göre (1) arz ve talebin serbest bir şekilde etkileşimini engelleyerek fiyat mekanizmalarına müdahalede bulunmak, (2) insanları kandırarak bir menkul kıymette işlem yapmaya sevk etmek, (3) menkul kıymet fiyatını yapay bir seviyede tutmak maksadıyla tasarlanan eylemler manipülasyon olarak kabul edilmektedir”* (SPK, 2003).

Sermaye piyasaları ile ilgili hukuki düzenlemelerde, piyasalara yönelik manipülasyonlar ile piyasalardaki gerçeklikle bağdaştırılamayan hareketler arasında bir ilişki olduğu düşüncesi benimsenmektedir. Bu nedenle sermaye piyasalarında manipülasyon yapılması suç olarak sayılmakta ve hukuki yaptırımlar düzenlenmektedir (SPK, 2003). ABD piyasa düzenleyicileri, 1929 yılında yaşanan Büyük Buhran’ın (The Great Depression) ve piyasaların çöküşünün aşırı manipülasyon hareketleri ile ilişkili olduğunu düşünmüşler ve Menkul Kıymetler Kanunu (Securities Act of 1933) ve Menkul Kıymetler Borsası Kanunu’nu (Securities Exchange of 1934) bu kapsamda hazırlamışlardır. ABD Sermaye Piyasası Kurumu, (US Securities and Exchange Commission, SEC) manipülasyon işlemleri için “piyasa manipülasyonu (market manipulation)” terimini kullanmakta ve bu terimi “*birisinin bir menkul kıymet arzını veya talebini yapay olarak etkilemesi*” şeklinde tanımlamaktadır² (Aktaş, 2017).

İngiltere’de 1865’ten itibaren finansal piyasalarda yapılan manipülasyon suç olarak görülmektedir. Ancak Avrupa Birliği’nde (AB) 2000’li yıllara kadar manipülasyonla ilgili bir düzenleme yapılmamıştır. 2003 yılında yürürlüğe giren ve 2014 yılında revizyona uğrayan Piyasanın Suiistimali Direktifi (Market Abuse Directive, MAD) ile manipülasyon ve içeriden öğrenenlerin ticareti suçlarına yönelik düzenlemeler

² SEC (<https://www.investor.gov/introduction-investing/investing-basics/glossary/market-manipulation>)

yapılmıştır. Bu kavramlar, “piyasa suiistimali (market abuse)” terimi ile ilişkilendirilmektedir. MAD ile birlikte AB hukukunda piyasa manipölasyonu kasıtlı bir suç olarak sayılıp ilgili yasalar, işlem ve bilgi bazlı manipölasyonu kapsamında düzenlenmiştir (Aktaş, 2017; Coşkun, 2021).

Türkiye’de ise sermaye piyasalarında manipölasyon suçu, ilk kez mülga 2499 sayılı Sermaye Piyasası Kanunu (SPKn) ile Türk hukukuna girmiş ve 6362 sayılı SPKn ile de değişikliğe uğramıştır. 6362 sayılı SPKn’nda ismen tanımlanmayan manipölasyon suçu “piyasa dolandırıcılığı”; “içeriden öğrenenlerin ticareti” suçu ise “bilgi suiistimali” kapsamında düzenlenmiştir (Ertaş, 2013).

1.3.1. Manipölasyon (Piyasa dolandırıcılığı) ve spekülasyon kavramlarının farklılığı

Piyasa oyuncuları tarafından yapılan manipölasyon ve spekülasyon işlemleri birbiri ile sıkça karıştırılmaktadır. Hatta hem hukuki olarak hem de literatürde bu iki kavram arasındaki farkın belirlenemediği durumlar da mevcuttur. “Spekülasyon” kelimesinin kökeni Fransızca olup TDK’ya göre “vurgunculuk” olarak tanımlanmakta; spekülasyon yapan taraf olan “spekülatör” ise “vurguncu” şeklinde ifade edilmektedir³. Finans alanında ise spekülasyon, gelecekte oluşacak fiyat hareketlerine yönelik tahminde bulunma ve bu tahminlerle kazanç sağlama şeklinde tanımlanmaktadır (Aktaş, 2017; Karan, 2013). Spekülatörler, kamuya açık bilgiler ile kendi elindeki bilgiler ışığında piyasanın hareket yönünü takip ederek alım ve satım işlemi yapmaktadırlar. Alım satım konu olan mallar, döviz, pay senedi ve diğer menkul kıymetlerin fiyatında düşüş beklentisi olduğunda elindeki varlığı satarak, yükseliş beklentisi olduğunda da elinde olmayan bir varlığı gelecekte satma maksadıyla satın alarak kazanç sağlamaktadırlar (Seyidoğlu, 2017). Bunun yanında spekülatörler, piyasada her iki yöne de likidite sağlamak ve piyasadaki hareketleri hızlandırıcı rolünü üstlenmektedir. Diğer bir ifade ile spekülatörler kendi beklentileri yönündeki hareketlerle piyasada bir algı oluşturmakta ve diğer yatırımcıları da dolaylı olarak etkileyerek ilgili varlığa hacim kazandırmaktadır (Aktaş, 2017; Aytekin Koç, 2018). Buradan hareketle spekülasyon, piyasanın doğal fiyat hareketlerinden kazanç sağlamaya çalışma, aynı zamanda da fiyatların doğal oluşumuna hizmet etme şeklinde de ifade edilebilir. Manipölasyon ise piyasayı yanıltma veya fiyatları yapay olarak etkileme ve bundan kazanç sağlama işlemidir. Bu sebeple

³ TDK (<https://sozluk.gov.tr>)

gerçekleştirilen manipülatif işlemler hukuka aykırı iken spekülasyon işlemleri yasal olarak herhangi bir suç kapsamına girmemektedir.

Bilginin hızla yayılması ve teknolojinin gelişmesi ile manipülatif işlemler ile spekülatif işlemleri birbirinden her zaman ayırmak mümkün olmamaktadır. Özellikle piyasadaki bir bilgi veya verinin sosyal medya veya diğer internet kanalları ile anonim olarak izi takip edilemeyecek bir şekilde hızla yayılması, bazı durumlarda hukuki sınırları zorlamakta ve piyasadaki bilgiye sahip olma eşitliğini bozabilmektedir. Bu durumda hangi işlemlerin manipülasyon olarak hangi işlemlerin spekülasyon olarak tanımlanması konusu karmaşık hale gelmiştir.

1.3.2. Manipülasyon (Piyasa dolandırıcılığı) türleri

Finansal piyasalarda dürüstlük ve adil rekabetin korunması, yatırımcıların güvenliği ve piyasa bütünlüğü için kritik bir öneme sahiptir. Ancak bu hedeflere ulaşmayı amaçlayan bazı piyasa katılımcıları, manipülasyon adı verilen yanıltıcı ve sahte davranışları kullanarak piyasa şartlarını kendi lehlerine çevirmeye çalışabilirler.

Manipülasyon (piyasa dolandırıcılığı), genel olarak işlem bazlı piyasa dolandırıcılığı ve bilgi bazlı piyasa dolandırıcılığı olarak iki şekilde gerçekleşmektedir. Bunlar, piyasa katılımcılarını yanıltma amacı taşıyan farklı taktikleri içermektedir.

1.3.2.1. İşlem bazlı manipülasyon (İşlem bazlı piyasa dolandırıcılığı)

İşlem bazlı manipülasyon (trade-based manipulation), finansal piyasalarda yer alan yatırımcıları yanıltmak veya etkilemek amacıyla, genellikle alım-satım işlemleri üzerinden gerçekleştirilen, yanıltıcı veya sahte davranışları içeren bir tür manipülasyondur. Bu manipülasyon türü, piyasa katılımcıları arasında yapay fiyat oluşumunu tetikleme ve bu fiyat değişikliklerinden kâr elde etme amacı güden kişiler veya kurumlar tarafından gerçekleştirilmektedir (Aktaş, 2017; Kamışlı, 2008).

İşlem bazlı manipülasyonun ana hedefi, piyasa katılımcılarının yanlış veya yanıltıcı sinyaller alarak belirli bir finansal varlığın fiyat hareketlerini etkilemek olup yanıltıcı işlem emirleri (spoofing), kendinden kendine işlemler (wash sales), büyük miktartlı emir bilgisine dayanarak işlem (front running) ve seans açılış ve kapanış belirleme (marking opening and close) şeklinde gerçekleştirilebilmektedir (Cartea, Jaimungal ve Wang, 2020; Kamışlı, 2008; SPK, 2023a). İşlem bazlı manipülasyon, finansal piyasaların bütünlüğünü zedelemekte ve yatırımcıları yanlış işlem kararları almaya

yönlendirmektedir. Bu nedenle, piyasa düzenleyicileri ve denetleyicileri bu tür manipülasyonları tespit etmek ve önlemek için çeşitli düzenlemeler ve denetimler uygulamaktadır.

1.3.2.2. Bilgi bazlı manipülasyon (Bilgi bazlı piyasa dolandırıcılığı)

Bilgi bazlı manipülasyon (information-based manipulation), finansal piyasalarda veya iş dünyasında yanıltıcı, yanlış veya eksik bilgilerin kullanılmasıyla gerçekleştirilen bir manipülasyon türüdür. Bu manipülasyon türünde, bir kişi veya grup, sahip oldukları bilgileri kasıtlı olarak yanıltıcı veya hileli bir şekilde kullanarak diğer yatırımcıları veya piyasa katılımcılarını belirli bir yönde işlem yapmaya yönlendirmeyi hedeflemektedir. Özellikle bu manipülasyon türünün amacı, fiyatları veya varlık değerlerini istedikleri yönde etkileyerek kâr elde etmektir (Kadioğlu, 2015).

Manipulatörler, gerçek dışı, yanıltıcı veya eksik bilgileri piyasa katılımcılarına ulaştırmak için farklı yöntemler kullanmaktadır (Aşkın, 2018; SPK, 2023b). Bu tür manipülasyon genellikle sahte haber ve raporların oluşturulması, söylenti ve paylaşımların yayılması ve yükselt ve boşalt (pump and dump) şeklinde gerçekleşmektedir.

1.3.3. Sermaye Piyasası Kanunu’nda manipülasyon (piyasa dolandırıcılığı)

SPKn’nda manipülasyon, piyasalar üzerinde olumsuz etkileri göz önüne alındığında, diğer sermaye piyasası suçlarından bağımsız olarak, ayrı bir kanun maddesi içinde düzenlenmiş ve 6362 sayılı kanunun 107. maddesine göre “piyasa dolandırıcılığı” olarak tanımlanmıştır.

6362 sayılı SPKn’nun 107. maddesinin birinci fıkrasında (107/1) işlem bazlı piyasa dolandırıcılığı, ikinci fıkrasında (107/2) bilgi bazlı piyasa dolandırıcılığı ayrı birer suç tipi olarak düzenlenmiştir. Bu düzenlemelere göre;

- İşlem bazlı piyasa dolandırıcılığı suçu, “*sermaye piyasası araçlarının alım ve satımını yapmak, emir vermek, emir iptal etmek, emir değiştirmek veya hesap hareketleri gerçekleştirmek*”,
- Bilgi bazlı piyasa dolandırıcılığı suçu ise “*sermaye piyasası araçlarının fiyatlarını, değerlerini veya yatırımcıların kararlarını etkilemek amacıyla yalan, yanlış veya yanıltıcı bilgi verilmesi, söylenti çıkarılması, haber*

verilmesi, yorum yapılması veya rapor hazırlanması ya da bunların yayılması” şeklinde tanımlanmıştır.

Bu tanımlamalar ile birlikte SPKn uyarınca, işlem bazlı piyasa dolandırıcılığı için 3 ila 5 yıl hapis cezası ve 5.000 ila 10.000 gün adli para cezası verileceği ancak suçun işlenmesiyle elde edilen menfaatten daha az bir adli para cezasının uygulanamayacağı belirtilmiştir. Buna ek olarak, 6362 sayılı SPKn'nun 107. maddesinin üçüncü fıkrasına göre, *“6362 sayılı SPKn'nun 107 nci maddesinin birinci fıkrasında belirtilen suçu işleyen kişi pişmanlık göstererek, beş yüz bin Türk Lirasından az olmamak üzere, elde ettiği veya elde edilmesine sebep olduğu menfaatin iki katı miktarı kadar parayı, Hazineye; soruşturma başlamadan önce ödemesi durumunda hakkında ceza hükmolünmaması, soruşturma evresinde ödemesi durumunda verilecek cezanın yarı oranda indirilmesi ve kovuşturma evresinde hüküm verilinceye kadar ödemesi durumunda verilecek cezada üçte bir oranında indirimine gidilmesi”* belirlenmiştir. Bilgi bazlı piyasa dolandırıcılığı gerçekleştiren kişilere de aynı şekilde 3 yıldan 5 yıla kadar hapis cezası ve 5.000 günden 10.000 güne kadar adli para cezası uygulanacaktır.

Diğer taraftan 6362 sayılı SPKn'nun 104. maddesi, *“makul bir ekonomik veya finansal gerekçeyle açıklanamayan, borsa ve teşkilatlanmış diğer piyasaların güven, açıklık ve istikrar içinde çalışmasını bozacak nitelikteki eylem ve işlemler”i*, bir suç işlenmemiş olduğu durumlarda, *“piyasa bozucu nitelikte bir eylem”* olarak tanımlamakta olup bu tür eylemleri gerçekleştiren kişilere Kurul tarafından 20.000 TL ile 500.000 TL arasında idari para cezası uygulanmaktadır. Ancak bu tür eylemlerle menfaat sağlanmışsa, idari para cezası miktarı bu menfaatin iki katından az olamaz.

İşlem bazlı piyasa dolandırıcılığı suçunun sonucu, sermaye piyasası araçlarının fiyatlarının etkilenme tehlikesidir. 6362 sayılı SPKn'nun 107/1 maddesi, bu suçu gerçekleştiren kişinin zararın gerçekleşmesini beklemesini gerektirmemektedir. Çünkü tehlike suçları, bir zararın meydana gelmesini değil, tehlikeli davranışların kendisini cezalandırır. Bu bağlamda, suçun uygulanmasında önemli olan bir diğer husus, suç işleyen kişinin mal varlığının artmasının yanı sıra zarardan korunmanın da bir "menfaat" olarak kabul edilmesidir. Ayrıca, yalan ve yanlış izlenim yaratma işlemlerinin büyüklüğü ile ilgili herhangi bir sınırlama bulunmamaktadır. Piyasa dolandırıcılığı için gereken işlem miktarı çok büyük olabileceği gibi, bir payın kapanış fiyatını belirlemek için gereken asgari işlem miktarı da piyasanın manipüle edilmesine yol açabilir.

Bilgi bazlı piyasa dolandırıcılığı suçunun sonucu ise bilgi, söylenti, haber, yorum veya raporun varlığı; bu bilgi, söylenti, haber, yorum veya raporun yanlış, yanlış veya yanıltıcı olması; suçu işleyen kişinin menfaat sağlaması ve bilgi, söylenti, haber, yorum veya raporun sermaye piyasası araçlarının fiyatını, değerini veya yatırımcıların yatırım kararlarını etkileme amacını taşımasını gerektirmektedir. Suçun maddi unsuru, bu unsurlardan herhangi birinin eksik olması durumunda gerçekleşmez. Diğer bir ifadeyle, bu unsurlardan herhangi biri yoksa, suçun maddi unsuru oluşmaz. Suçun manevi unsuru ise suçu işleyen kişinin bilinçli ve kasıtlı bir şekilde sermaye piyasası araçlarının fiyatlarını, değerlerini veya yatırımcıların yatırım kararlarını etkileme amacını taşımasıdır.

1.3.3.1. Manipülasyonun (Piyasa dolandırıcılığının) hukuki olarak yasaklanmasının gerekçeleri

Manipülasyon, finansal piyasaların değerini ve fiyatlarını yanıltıcı bir şekilde değiştirerek adil rekabeti engellemekte ve yatırımcıları yanıltmaktadır. Bu durum, finansal piyasaların etkinliğini azaltarak sağlıklı ve şeffaf bir piyasanın oluşumunu engellemekte ve piyasa katılımcılarının güvenini sarsmaktadır. Ayrıca, bu tür manipülasyonlarla elde edilen menfaatler, adil olmayan bir şekilde kazanç elde edilmesine neden olmaktadır. Tüm bunlar neticesinde, manipülasyonun hukuki olarak suç sayılması ve yasaklanması, finansal piyasaların manipüle edilmesinin, ekonomik temellerle uyumsuz olan düzensiz piyasa dalgalanmalarına yol açtığı inancına dayanmakta olup buradaki amaç, şeffaf ve sağlıklı bir piyasa işleyişini sağlamak ve böylece ülke ekonomisini ve yatırımcıları korumaktır (Aşkın, 2018; Özcan, 2012; SPK, 2003).

Manipülatif işlemler, finansal piyasalardaki dürüstlüğü, şeffaflığın ve güvenin korunmasının önüne geçmektedir. Piyasa fiyatlarının yapay olarak değişmesine neden olmakta, bu da piyasa istikrarının bozulmasına ve şeffaf ve adil olmayan sağlıklı bir piyasanın oluşmasına yol açmaktadır. Böyle bir ortamda yatırımcıların güveni sarsılmakta ve finansal piyasalar düzensiz işler hale gelmektedir. Düzensiz, sağlıklı işlemeyen ve şeffaf olmayan bir piyasa, düzenleyici ve aracı kurumlara zarar vermekte, işletmelerin yatırımlarını sekteye uğratmaktadır. Tüm bunların neticesinde de ülke ekonomisi zarar görmektedir.

Günümüzde manipülasyonun hukuki olarak yasaklanması ve bu çerçevede yapılan düzenlemeler ve alınan önlemler, finansal piyasalardaki dinamiklerin değişmesi ve teknolojinin ilerlemesiyle daha da önem kazanmıştır. Özellikle internet ve dijital iletişim teknolojileri, finansal varlık yatırımlarına ve finansal bilgilere hızlı ve geniş bir erişim sağlamış ancak diğer taraftan da bu teknolojik gelişmeler, yanıltıcı bilgi ve söylentilerin hızla yayılmasına, yapay işlemlerin daha hızlı ve karmaşık şekilde yapılmasını sağlamıştır. Bu da piyasa manipülasyonunun daha kolay ve etkili bir şekilde gerçekleşmesine yol açmıştır.

1.3.3.2. Manipülasyonun (Piyasa dolandırıcılığının) tespiti

SPKn'na göre, sermaye piyasası suçlarının tespiti ve soruşturulması belirli bir sürece sahiptir (Aktaş, 2017; Aşkın, 2018; SPK, 2003). Öncelikle süreç, sermaye piyasası suçlarından şüphelenilen bir durumun ya da suçun piyasa katılımcıları veya başka bir kişi veya kuruluş tarafından SPK'ya bildirilmesi veya SPK'nın kendi tespit etmesi ile başlamaktadır. Bu bildirim, yazılı bir başvuru veya ihbar şeklinde olabilir. Ancak burada iki veya daha fazla piyasa katılımcısının bildiride bulunması şartı aranmaktadır.

SPK'nın kendi denetimleri sırasında suç unsurlarına rastlaması da mümkündür. SPK, sermaye piyasasını sürekli olarak izleyip gözetlemekle yükümlüdür. Bu izleme sürecinde, piyasa katılımcılarının işlemlerini ve faaliyetlerini yakından takip etmektedir. Özellikle yüksek hacimli ve olağandışı işlemler dikkat çekip inceleme altına alınabilmektedir. Sermaye piyasası kuruluşları, işlem yaparken SPK'ya belirli raporlar ve bildirimler sunmak zorundadır. Bu raporlar, SPK'nın piyasa aktivitelerini ve olası suçları izlemesine yardımcı olmaktadır. Şüpheli işlemler veya ihlaller raporlandığında, SPK bu bildirimleri de incelemeye tabi tutmaktadır. Bunun yanında, SPK, piyasanın sağlıklı ve istikrarlı bir şekilde işlenmesini sağlamak amacıyla, piyasa verilerini analiz ederek fiyat hareketlerindeki anormallikleri ve işlem desenlerini tespit etmeye çalışmaktadır. Burada da hacim, fiyat dalgalanmaları ve işlem zamanlaması gibi faktörler değerlendirilmektedir. Özellikle teknolojik gelişmeler sayesinde gerçekleştirilen büyük veri analizleri, piyasa dolandırıcılığının tespiti ve önüne geçilmesinde büyük rol oynamaktadır. Bunun yanında piyasa kurallarına uygunluğun ve haksız işlemlerin engellenmesi için sermaye piyasası kuruluşlarının düzenli denetlenmesi de piyasa dolandırıcılığının tespitine yardımcı olmaktadır. Ayrıca hem ulusal hem de uluslararası düzenleyici kurumlar ve kolluk

kuvvetleri ile sürekli iş birliği içinde bulunmaktadır. Bilgi ve istihbarat paylaşımı, sermaye piyasası dolandırıcılığının tespitinde önemli bir rol oynamaktadır.

Suç ihbarı veya tespiti üzerine SPK, SPKn'na göre yazılı bir başvuruda bulunarak Cumhuriyet Başsavcılığına suçun araştırılması ve soruşturulması için resmi bir talepte bulunmaktadır. Cumhuriyet Başsavcılığı, SPK'nın yazılı başvurusu üzerine suçun tespiti ve soruşturulması sürecini başlatmakta ve gerekli delil ve tanıkları toplamak için çalışmalar yapmaktadır. Bu aşamada savcılık, delil tespiti veya bilirkişi raporu için SPK personeline yardım talep edebilmektedir. Savcılık, soruşturmanın sonucunda suç unsurlarının mevcut olduğuna kanaat getirirse, suçun ayrıntılarının ve sanıkların kimliklerinin yer aldığı iddianameyi hazırlamakta ve mahkemeye sunmaktadır. Burada, asliye ceza mahkemeleri, Sermaye Piyasası Kanunu uyarınca suçları yargılamak için görevlendirilmiştir. SPK, kamu davası açılması halinde davaya taraf olarak yer alıp sürece dahil olmaktadır. Mahkeme sonucunda, ilgili sanıkların suçlu bulunmaları halinde, SPKn uyarınca belirlenen cezai hükümler uygulanmaktadır. Bunun yanında SPK, mahkeme kararının ardından hükmün kesinleşmesi durumunda gerçek veya tüzel kişilere özgü güvenlik tedbirlerine hükmedebilmektedir.

Bu süreç, piyasa katılımcılarının bildirisi veya SPK'nın kendi tespitleri sonucunda SPK tarafından savcılığa yapılan yazılı başvuru ile başlayıp ve yargılamanın sona ermesi ile son bulmaktadır. SPK'nın rolü, suçların tespiti ve soruşturulmasının etkin bir şekilde yürütülmesini sağlamak ve sermaye piyasasının bütünlüğünü korumaktır. Ancak son dönemlerde internet ve sosyal medya platformlarının yaygınlığı, manipülasyon tekniklerini daha kolay ve karmaşık hale getirmiştir. Manipülatörler, yanıltıcı veya manipülatif bilgileri kısa sürede çok sayıda kişiye ulaştırabilmektedir. Bu nedenle piyasa dolandırıcılığı vakaları hızla büyüyüp tespit edilmesi daha zor hale gelmiştir. Bunun yanında sosyal medya kullanıcılarının anonim olarak platformlarda yer alması, gerçek kimliklerini gizlemelerini ve tespiti sürecinin zorlaşmasını sağlamıştır. Bu durum, yargı ve cezai hükümleri uygulama sürecini uzun ve karmaşık hale getirmiştir. Bunun yanında, sosyal medyada kullanılan dilin ve toplu paylaşımların piyasa dolandırıcılığı kapsamında değerlendirilip değerlendirilmemesi konusunda tespit sürecini zorlaştırmaktadır. Bu da çok sayıda yeni ve karmaşık yöntemlerle manipülasyon yapılmasının önünü açmıştır.

1.4. Sosyal Medyanın Dünya ve Türkiye’de Yaşanan Sosyal Olaylara Etkisi

Sosyal medyanın kullanımı, platformların kurulduğu günden beri toplum için etkileyici olmuştur. Özellikle 2004 yılında Facebook’un kurulması, sosyal medyanın başladığı dönem olarak sayılabilir. Daha sonraki yıllarda kurulan ve geliştirilen diğer uygulamalar da sosyal medyanın gelişmesine ve kullanıcı sayısının artmasına katkı sağlamıştır. Günümüzde bireylerin çoğu her gün kullandıkları en az bir sosyal medya platformu olduğunu belirtmektedir (Nisar ve Yeung, 2018). 2024 Ocak itibarıyla toplam 8,8 milyar olan dünya nüfusunun %66,2’si internet kullanıcısı, %62,3’ü olan 5,04 milyar kişi de aktif sosyal medya kullanıcısıdır (We Are Social, 2024).

Sosyal medyadaki kullanıcı paylaşımları ve etkileşimleri, "daha önce hayal bile edilemeyen bir şekilde toplu davranış" olarak açıklanabilecek devasa veri kümelerini oluşturmaktadır (King, 2011). Bu nedenle sosyal medya ve diğer internet platformlarında yapılan paylaşım ve aramalar markalar, ürünler, haberler, sosyal, politik ve ekonomik konularda bireysel ve grup davranışlarını giderek daha fazla yansıtmakta ve etkilemektedir. Özellikle son yıllarda yaşanan sosyal ve politik olaylar, sosyal medyanın gücünü göstermiş; bireyler ve gruplar, çevrelerinden edindikleri veya geleneksel medyadan aldıkları bilgi ve haberlerden ziyade sosyal medyaya göre kitlesel olarak hareket etmeye başlamışlardır.

Sosyal medyanın insan davranışları üzerindeki etkisini ilk olarak gösterdiği olaylardan biri, Barack Obama’nın seçim kampanyası ve seçilme süreci olarak sayılmaktadır. 2008 ABD seçimleri için Twitter, Facebook, Youtube, MySpace gibi birçok sosyal ağ uygulaması kullanılarak seçmenlerle interaktif bir şekilde seçim kampanyası yürütülmüş ve yine bu ağlar üzerinden bağış toplanmıştır. Obama’nın seçim süreci ve kazanarak başkan olması, “gelmiş geçmiş en başarılı sosyal medya kampanyası” olarak gösterilmektedir. Bu olayla birlikte, 2006 yılında kurulmuş olan Twitter da ikinci yılında popüler bir sosyal ağ uygulaması haline gelmiştir (Kızılkaya, 2018; Smith, 2009; The Drum, 2016).

Twitter’ın kitlesel davranışa olan etkisini gösteren bir diğer önemli olay ise 2009 yılındaki İran seçim protestolarıdır. 2009 yılında yapılan İran başkanlık seçimi sonucuna itiraz etmek için halk, Twitter üzerinden örgütlenmiş ve protestolar düzenlemiştir. O dönem Twitter’ın Farsça dil desteği bulunmamakta olup atılan tweetlerin çoğu İngilizcedir. Bununla beraber hükümet tarafından hem geleneksel medya hem de sosyal

medya müdahaleleri yapıldığından İran'daki kullanıcılar VPN uygulaması ile Twitter'a erişim sağlamıştır. Yapılan protestolar başarılı olmasa dahi, bu olay Twitter'ın nasıl bir etkisi olduğunu gösterdiğinden dolayı "Twitter Devrimi" olarak adlandırılmıştır (Bruns, Highfield ve Burgess, 2013; Göçoğlu, 2015).

2007 yılında Julian Assange tarafından kurulan Wikileaks, 2010 yılında gizli belgelerin sosyal medyada paylaşılması ile gündeme gelmiştir. 28 Kasım 2010'da "Cablegate" adıyla 250.000'den fazla ABD diplomatik yazışmaların sızdırılması ile birlikte, bu tarihten 9 Aralık 2010'a kadar Wikileaks ile ilgili günlük ortalama 113.165 olmak üzere toplam 1.357.984 tweet atılmıştır (Small, 2019). Daha sonraki dönemlerde de belgelerin paylaşılması, bireyler tarafından yorum yapıp tartışılması yine sosyal medya üzerinden gerçekleşmiştir. Wikileaks, hem geleneksel medyanın aksine gizli belgelere ulaşip internet üzerinden kamuoyuna duyurması hem de paylaşılan belgelerin birçok ülkeye ait olması nedeniyle küresel çapta medya düzenini değiştirmiştir (Göçoğlu, 2015). Bunun yanında Wikileaks ve sosyal medyanın birbirine olan etkisi de yadsınamaz düzeydedir. Wikileaks belgelerinin yayılmasında sosyal medya araçlarının etkisi büyük olmakla birlikte, bu belgelerin tüm dünyadaki kullanıcılara ulaşması da bireylerin sosyal medya da bilgi paylaşımı yapma ve görüş belirtme alışkanlığına etki etmiştir (Cammaerts, 2013).

İnternet ve sosyal medya kullanımının en düşük olduğu bölgelerden biri Ortadoğu'dur. Buna rağmen bugüne kadar Arap dünyasında yaşanan en büyük örgütlenmelerin ve protestoların yaşandığı "Arap Baharı", sosyal medyanın en etkili kullanıldığı kitlesel örgütlenme olaylarından biridir. 2011 yılının başlarında Tunus'ta başlayan protestolar, diğer Arap ülkelerini de etkilemiş ve sonrasında Libya, Mısır ve Suriye'ye yayılmıştır (Kırık, 2014; Tudoroiu, 2014). Mısırlı bir aktivist, "yapılan protestoların Facebook üzerinden planlandığını, Twitter üzerinden koordine edildiğini ve tüm dünyaya anlatmak için de Youtube'u kullandıklarını" söylemiştir. Sosyal medyanın rolü göz önüne alındığında, İran protestolarına benzer olarak Arap Baharı'nda gerçekleşen devrimlere de "Facebook/Twitter devrimleri" adı verilmiştir. (Khondker, 2011).

Türkiye'de ise sosyal medyanın öne çıkıp kitlesel harekete aracı olduğu ilk olay 2013 yılındaki Gezi Parkı olaylarıdır. Gezi Parkı'ndaki ağaçların sökülmesi üzerine küçük bir grup parkta nöbet tutup eylem yapmıştır. Polisin toplanan gruba müdahalesinin

sosyal medyada, özellikle Twitter’da paylaşılması ile birlikte, bu olay kısa sürede yine Twitter üzerinden örgütlenme ile İstanbul’dan yayılarak Türkiye’de genel bir protestoya dönüşmüştür (Kızılkaya, 2018). Sosyal medya takip ve analiz şirketi Somemto, eylemlerin en yoğun olduğu 31 Mayıs 2013 ile 6 Haziran 2013 tarihleri arasında, olaylarla ilgili toplam 91.377.342 tweet atıldığını (Somemto, 2013); Tufan Yeniçıkçı (2014) da 29 Mayıs 2013’te 1.800.000’lerde olan Türkiye’deki Twitter kullanıcı sayısının iki gün sonra 3.875.000’lere çıktığını belirtmiştir. Konda Araştırma ve Danışmanlık şirketinin yaptığı ankete göre ise parkta bulunan eylemcilerin %69’u olaylarla ilgili ilk olarak sosyal medyadan bilgi aldıklarını belirtmiştir (Konda, 2014). Gezi Parkı olaylarından sonra, Türkiye’de sosyal medyanın gücü giderek artmış ve bilgi paylaşımı ve iletişim için geleneksel medyanın yerini almaya başlamıştır. Daha sonraki dönemlerde de herhangi bir haber veya olaya ilişkin bilgi alma ve paylaşmada ve örgütlenmede başta Twitter olmak üzere sosyal medya araçları medya merkezi haline gelmiştir.

Buraya kadar sosyal medyanın iletişim ve bilgi gücü, kitlesel hareketleri nasıl hızlandırdığı ile ilgili olaylara yer verilmiştir. Ancak 2016 yılındaki ABD seçimlerden sonra ortaya çıkan “Cambridge Analytica Skandalı”, sosyal medyanın diğer yüzünü göstermektedir. Cambridge Analytica hem Donald Trump’ın seçim kampanyalarında hem de Brexit kampanyasında rol üstlenen bir danışma ve veri madenciliği şirkettir. 2014 yılında Facebook üzerinden yapılan bir ankette, 270.000 kişinin psikolojik eğilimleri araştırılmıştır. Bu anket ile kişi bilgileri ve kişilerin Facebook’taki arkadaşlarının bilgilerine de erişilmiş ve toplam 87 milyon insanın verileri toplanmıştır. Toplanan verilerin Cambridge Analytica’ya satılması ile insanların Facebook bilgilerinden, beğenilerinden, paylaşımlarından yola çıkılarak ve diğer sosyal medya bilgileri eklenerek kişiye özel seçim kampanyası modeli oluşturulmuştur (Isaak ve Hanna, 2018). 2018 yılında eski bir Cambridge Analytica şirketi çalışanının verdiği röportajlarla ortaya çıkan bu olayla birlikte, Facebook bilgileri üzerinden büyük bir psikolojik manipülasyon yapıldığı görülmüştür (The Guardian, 2019). Daha önceki dönemlerde farklı sosyal medya platformları ve internet arama motorlarının da kişisel gizliliğinin ihlaline yönelik veri sızıntısı veya paylaşımında bulunduğu rastlanmıştır. Fakat Cambridge Analytica Skandalı, sosyal medya üzerinden kişilerin bilgilerinin işlenerek nasıl bir politik ve sosyal manipülenin yaşatıldığını gösteren son yılların en önemli gelişmelerinden biridir. Bu olayla birlikte, sosyal medya uygulamaları, en başlarda bilgi paylaşımı ve iletişim amacıyla kullanılan özgür platformlarken, zamanla

kişisel bilgilerin veri olarak kullanılıp işlendiği ve bireylerin duygu ve görüşlerini yönlendiren ortamlara dönüştüğü tartışmaları başlamıştır.

Son yıllarda sosyal medyanın ve diğer internet araçlarının topluma katkıları, bireylere ve topluma olan zararları tartışılırken, 2020 yılında Covid-19 pandemisi başlamıştır. Pandemi ile beraber sosyal medya platformları daha da önem kazanmış ve hem bireylerin hem de kurumların hayatında vazgeçilmez noktaya gelmiştir. Bir bölgeyi veya tüm dünyayı etkileyen doğal afet, savaş, salgın hastalık gibi olaylarda, kamuoyunun bilgi almak için medya araçlarına olan ilgisi daha da artmaktadır. Covid-19 salgınının ilk başlarında, Çin’de hastalığın yayılma süreci ile ilgili endişe verici, doğru veya sahte birçok bilgi, sosyal medya üzerinden paylaşılmıştır. Kişilerin yanında da özel ve kamu kuruluşları, her türlü bilgiyi Twitter başta olmak üzere sosyal medya üzerinden duyurmuşlardır. Covid-19 salgını, aynı zamanda insanların sosyal medya kullanımının niteliğini de değiştirmiştir. İnsanlar evlerinde kalmaya zorlandıkları için sosyal medya platformlarında daha fazla zaman geçirmeye başlamış, bu da sosyal medya platformlarının kullanımını artırmıştır. Ayrıca, salgın nedeniyle birçok insan işlerini kaybettiği için sosyal medya platformlarını kullanarak para kazanma yöntemlerini aramaya başlamıştır. Bu da sosyal medya platformlarının kullanımını daha da hızlandırmıştır (González-Padilla ve Tortolero-Blanco, 2020; Hussain, 2020).

Sosyal medyanın kitlesel davranışa olan etkisini gösteren en büyük olaylardan biri de “Black Lives Matter” (BLM) hareketidir. BLM, ilk olarak 2012 yılında Trayvon Martin isimli siyahi bir gencin öldürülmesiyle ortaya çıkmıştır. Hareket, siyah insanların yaşadığı ayrımcılık ve adaletsizliklere karşı mücadele etmeyi amaçlamaktadır (Cox, 2017). Bu hareket, sosyal medya ve diğer platformlar aracılığıyla yayılmış ve çok sayıda insanın katılımıyla büyümüştür. Ancak 2020 yılı, hareketin dünya çapındaki en büyük ve en görünür protestolarının yaşandığı yıl olmuştur. Bu protestolar, George Floyd'un polis tarafından öldürülmesi sonrasında başlamış ve görüntülerin sosyal medyada paylaşılmasının ardından hareketin hashtag'leri ve etkinlikleri yine sosyal medya aracılığıyla yayılmış ve insanlar bu yolla harekete katılmıştır. Ayrıca, sosyal medya sayesinde hareketin mesajları daha geniş bir kitleye ulaşmış ve daha fazla insanın dikkatini çekmiştir. Özellikle Covid-19 salgını nedeniyle insanların evden çalışmaları ve seyahat edememeleri, her zamankinden daha fazla bir katılımın gerçekleşmesini sağlamıştır. Yine salgın yüzünden sosyal medya kullanımının artması, insanlar arasında

sosyal medya üzerinden hareketin yayılmasında etkili olmuş; sosyal medya üzerinden örgütlenmeler ile ABD’de ve dünya çapında birçok şehirde protestolar devam etmiştir (Olson, 2021).

Sosyal medya, politik ve sosyal hareketlere olan etkisinin yanı sıra, diğer birçok alanda da önemli bir rol oynamaktadır. Finans da bu alanlardan birisidir. Günümüzde, bir şirket ile ilgili bir haber anında sosyal medya platformları üzerinden yayılmaktadır. Ayrıca, sosyal medyada finansal piyasalarla ilgili çeşitli analizler ve tavsiyeler paylaşılmakta ve bu bilgilerin yayılması piyasalardaki işlemleri etkileyebilmektedir. Businessweek, sosyal medyayı ve özellikle Twitter’ı “Arenada bağırان tacirlerin modern versiyonu” olarak betimlemektedir. Benzer şekilde Bloomberg, Twitter’ı ve ona bağlı olan üçüncü taraf uygulamalarını “Ortalama bir yatırımcı için Bloomberg” olarak adlandırmaya başlamıştır (www.businessweek.com, 2009).

Finansal piyasalar ile ilgili bilgi paylaşımında sadece Twitter değil, StockTwits, Yahoo!, Investing.com gibi finans sitelerinin forum kısımları, Youtube, Facebook, Telegram ve Reddit gibi popüler sosyal medya uygulamaları da yaygın olarak kullanılmaktadır. Ancak tüm bu platformlarda paylaşılan bilgi ve düşüncelerin doğruluğu ve güvenilirliği konusunda herhangi bir garanti verilemez. Sosyal medya ile birlikte, özellikle piyasadaki spekülâtörler ve manipülâtörler kendilerine yeni bir zemin bulmuştur. Artık yanlış veya yanıltıcı bilgiler çok sayıda potansiyel yatırımcıya minimum çabayla, anonim olarak ve nispeten düşük bir maliyetle ulaşmaktadır. Sosyal medya, bilgili yatırımcılara göre kandırılmaya daha yatkın, bilgisiz geniş bir kitleyi hedeflemeye izin verdiği için manipülâtörler ve pay senedi destekçileri için çok çekici bir kanaldır. Sosyal medyanın anonimliği ve sahte hesapların ve/veya botların ağa spam gönderme kolaylığı da dolandırıcıların faaliyetlerini kolaylaştırmaktadır (Renault, 2017).

1.5. Sosyal Medyanın Dünya ve Türkiye’de Yaşanan Finansal Olaylara Etkisi

Sosyal medya, son yıllarda finansal piyasalar üzerinde önemli bir etki yaratmıştır. Sosyal medya platformları, özellikle Twitter, Reddit ve Facebook gibi, kullanıcıların kolayca finansal bilgi ve haberlere erişim sağladığı, düşüncelerini paylaştığı ve yatırım kararlarına etki eden bir alan haline gelmiştir. Kullanıcılar, önemli finansal olaylar hakkında anında bilgi sahibi olmaktadır. Özellikle finans haberleri ve analizleri sosyal medya platformlarında hızla yayılıp yatırımcıların kararlarını etkilemektedir. Bunun yanında, sosyal medya, insanların duygusal tepkilerini ve yatırım kararlarını

paylaşmalarını sağlamaktadır. Bu da pay senedi fiyatlarının dalgalanmasına yol açabilmektedir, çünkü insanlar sık sık duygusal nedenlerle ve psikolojik eğilimleriyle yatırım kararı vermektedirler.

Sosyal medya platformları, özellikle anonim hesaplar aracılığıyla, belirli bir finansal varlığın fiyatını yükseltmek veya düşürmek amacıyla yanıltıcı veya sahte bilgilerin yayılmasına olanak tanımaktadır. Örneğin, son dönemlerde sahte haber veya analizler, pay senedi veya kripto paraların fiyatlarını manipüle etmek için kullanılabilir. Bunun yanında, teknolojinin gelişmesi, küçük yatırımcıların yatırım yapmasını oldukça kolay ve hızlı hale getirmiştir. Ancak bu durum, aynı zamanda, sosyal medya platformlarında toplanan küçük yatırımcı gruplarının, kolektif olarak belirli finansal varlıklara odaklanmasına ve fiyatları etkileyecek noktada paylaşımlarda bulunmalarına neden olmuştur. Örneğin, Reddit'deki WallStreetBets grubunun GameStop pay senedine odaklanarak fiyatını artırma çabaları en güncel ve en büyük örneklerden biridir.

1.5.1. GameStop ve Reddit olayı

GameStop, bilgisayar oyunları satan fiziki bir mağaza zinciridir ve payları New York Menkul Kıymetler Borsası'nda (NYSE) işlem görmektedir. Son yıllarda dijital kanallar üzerinden oyun satışlarının artması ve bunun yanında Covid-19 pandemisinin ortaya çıkmasıyla GameStop, eski popülerliğini yitirmiş ve pandemiden önce bile satışlarında %30'a varan kayıplar yaşanmaya başlamıştır (Cabral ve LaCombe, 2021).

GameStop vakası, küçük yatırımcıların bir araya gelip bir finansal davranış ortaya koyması ve bir anda büyük yatırım fonlarının önemli derecede zarar etmesi olarak adlandırılmaktadır. İnsanlar, GameStop ile ilgili gelişmeleri Elon Musk'ın tweeti ile birlikte fark etse de söz konusu hareket Reddit isimli tartışma platformunda başlamıştır (Şekil 1.1).



Şekil 1.1: *GameStop ile İlgili Elon Musk'ın Paylaşımı*

Reddit'te 2012'den beri "WallStreetBets" isimli bir tartışma başlığı yer almaktadır. İnsanlar burada finansal gelişmeler ve pay senetleri ile ilgili fikir paylaşımında bulunmaktadır. "Roaring Kitty" kullanıcı adlı bir finans çalışanı da bu başlık altında sık sık GameStop'a yatırım yaptığı ve pay fiyatlarının yükselişe geçeceği şeklinde paylaşımlar yapmaktadır (Verlaine ve Banerji, 2021). Büyük yatırım fonları ise tam tersi şekilde, GameStop pay senedi fiyatlarının daha da düşeceğini düşünüp açığa satış işlemi yapmışlardır. Marvin Capital, Point72 ve Citro Capital gibi hedge fonları da bu fonlardan olup GameStop pay senedine ilişkin yüklü miktarda açığa satış işlemi gerçekleştirmişlerdir (Misra ve Grewal, 2021).

2021'in ilk ayında GameStop şirketinde yaşanan olumlu gelişmeler, pay senedi fiyatlarının yükselmesine sebep olmuştur. İlk başta %12 değer kazanmış, daha sonra da %57'lik bir artışla büyük bir yükseliş daha yaşamıştır. "Roaring Kitty" de bu yükselişlerden elde ettiği kazancı "WallStreetBets" başlığı altında paylaşınca, GameStop pay senetlerine olan ilgi birden artmaya başlamıştır. Daha sonra Marvin Capital gibi önemli yatırım fonunun açığa satış yaptığı haberi aynı başlık altında paylaşılnca Reddit'te başlığı takip eden yatırımcılar birden GameStop pay senedi satın almaya başlamışlardır. Bu olayda özellikle "Robinhood" ve "Interactive Brokers" gibi komisjonsuz işlem imkânı sunan yatırım platformları, küçük yatırımcıların daha kolay satın alma işlemi yapmasına sebep olmuştur (Cabral ve LaCombe, 2021).

Bu süreçte, 12 Ocak 2021'de \$8,65 olan pay senedi fiyatı, 22 Ocak'ta \$6,01, 26 Ocak'ta \$147,98 çıkmıştır. Daha sonra Elon Musk'ın 27 Ocak'ta Reddit'teki "WallStreetBets" ve GameStop ile ilgili paylaşım yapması, pay senedi fiyatının bir anda

aşırı yükselip \$347,51'a çıkmasına ve büyük yatırım fonlarının ters işlemde kalmasına neden olmuştur. Yine 27 Ocak 2021'de "WallStreetBets" takipçileri sinema salonları zinciri AMC Theatres (AMC) adlı şirketle ilgili paylaşımlarda bulunmuş ve bu şirketin pay senedinin fiyatı da birden yükselmiştir (Warren, 2021). Hatta şirket kodu AMC Theatres'a benzeyen AMC Networks (AMCX) şirketinin de pay senedi fiyatları sırf benzerlikten dolayı artmıştır (Morrow, 2021). Aynı gün, Reddit'teki başlık kapatılmış ancak kullanıcılar yeni başlıklar altında paylaşım yapmaya devam etmiştir (Peters, 2021). 28 Ocak'ta Robinhood gibi platformlar GameStop ve AMC Theatres ile ilgili alımları durdurmuş ve bu olay hep yatırımcılar hem de politikacılar tarafından piyasa manipülasyonu ve yasa dışı davranış olarak nitelendirilmiştir (Brennan, 2021; Rodrigo, 2021). Robinhood'a karşı toplu dava açılmış ve ABD Finansal Hizmetler Komitesi olayı incelemek için bir kongre oturumu düzenlemiştir.

26 Ocak'ta açığa satış işlemi yapıp kısa pozisyonunda kalan yatırım fonları toplamda \$6 milyar zarara uğrarken 28 Ocak'ta \$33,7 milyar ile GameStop Russell 2000 Endeksi'nin en değerli şirketi olmuştur (Greifeld ve Lipschultz, 2021). Bunun yanında 27 Ocak'ta \$347,51 olan pay senedi fiyatı 2 Şubat'ta \$90'a, 4 Şubat'ta da \$53,50'a gerilemiştir. Reddit'te "WallStreetBets" başlığını takip eden birçok kullanıcı ve diğer birçok bireysel yatırımcı, piyasadaki haberleri duyduktan sonra pay senedini yüksekten aldığı için önemli kayıplar yaşamıştır (Ensign, 2021; Harwell, 2021).

25-29 Ocak 2021 tarihleri arasında GameStop ile ilgili yaklaşık 170.000 tweet ve 1 milyon Reddit postu paylaşılmıştır (Vivek, 2021). Bunun yanında GameStop pay senedinin Ocak ayında ortalama işlem hacmi 29 milyon iken 25 Ocak'ta 178 milyon, 26 Ocak'ta ise 179 milyon civarındadır (Wallace, 2021). GameStop olayı, sosyal medya hareketinin, insanların ve özellikle bireysel yatırımcıların gücünün ekonomik etkisini göstermektedir. Bazı uzmanlar ise yatırımcıların 2008 Krizi nedeniyle Wall Street'e ve yatırım fonlarına öfkeli olmasını, sermaye piyasalarının genel olarak serbestleşmesini ve sosyal medya aracılığıyla yatırımcıların anında iletişim kurabilmesini bu olayın nedenleri olarak belirtmiştir (Zweig, 2021). Bunun yanında, bu olayın, bir piyasa manipülasyonu ve "yükselt ve boşalt" (pump and dump) hareketi olduğunu, ABD Menkul Kıymetler ve Borsa Komisyonu'nun (SEC) "WallStreetBets", Twitter ve diğer borsa forumlarına müdahale etmesi gerektiğini savunan görüşler de mevcuttur. Ancak piyasa manipülasyonu ve içeriden öğrenenlerin ticareti yapıldığına dair kanıt yoktur. Tam tersi,

tüm bilgi paylaşımı ve tartışmalar açık olarak online platformlarda yapılmıştır ve bir grup bireysel yatırımcının aynı pay senedini satın alması veya satması ile ilgili yasal bir düzenleme bulunmamaktadır (McDermott, 2021).

1.5.2. Fenomen (Geyik) pay senetleri veya fenomen (geyik) varlıklar (Meme stocks)

GameStop olayı finansal piyasalarda bir devrim niteliğinde görülmekte olup bireysel yatırımcıların örgütlenip bir finansal varlık ile ilgili aynı pozisyonu almasının piyasaları ne derece etkilediği ve kurumsal yatırımcılara karşı güç kazandığını göstermiştir. Hatta bu olaydan sonra bazı sosyal medya kullanıcıları, hedge fonları ve büyük kurumsal yatırımcıların kısa pozisyonunda olduğu finansal varlıkları bulup onların aleyhinde işlem yapmaya ve diğer bireysel yatırımcılara liderlik etmeye başlamıştır (Zweig, 2021).

GameStop olayından sonra, bireysel yatırımcıların sosyal medyada örgütlenip pozisyon aldıkları “*fenomen veya geyik pay senedi*” (*meme stock*) kavramı ortaya çıkmıştır. Fenomen pay senedi, sosyal medya aracılığıyla bireysel yatırımcılar arasında popülerlik kazanan bir pay senedi olarak tanımlanabilmektedir (Griffith, 2021; SEC, 2021). Fenomen pay senetlerinin popülaritesi genellikle yatırımcılar arasında Reddit, Telegram, Twitter gibi platformlarda paylaşılan internet “meme”lerine dayanır (Darbyshire ve Oliver, 2021). Bu tür pay senetlerindeki yatırımcılar genellikle genç ve deneyimsiz bireysel yatırımcılardır. Popülaritelerinin bir sonucu olarak, fenomen pay senetleri genellikle tahmin edilen değerlerinin üzerinde veya altında fiyatlarda işlem görür ve son derece spekülatif ve volatildir (Levine, 2021). Fenomen pay senedi (veya varlık) kavramı, SEC (2021)’in raporunda GameStop olayını bir “*fenomen pay senedi*” olarak adlandırmasıyla ortaya çıkmış ve GameStop’ın yanında AMC Theatres, Nokia, BlackBerry, National Beverage ve Koss gibi şirketlerin pay senetleri de yine aynı raporda fenomen pay senedi olarak nitelendirilmiştir. Özellikle Robinhood gibi komisyonless işlem imkânı sağlayan platformlar, bu fenomen varlıklara yatırım yapılması için büyük kolay sağlamaktadır ve sosyal medya grupları tarafından tercih edilmektedir. 2021’in başlarında, özellikle sosyal medyada örgütlenen bireysel yatırımcıların büyük yatırım fonlarını hedefleyip karşı pozisyon almaları, yatırım fonlarını ve diğer büyük kurumsal yatırımcıları zarara uğratmıştır (Chung, 2021; Lynch vd., 2021). Ancak hem SEC hem de Financial Times’a göre 2021’in ortalarından itibaren büyük hedge fonları, fenomen pay senetlerinin analiz ederek piyasa hareketlerine katılmaya başlamış ve büyük kazançlar

elde etmişlerdir (Fletcher ve Darbyshire, 2021; SEC, 2021). 2022 ve 2023'te diğer küçük sermayeli pay şirketlerin pay senetleri ve kripto paralar da Reddit ve Twitter gibi platformlarda “fenomen varlık” olarak paylaşılmaya başlamış ve fiyatları hızla yükselmiştir (Goodkind, 2023).

SEC, 2023 yılında fenomen pay senedi ve bunlara yönelik işlemler için yeni düzenlemeler yapmaya başlamıştır. Menkul kıymet işlemleri için 2024'ten itibaren takas sürecini işlem sonrası iki iş günü (T+2) olan mevcut durumdan, işlem sonrası bir iş gününe (T+1) indirmeyi içeren düzenlemeyle piyasanın daha verimli hale getirilmesi, fenomen pay senetlerinde ortaya çıkan riskin düşürülmesi ve kurumsal işlemlerin iyileştirilmesi amaçlanmaktadır (Beyoud, 2023; Gensler, 2023).

1.5.3. SASA Polyester ve Borsa İstanbul'daki halka arzlar

2020 yılında başlayan Covid-19 pandemisi, küresel ekonomiyi etkisi altına aldığı gibi Türkiye ekonomisinde de birtakım zorluklara neden olmuştur. Bu dönemde yaşanan bir dizi önlemin yanı sıra, Merkez Bankası'nın gerçekleştirdiği faiz indirimleri ve döviz kurundaki artışlar, yatırımcı davranışlarında belirgin değişikliklere yol açmıştır. Özellikle dolar kurundaki yükselme ve düşük faiz oranları, yerli küçük yatırımcının risk iştahını desteklemiş ve pay senedi piyasasına yönelmesine neden olmuştur.

Bu dönemde küçük yatırımcının en fazla yöneldiği ve büyük ilgi gösterdiği Borsa İstanbul pay senetlerinden biri SASA Polyester Sanayi A.Ş.'dir (SASA). 2015 yılında Erdemoğlu Holding tarafından Sabancı Holding'den satın alınan şirketin pay senedi fiyatı 1 Haziran 2022'de 38,48 TL iken, 19 Eylül'de 65,85 TL, 16 Kasım'da 186,30 TL'ye çıkmıştır (www.hurriyet.com, 2022). Sasa Polyester'in pay senedi değerinin yükselmesi, yatırımcılar arasında büyük bir ilgi uyandırmış, sosyal medya platformlarında çeşitli sloganlar ve adlandırmalar ortaya çıkmıştır. Yatırımcılar arasında “Sasaniler” adıyla anılan bu grup, pay senedinin yükseliş potansiyelini vurgulamış, özellikle Twitter, Telegram, Facebook gibi platformlarda “Sasa'sı olanın tasası olmaz” şeklinde sloganlar büyük ilgi görmüştür (www.hurriyet.com, 2022; Munyar, 2022). Ancak fiyatının 186,30 TL'ye ulaşması, şirketin hâkim ortağı Erdemoğlu Holding'in yönetim kurulu başkanı İbrahim Erdemoğlu tarafından, pay senedinin aşırı değerlendirildiği yönünde değerlendirmelere neden olmuştur. Erdemoğlu, küçük yatırımcıların zarar görmemesi için pay senedinin alınmaması gerektiğini vurgulamıştır. Erdemoğlu'nun açıklamaları, yatırımcılar arasında farklı tepkilere yol açmış, bazı yatırımcılar, şirket yönetiminin pay

fiyatları hakkında yorum yapmasını etik bulmazken, bazıları da bu durumu manipölasyon olarak deęerlendirmiřtir (Munyar, 2022; www.haberturk.com, 2022a). Bunun yanında İbrahim Erdemoęlu'nun açıklamaları, SPK tarafından eleřtirilirken, Türkiye Sermaye Piyasaları Birlięi (TSPB) tarafından desteklenmiřtir (Caymaz, 2022; www.odatv4.com, 2023a). SASA Polyester'in pay senedindeki bu sıra dıřı hareketler, Borsa İstanbul'un da dikkatini çekmiř ve tedbir alma ihtiyacını doęurmuřtur. Bu kapsamda, SASA pay senedinde "Emir İptalinin, Emir Miktar Azaltımı ile Emir Fiyat Kötüleřtirmesinin Yasaklanması" tedbiri uygulanmıřtır (www.bloomberght.com, 2022; www.haberturk.com, 2022b).

2022 yılında pay senedi fiyatı %600'e yakın bir artış gösteren SASA Polyester, Koç, Sabancı, Turkcell ve THY gibi büyük řirketleri geride bırakmıř ve 17,3 milyarlık piyasa deęeri ile Türkiye'nin en deęerli řirketi haline gelmiřtir (www.haberturk.com, 2022b). Ancak Aralık 2022'den itibaren pay senedi fiyatında ani düşüş olmuř, 2023 yılının ilk yarısında ise řirket tarafından zarar açıklanmıřtır (www.paramedya.com, 2023a, 2023b). SASA ile aynı dönemde Hektaş Ticaret T.A.ř. (HEKTS), Kontrolmatik Teknoloji Enerji ve Mühendislik A.ř. (KONTR) gibi řirketlerin pay senetleri de sosyal medyada büyük ilgi görmüş ve yařanan olaęandıřı fiyat artışlarına tedbirler alınmıřtır (www.investing.com, 2022; www.bloomberght.com, 2022).

Bununla beraber, son yıllarda Türkiye'de halka arz edilen řirketlerin ve bu řirketlere olan ilginin arttıęı görölmektedir. 2020'de 40 řirket halka arz edilirken, 2021'de 51, 2022'de 40 ve 2023'ün ilk 9 ayında ise 73 řirket halka arz edilmiřtir (Çalıřkan, 2022; Dünya Gazetesi, 2023; Narin, 2023). Halka arzlar, řirketler için alternatif finansman yöntemlerine kıyasla daha düşük maliyetle geri ödemesiz bir kaynak oluřturmakta ve kurumsallařma sürecini hızlandırmaktadır. Yatırımcılar ise enflasyona karřı korunma amacıyla yüksek döviz kuru ve düşük faiz oranına alternatif olarak tasarruflarını korumak adına halka arzlara yönelmekte ve bu sayede elde edilecek getirilere ilgi göstermektedirler (Çalıřkan, 2022; Dünya Gazetesi, 2023; Turhan, 2023). Merkezi Kayıt Kuruluřu (MKK) verilerine göre, 2020 yılında 1,9 milyon yerli gerçek yatırımcı bulunurken, bu sayı 2023 yılının Mayıs ayında 4,5 milyona, Eylül ayında ise 6,3 milyona çıkmıřtır (VAP, 2023). Bu durum, řirketlerin halka arz süreçlerine olan eęiliminin ve yatırımcının borsaya olan ilgisinin ne kadar arttıęını göstermektedir.

Sosyal medyanın bu süreçte etkisi büyüktür. Sosyal medya platformları, yatırımcılar arasında bilgi alışverişinin yanı sıra piyasaya yönelik duyumların ve trendlerin yayılmasında önemli bir araç haline gelmiştir. Özellikle bilinçsizce ve spekülatif bir şekilde yapılan paylaşımlar ve halka arzların başlangıçtaki getirileri, yatırımcıların kararlarını etkilemekte ve piyasaya yeni giren yatırımcıları da teşvik etmektedir. Bu durum, GameStop'ta olduğu gibi Türkiye'de de halka arzlarla birlikte fenomen varlık (*meme stock*) hareketinin başladığına işaretler. Sosyal medyanın ve bireysel yatırımcıların piyasa hareketlerine olan etkisi, finansal piyasaların dinamiklerini şekillendiren önemli faktörlerden biri haline gelmiştir. Bu etki hem yatırımcı davranışlarını hem de şirketlerin stratejilerini doğrudan etkilemektedir. Türkiye'nin son yıllardaki en büyük halka arzlarından biri olan Ebebek Mağazacılık A.Ş.'nin halka arz süreci sonrasında sosyal medyada oluşan gündem, bu etkileşimin bir sonucu olarak değerlendirilebilir (www.investing.com, 2023a, 2023b).

İKİNCİ BÖLÜM

2. DOĞAL DİL İŞLEME, METİN MADENCİLİĞİ VE DUYGU ANALİZİ

Dil, insanların kendini ifade etmesi ve iletişimde olmasını sağlayan, kendisine ait kuralları olan ve bu kurallar içinde gelişen bir araçtır. Bilgisayar dünyasında, doğal dil ve programlama dili olmak üzere iki farklı dil bulunmaktadır. Doğal dil, insanların konuştuğu Türkçe, İngilizce, Fransızca gibi dillerdir. Programlama dili ise bilgisayarlar tarafından çalıştırılan ve anlaşılabilen komut ve tanımlamalardır. Java, Python, C++ gibi programların dilleri programlama diline örnek olarak verilebilir.

Doğal dil işleme (Natural Language Processing – NLP), insan dilinin yapısını anlayarak, bilgisayarlar tarafından işlenebilir hale getirmektedir. İnsanlar, günlük hayatta birçok farklı dil örneği kullanarak iletişim kurarlar. Ancak bilgisayarlar doğal dilin yapısı ve anlamı konusunda çok fazla bilgi sahibi değildirler. NLP, bilgisayarların insan dilini anlamalarına ve işlemelerine yardımcı olur.

NLP'nin temel amacı, insanların kullandığı doğal dil verilerini, bilgisayarlar tarafından anlaşılır ve işlenebilir hale getirmektir. Bu amaç doğrultusunda, NLP uygulamaları, dil modelleri, sözlükler, dilbilgisi kuralları ve makine öğrenmesi algoritmaları gibi birçok farklı teknik kullanır. Bu teknikler, metinleri işleme, çeviri, özetleme, sınıflandırma, duygu analizi ve diğer çeşitli görevlerde kullanılabilir.

Metin madenciliği ve duygu analizi, doğal dil işleme alanında yer alan önemli konulardır. Metin madenciliği, büyük miktarda metin verisindeki önemli bilgileri keşfetmek için kullanılan bir yöntemdir. Duygu analizi ise metin madenciliğinin bir alt dalıdır ve metin verilerindeki duyguları, görüşleri ve tutumları belirlemek için kullanılır.

Metin madenciliği ve duygu analizi, günümüzde birçok sektörde kullanılan önemli araçlardan biridir. Pazarlama, reklamcılık, müşteri ilişkileri yönetimi, sosyal medya analizi, finansal analiz ve diğer birçok alanda kullanılmaktadır. Bu yöntemler sayesinde, büyük veri kümelerindeki önemli bilgiler daha hızlı ve etkili bir şekilde keşfedilebilmektedir.

Günümüzde, dijital dünya üzerindeki veri miktarı hızla artmaktadır ve bu verilerin büyük bir kısmı metin verileridir. Bu metin verileri, insanlar tarafından üretilen yorumlar, sosyal medya paylaşımları, haberler ve diğer birçok kaynaktan gelmektedir. Bu verilerdeki önemli bilgileri keşfetmek ve bunları kullanışlı hale getirmek, metin

madenciliği ve duygu analizi gibi yöntemlerin kullanılmasını gerektirmektedir. Bu nedenle, doğal dil işleme, metin madenciliği ve duygu analizi, veri bilimi ve yapay zekâ alanında hızla gelişen ve büyüyen bir disiplindir.

2.1. Doğal Dil İşleme (Natural Language Process – NLP)

Makineler tarafından doğal dilin yapısının, kurallarının çözülmesi veya yeniden üretilmesi için hesaplanan algoritma süreci, doğal dil işleme (Natural Language Processing – NLP) olarak adlandırılmaktadır. Diğer bir ifade ile NLP, insan dilinin yapısını anlamaya, anlamlarını çıkarmaya ve doğal dildeki metinleri otomatik olarak işlemeye yönelik bir bilgisayar bilimi alanıdır. Bu teknoloji, insanlarla bilgisayarlar arasındaki iletişim ve etkileşimi kolaylaştırmak için kullanılır.

NLP, bilgisayarların doğal dilde yazılmış veya konuşulmuş metinleri anlamasına, yorumlamasına, analiz etmesine ve yanıtlamasına olanak tanıyan yapay zekanın bir alt sınıfıdır ve diyalog tanıma ve üretme, diller arasında çeviri, yazım denetleme, metin özetleme, metinden bilgi çıkarma, duygu analizi gibi alanlarda kullanılmaktadır. Örneğin, Google arama motorunun metin tahmini veya Siri ve Alexa'nın sesli diyalogları doğal dil işleme tabanlı sistemlerin geliştirdiği örneklerdir. Bunun yanında, OpenAI şirketi tarafından geliştirilen ChatGPT doğal dil işleme modeli, günümüzde en iyi geliştirilmiş doğal dil yapay zekâsı olarak adlandırılmaktadır.

Doğal dil işleme, dilin yapısını ve sözcüklerin anlamını analiz etmek için dil bilimini kullanmakta ve daha sonra da çeşitli görevler için algoritmalarından yardım almaktadır. Öncelikle bir metni, cümleyi veya dili daha kısa parçalara, kelimelere ve eklere bölmekte, daha sonra bu parçalar arasındaki ilişkiyi ve nasıl birlikte anlam ifade ettiklerini anlamaya çalışmaktadır. Bu işlemleri gerçekleştirdikten sonra da öğrendiklerini yeni cümle veya metinlerde uygulamaktadır.

Doğal dil işleme, insan dilini anlama ve işleme yeteneği sayesinde, insanlar için daha doğal ve anlaşılır bir iletişim sağlamaktadır. Bunun yanında metin tabanlı uygulamalar için önemlidir ve arama motorları, makine çevirisi, ses tanıma, metin sınıflandırma, duygu analizi gibi birçok alanda gelişmelerin artmasına yardımcı olmaktadır. Ancak doğal dil işleme süreci de bazı zorluklara sahiptir. Bu zorluklar şu şekilde sıralanabilir (Adalı, 2016; Bates ve Weischedel, 1993):

- Ses ve metinsel içeriklerin dil kurallarına uygun olmaması veya anlaşılmaz olması,
- İçeriklerin deyim, atasözü veya jargondan kaynaklı farklı anlamlar taşıyabilmesi,
- Argo, hiciv veya ironi gibi farklı anlamlarda kullanılan terimler,
- Her dile ait farklı kural dizinin olmasından dolayı doğal dil işlemede ortak bir kurallar bütünü geliştirilememesi,
- Çoğu dilde gelişmiş doğal dil işleme kaynaklarının ve araçlarının yetersiz olması (İngilizce hariç),
- Kelime veya cümlelerin lehçe farklılığından kaynaklı farklı anlamlarda kullanılabilmesi,
- Terimlerin, cümle içinde, kendi anlamından farklı bir anlamda kullanılmasından dolayı duygu durumlarında oluşacak belirsizlik,
- Diller arası çeviri ile elde edilen ses veya metinsel kaynakların kültür farklılığından dolayı anlamını yitirmesi/farklı anlam taşıması.

NLP, günümüzde yoğun olarak kullanılan bir teknolojidir. NLP sayesinde, doğal dillerdeki veriler anlamlı hale getirilebilir ve bu verilerin üzerinde birçok işlem yapılabilir. Bu işlemler, metin sınıflandırma, duygu analizi, kelime önerileri ve makine çevirisi gibi birçok farklı alanda kullanılabilir. Ancak doğal dil işleme teknolojisi ile ilgili bazı zorluklar da bulunmaktadır. Bunlar arasında doğal dilin karmaşıklığı, çeviri hataları, veri boyutları ve bilgisayar dilinin doğal dil ile farklılıkları yer alır. Bu zorlukların üstesinden gelmek için, NLP teknolojisi sürekli olarak geliştirilmekte ve iyileştirilmektedir.

Sonuç olarak, doğal dil işleme teknolojisi, verilerin anlamlı hale getirilmesi ve bu veriler üzerinde birçok işlemin yapılmasını sağlayan güçlü bir araçtır. Bu teknolojinin kullanım alanı giderek genişlemekte ve farklı sektörlerde birçok farklı uygulamanın geliştirilmesine katkıda bulunmaktadır.

2.2. Metin Madenciliği (Text Mining)

Günümüzde, tüm dünyada bulunan verilerin yaklaşık %90'ı, internet ortamındaki verilerin ise %99'u metin biçimindedir. Verileri yapılandırılmış ve yapılandırılmamış olarak ikiye ayıracak olursak; yapılandırılmış veriler, tablolar ile düzenlenmiş sayısal

veya kategorik veriler olarak tanımlanmaktadır. Yapılandırılmamış veriler ise metinlerden, fotoğraflardan veya görüntü ve seslerden oluşmaktadır.

Metin madenciliği, yapılandırılmamış verileri yapılandırılmış hale getirerek istatistiki analize uygun hale getirme yöntemleri ve tekniklerinin hepsine genel olarak verilen addır. Ham metinler, çok fazla bilgi vermezken metin madenciliği ile bu ham metinlerdeki gereksiz bölümler atılarak kaliteli bilgiler ayıklanmaya çalışılır. Metin madenciliği, büyük veri kümelerindeki bilgileri keşfetmek, trendleri belirlemek, müşteri geri bildirimlerini analiz etmek, anket verilerini analiz etmek ve daha birçok alanda kullanılmaktadır. Sosyal medya paylaşımları, makaleler, gazete haberleri, kitaplar, internet siteleri gibi birçok metin ise metin madenciliğinin kaynağıdır (Oğuzlar ve Kızılkaya, 2019).

Metin madenciliği, büyük miktarda veri içeren metinleri analiz etmek için kullanılan bir teknolojidir. Bu teknoloji, birçok farklı sektörde kullanılmakta ve birçok farklı problemi çözmektedir. Metin madenciliği, bir konuyu takip etme, uzun bir metni özetleme, metinleri sınıflandırma, benzer metinleri kümeleme, soru cevaplandırma, tahminde bulunma, pazar araştırması, müşteri ilişkileri, güvenlik, sahtekarlık tespiti gibi birçok alanda kullanılmaktadır.

Metin madenciliğinin avantajları arasında büyük miktarda veri içeren metinlerin hızlı ve etkili bir şekilde analiz edilebilmesi, müşteri geri bildirimlerinin hızlı bir şekilde analiz edilerek işletme stratejilerinin oluşturulabilmesi, marka itibarının analiz edilerek pazarlama stratejilerinin geliştirilebilmesi gibi birçok fayda bulunmaktadır.

Ancak metin madenciliğinin bazı dezavantajları da bulunmaktadır. Örneğin, metin madenciliği teknolojisi, doğru sonuçlar üretmek için yeterli veriye ihtiyaç duymaktadır. Ayrıca, metin madenciliği sonuçları, makine öğrenimi algoritmaları tarafından belirlendiği için, yanlış sonuçlar üretebilir veya bazı bilgileri göz ardı edebilir.

Sonuç olarak, metin madenciliği, büyük veri kümelerindeki metinleri analiz etmek için kullanılan bir teknolojidir. Bu teknoloji, birçok avantajı beraberinde getirir de bazı dezavantajları da bulunmaktadır. Ancak doğru şekilde kullanıldığında, metin madenciliği, birçok farklı sektöre fayda sağlayabilir.

2.3. Duygu Analizi (Sentiment Analysis)

Bir metinde veya konuşmada genel olarak olgu ve görüş olmak üzere iki ana ifade bulunmaktadır. Olgu, bir konu hakkında nesnel ifadeleri bildirirken, görüşler öznel ifadelerdir ve insanların belirli bir konu hakkındaki duygularını, değerlendirmelerini veya düşüncelerini içermektedir. Görüş kavramı, çok kapsamlı olmakla birlikte genel olarak pozitif, negatif ve nötr olarak sınıflandırılabilir. Duygu analizi, doğal dil işlemenin bir alt disiplini olup metin veya görsel içerikler gibi yapılandırılmamış verilerin analiz edilmesi ve bu verilerden görüş, düşünce, duygu ve tutumları tespit edip sınıflandırılmasını kapsayan bir metin madenciliği yöntemidir (Pang ve Lee, 2008; Thelwall vd., 2010). Literatürde görüş madenciliği, görüş çıkarsama, ifade analizi, görüş madenciliği gibi ifadeler de bulunmakta olup bu analizlerin tümü duygu analizine girmektedir (Cai ve Kappas, 2010).

Duygu analizi, bir metindeki duygu, ton veya tutumun tespit edilmesi ve analiz edilmesidir. Bu, genellikle doğal dil işleme teknikleri kullanılarak ve metnin pozitif, negatif veya nötr olduğu gibi bir sınıflandırma ile yapılmaktadır (Aggarwal ve Zhai, 2012; Bates ve Weischedel, 1993). Ancak alanda yapılan bazı çalışmalar, kızgınlık, öfke, neşe gibi daha fazla duygu türü de içeren analizler de gerçekleştirmeye başlamıştır (Bollen, Mao ve Zeng, 2011; Pang ve Lee, 2008; Zhang, 2008).

Duygu analizi, insan dilinin duygusal ve sosyal yönlerinin anlaşılmasına yardımcı olduğu için psikoloji alanında veya sosyal medya ve müşteri hizmetleri gibi birçok alanda kullanılmaktadır. Örneğin, sosyal medya analizi ile insanların ürünler veya hizmetler hakkındaki görüşleri ölçülebilmekte ve bu görüşlere göre gerekli değişiklikler yapılabilmektedir. Aynı zamanda müşteri hizmetleri için de duygu analizi oldukça önemlidir. Müşterilerin şikayetleri, önerileri ve yorumları incelenerek, müşteri hizmetleri daha iyi hale getirilebilmektedir.

Doğal dil işleme teknolojilerinin gelişmesiyle birlikte, duygu analizi de daha da gelişerek birçok alanda kullanılabilir hale gelmektedir. Günümüzde politik analizlerde, pazar araştırmalarında ve finansal analizlerde dahil olmak üzere geniş bir alanda kullanılmaktadır. Bu nedenle, doğal dil işleme alanındaki en önemli uygulamalardan biri olarak kabul edilmektedir.

2.3.1. Duygu analizi türleri

Duygu analizi, genel olarak, doküman, cümle ve hedef tabanlı olmak üzere üç şekilde gerçekleştirilmektedir. Doküman duygu analizinde, girdiler bir doküman, diğer bir ifade ile cümleler bütünü olarak analiz edilmektedir. Doküman oluşturan cümlelerde birden fazla duygu yer alsa bile doküman tek bir duygu ile etiketlenmektedir. Duygu analizi ile ilgili yapılan ilk çalışmalarda, bir haberin veya ürün yorumunun değerlendirilmesi doküman şeklinde gerçekleştirilmiştir (Cutler, Poterba ve Summers, 1989; Ederington ve Lee, 1993; Turney, 2002). Ancak günümüzde, doküman analizi yetersiz kalmasından dolayı eleştirilmektedir (Behdenna, Barigou ve Belalem, 2016).

Cümle tabanlı duygu analizinde, her bir cümlenin duygusu belirlenmeye çalışılmaktadır. Burada cümleler, tek bir doküman olarak varsayılmaktadır. Bazı çalışmalar, cümlelerin nötr olarak görünmesine rağmen öznellik (pozitif/negatif) içerdiğini, bu nedenle cümlelerin ikili (pozitif/nötr) olarak sınıflandırılmasını savunmaktadır (Rushdi Saleh vd., 2011; Wilson, Wiebe ve Hwa, 2004).

Hedef tabanlı duygu analizi ise herhangi bir özneye bağlı analizin gerçekleştirilmesidir (Rushdi Saleh vd., 2011). Örneğin, internet üzerinden alınan bir dijital kamera için yapılan yorumlarda fotoğraf kalitesi, büyüklüğü, şarj süresi vb. özne olarak alınıp, hedef tabanlı duygu analizi gerçekleştirilebilir. Fotoğraf kalitesi “pozitif” olarak sınıflandırılırken şarj süresi hakkında “negatif” duygu olduğu tespit edilebilir. Hedef tabanlı duygu analizi, daha çok online olarak satın alınan bir ürün, sinema veya dizi hakkında yapılan yorumların ve derecelendirmelerin analizinde kullanılmaktadır (Hu ve Liu, 2004; Liu, 2020).

2.3.2. Duygu analizinin eksiklikleri

Duygu analizi, metin, ses, video ve görüntüler üzerinden gerçekleşmekle birlikte, yapılan araştırmalar daha çok metin üzerine yoğunlaşmıştır. Ancak metinlerin duygu analizi, İngilizce dışındaki dillerde henüz başlangıç aşamasında olup, duygu analizi süreci daha kısıtlı ilerlemektedir. Bu nedenle metinlerin duygu analizi sürecinde bazı zorluklar ve kısıtlamalar yer almaktadır (Dehkharghani, 2015; Dehkharghani vd., 2017; Liu, 2012, 2020). Bunlar kısaca şu şekilde açıklanabilir:

- Dillerde yer alan bazı ifadeler, kendilerinden önce veya sonraki ifadelerin duygu durumlarına etki etmektedir. İngilizcedeki “no” ve “not” ifadeleri ile Türkçede yer alan “değil” ifadesi buna örnek olarak gösterilebilir,

- Dillerde yer alan bazı ifadeler, kendilerinden sonraki ifadelerin duygu durumunu güçlendirip (intensifiers) zayıflatırlar (diminishers). İngilizcedeki “very” ve “more” ifadeleri ile Türkçedeki “çok” ve “bayağı” ifadeleri buna örnek olarak gösterilebilir,
- Bazı ifadeler, soru şeklinde yazılsa da onaylayıcı soru olarak duygu ifade edebilmektedir. Örneğin, “O film sevilmez mi!” ifadesi, soru cümlesi olarak görünmesine rağmen filmin sevildiğine dair pozitif duygu durum içeren bir cümledir,
- Bazı cümleler pozitif veya negatif gibi görünmekte ancak aslında ironi ve kinayeli ifadeler içermektedir. Literatürde bazı çalışmalar, ünlem, soru, üç nokta gibi noktalama işaretleri ile emoji ve büyük harfle yazılan ifadelerin ironiyi temsil ettiğini kabul etmektedir (Davidov, Tsur ve Rappoport, 2010; Neviarouskaya, Prendinger ve Ishizuka, 2010; Thelwall vd., 2010). Ancak dilin dinamik yapısı ve yazarın dil kullanımına bağlı olarak ironik ve kinayeli ifadeler çok farklı şekilde yazılabilmektedir. Bu nedenle, bu ifadelerin duygu analizi ile tamamen doğru bir şekilde sınıflandırılması çok zordur,
- Dillerdeki bazı ifadelerin duygu durumu nötr olarak görünse bile arka plan bilgisinden (background knowledge) dolayı gerçekte pozitif veya negatif duygu durumuna sahip olabilirler. Örneğin, “89-73 öne geçtiler.” cümlesi, cümleyi yazan ve okuyan tarafından arka planda konunun bir maç olduğu, hatta basketbol maçı olduğu bilgisine dayanmaktadır. Buradan, karşı takımın yenmesi pozitif bir duygu durum belirtirken, tutulan takımın yenilmesi ile negatif bir duygu durum ifade etmektedir. Arka plan bilgisi, doğal dil işleme ve duygu analizi süreçlerindeki en büyük problemlerden birisidir,
- Dillerde yer alan deyim ve atasözleri, cümlelerin gerçek anlamından farklı bir anlam ifade etmektedir ve doğal dil işleme alanında başlı başına bir araştırma konusudur. Örneğin, Türkçede yer alan “etekleri zil çalmak” deyimini, gerçek anlamında nötr bir duygu durumuna sahipken, bu deyim pozitif bir durumu ifade etmektedir. Bu sebeple, deyim ve atasözleri, duygu analizi sürecinde hatalı duygu durumlarının belirlenmesine neden olabilir. Williams vd. (2015), İngilizcede yer alan toplam 580 deyim için duygu

sınıfı belirlemişler ve bu duygu sınıfları ile analizin performansında büyük bir artış olduğunu tespit etmişlerdir. Ancak İngilizce dışındaki dillerde deyim ve atasözlerinin duygu sınıflarını tespit eden çalışma bulunmamaktadır. Bu sebeple, bu ifadeler duygu analizinde büyük zorluklara neden olmaktadır,

- İnternet ve sosyal medya içerikleri, büyük bir çoğunlukla dil kurallarına uymayan bir şekilde yazılmaktadır. Bunun yanında internette, sosyal medyalara özel jargonlar bulunmakta, içerikler farklı diller bir arada kullanılarak yazılmakta (örneğin, Türkçe ve İngilizce ifadeleri bir arada kullanma) veya popüler kültüre göre kısaltmalar oluşturulmaktadır. Bu durum, içeriklerin duygu durumunun belirlenmesinde araştırmacılara büyük zorluklar çıkarmaktadır,
- Doğal dil işleme ve duygu analizi, ilk olarak İngilizce için denenmiştir. Daha sonra geliştirilen yöntemler de öncelikli olarak İngilizceye yöneliktir. Bu durum, geliştirilen yöntemlerin ve yaklaşımların, diğer dillere uyarlanmasında problemlere yol açmaktadır. Bu problemlerden kaçınmak isteyen araştırmacılar, kendi dillerindeki metinleri İngilizceye çevirme veya halihazırda gelişmiş yöntemlere sahip olan İngilizce dilindeki metinleri analiz etme yolunu tercih edebilmektedir.

Duygu analizinin genel zorluklarının yanında Türkçenin dil yapısından kaynaklı, Türkçe metinlerin duygu analizinin ilave zorlukları bulunmaktadır (Aydın ve Güngör, 2021; Çetin ve Eryiğit, 2018; Oflazer ve Saraçlar, 2018). Bunlar:

- Türkçe kelimelerin duygu analizi yapılmadan önce biçim bilimsel (morphological) yapısına dikkat edilmesi gerekmektedir. Örneğin, “iştahsız” kelimesi, “-sız” ekinden dolayı negatif bir duygu duruma sahipken, kök kelime olan “iştah” genellikle pozitif olarak kabul edilir. Bu nedenle Türkçede ekler bir kelimenin duygu durumunu değiştirebileceğinden sadece kök kelimelerin incelenmesi, yanlış etiketlere neden olabilir,
- Türkçe cümlelerin dil yapısı genel olarak özne + nesne + yüklem şeklinde dizilişe sahip olsa da hem günlük konuşma da hem de sosyal medya

içeriklerinde daha serbest dizilişler kullanılmaktadır. Bu durum, özellikle cümle ve hedef tabanlı duygu analizinde problemlere neden olmaktadır,

- Bazı Türkçe sosyal medya içeriklerinde Türkçe karakterlerin kullanılmaması (örneğin, koştum – kostum) ve Türkçe bir kelimenin yerine İngilizce karşılığının kullanılması (örneğin, güzel – beautiful), duygu analizi sürecinde kelimelerin duygu durumunun belirlenmesini güçleştirmektedir,
- Sosyal medya içeriklerinde kullanıcılar bazen tekrar eden karakterler kullanabilmektedir. Bu durum kelimenin duygu durumunun belirlenememesine veya duygunun gücünün yükselmesine neden olabilir. Örneğin, “muhteşemmmmm” ifadesinin duygu durumu aşırı pozitifdir. Ancak karakter tekrarı bu ifadenin anlamsız ve sonuç olarak nötr olarak işaretlenmesine neden olmaktadır,
- İngilizce ve benzeri yapıdaki dillerde bir ifade birden fazla kelimeden oluşurken Türkçede tek bir kelime yeterli olabilmektedir. Örneğin, “She/He can not join” cümlesi Türkçede “katılamaz” şeklinde ifade edilmektedir. Bu nedenle İngilizce üzerine geliştirilen duygu analizi tekniklerinin Türkçe gibi yapısal farklılığı olan dillerde kullanılması hatalı analize neden olabilir.

2.3.3. Duygu analizi öncesi metin ön işleme süreci

Elde edilen metinlerin birçoğu duygu analizinde hemen kullanılabilecek yapıda değildir. Özellikle sosyal medyada yer alan metinlerin dil kurallarına uymaması, internet işaretlerinin yer alması (@, #, RT gibi) nedeniyle düzenlenmesi gerekmektedir. Metinlerin analize uygun hale gelecek şekilde düzeltilmesine “metin ön işleme” adı verilmektedir. Metin ön işlemede, doğal diller için oluşturulan dil kütüphanelerinden yararlanılmaktadır (Kwartler, 2017).

Modüller, içerisinde fonksiyonları, sınıfları veya değişkenleri barındıran bir dosyalardır. Birden çok modülün birleşmesi ile paketler, birden çok paketlerin birleşmesi ile de kütüphaneler oluşmaktadır. Dil kütüphaneleri de doğal dillerin özelliklerine göre geliştiriciler tarafından oluşturulan ve geliştirilen modüller ve paketleri içermektedir. Günümüzde en fazla kullanılan dil kütüphaneleri, NLTK, Textbob, Gensim, Pattern ve SpaCy’dır. Ancak bu kütüphaneler İngilizce için geliştirilmiştir. Türkçe için geliştirilen

dil kütüphaneleri ise SentiTurk, Zemberek ve Kefir ile NLTK'in Türkçe paketinden oluşmaktadır.

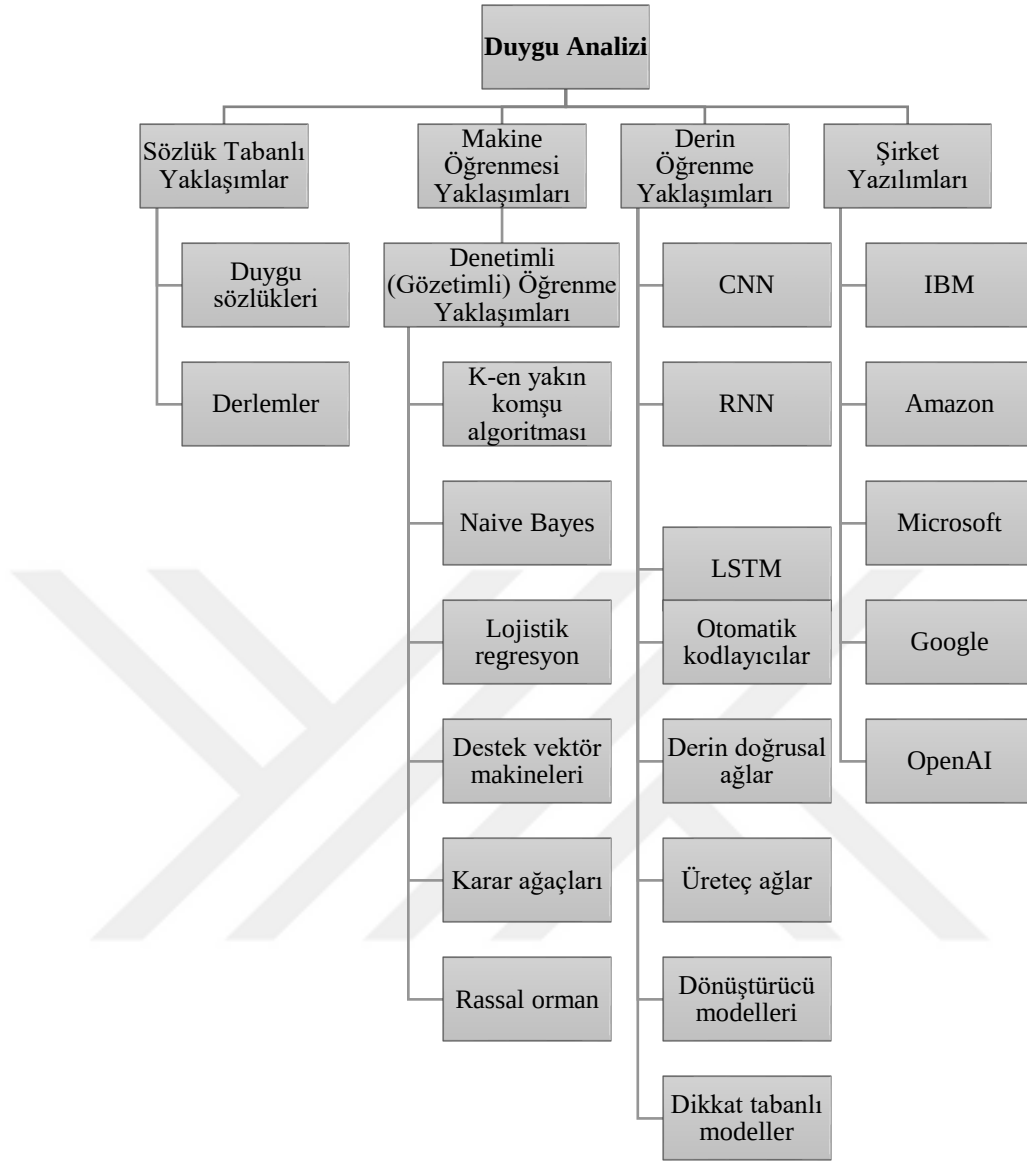
Metin ön işleme, metin normalizasyonu, işaretlere bölme (tokenize etme – tokenization), metin temizleme, gövdeleme ile baş sözcük çıkarma (stemming ve lemmatization) aşamalarından oluşmaktadır (Haddi, Liu ve Shi, 2013; Kumari, 2021):

- *Metin Normalizasyonu (Text Normalization)*: Kuraldışı kelimelerin düzeltilmesi, dilin gramerine uygun hale getirilmesi veya metinden çıkarılması, yazım hatalarının düzeltilmesi, tüm kelimelerin küçük harfe veya büyük harfe çevrilmesi şeklinde yapılmaktadır,
- *Metin Temizleme (Text Cleaning)*: Metin içinde yer alan ancak herhangi bir bilgi taşımayan noktalama işaretleri, numaralar, özel karakterler, semboller ve etkisiz kelimelerin (stop words) metin içinden çıkarılmasıdır. Etkisiz kelimeler, metinlerin anlamına katkıda bulunmayan yazım dilinde çok sık kullanılan kelimelerdir. İngilizce 'de, “a”, “an”, “the”, “or” gibi kelimeler; Türkçe'de ise “ve”, “için”, “ama”, “acaba” bu kelimelere örnek verilebilir,
- *Gövdeleme (Stemming) ve Baş Sözcük Çıkarma (Lemmatization)*: Gövdeleme işlemi, metinde geçen kelimelerin kökünü bulma ve bütün eklerinden (yapım ve çekim eki) ayırma işlemidir. Baş sözcük çıkarma ise sadece çekim eklerini çıkarma ve kelimenin gövdesini bulma işlemidir. Bu süreçte amaç, kelimelerin her birini standart forma çevirmektir. Ancak bazı durumlarda bu işlemler kelimenin anlamını değiştirerek veriye zarar verebilmektedir. Özellikle duygu analizinde kelimenin yapım ekinin çıkarılması, yanlış sınıflandırmaya neden olabilmektedir. Örneğin, “Bugün pay senedi fiyatı çok dengesizdi.” cümlesindeki “dengesizdi” kelimesine gövdeleme ve baş sözcük çıkarma işlemleri yapıldığında, gövdeleme işlemi hem çekim hem de yapım ekini çıkararak sadece “denge” kelimesinin kalmasını sağlayacaktır. Bu durum pozitif anlama neden olmaktadır. Ancak baş sözcük çıkarma işleminde “dengesiz” kelimesi kalacak ve negatif anlama sahip olacaktır. Bu nedenle gövdeleme ve baş sözcük çıkarma işlemleri için derin dil bilgisine sahip kütüphanelerin kullanılması gerekmektedir,

- *Tokenize Etme (Tokenization)*: Token, ham halde bulunan, işlem görmemiş metinler içerisindeki parçalardır. Bilgisayarların metinlerin işleyişini anlamlandırabilmeleri için tokenize etme ihtiyaçları bulunmaktadır. Bir metin içindeki cümleler, cümle içindeki kelimeler, noktalama işaretleri, semboller veya sayılar token olabilir. Tokenize etme işlemi ise metin veya cümlelerdeki tokenlerin çıkarılma işlemidir. Cümle tokenize etme işlemi, metinleri cümlelere ayırmak için yapılmaktadır ve bu ayırma işlemi için noktalama işaretlerinden faydalanılmaktadır. Kelime tokenize etme işlemi ise cümleleri anlamlı kelimelere ayırma işlemidir ve boşluk, noktalama işaretleri ve sembollerden yararlanılmaktadır. Tokenize etme işlemi, analizin devamı için en önemli aşamalardan biridir. Tokenleri tespit etmeden metinden bilgi çıkarmak mümkün değildir.

2.3.4. Duygu analizinde kullanılan yaklaşımlar

Duygu analizinde kullanılan yaklaşımlar genel olarak sözlük tabanlı yaklaşımlar ve makine öğrenmesi yaklaşımları olmak üzere iki ana grupta sınıflandırılmaktadır (Avaço ve Nunes, 2014; De Oliveira Carosia, Coelho ve Da Silva, 2021). Ancak son dönemlerde yapay sinir ağlarına dayalı olan derin öğrenme yaklaşımları ve büyük teknoloji şirketleri tarafından geliştirilen yazılımlar da duygu analizlerinde yer almaktadır (De Oliveira Carosia vd., 2021; Malandri vd., 2018). Bu nedenle, duygu analizinde kullanılan yöntemleri, sözlük tabanlı yöntemler, makine öğrenmesi yöntemleri, derin öğrenme yöntemleri ve şirket yazılımları olmak üzere dört gruba ayırmamız daha doğru olacaktır (Şekil 2.1). Çalışmada sözlük tabanlı yaklaşım kullanıldığından diğer duygu analizi yöntemleri detaylıca açıklanmamıştır.



Şekil 2.1: *Duygu Analizi Yaklaşımları*

Sözlük tabanlı yaklaşımlarda (Lexicon-based approach) içeriğindeki terimlerin duygu yönünü ve duygu skorunu bulunduran duygu sözlüklerine (sentiment lexicon or opinion lexicon) veya derlemlere (corpus) ihtiyaç duyulmaktadır. Genellikle bu tür sözlük ve derlemlerde, her bir kelimeye üç farklı duygu için (pozitif, negatif ve nötr) duygu skoru atanmaktadır. Duygu sözlükleri ile yapılan duygu analizi çalışmalarının sonuçları, kullanılan sözlüğün başarısı ile doğrudan orantılıdır. Sözlük tabanlı yaklaşımlar, kelimeleri kullanıma hazır olarak sundukları için daha pratiktir ancak duygu analizinin başarısını da sözlüğe göre sınırlamaktadır. Duygu analizi çalışmalarında hazır duygu

sözlükleri kullanılabileceği gibi kullanıcılar tarafından derlem oluşturularak da analiz gerçekleştirilebilmektedir.

Sözlük tabanlı duygu analizinde, sözlükte yer alan her bir terimin duygu yönü ve skor değeri yer almaktadır. Metinde yer alan her ifadeler de bu duygu sözlüğünde aranarak yönü ve skoru belirlenir. Genellikle pozitif ifadeler için pozitif sayılar, negatif ifadeler için negatif sayılar ve nötr ifadeler için 0 sayısı atanmaktadır. Metindeki ifadelerden elde edilen toplam skor sıfıra eşit çıkarsa metnin duygu durumu nötr, sıfırdan büyükse pozitif, sıfırdan küçük ise negatif olarak sınıflandırılır (Sağlam, 2019).

Duygu sözlükleri, manuel, otomatik ve bu ikisinin kombinasyonundan yarı-otomatik şekilde oluşturulabilir. Manuel olarak oluşturulan sözlüklerde, kelimelere ve ifadelere duygu durumu ve duygu skoru genellikle dil veya alan uzmanlarınca elle atanmaktadır. Manuel duygu sözlükleri, uzmanlar tarafından oluşturulduğu için daha kalitelidir ancak bazı durumlarda alanında uzman kişiler tarafından yapılmadığında hataya sebep olabilmektedir. Bunun yanında manuel duygu sözlükleri elle atama yapıldığından dolayı daha fazla zaman almakta olup emek yoğun ve masraflı bir sürece sahiptir.

Stone vd. (1966) tarafından oluşturulan General Inquirer ve Wilson, Wiebe ve Hoffmann (2005) tarafından oluşturulan MPQA duygu sözlükleri, manuel şekilde oluşturulan duygu sözlüklerinin en büyük örnekleridir. Otomatik duygu sözlükleri ise çeşitli kaynaklar kullanılarak oluşturulmaktadır. Bu kaynaklar, yapılarına göre derlemler olarak sınıflandırılmaktadır.

- *Duygu sözlükleri:* Duygu sözlüklerinde öncelikle duygu yönü halihazırda bilinen sözcüklerden manuel olarak bir tohum sözcük kümesi (set of seed words) oluşturulmaktadır. Daha sonra da bu sözcüklerin eş anlamlılarına ve zıt anlamlarına sözlük ve WordNet gibi dil kaynaklarından bakılarak küme genişletilmektedir. Bu şekilde süreç yenilenerek her yeni bulunan kelime tohum kümesine eklenir ve daha fazla yeni kelime bulunamadığında sona erer. WordNet'te bulunan eş anlamlılar kümeleri (synsets), kavramsal ve sözlüksel ilişkilerle birbirine bağlanmaktadır. Örneğin, İngilizce WordNet'te “menkul kıymetler piyasası”nın (securities market) eş anlamlı kümesinde “borsa” (stock exchange) yer almaktadır. Sözlük temelli oluşturulan duygu sözlüğünde önce “menkul kıymetler piyasası”nın tohum

sözcük kümesine eklenip duygu yönünün tanımlandığını varsayarsak eşanlamlısı olan “borsa” kelimesi de aynı duygu yönüne sahip bir şekilde kümeye eklenecektir. Bu şekilde kelimelerin veya ifadelerin eşanlamlı ve zıt anlamlılarının duygu durumları tanımlanarak duygu sözlüğü oluşturulmaktadır (Bos ve Frasincar, 2022; Heerschop vd., 2011; Liu, 2012).

Duygu sözlükleri, kapsamına göre iki grupta sınıflandırılmaktadır. Bunlardan ilki olan genel duygu sözlükleri (domain-independent), kelimelerin genel anlamına göre duygu yönü ve skorunun yer aldığı sözlüklerdir. Genel duygu sözlükleri, birçok çalışma için temel bir kütüphane niteliğinde olsa da terimlerin alana özel (örneğin; eğitim, spor, ekonomi) anlamlarını göz ardı ettiğinden dolayı duygu analizinde hatalı duygu durumlarına neden olduğu için eleştirilmektedir (Bos ve Frasincar, 2022; Dehkharghani vd., 2016).

Stone, Dunphy ve Smith (1966) tarafından oluşturulan General Inquirer, İngilizce için geliştirilen ilk genel duygu sözlüklerinden biridir. WordNet (Miller, 1995) ise duygu sözlüklerinin oluşturulmasında kullanılan en temel dil kütüphanesidir. En kapsamlı ve en çok kullanılan İngilizce duygu sözlüğü olan SentiWordNet, WordNet kütüphanesine dayanarak geliştirilmiştir (Baccianella vd., 2010; Esuli ve Sebastiani, 2006). SentiWordNet duygu sözlüğü halen geliştirilmekte olan en büyük duygu sözlüğü olup 0 ile 1 ve -1 arasında duygu skorlarına ve pozitif, negatif ve nötr duygu durumuna sahip toplam 206.000 terimi içermektedir. SentiWordNet’in yanında Opinion Lexicon (Hu ve Liu, 2004), WordNet-Affect (Strapparava ve Valitutti, 2004), SenticNet (Cambria vd., 2010) ve SentiSense (Albornoz, Plaza ve Gervás, 2012), WordNet’e dayalı olarak geliştirilen diğer başlıca İngilizce duygu sözlükleridir.

Türkçe için oluşturulan ilk genel duygu sözlüğü, SentiTurkNet’tir (Dehkharghani, 2015; Dehkharghani vd., 2017). Türkçe WordNet (Bilgin, Çetinoğlu ve Oflazer, 2004) ve İngilizce WordNet (Miller, 1995) dil kütüphanelerine dayalı olarak geliştirilen SentiTurkNet için SentiWordNet ve SenticNet İngilizce duygu sözlüklerinden de yararlanılmıştır. Toplam 13.527 eşanlamlılar kümesi (synsets) önce manuel bir şekilde pozitif,

negatif ve nötr olarak etiketlenmiş, daha sonra lojistik regresyon, ileri beslemeli sinir ağları (Feed-Forward Neural Networks, NN) ve destek vektör makineleri (Support Vector Machines, SVM) yöntemleri ile sınıflandırılarak yarı-otomatik polarite sözlüğü meydana getirilmiştir.

Kapsamına göre sınıflandırmada yer alan diğer duygu sözlükleri ise terimleri konusuna veya alanına özgü olarak sınıflandıran (domain-dependent or specific-domain dependent) özel duygu sözlükleridir. Bu sözlükler, terimlerin kullanıldığı alana özgü anlamlarını dikkate almaktadır. Örneğin, genel duygu sözlüklerinde “büyük” kelimesi genel olarak pozitif olarak ele alınmaktadır. Ancak “büyük” kelimesi bir otel odası için pozitif bir anlam taşıırken, bir kameranın bataryası için negatif duyguyu ifade edebilir. Bunun yanında kültüre veya dile özgü (culturally-dependent or language-dependent) sözlükler de aynı özelliğe sahiptir. “Atatürk” kelimesi diğer kültürler veya diller için nötr anlamdayken Türkçede pozitif bir duygu durumuna sahiptir. Bu farklılıklar sebebiyle, özellikle duygu analizi yapılırken alana özgü veya kültüre özgü özel duygu sözlüklerinin kullanılmasının daha doğru sonuçlar vereceği düşünülmektedir (Dehkharghani vd., 2016).

Loughran ve Mcdonald (2011), ABD Menkul Kıymetler ve Borsa Komisyonu (SEC)’ndan alınan 10-K formlarını⁴ kullanarak finans alanına özgü ilk İngilizce duygu sözlüğü oluşturmuşlardır. 8.341 şirkete ait toplam 50.115 formun “Yönetim Tartışması ve Analizi” (Management Discussion and Analysis) bölümleri ile Harvard Psikososyoloji Sözlüğü’nden (Harvard Psychosociological Dictionary) yararlanarak manuel sınıflandırma yapmışlardır. Formlarda yer alan kelimeleri ve ifadeleri negatif, pozitif, belirsiz, ihtilafli, tipik pozitif ve tipik negatif olmak üzere altı duygu kategorisinde sınıflandırmışlardır. Jegadeesh ve Wu (2013), Loughran ve Mcdonald (2011) tarafından sınıflandırılan negatif ve pozitif kelimeleri ele alarak yine 10-K formlarını inceleyerek bir finans duygu sözlüğü

⁴ Form 10-K, ABD Menkul Kıymetler ve Borsa Komisyonu tarafından şirketlerden talep edilen ve şirketlerin tarihini ve organizasyon yapısı, finansal tablolarını içeren ve finansal performansını özetleyen formlardır.

oluşturmuşlar ancak Loughran ve McDonald (2011)'dan farklı olarak terim ağırlıklarını da hesaba katmışlardır.

- *Derlemeler:* Derleme dayalı duygu sözlüklerinde ise halihazırda duygu yönü etiketlenmiş bir derlem (corpus) kullanılmaktadır. Bu yaklaşımda, sözlüğe dayalı yaklaşım gibi bir tohum sözcük kümesi de kullanılabilir. Ancak burada sözlük veya WordNet gibi dil kaynakları yerine derlem kullanılarak küme genişletilmektedir. Bu derlemeler, genel olarak etiketlenmiş film yorumlarını (beğeni için puan/yıldız verme), e-ticaret sitelerindeki değerlendirmeleri (beğeni için puan/yıldız verme) veya finans alanı için düşünüldüğünde StockTwits paylaşımlarını (bullish/bearish – iyimser/kötümser) içermektedir. Buradan hareketle, derlemeler belirli bir alan için etiketlenmiş veri içerdiğinden dolayı, derleme dayalı yaklaşımların daha çok özel duygu sözlükleri oluşturulurken kullanıldığı görülmektedir (Bos ve Frasincar, 2022; Sağlam, 2019).

Bunun yanında hem sözlük hem de derleme dayalı yaklaşım kullanılarak da duygu sözlüğü oluşturulmaktadır. Duygu sözlükleri, kelimelerin genel anlamını ele aldığından dolayı alana bağlı anlamları vermemektedir. Derlemeler ise derlemeler çok büyük olmadığı sürece, kelime anlamlarını derleme özgü olarak kısıtlamaktadır. Hu ve Liu (2004), her iki yaklaşımı da kullanarak dezavantajlarını gidermeye çalışmıştır. Tüketici değerlendirmelerinden oluşan derlemelerden sıfatları ayırmışlar, bunun yanında halihazırda duygu yönü bilinen sıfatlardan bir tohum sözcük kümesi oluşturmuşlar ve WordNet ile kümeyi genişletmişlerdir. Bu şekilde hem derlemelerden hem de tohum kümesinden elde edilen sıfatlarla duygu sözlüğü oluşturmuşlardır.

ÜÇÜNCÜ BÖLÜM

3. SOSYAL MEDYA VE FİNANSAL HABERLERİN PİYASALARLA İLİŞKİSİ: LİTERATÜR TARAMASI

Finansal piyasalardaki bilgi akışı, yatırımcı kararlarını önemli ölçüde etkileyen karmaşık bir yapıya sahiptir. Sayısal ve metinsel olmak üzere iki ana kategoride incelenen bu bilgiler, piyasa dinamikleri ve fiyat oluşum süreçleri üzerinde farklı etkilere sahiptir. Sayısal bilgiler, gelecekteki piyasa hareketlerini ve koşullarını tahmin etmede ekonometrik modeller aracılığı ile kullanılmaktadır. Ancak metinsel bilgilerin analizi, genellikle daha sübjektif bir yaklaşım gerektirebilmektedir. Sayısal bilgilere dayalı modeller, yüksek frekanslı veri setlerinde veya birden fazla finansal varlık için oluşturulabilmektedir. Ancak metinsel bilgilerin analiz süreci, farklı haber sağlayıcıların farklı terminoloji kullanmasından dolayı daha farklı ilerleyebilmektedir. Metinsel bilgilerdeki bir diğer problem, piyasanın bu bilgiye ne kadar sürede tepki vereceğinin bilinmemesidir. Örneğin, Patell ve Wolfson (1984), temettü ve kazanç duyurularının ardından ilk 10 dakika, yatırımcıların aşırı tepki verdiğini ve volatilitenin ertesi güne kadar sürdüğünü belirtmektedir. Ederington ve Lee (1995) ise döviz kuru vadeli piyasasının yeni bir makroekonomik bilgiye tepki verme hızının ortalama olarak 10 saniye olduğunu söylemiştir.

Makroekonomik bilgilerin yayınlanma zamanlarının önceden belirlenmiş olması, bu tür bilgilere erişimde bir düzenlilik ve tahmin edilebilirlik sağlamaktadır. Ancak finansal varlıklara ait çoğu metinsel bilgi, önceden belirlenmemektedir ve bu nedenle yatırımcıların yeni bilgilerin ne zaman mevcut olacağını fark etmesi için sürekli olarak takip etmeleri gerekmektedir (Robertson, Geva ve Wolff, 2007). Ancak Oberlechner ve Hocking (2004), çok fazla bilgi bulunduğu için, bir kişinin tek bir finansal varlık için bile tüm bilgileri takip etmesinin imkânsıza yakın olduğunu söylemiştir. Bu durum, finansal piyasalardaki bilgi işleme süreçlerinin daha derinlemesine incelenmesinin önemini artırmaktadır.

Finansal piyasalardaki bilgi akışının ve bu bilgilerin piyasa davranışları üzerindeki etkilerinin anlaşılması, literatürde çeşitli teoriler ve bulgularla ele alınmıştır. Yapılan çalışmalar, metinsel bilgilerin piyasalar üzerindeki etkisini doğrulamış ve finansal piyasalardaki bilgi işleme süreçlerinin karmaşıklığını ve önemini vurgulamıştır. Bu bölümde de finansal piyasalardaki metinsel bilgilerin işleniş ve fiyat dinamiklerinin

oluşum süreçlerinin farklı bakış açıları ve yöntemlerle nasıl ele alındığı değerlendirilmiş ve dört alt başlık altında incelenmiştir.

3.1. Etkin Piyasalar Hipotezi'nin (EPH) Geçerliliği ile İlgili Literatür Taraması

Etkin Piyasalar Hipotezi (EPH), finansal piyasaların etkinliğinin çeşitli yönlerini inceleyen birçok ampirik ve teorik çalışmanın odağı olmuştur (Yun, 2021). Bu çalışmalar, piyasaların etkinliği üzerinde çeşitli faktörlerin etkisini değerlendirmiştir ancak piyasaların etkinliği birçok faktöre bağlı olduğundan ortak bir sonuca ulaşamamıştır (Malkiel, 2003; Shefrin, 2007; Shleifer, 2000; Thaler, 1992).

Yakın dönemde yapılan çalışmalar ise finansal haberlerden ve sosyal medya paylaşımlarından duygu analizi kapsamında bilgi çıkarımı yapmış ve EPH'yi ve piyasaların etkinlik formlarını sorgulamıştır. Bu çalışmalar, EPH'nin geçerliliğini ve finansal piyasaların dinamiklerini, geleneksel yöntemlerin ötesinde duygu analizi ile değerlendirmektedir.

Fung vd. (2003), piyasaların mevcut olan tüm bilgileri anında yansıttığı varsayımına dayalı olarak, finansal haberleri pay senedi fiyat eğilimleriyle, diğer bir ifadeyle fiyat trendleriyle ilişkilendirmeye çalışmışlardır. Bu sebeple, Ekim 2002-Nisan 2003 tarihleri arasında Heng Seng Endeksi'nde yer alan 33 pay senedinin fiyatları ile bu pay senetlerine ait toplam 600.000 günlük haberi toplamışlardır. Haberlerin sınıflandırılmasında Destek Vektör Makineleri (SVM) yöntemini kullanmışlar ve haberleri yükseliş ve düşüş trendine işaret etmesine göre etiketlemişlerdir. Bu sınıflandırmaya göre oluşturulan stratejide, eğer yaklaşan trendin tahmini pozitifse, pay senedinin hemen satın alınıp bir gün sonra satılması; trendin tahmini negatifse hemen satılıp ertesi gün geri satın alınması benimsenmiştir. Oluşturulan strateji ile satın al ve elde tut stratejisi karşılaştırıldığında daha fazla kazanç sağlandığı görülmüştür. Buradan hareketle, halka duyurulan finansal haberler sayesinde normal üstü getiri sağlanabildiği için Hong Kong pay piyasasının zayıf formda etkinlik gösterdiği sonucuna ulaşılmıştır.

Mittermayer (2004), yaptığı çalışmada haberleri sınıflandıran ve buna göre yatırım stratejisi öneren NewCATS adında bir sistem ortaya atmıştır. SVM'ye dayalı olarak kurulan sistemde haberler, ilk 60 dakika içinde %3 artış ve azalışa neden olmalarına bağlı olarak iyi ve kötü olarak sınıflandırılmış, geri kalanlar ise nötr olarak kategorize edilmiştir. 2002 yılında yayınlanan haberler toplanmış ve eğitim veri seti olarak kullanılmıştır. 2003 yılı test edildiğinde ise bir pay senedi ile ilgili bir haber

yayınlandıktan sonraki ilk 60 dakikada NewCATS sistemine göre yapılan piyasa işlemlerinin rassal yürüyüş modeline göre daha fazla kazandırdığı görülmüştür. Mittermayer ve Knolmayer (2006), bu çalışmayı geliştirmişler ve veri frekansını 15 dakikaya düşürmüşlerdir. Çalışmada, eğitim veri setine “belirsiz” kategorisi eklemişler ve belirsiz olan haberleri analizden çıkarmışlardır. Çalışmanın sonucuna göre rassal yürüyüş ortalama olarak %0 kazandırırken NewCATS %0,23 kazanç sağlamaktadır. Ancak iki çalışmada da işlem ücretleri göz ardı edilmiştir.

Zhang ve Skiena (2010), haberleri ve Twitter verilerini içeren 2005-2009 arasındaki verileri toplamışlar ve NYSE piyasasında yer alan şirketlerin getiri ve işlem hacimleri ile ilişkilerini incelemişlerdir. Çalışmada haberlerin duygu skorları ile getiri ve işlem hacimleri arasında pozitif bir korelasyon olduğu ancak bu korelasyonunu bir gün sonra kaybolduğu belirlenmiştir. Ancak Twitter paylaşımları ile olan korelasyon ertesi gün de devam etmektedir. Buradan hareketle, haberlerin ele alındığı durumda zayıf formda etkinlik mevcutken Twitter paylaşımları ele alındığında daha yüksek bir etkinlik formunun mevcut olabileceği söylenmektedir.

Kleinnijenhuis vd. (2015) 2010 yılında gerçekleşen BP’nin Deepwater Horizon petrol sızıntısı ile BP’nin pay senedi fiyatları arasındaki ilişkiyi incelemişlerdir. Çalışmada, ABD medyasında çıkan haberler, BP tarafından yayınlanan basın duyuruları ve toplumsal farkındalığı ölçmek için de Google aramaları ele alınmıştır. Araştırmacılar, BP basın duyurularının pay fiyatlarını pozitif yönde, haberlerin ve Google aramalarının ise negatif yönde etkilediği sonucuna ulaşmışlardır. Kleinnijenhuis vd. (2015) ayrıca analiz döneminde BP pay senedi fiyatlarının kendi geçmiş fiyatlarına da bağlı olduğunu ve çalışma sonuçlarının EPH varsayımlarını geçersiz kıldığını söylemişlerdir.

Zubair ve Cios (2015) S&P 500 endeksi ve ilgili haberleri inceledikleri çalışmada General Inquirer (Stone vd., 1966) duygu sözlüğünü kullanmışlar ve haberleri pozitif, negatif ve nötr olmak üzere üç sınıfa ayırmışlardır. Çalışmada pozitif haberler ile borsa endeksi arasında herhangi bir ilişki olmadığı ancak negatif haberlerin daha fazla duyarlılığa sahip olduğu için yüksek negatif etkiye sahip olduğu gözlemlenmiştir. Böylece negatif haberlere dayalı olarak düşük riskli yatırım stratejileri oluşturularak fiyat tahmini yapılabileceği ifade edilmiştir. Bunun yanında çalışmada, EPH’nin “mevcut ve bilinen tüm bilgilerin fiyata yansdığı” hipotezindeki “bilinen tüm bilgilerin” duygu analizini de içerdiği belirtilmektedir.

Zhang (2015) doğal gaz fiyatları ile Thomson Reuters News Analytics (TRNA)’te yer alan ilgili haberler arasındaki ilişkiyi incelemiştir. TRNA’da haberlerin metinlerini okuyan ve her birine bir duygu skoru atayan bir algoritma yer almaktadır. Zhang (2015), 2003-2012 tarihleri arasında hem günlük hem de gün içi fiyatlar için TRNA’daki haberleri öncelikle anahtar kelimelere dayanarak “fiyatla ilişkili” ve “fiyatla ilişkili olmayan” olarak iki gruba ayırmıştır. “Fiyatla ilişkili” olan haberlerin günlük ortalama duygu skoru ile bugünün ve bir önceki günün fiyatları ile güçlü korelasyona sahip olduğu ancak bir sonraki günün fiyatı ile ilişkili olmadığı sonucuna ulaşmıştır. Bunun yanında “fiyatla ilişkili olmayan” haberlerin duygu skoru ile doğal gaz fiyatları arasında bir korelasyon yoktur. Buradan hareketle doğal gaz piyasasının, mevcut fiyatlar geçmiş fiyatları içeren bilgiyi de içerdiğinden dolayı zayıf formda etkinliğe sahip olduğu tespit edilmiştir. Ayrıca pozitif haberler, bugün ve bir gün önceki fiyatlar ile pozitif korelasyona sahipken, negatif haberler de negatif korelasyona sahiptir. Gün içi fiyatlara bakıldığında ise yatırımcıların olumsuz haberlere daha fazla tepki gösterdiği ve mevcut fiyatların tarihsel fiyatlar hakkında tüm bilgiyi yansıtmadığı ve fiyatların tüm haberleri yansıtacak şekilde ayarlanmasının yaklaşık 45 dakika sürdüğü tespit edilmiştir.

De Oliveira Carosia vd. (2021) BOVESPA ile ilgili finansal haberleri ele almışlar ve bu haberlerin duygu analizini yaparak, duygu skorlarına göre yatırım stratejileri oluşturmuşlardır. Sadece pozitif ve negatif sınıflandırmanın kullanıldığı çalışmada pay piyasası ile nedensellik ilişkisini araştırmışlar ve bu ilişkiye göre yatırım stratejilerini test etmişlerdir. MLP, CNN ve LSTM derin öğrenme tekniklerinin kullanıldığı çalışmada, haberlerden elde edilen duyguların aynı günün kapanış fiyatını ve bir sonraki günün açılış fiyatını etkilediği sonucuna ulaşılmıştır. Bunun yanında piyasadaki fiyat hareketlerinin de haberlerin duygularını etkilediği belirlenmiştir. Çalışmada, duygu analizine dayalı olarak oluşturulan haftalık ve 6 aylık yatırım stratejilerinin EPH’yi temel alan satın al ve elde tut stratejisi ile rassal yürüyüş hipotezine göre ortalama olarak daha iyi kazanç sağladığı görülmüştür. De Oliveira Carosia vd. (2021) halka açıklanan finansal haberler ile normal üstü getiri sağlanabildiğinden dolayı Brezilya pay piyasasının zayıf formda etkin olduğunu ifade etmişlerdir.

Sidogi, Mbuva ve Marwala (2021), gün içi fiyatlarda yarı güçlü formda etkinliği test etmek için Amazon şirketinin 5 dakikalık fiyatlarını ve şirketle ilgili finansal haberleri analiz etmişlerdir. Çalışmada Aracı (2019) tarafından geliştirilen ve finansal haberler için

özel ayarlanmış bir duygu analizi modeli sunan FinBERT derin öğrenme tekniği kullanılmıştır. Mayıs-Eylül 2020 dönemi için yapılan analizler sonucu FinBERT ile yapılan fiyat tahmininin sadece geçmiş fiyatlara dayalı olan ve BERT modeli ile yapılan fiyat tahmininden daha iyi performans gösterdiği sonucuna ulaşılmış, gün içi fiyat hareketleri için yarı güçlü formda etkinliğin geçerli olmadığı görülmüştür.

Konstantinidis vd. (2023), Reuters, The Motley Fool ve MarketWatch platformlarından 500 şirkete ait 204,017 tane haber toplamış ve 2015-2021 tarihleri arasındaki günlük tahvil getirilerine etkilerini analiz etmişlerdir. FinBERT modeli ile duygu analizi sonuçlarına dayalı olarak oluşturulan portföylerde haber duyarlılığının kısa vadede azalan bir sinyal verdiği görülmüştür. Ancak özel sektör tahvil getirilerini tahmin edememektedir. Bu durum, piyasanın kamuya açık yeni bilgilerle yanlış fiyatlanmadığını göstermektedir.

3.2. Davranışsal Finans ile İlgili Literatür Taraması

Davranışsal finans, bireylerin ve piyasaların mali kararlarını etkileyen psikolojik faktörleri inceleyen bir alandır. Davranışsal finans literatürü de yatırımcıların duygusal ve bilişsel önyargılarının, piyasa eğilimlerinin ve karar verme süreçlerinin analizine odaklanmaktadır. Bu bağlamda, duygu analizi, yatırımcıların duygusal durumlarını ve piyasalar üzerindeki potansiyel etkilerini anlamak için kullanılan önemli bir araç olarak kullanılmaya başlamıştır.

Hildebrandt ve Snyder (1981), duygu analizini en basit şekliyle Dow Jones 30 şirketlerinin yıllık raporları için uygulamışlardır. Ekonomik koşullara göre 1.977 yılını başarılı, 1.975 yılını başarısız yıl olarak seçmişler ve bu yıllardaki raporlar için 365 negatif ve pozitif kelimeden oluşan bir derlem kullanmışlardır. Bu derleme göre raporları pozitif, negatif ve nötr olarak manuel olarak ayırmışlardır. Bu sınıflandırmaya göre, şirketlerin mali durumuna bakılmaksızın ortaklara gönderilen yıllık raporlarda pozitif kelimeler negatif kelimelerden daha sık kullanılmaktadır. Özellikle başarısız yılda (1975) pozitif ifadeler daha fazla yer almaktadır. Yazarlar buradan hareketle olumsuz bilgileri aşırı olumlu sözcüklerle saklamanın, Polyanna Hipotezi ve aşırı iyimserlik (overoptimism) ile ilişkili olduğunu belirtmişlerdir.

Clatworthy ve Jones (2003), vergi ödemelerine göre İngiltere'deki en başarılı 50 ve en başarısız 50 şirketin 1997 yılındaki yıllık raporlarını incelemişlerdir. Raporları manuel olarak kendileri iyi ve kötü haber şeklinde sınıflandırmışlardır. Buna göre, performansı

iyileşen şirketler, kötü haberlere kıyasla iyi haberlere daha fazla kelime ayırmışlardır. Bu eğilim, performansı düşen şirketler için tersine dönmüş, iyi ve kötü haberleri daha eşit bir şekilde raporlamışlardır. Ancak olumlu ve olumsuz anahtar kelimelerin kullanımı, şirketlerin gerçek performanslarından bağımsız olarak iyi haberleri vurgulama eğilimini göstermektedir. Çalışma, şirketlerin iyi haberler için içsel faktörleri (yönetim kararları gibi) ve kötü haberler için dışsal faktörleri (ekonomik olaylar gibi) suçlamaya daha yatkın olduklarını bulmuştur. Genel olarak, şirket performansından bağımsız olarak, şirketler iyi haberleri kendilerine, kötü haberleri ise dış çevreye atfetmektedirler. Dolayısıyla, raporlar yöneticilerin kendilerini koruyucu bir şekilde kendi lehine önyargı veya kendine atfetme yanılığı (self-serving bias) ile sunulmaktadır.

Tetlock (2007) Wall Street Journal'dan 1984-1999 arasındaki günlük haberleri toplamış ve General Inquirer (Stone vd., 1966) duygu sözlüğünü kullanarak duygu analizi gerçekleştirmiştir. Haberlerin duygu skorunun Dow Jones endeksine etkisi üzerine yapılan VAR modeli sonucunda haberlerdeki yüksek kötümserliğin, piyasa fiyatlarında aşağı yönlü baskıyı ve ardından normal piyasaya dönüşü öngördüğünü ve kötümserliğin (pessimism) yüksek piyasa işlem hacmine neden olduğu sonucuna ulaşılmıştır. Daha sonra yapılan ve karlılık, temettü ödemesi gibi çeşitli değişkenlerin yapıldığı regresyon analizleri ile yüksek duyarlılığın, iyimser yatırımcılar ve spekülörler için çekici olan ancak arbitrajcılar için çekici olmayan pay senetleri (genç, küçük, karlı olmayan, temettü ödemeyen, yüksek volatiliteye sahip, aşırı büyüme potansiyeline sahip ve sıkıntılı pay senetleri) için görece getirileri düşürdüğü sonucu elde edilmiştir. Düşük duyarlılığın ise bu desenleri azalttığı veya tam tersi etki ettiği bulunmuştur. Buradan hareketle çalışma, iyimserlik (optimism) veya kötümserlik (pessimism) gibi eğilimlerinin pay senedi getirileri üzerindeki etkisi olduğunu belirtmektedir.

Henry (2008), ABD'deki telekomünikasyon ve bilgisayar hizmetleri sektöründe yer alan 562 şirketin 1998-2002 yılları arasındaki kazanç duyurularını ve anormal getiriler ile ilişkisini incelemiştir. SEC'ten elde edilen kazanç duyurularının Diction 5.0 yazılımı ile duygu analizi yapılmış ve duyurular pozitif ve negatif olarak (1, -1) ikiye ayrılmıştır. Daha sonra yapılan korelasyon ve panel regresyon analizlerinde, duyuruların duygu tonu ile anormal getiriler arasında korelasyon olduğu ve duygu tonunun getirileri pozitif etkilediğini sonucuna ulaşılmıştır. Bu, daha karlı şirketlerin kazanç açıklamalarının daha pozitif bir ton içerdiğini göstermektedir. Ancak tonun piyasa tepkisine etkisi, kazanç

açıklamalarının tonunun pozitif hale gelmesiyle arttığı, belirli bir noktadan sonra bu etkinin azaldığı belirtilmiş, bu durum, ton değişkeninin karesinin negatif katsayısı ile gösterilmiştir. Bununla birlikte karlı şirketlerin daha kısa ve az karmaşık kazanç açıklamaları yaptığı, kazanç açıklamasının uzunluğu ve sayısal yoğunluğun anormal getirilere olan piyasa tepkisini azalttığı belirlenmiş, pay senetlerinin kurumsal yatırımcılar tarafından sahiplenilme oranının, ton ve anormal getirilerin piyasa etkisine ilişkin bir etkisi olmadığı sonucuna varılmıştır. Bu, ton ve anormal getirilerin piyasa tepkisi üzerindeki etkisinin şirketlerin hissedar yapısındaki kurumsal yatırımcı oranından bağımsız olduğunu göstermektedir. Çalışmanın sonuçları, kazanç performansının olumlu bir şekilde çerçevelenmesinin, yatırımcıların sonuçları referans noktalarına göre artışlar olarak düşünmelerine neden olduğunu öngören Beklenti Teorisi (Prospect Theory) ile açıklanmıştır.

Su vd. (2020), yatırımcı duyarlılığının Çin'deki finansal piyasalar üzerindeki etkisini araştırmışlardır. Çin borsası yatırımcılarının duyarlılığını ölçmek amacıyla, Baker ve Wurgler'ın (2006) yöntemine dayanarak, kapalı uçlu fon indirimleri, dönüşüm oranı ve Çin'in A-pay senedi piyasasından alınan diğer faktörleri dikkate alan Çin için bir yatırımcı duyarlılığı endeksi oluşturmuşlardır. Yatırımcı duyarlılığı endeksinin, genellikle Çin borsası piyasasının eğilimiyle uyumlu olduğu, 2006 ve 2014 boğa piyasalarında yüksek seviyede, 2008 ve 2015 ayı piyasalarında ise düşük seviyede kaldığı belirtilmiştir. Daha sonra yapılan kantil nedensellik testiyle yatırımcı duyarlılığı endeksi ile devlet tahvil endeksi, kurumsal tahvil endeksi, altın fiyatı ve Renminbi/Dolar döviz kuru arasındaki ilişki analiz edilmiştir. Çin'in dalgalı döviz kuru rejimine geçtiği 2005 Temmuz ile 2019 Nisan dönemini kapsayan analiz sonuçları, borsa yatırımcı duyarlılığının devlet tahvili, altın fiyatı ve döviz kuru üzerindeki etkisini ancak kurumsal tahviller üzerinde bir etki göstermediğini ortaya koymuştur. Aşırı iyimserlik veya kötümserlik gibi aşırı durumlarda, nedensellik ilişkisi bulunan piyasaların dalgalanmalara karşı daha savunmasız hale geleceği, sonuçların yatırımcı duyarlılığının piyasa getirileri üzerindeki etkisini gösteren Gürültü Taciri Modeli'yle (Noise Trader Model) tutarlı olduğu belirtilmiştir.

Phan vd. (2023), 2018-2022 tarihleri arasında Vietnam borsası olan Hose, HNX ve UpCOM piyasalarındaki listelenen pay senetlerinin günlük işlem ve defter değerlerini incelemiştir. Toplam 798 pay senedi için günlük işlem verileri, günlük kapanış

fiyatlarını ve işlem hacimlerini ve ilgili piyasa endeksi verilerini içermektedir. Covid-19 dönemindeki sürü davranışını görmek için Google Trends arama sorgularını ve sürü davranışına hükümetin müdahalelerinin etkisini incelemek için de Sıkılık Endeksi'ni (Oxford Covid-19 Government Response Stringency Index) kullanmışlardır. Kesitsel Standart Sapma (CSSD) ve Kesitsel Mutlak Sapma (CSAD) regresyon analizlerinin sonuçlarına göre, üç piyasada da sürü davranışı bulunmaktadır. HoSE ve HNX piyasalarındaki sürü davranışı UpCOM'a göre daha fazladır. Sürü davranışı, Covid-19 salgınından bu yana HoSE ve HNX'de daha yoğun hale gelmiştir ancak UpCOM'da bu durum esas olarak pandemi öncesi dönemde etkilidir. Bunun yanında Covid-19'a karşı hükümet tepkisini gösteren Sıkılık Endeksi'nin sürü davranışını artırmaya veya azaltmaya herhangi bir etkisinin olmadığı görülmüştür.

Bird vd. (2023), Thomson Reuters tarafından oluşturulan duyarlılık endeksini (Thomson Reuters MarketPsych Indices – TRMI) kullanarak 1998-2017 dönemi için yatırımcı duyarlılığının S&P 500'de listelenen pay senetlerine etkisini analiz etmişlerdir. Çalışma, TRMI'de oluşturulan dokuz farklı pozitif ve negatif duyguyu kullanmakta ve bu duygu durumlarına dayanarak toplam pozitif ve negatif duygu skoru hesaplamaktadır. Toplam pozitif duygu skoru için, optimizm, neşe, güven ve sevginin ortalama skoru alınmaktadır. Toplam negatif duygu skoru için ise stres, kasvet, korku, öfke ve çatışmanın ortalama skoru alınmıştır. Son olarak, toplam duygu skoru, toplam pozitif ve toplam negatif skorların toplamıdır. Yapılan panel regresyon analizinin sonucunda pozitif duyguların pay senetlerini daha fazla etkilediği ve iyimserlik ve güven duygularının etkisinin daha fazla olduğu bulunmuştur.

3.3. Duyuru ve Haberlerle İlgili Literatür Taraması

Yatırımcılar finansal kararlarını, geleneksel olarak işletmelerle ilgili finansal haberler ve duyurular üzerinden edindikleri bilgiler ile belirlemeye çalışmışlardır. Bu bilgiler, çoğunlukla basılı medya, televizyon yayınları ve analist raporları gibi geleneksel kanallar aracılığıyla yayılmıştır. Literatürde duygu analizi de ilk olarak bu bilgiler üzerinde yapılmış ve bu bilgilerin yatırımcıların piyasalardaki davranışlarını nasıl etkilediği ortaya koyulmaya çalışılmıştır. Bu alanda yapılan ilk çalışmalardan birini ortaya koyan Womack vd. (1996), First Call tarafından oluşturulan veri tabanını ele almışlardır. First Call, ABD ve uluslararası aracılık firmalarındaki portföy stratejistlerinin, ekonomistlerin ve güvenlik analistlerinin günlük yorumlarını toplayıp ve

bu bilgileri profesyonel yatırımcılara çevrimiçi bir sistem üzerinden abonelerine sunan bir platformdur. Yazarlar, 1989-1991 dönemi için buradan 822 şirkete ait 1573 alım satım tavsiyesini toplamışlar ve bu tavsiyelerin piyasa tepkilerini ve yatırım değerini incelemişlerdir. Bunun soncunda, alış tavsiyeleri sonrası ilk ayda ortalama %2,4 büyüklüğünde bir fiyat artışı olduğu, satış tavsiyesi sonrası altı ay içinde ortalama %9,1 bir fiyat düşüşü olduğu gözlemlenmiştir. Bu durum, analistlerin alış tavsiyelerinin kısa vadeli piyasa tepkilerini, satış tavsiyelerinin ise daha uzun vadeli piyasa tepkilerini öngörebildiğini göstermektedir. Bunun yanında uzun dönemde alım ve satım tavsiyeleri sonrası piyasa tepkileri arasında önemli bir asimetri bulunmaktadır. Piyasa, satım tavsiyelerine, alım tavsiyelerine göre daha büyük bir tepki göstermektedir. Analist tavsiyeleri hem kısa hem de uzun dönemde pay senedi fiyatlarını önemli ölçüde etkilemektedir. Bu, analist tavsiyelerinin yatırımcılar için önemli bir yatırım değeri taşıdığını göstermektedir.

Finansal duyuru ve haberlerin internet üzerinden yayınlanmaya başlamasıyla yapılan çalışmalar da artmıştır. Wuthrich vd. (1998), Asya, Avrupa ve ABD’deki başlıca borsa endekslerinin kapanış fiyatlarını tahmin etmek için, piyasa endeksleri ile ilgili internet haberlerini toplamış ve analiz etmişlerdir. Yapılan analizde, endekslerin düşme, yükselme ve sabit kalması ile ilgili anahtar kelimeler ağırlıklandırılarak, endekslerin kapanış değerleri ile ilişkilendirilmiştir. Çalışmada sözlük tabanlı ve K-en yakın komşu yöntemleri kullanılmış ve K-en yakın komşu tekniğinin daha iyi sonuç verdiği görülmüştür. Çalışma ile oluşturulan algoritmanın, rassal yürüyüşe göre daha iyi fiyat tahmin başarısına sahip olduğu görülmüştür.

Robertson vd. (2007), ABD, İngiltere ve Avustralya borsa endeksinde yer alan 283 pay senedi için 500.000’den fazla haberi toplamıştır. Karar ağacı ve SVM makine öğrenmesi yöntemleri kullanılan çalışmada GARCH ile volatilité hesaplanmış ve haberler volatilitéye göre etiketlenmiştir. Gerçek volatilité ile tahmin edilen volatilité arasındaki hata terimi katsayısı, geçmiş 20 günlük hata terimi ortalamasından büyükse o günkü haberler “ilginç”; değilse “sıradan” olarak etiketlenmiştir. Etiketlemede SVM’nin daha iyi performans gösterdiği bulunmuştur. Bunun yanında tüm ülkelerdeki yatırımcıların haberlere ortalama 5 dakika içinde tepki verdiği, yatırımcıların rasyonel olduğu görülmüştür. Robertson vd. (2007), bir sonraki çalışmalarında aynı veri seti üzerinde, haberleri sınıflandırmadan, yatırımcıların yeni bir habere tepki süresini ölçmüşlerdir.

Bunun için piyasaya yeni bir haberin gelmesinden sonraki volatilitiyi ölçmüşler ve yatırımcıların tepkilerini volatilitenin büyüklüğü olarak ele almışlardır. Çalışmanın sonuçlarına göre İngiliz yatırımcılar ABD piyasaları açılıp ilk haberin gelmesine kadar haberlere daha az tepki vermekte; piyasa açıldıktan sonra daha rasyonel davranma eğilimindedirler. Buna karşın ABD'deki yatırımcılar, İngiliz piyasası kapandıktan sonra aşırı tepki verme ve sonrasında rasyonel davranma eğilimindedirler. Avustralya piyasasındaki yatırımcılar ise öğlen saatlerindeki haberlere aşırı tepki vermektedir.

Agrawal ve Chen (2008), Kurumsal Brokerler Tahmin Sistemi'nden (I/B/E/S) ABD Detay Tavsiyeleri Tarihi dosyasından 1993-2003 yılları arasında, bireysel analistler tarafından yapılan yatırım tavsiyelerini ele almışlardır. Tavsiyeler, "kuvvetli al"dan "kuvvetli sat"a kadar beş kategoriye ayrılarak 5'ten 1'e sayısal bir ölçekte kodlanmıştır. Araştırma, analistlerin işverenlerinin gelir kaynaklarını ölçmek için SEC'e sunulan x-17a-5 dosyalarını da dikkate almıştır. Bu dosyalar, broker-dealer şirketlerinin ana gelir kaynaklarını detaylandırmaktadır. 188 özel ve 44 halka açık aracı kuruma ait bu verilerin pay senedi getirisi ve işlem hacmine etkisi incelenen çalışmada yapılan kısa ve uzun dönem regresyon analiz sonuçlarına göre, analistlerin tavsiyeleri özellikle yükseltmeler için olumlu ve düşürmeler için negatif anormal getirilerle ilişkilendirilmiştir. Örneğin, bir pay senedinin "kuvvetli al" listesine eklenmesi, kısa ve uzun vadede anormal getirilere yol açmıştır. Bunun yanında analistlerin tavsiyeleri ve yatırımcıların analist tavsiyelerine tepkileri 1990'ların sonlarındaki ABD pay senedi piyasası balonu dönemi ve sonrasında farklılık göstermektedir. Bu bulgular, yatırımcıların, analist tavsiyelerini değerlendirirken analist çatışmalarını dikkate aldıklarını ve piyasanın analist önerilerine rasyonel bir şekilde tepki verdiğini öne sürmektedir.

Loughran ve McDonald (2011), İngilizce finans duygu sözlüğü oluşturdukları çalışmada, 1994-2008 yılları arasında SEC'ten toplamış oldukları 10-K formlarını incelemiştir. 8.341 şirkete ait formları manuel olarak sınıflandırmışlar ve ifadeleri negatif, pozitif, belirsiz, ihtilaflı, tipik pozitif ve tipik negatif olmak üzere altı duygu kategorisinde sınıflandırmışlardır. Daha sonrasında oluşturdukları sözlükle 10-K formlarının duygu analizini yapmışlar ve yayınlanma dönemi ve sonrasında getiri, volatilité ve işlem hacmi ile ilişkilerini analiz etmişlerdir. Analiz sonuçları negatif ifadelerin fazla olduğu formların yayınlanma dönemi ve sonrasında getiriyi negatif, volatilité ve işlem hacmini pozitif

etkilediğini göstermiştir. Bu da piyasanın bu bilgilere tepki verdiğini ve yatırımcıların bu tür bilgilere duyarlı olabileceğini göstermektedir.

Nizer ve Nievola (2012), BOVESPA endeksi için 2009 Eylül ve Aralık ayları arasındaki finansal haberlerin duygu analizini gerçekleştirmiştir. Çalışmada, borsa endeksinde gerçekleşen volatiliteler ile GARCH modeli ile hesaplanan volatiliteler arasındaki hata terimi katsayısı haberlerin duygu durumlarının etiketlenmesi için kullanılmıştır. O günün hata terimi 20 günün ortalama hata teriminden büyük ise haberler “ilginç”, ortalamadan küçükse “sıradan” olarak etiketlenmiştir. Naive Bayes ve SVM tekniklerinin kullanıldığı duygu analizinde Naive Bayes tekniğinin sınıflandırmada daha iyi sonuç verdiği görülmüştür.

Vargas vd. (2017), Ekim 2006-Kasım 2013 dönemleri arasında Reuters'daki S&P 500 ile ilgili haberleri toplamışlar ve endeksin günlük değerlerini tahmin etmeye çalışmışlardır. CNN ve RNN derin öğrenme yöntemlerinin birlikte kullanıldığı analizde kelimelere, cümlelere ve olaya dayalı olmak üzere 13 farklı yöntemin performansı test edilmiştir. Buna göre %65 tahmin edebilme oranı ile en iyi yöntemin olaya dayalı CNN olduğu tespit edilmiştir.

Heston ve Sinha (2018), Thomson Reuters NewsScope Data adı verilen ve Thomson Reuters tarafından haber duyarlılığının da etiklendiği geniş bir veri seti kullanmışlar ve CRSP'de (Center for Research in Security Prices) yer alan pay senetleri üzerine etkilerini incelemişlerdir. Thomson Reuters NewsScope Data, Thomson Reuters tarafından sağlanan ve duyarlılık motoru tarafından işlenen ve haberlerin pozitif, nötr ve negatif olarak etiklendiği hazır bir veri setidir. Yazarlar 2003-2010 dönemi için bu veri setini kullanmışlar ve yatay kesit regresyon yöntemi ile pay senedi getirilerine etkisini incelemişlerdir. Analiz sonuçları, günlük haberlerin bir ila iki gün için pay senedi getirilerini öngördüğünü, olumlu haberlerin pay senedi getirilerini hızla artırırken fiyatların olumsuz haberlere uzun gecikmeli bir tepki verdiğini göstermiştir.

Gandhi vd. (2019), FED'den ticari bankaların mali tablolarını (FRY-9C) ve SEC'ten bankaların yıllık raporlarını (Form 10-K), Loughran ve McDonald'ın (2011) oluşturduğu finans duygu sözlüğü ile analiz etmişlerdir. 2007-2014 dönemi için 186 bankanın değişkenleri üzerine yapılan çalışmada, yıllık raporlarında olumsuz kelimelerin oranı daha yüksek olan bankaların yakın gelecekte sıkıntılı bir şekilde listeden çıkarılma olasılığının daha yüksek olduğu, temettü ödeme olasılıklarının daha düşük olduğu, kredi

zararları için daha yüksek oranda karşılık ayırdıkları ve aktif karlılıklarının daha düşük olduğu bulunmuştur.

Basak vd. (2023), The Guardian, The Financial Times, The Wall Street Journal, The Daily Mail, The Daily Mirror, The New York Times, The Washington Post, Bloomberg ve The Economist gazetelerinden 2016-2018 döneminde Brexit ile ilgili yayınlanan haberleri toplamışlar ve Loughran ve McDonald (2011) tarafından geliştirilen İngilizce finans duygu sözlüğü ve SVM yöntemi ile duygu analizi gerçekleştirmişlerdir. Elde edilen duygu skorlarının Pound/Dolar, Pound/Euro ve FTSE100 endeksinin getirisine etkisini ARDL ve Granger nedensellik testleri ile incelemişler, Brexit ile ilgili haberlerin kısa ve uzun dönemde Pound/Euro üzerinde etkisini bulurken diğer değişkenler üzerinde etkisi olmadığı sonucuna ulaşmışlardır.

3.4. Sosyal Medya ve Diğer Üçüncü Taraf Siteleri ile İlgili Literatür Taraması

Sosyal medya platformu olarak özellikle Twitter'daki paylaşımlar, literatürde en çok kullanılan veriler olarak göze çarpmaktadır. Diğer üçüncü taraf platformlar ise finans alanına özgü, piyasa katılımcılar ve analistlerin paylaşımlarını içermektedir. Günümüzde, yatırımcıların ve piyasa analistlerinin karar verme süreçlerinde hem Twitter hem de bu tür platformlardan elde edilen bilgiler giderek daha fazla önem kazanmaktadır. Bu bölüm, sosyal medya ve diğer üçüncü taraf sitelerin finansal piyasalar üzerindeki etkilerini inceleyen çalışmalara odaklanmakta, bu platformların bilgi yayılımı, yatırımcı duyarlılığı ve piyasa dinamikleri üzerindeki rolünü ele almaktadır.

Antweiler ve Frank (2004), 2000 yılında Yahoo! Finance ve yine aynı dönemlerde oldukça yaygın olan Raging Bull isimli finans alanındaki forum sitesinden, Dow Jones endeksinde yer alan 45 şirket ile ilgili 1,5 milyonu aşkın paylaşımı toplamışlardır. Bu paylaşımların Naive Bayes algoritmasıyla analizi yapılmış ve paylaşımlardaki boğa piyasası eğilimini değerlendirmişlerdir. Paylaşımların duygu skorlarının pay senedi getirileri üzerine etkisi Sabit Etkiler panel veri yöntemi ile analiz edilmiş ve bir önceki günkü paylaşımların pozitif duygu skorları arttıkça ertesi gün getirilerin azaldığı ancak işlem hacminin arttığı sonucuna ulaşılmıştır. Çalışmanın bulguları, paylaşımların piyasa volatilitesini de tahmin edebileceğini ve pay senedi getirileri üzerinde istatistiksel olarak anlamlı ancak ekonomik açıdan küçük bir etkiye sahip olduğunu göstermektedir.

Das ve Chen (2007), Morgan Stanley Yüksek Teknoloji Endeksi içinde yer alan 24 teknoloji şirketinin pay senetlerine ait iki aylık bir dönem olan Temmuz ve Ağustos 2001

boyunca yapılan Yahoo! Finance paylaşımlarını toplamışlardır. Farklı sınıflandırıcı algoritmalar bir araya getirilerek, bu paylaşımlardan duygu skoru endeksi oluşturmuşlar ve hem endeks hem de pay senedi getirileri ile olan ilişkisini analiz etmişlerdir. Logit regresyon analiz sonuçları bir önceki günün duygu skoru ile endeks getirisi arasında zayıf bir ilişki olduğunu göstermiştir. Bunun yanında her bir pay senedi için yapılan analizlerde genel olarak pozitif paylaşımların getiri artışı ile ilişkili olduğu ancak negatif paylaşımların getirilerin düşmesiyle bir ilişkisi olmadığı görülmüştür.

Zhang vd. (2011), Twitter üzerinden yapılan paylaşımların yarattığı umut ve korku seviyelerinin ABD'nin Dow Jones, NASDAQ ve S&P 500 gibi önemli pay senedi endeksleri ve VIX endeksi üzerindeki etkilerini ortaya koymayı hedeflemişlerdir. Bu amaçla, 2009'un Mart ve Eylül ayları arasında umut ve korkuyu ifade eden kelimelerin sayısını günlük tweet hacmine oranlayarak duygu durumlarını ölçmüşler, daha sonra da bu duygu durumlarının bir sonraki günün endeks değerleriyle ilişkisini korelasyon analizi ile incelemişlerdir. Bulgular, genel beklentinin aksine, her türlü duygu durumunun VIX ile pozitif, Dow Jones, NASDAQ ve S&P500 ile negatif korelasyon gösterdiğini ortaya koymuştur.

Bollen, Mao ve Zeng (2011), tweetlerin pay piyasasındaki değişime nasıl etki ettiğini araştıran ilk çalışmalardan birini ortaya koymuşlardır. Çalışmada, 2008 Ocak ve Aralık arası dönem için ruh hali durumlarına ilişkin açık ifadeler içeren halka açık tweetleri toplamışlar ve OpinionFinder isimli yazılım ve GPOMS (Google Profile of Mood States) isimli araçla duygu analizi gerçekleştirmişlerdir. Duygu analizinde tweetleri sakin, dikkatli, emin, neşeli, nazik ve mutlu olarak etiketlemişlerdir. Bulanık Yapay Zekâ Ağları (Fuzzy Neural Network) yönteminin kullanıldığı çalışmada duygu analizi sonuçlarının Dow Jones endeksinin günlük hareketleri ile %86,7 oranında korelasyona sahip olduğu, Granger nedensellik testi sonucunda da sakin duygu durumuna sahip tweetlerin Dow Jones endeksi hareketlerinin nedeni olduğu sonucuna ulaşılmıştır.

Rao ve Srivastava (2014), DJIA, NASDAQ endeksleri ve 11 büyük ABD teknoloji pay senedi ile ilgili Haziran 2010 ve Temmuz 2011 arasında 4 milyondan fazla tweet toplamışlardır. Toplanan tweetler Naive Bayes yöntemi ile pozitif ve negatif olarak sınıflandırılmış, pay senetlerinin açılış fiyatlarındaki değişim yönünü belirlemek için de +1 (yükseliş) ve -1 (düşüş) olacak şekilde ikili bir sınıflama yapmışlardır. Daha sonra da belirli bir haftadaki tweet özelliklerine dayanarak bir sonraki haftanın piyasa yönünü

tahmin etmek için SVM ile model geliřtirmişlerdir. Modelin sonuçları, Twitter üzerinden elde edilen verilerin piyasa yönünü %91 başarı oranıyla tahmin edebildiğini göstermiştir.

Leung ve Ton (2015), Avustralya’da en büyük çevrimiçi finansal paylaşım sitesi olan HotCopper isimli platformdan Avustralya Menkul Kıymetler Borsası’nda (Australian Securities Exchange – ASX) yer alan 2000’den fazla şirket ile ilgili 2003-2008 dönemi için toplam 2,5 milyon paylaşım toplamıştır. Naive Bayes ile duygu analizi yapılmış ve regresyon analizi ile paylaşım duygu skorlarının, düşük performans gösteren ve yüksek pazar büyüme potansiyeline sahip küçük sermayeli pay senetlerinin eş zamanlı getirileriyle anlamlı ve pozitif bir şekilde ilişkili olduğunu bulmuşlardır. Bununla birlikte paylaşım sayıları yine küçük pay senetleri için işlem hacmiyle pozitif olarak ilişkilidir. Büyük pay senetleri ise HotCopper paylaşımlarından etkilenmemektedir.

Checkley vd. (2017), Amazon, Apple, Goldman Sachs, Google ve IBM ile ilgili 17 Şubat 2012-17 Ekim 2014 dönemleri arasındaki Twitter ve StockTwits paylaşımlarını toplamışlar ve duygu sözlüğüne dayanan PsychSignal isimli bir yazılım ile paylaşımların duygu analizini yapmışlardır. Pozitif duyarlılık için 'boğa' ve negatif duyarlılık için 'ayı' endeksi oluşturmuşlar ve Spearman korelasyonu ve Granger nedensellik testleri ile bu endeksler ile getiri, volatilité ve işlem hacmi arasındaki ilişkiyi incelemişlerdir. Test sonuçları paylaşımların finansal piyasalardaki davranışları öngörmeye önemli bir faktör olduğunu göstermektedir. Bunun yanında 30 dakikadan kısa süreliğine etkili Granger-nedensellik ilişkisi olduğu, duygu analizi sonuçlarının volatilitéyi ve işlem hacmini öngörmeye daha başarılı olduğu ancak getirileri öngörmeye daha az yetenekli olduğu bulunmuştur.

Guo vd. (2017), Çin’de popüler bir finans sosyal ağ sitesi olan Xueqiu’da kullanıcı yorumlarını toplamış ve daha sonra duygu analizi gerçekleştirmiştir. Xueqiu’nun kullanıcıları, piyasa hakkında belirli bir finansal bilgiye sahip bireysel yatırımcılardır. Bu yüzden bu kullanıcılardan gelen yorumlar bireysel yatırımcıların duyarlılığını daha iyi yansıtabilmektedir. Duygu analizi için Renmin Üniversitesi’nin hazırladığı Çince derlem kullanılmış ve Ocak 2014-Haziran 2015 arası dönem için yapılan analizler ile yatırımcı duyarlılığının Çin pay piyasası endeksi ve 28 sektör endeksine etkisini incelenmiştir. Termal Optimal Yol (Thermal Optimal Path – TOP) modeli ile yapılan dinamik analiz sonucunda, duygu analizi verilerinin her zaman pay piyasası fiyatlarını etkilemediği ve

pay senedi fiyatını tahmin etmek için yalnızca pay senedi yatırımcıların ilgisinin yüksek olduğu durumlarda kullanılabileceği sonucuna ulaşılmıştır.

Ho vd. (2017), Dow Jones endeksinde yer alan 45 pay senedi ile ilgili Yahoo! Finance'in forum kısmından Ocak 2009'dan Haziran 2009'a ve Haziran 2011'den Haziran 2012'ye kadar olan paylaşımları toplamışlar ve bu paylaşımları kullanıcıların kendi belirttikleri duygu durumuna göre sınıflandırmışlardır. Duyarlılık ölçütleri ilişkin veriler -2 ile 2 arasında değişmektedir; burada -2 güçlü bir satış sinyali (strong sell), +2 güçlü bir satın alma (strong buy) sinyali ve 0 ise tutma sinyali (hold) temsil etmektedir. Yazarlar, belirli bir günde bir pay senedi için kullanıcıların kendi beyan ettiği hiçbir paylaşım yoksa, bunu bir tutma sinyali olarak değerlendirmiştir. Bu şekilde elde ettikleri duygu skorları ile pay senedi getirileri arasındaki ilişki Dinamik Lineer Model (DLM – SUR) ile analiz edilmiş ve paylaşımlar ile bir gün sonraki pay senedi getirileri arasında zamanla değişen bir ilişki olduğu sonucuna ulaşılmıştır.

De Jong vd. (2017), 2 ila 18 Haziran 2014 tarihleri arasında DIJA endeksine yer alan 30 pay senedi ile ilgili atılan dakikalık tweet sayısı ile pay senedi getirileri ve volatiliteleri arasındaki ilişkiyi araştırmışlardır. BEKK-MVGARCH modeli ile yapılan analizlerle pay senedi getirilerinin ve volatilitelerinin bir önceki günün tweet sayılarından etkilendiği ancak tam tersi bir etki olmadığı bulunmuştur. Çalışmanın bulgularına dayanarak pay senetlerine veya Dow Jones'un kendisine odaklanan yatırımcılara, pay senedinin sonraki dakikalardaki davranışını daha iyi ölçmek için gün boyunca Twitter aktivitesini takip etmeleri tavsiye edilmiştir.

Yıldırım ve Yüksel (2017), 15 Mart-15 Mayıs 2017 tarihleri arasında Twitter'da Borsa İstanbul ile ilgili yapılan paylaşımları incelemişlerdir. Tweetleri çeşitli makine öğrenmesi ile sınıflandırmışlar ve en iyi performans gösteren Naive Bayes'i kullanarak tweetleri pozitif ve negatif olarak sınıflandırmışlardır. Daha sonra günlük bazda atılan pozitif ve negatif tweetlerin toplam sayısı hesaplanmış ve her gün için pozitif tweetlerin oranı, o gün atılan toplam tweet sayısına bölünerek yüzdesel olarak belirlenmiştir. Analiz için Borsa İstanbul'da yer alan bir telekomünikasyon şirketinin pay senedi fiyatlarının işlenmesi sürecinde, her günün açılış ve kapanış değerleri arasındaki fark hesaplanmış ve kapanış değeri açılış değerinden yüksekse, bu durum pozitif bir değer olarak '1' olarak kaydedilmiş, aksi takdirde '-1' olarak kaydedilmiştir. Bu işlem, pay senedi değerlerinin yönünü belirlemek için kullanılmıştır. Çalışma kapsamında yapılan korelasyon testinde

ise pozitif tweetler ile pay senedi fiyat hareket yönü arasında negatif yönde bir ilişki tespit edilmiştir.

Mudinas vd. (2019), finansal haberler ve tweetlerin S&P 500 endeksine, Apple, Google, Hewlett-Packard ve JPMorgan pay senetlerine olan etkisini incelemişlerdir. Duygu analizine veri olarak 2011'den 2015'e kadar Financial Times'dan üç farklı zaman dilimini kapsayan veri setleri ve Reddit'in WorldNews Channel'ından tarihsel haber başlıkları toplanmıştır. Her gün için, Reddit kullanıcılarının oylarıyla sıralanmış en üstteki 25 başlık seçilmiştir. Ayrıca, Twitter'dan 'cashtag' (\$) içeren finansal tweetler toplanmıştır. Tüm paylaşımların "pSenti" isimli yazılım ile duygu analizi yapılmış ve Granger nedensellik testi ile getiriler ile arasındaki ilişkiler incelenmiştir. Testin sonuçlarına göre bazı pay senetlerinde gecikmeli değerler nedensellik ilişkisini belirtse de genel olarak duygu durumları getirilerin nedeni değildir.

Tabari vd. (2019), 2017'nin ilk çeyreğinde, 100 pay senedi için doğrulanmış hesaplardan gönderilen ve pay senedi sembollerini içeren 20.000 tweet toplayıp, bu tweet'leri Amazon Mechanical Turk aracılığıyla negatif, pozitif ve nötr olacak şekilde manuel olarak etiketlemişlerdir. Etiketlenen tweetler, sınıflandırma modellerinin eğitimi için kullanılmış ve makine öğrenimi ve derin öğrenme yöntemlerinden rassal orman, SVM, CNN ve LSTM yöntemleriyle modellemişlerdir. En yüksek doğruluk oranı LSTM ile elde edilmiştir. Daha sonra Twitter'da en çok bahsedilen şirket olan Apple, Amazon ve Facebook'un pay senedi getirileri ile oluşturulan duygu skorları arasındaki nedensellik ilişkisini test etmişler ve Amazon ve Facebook için karşılıklı nedensellik olduğu sonucuna ulaşmışlardır.

Gupta ve Chen (2020), Ocak-Eylül 2019 dönemi için Apple, Amazon, General Electric, Microsoft ve Target şirketleri ile ilgili StockTwits paylaşımlarını toplamışlar ve bu şirketlerin günlük getirilerine olan etkisini incelemişlerdir. Lojistik regresyon, Naïve Bayes ve SVM yöntemleri ile duygu analizi gerçekleştirmişler ve yine lojistik regresyon ve korelasyon analizi ile fiyatlara etkisini analiz etmişlerdir. Analiz sonucunda aynı gün yapılan paylaşımlar ile pay senedi getirileri arasında diğer günlerden daha güçlü bir ilişki olduğu, bunun yanında duygu skorları ile yapılan fiyat tahminin, sadece geçmiş fiyatlarla yapılan tahminden %3 daha yüksek tahmin oranına sahip olduğu görülmüştür.

Bozma ve Kul (2020), Borsa İstanbul'da işlem gören üç teknoloji firması (Alcatel, Turkcell ve Vestel) ile ilgili Şubat – Temmuz 2017 dönemi için 154.176 tweet toplamışlar

ve SVM ile sınıflandırmışlardır. Daha sonra da BEKK-GARCH yöntemiyle pay senetlerinin volatilitesine etkisini incelemişlerdir. Analiz sonuçları Turkcell ve Vestel’le ilgili atılan tweetlerin Alcatel’in volatilitasını etkilediğini göstermiştir.

Kilimci ve Duvar (2020), Eylül 2018-2019 dönemi için Borsa İstanbul’da en yüksek işlem hacmine sahip 9 banka ile ilgili Twitter, Bigpara, Kamuyu Aydınlatma Platformu (KAP) ve Mynet Finans’tan veri toplamışlardır. Toplanan Türkçe metin verileri, Kaggle üzerinden indirilen ve önceden eğitilmiş "Hepsiburada" veri seti kullanılarak pozitif ve negatif olarak etiketlenmiştir. Daha sonra 9 farklı hibrit derin öğrenme modeli oluşturarak BİST100’ün fiyat yönünü tahmin etmede en iyi sınıflandırma başarısına sahip model seçilmiştir. Deney sonuçlarına göre, elde edilen veriler ve sınıflandırma ile Twitter için BİST100’ün fiyat yönünü en iyi tahmin eden model Word2Vec ve LSTM kombinasyonu iken FastText ve LSTM kombinasyonu Mynet için en iyi performansı göstermiştir.

Öztürk ve Bilgiç (2022), tweetlerin Bitcoin getirileri ve işlem hacmindeki değişiklikleri etkileyip etkilemediğini ve bazı Twitter hesaplarının diğer Twitter hesaplarından daha etkili olup olmadığını araştırmışlardır. Öncelikle 01.06.2017 ve 25.06.2018 tarihleri arasında Bitcoin ile ilgili atılan tweetleri toplamışlardır. Daha sonra da Intratraders isimli web sitesi tarafından belirlenen 2018 yılının en etkili Twitter hesaplarından atılan tweetleri ayırmışlardır. Tüm tweetler VADER ile pozitif, nötr ve negatif olarak sınıflandırılmıştır. Günlük tweet sayıları ile Bitcoin getiri ve işlem hacmi değişiklikleri arasındaki ilişki logit regresyon ile analiz edilmiştir. Analiz sonuçlarına göre hem tüm hesaplardan hem de etkili hesaplardan atılan pozitif tweet sayısı Bitcoin getirilerini pozitif etkilemekte, negatif tweet sayısı ise negatif etkilemektedir. Nötr tweet sayısının ise anlamlı bir etkisi yoktur. İşlem hacmine bakıldığında, tweet sayıları tüm hesaplardan atılan tweetlerde anlamlı bir etkiye sahipken, etkili hesaplardan atılan tweetlerde bir etki görülmemektedir. Bunun yanında etkili hesaplardan atılan tweet sayılarının incelendiği model katsayıları daha güçlüdür. Buradan hareketle yazarlar, yatırımcıların Bitcoin ile ilgili yatırım yaparken etkili hesapları takip etmelerinin yeterli olduğunu belirtmiştir.

Hamurcu (2022), Elon Musk’ın 2020-2021 yılları arasında kripto paralarla ilgili attığı tweetlerin Bitcoin ve Dogecoin’e etkisini incelemiştir. Twitter paylaşımlarının yapıldığı günler için "1", diğer günler için "0" değeri vererek bir kukla değişken

oluşturmuştur. Hem Bitcoin hem de Dogecoin'in fiyat ve işlem hacimlerinin ortalama değerleri diğer günlere göre daha yüksektir. Daha sonra paylaşım aktivitesinin volatiliteye etkisini EGARCH modeli ile analiz etmiş ve tweet aktivitesinin kripto para volatilitelerini artırdığı sonucuna ulaşmıştır.

Hamraoui ve Boubaker (2022), Tunus pay piyasasında yer alan 22 şirketle ilgili tweetleri toplamış ve bu şirketlerin fiyatlarına etkisini incelemişlerdir. 2016-2017 dönemini kapsayan çalışmada duygu skoru değişkeninin pay senedi performansını tahmin etmek için çok kullanışlı olmadığı; sadece dört Tunuslu şirket için Granger nedenselliği olduğu sonucuna ulaşılmıştır. Bunun yanında tweet sayısının fiyatların nedeni olduğu, bu nedenle fiyatları tahmin etmede faydalı olacağı belirtilmiştir.

Mokni vd. (2022), Covid-19'un etkilerini dikkate alarak Bitcoin ve yatırımcı duyarlılığı arasındaki ilişkiyi incelemek için kantil bazında bir nedensellik analizi gerçekleştirmişlerdir. Yatırımcı duyarlılığını ölçmek için CNN Business tarafından geliştirilen Korku ve Açgözlülük Endeksi'ni (Fear ve Greed Index) kullanmışlardır. Kantil nedensellik analiz sonucu, hem Covid-19 öncesinde hem de pandemi süresince Bitcoin getirileri ile yatırımcı duyarlılığı arasında tüm kantillerde çift taraflı bir nedensellik ilişkisi olduğu, diğer bir ifade ile Covid-19'un belirli bir etkisinin olmadığını ortaya koymaktadır. Daha sonra yapılan kantil regresyon sonuçları ise Covid-19 öncesi ve tüm dönemde yatırımcı duyarlılığının Bitcoin getirilerini tüm kantillerde pozitif etkilediğini ancak bu etkinin Covid-19 döneminde sadece düşük getiri kantillerinde (ayrı piyasasında) görüldüğünü göstermektedir.

Xiao ve Ihnaini (2023), Amazon, Netflix, Apple ve Microsoft'la ilgili 2021 yılında atılan tweetleri cahstag ile (\$); bu şirketlerle ilgili haberleri de sekiz haber sitesinden (CNBC, Forbes, The Street, Reuters, The Motley Fool, Business Insider, Wal Street Journal ve Bloomberg) toplamışlardır. VADER ve FinBERT modelleri ile topladıkları metinsel verilerin duygu analizini yapmışlar, farklı dönemlerdeki tweet ve haberlerin bir sonraki günün pay senedi trendini nasıl tahmin edebileceğini incelemek için $00:00_t - 00:00_{t+1}$ ve $09:30_t - 09:30_{t+1}$ olmak üzere iki farklı dönem şeklinde inceleme yapmışlardır. Çeşitli makine öğrenmesi yöntemleri ile yapılan fiyat tahmini analizlerine göre tahmin gücü pay senedine göre değişmekle beraber genel olarak piyasaların açılış saati olan $09:30_t - 09:30_{t+1}$ dönemde tweet ve haberlerin daha iyi performans gösterdiği sonucuna ulaşılmıştır.

Ismayil ve Demir (2023), Borsa İstanbul'da işlem gören iki havayolu şirketi (A ve B şirketi olarak tanımlanmıştır) ile ilgili tweetleri toplamış ve Twitter aktivitesi ile pay senedi performanslarıyla arasındaki korelasyonu açıklamayı amaçlamışlardır. Kasım 2020-Haziran 2021 arası dönemde topladıkları tweetleri şirketin ürün ve hizmetleri ile ilgili olan ve pay senedi ile ilgili olan tweetler olmak üzere ikiye ayırmışlardır. Daha sonra da pay senedi ile ilgili tweetleri çeşitli derin öğrenme yöntemleri ile ilgili ve ilgisiz olarak sınıflandırmışlar ve en iyi performans gösteren SDG Optimize Edilmiş SVG yöntemi ile pay senedi ile duygu skoru serileri elde etmişlerdir. Yapılan korelasyon testi sonuçlarına göre, pay senedi tweetleri ile pay senedi performansı arasında pozitif bir korelasyon bulunmuş ancak ürün ve hizmetleri ile ilgili olan tweetler ile pay senedi performansı ile anlamlı bir ilişkisi tespit edilmemiştir. Ayrıca, ilgili pay senedi tweetlerinin, tüm pay senedi tweetleri kadar güçlü bir korelasyon gösterdiği bulunmuş ve bu bulguların iş zekâsı çözümlerinin verimliliğini artırabileceği öne sürülmüştür.

3.5. Literatür Değerlendirmesi

Bu bölüm, finansal piyasalardaki bilgi akışının ve metinsel bilgilerin analizinin piyasa davranışları ve fiyat dinamikleri üzerindeki etkilerini ele almakta ve duygu analizinin, piyasalar üzerindeki etkisini değerlendiren çeşitli çalışmalara odaklanmaktadır. Etkin Piyasalar Hipotezi (EPH) ile ilgili literatürde yapılan çalışmalar, finansal piyasaların etkinliği üzerine odaklanmış ve çeşitli faktörlerin etkisini değerlendirmiştir. Çalışmalar, EPH'nin "mevcut ve bilinen tüm bilgilerin fiyata yansıdığı" hipotezini, günümüzde duygu analizini de içerecek şekilde genişletmiş ve haberlerin ve sosyal medya paylaşımlarının piyasa fiyatları üzerinde önemli etkilere sahip olduğunu ve böylece EPH'nin bazı varsayımlarının geçersiz olduğunu göstermiştir.

Davranışsal finansın temelinde yatan varsayım, piyasa katılımcılarının rasyonel olmadığı ve piyasaların buna göre etkilenebileceğidir. Aslında incelenen çalışmaların hepsi davranışsal finans kapsamına girmektedir. Ancak özellikle psikolojik faktörleri inceleyen çalışmalara bakıldığında *iyimserlik*, *kötümserlik* ve *sürü davranışı* gibi eğilimlere odaklanıldığı görülmektedir. Bu eğilimler, piyasa hareketlerini ve yatırımcı kararlarını etkileyen en belirgin psikolojik faktörler arasında yer almaktadır. Örneğin, yatırımcıların aşırı iyimser veya kötümser oldukları dönemlerde piyasa fiyatlarındaki aşırı dalgalanmalar daha kolay tespit edilebilmektedir. Bununla birlikte, diğer psikolojik eğilimlerin daha az incelenmesi veya bunlara atıf yapmanın zor olması, bu alanın doğası

ve araştırma metodolojilerinin sınırlılıklarından kaynaklanmaktadır. Fakat sonuç olarak diğer alt başlıklarda incelenen çalışmalar da davranışsal finansa ve psikolojik eğilimlere dayanmaktadır.

Diğer başlıklar altındaki çalışmalara bakıldığında, daha sade ve kurallara uygun bir dil kullanıldığı için resmi duyurular ve haberler, literatürün ilk dönemlerinde daha fazla yer bulmaktadır. Genel olarak yatırımcılar, işletme ile ilgili duyurulara yayımlandıktan sonra kısa sürede tepki vermekte, yeni bilgiler piyasa fiyatlarına hızlı bir şekilde entegre edilmektedir. Bunun yanında çalışmalar, işletmelerin genellikle iyi haberleri vurgulama eğiliminde olduğu, şirket yöneticilerinin kendi performanslarını daha olumlu bir şekilde sunma ve olumsuz sonuçları gizleme motivasyonunda olabileceğini ortaya koymaktadır. Ekonomi ve finans haberlerinin finansal piyasalar üzerindeki etkileri üzerine yapılan çalışmalara bakıldığında ise haberlerin anlık ve uzun vadeli fiyat değişimlerine neden olabileceğini göstermekte ve piyasaların bilgiyi işlemede kısmen etkin olduğunu ortaya koymaktadır. Bunun yanında haberlerin değerlendirilmesi ve yatırım stratejilerine katılmasının, geleneksel yatırım stratejilerine göre daha başarılı performans gösterdiği ve yatırımcıların haberleri takip ederek ve tonunu anlayarak normal üstü getiri elde edebileceği belirtilmektedir.

Son olarak sosyal medyanın, özellikle de Twitter ve diğer platformların finansal piyasalar üzerindeki etkisini araştıran çalışmalara bakıldığında, platformların farklı kullanıcı katılımı, farklı zaman birimleri ve bilgi yayma stilleri nedeniyle farklı etkiler görülmektedir. Twitter, gerçek zamanlı, kısa ve öz iletişimi ile piyasa hareketleri ve yatırımcı duyarlılığı üzerinde daha hızlı ve ani bir etkiye sahiptir. Buna karşılık, forumlar veya finans web siteleri gibi diğer platformlar yatırımcı kararlarını ve piyasa eğilimlerini daha kademeli olarak etkileyebilmektedir. Bu farklı etki, finansal piyasa analizinde platforma özgü dinamiklerin öneminin altını çizmektedir.

Bunun yanında, özellikle yakın dönemdeki çalışmalara bakıldığında, makine öğrenmesi ve derin öğrenme gibi yöntemlerin kullanıldığı görülmektedir. Bu yöntemler, karmaşık ve büyük verileri analiz etmede güçlü özelliklere sahip olsa da yorumlanabilirlik ve uygulama verimliliği açısından, modeller her çalıştığında farklılık gösterebilmektedir. Bunun yanında test ve eğitim veri setlerinin seçimi, optimizasyon problemleri gibi birçok faktör model performansını önemli derecede etkilemektedir. Bu karmaşıklığı etkili bir şekilde yönetmek için daha teknik bir uzmanlık gerekmektedir.

Ekonometrik modeller ise daha istikrarlı ve yorumlanabilir sonuçlar sağlayarak bu bağlamda avantajlar sunmaktadır. Literatürde bu anlamda daha çok korelasyon ve nedensellik analizleri tercih edilmiştir. Ancak bu yöntemlerin, özellikle ilişkilerin farklı koşullara veya piyasa durumlarına göre değişebildiği finansal piyasaların dinamiklerini tam olarak yakalayamama konusunda sınırlamaları bulunmaktadır.

Tüm bu değerlendirmeler neticesinde, bu çalışmanın literatüre özgün bir katkı sağlayacağı düşünülmektedir. Çalışmada Twitter paylaşımlarına ek olarak Investing.com platformundaki paylaşımların kullanılması ile araştırma metodolojilerinin yerel piyasa davranışlarına ve bilgi tüketim alışkanlıklarına uyarlanması ihtiyacını karşılayacağı düşünülmektedir. Bunun yanında yerel dildeki sosyal medya dilinin daha iyi analiz edilmesi amacıyla çalışmada Türkçe finans duygu sözlüğü oluşturulmuştur. Bu yaklaşım ile Türkçe metinlerin nüanslarını ve dil özelliklerini ve sosyal medyada kullanılan popüler dili dikkate alarak, yatırımcı duyarlılığının ve piyasa eğilimlerinin daha doğru bir şekilde tespit edileceği düşünülmektedir. Son olarak çalışmada, paylaşımların duygu yönü ile piyasa tepkileri arasındaki ilişkiyi belirlemek amacıyla Panel Kantil Regresyon (Panel Quantile Regression) yöntemi kullanılacaktır. Panel Kantil Regresyon yöntemi, bağımlı değişkenin farklı kantillerdeki koşullu dağılımını analiz ederek yeni bir yaklaşım sunmaktadır. Bu yöntem, değişkenlerin etkilerinin tüm dağılım boyunca nasıl farklılık gösterebileceğinin daha ayrıntılı bir şekilde incelenmesine olanak tanıyarak, geleneksel regresyon yöntemlerinin gözden kaçırabileceği etkilerin heterojenliğine dair iç görüler sağlamaktadır. Bu yöntem ile çeşitli koşullar altında (ayı piyasası, normal piyasa ve boğa piyasası) karmaşık piyasa dinamiklerinin ve yatırımcı davranışlarının daha doğru bir şekilde anlaşılması amaçlanmaktadır.

DÖRDÜNCÜ BÖLÜM

4. SOSYAL MEDYA VE FORUM SİTESİ PAYLAŞIMLARININ PAY PİYASASINA ETKİSİ: TWITTER VE INVESTING.COM İLE BORSA İSTANBUL ÜZERİNE BİR UYGULAMA

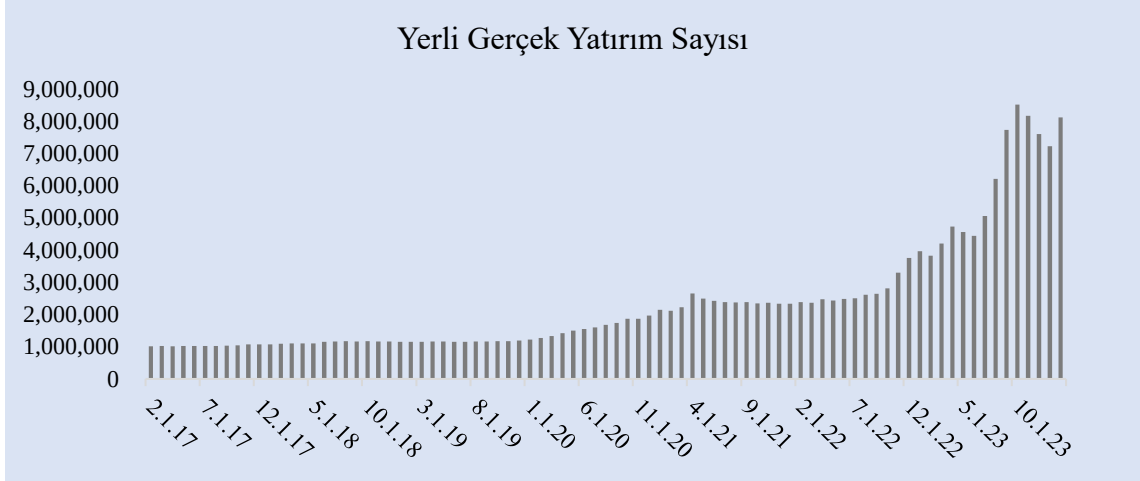
4.1. Araştırmanın Önemi ve Amacı

Sosyal medyanın insanların davranışı ve etkileşimleri ile ilgili büyük bir veriyi ortaya koyması finans alanını da etkilemektedir. Etkin Piyasalar Hipotezi, yatırımcıların rasyonel olduğu varsayımı altında etkin bir piyasada bir menkul kıymetin performansının tahminlenmesinde herhangi bir bilginin fiyatlara yansımış olduğunu, fiyatlarda değişime neden olan yeni bilginin önceden tahmin edilemeyeceğini bu nedenle de fiyatların rassal olarak değiştiğini savunmaktadır (Fama, 1965, 1991; Fama vd., 1969). Ancak birçok çalışma fiyatların rassal olarak değişmediğini ve kısmi olarak tahmin edilebildiğini göstermiştir (Gallagher ve Taylor, 2002; Kavussanos ve Dockery, 2001; Qian ve Rasheed, 2006). Davranışsal finans ise yatırımcıların her zaman rasyonel olmadığını ve duygu, düşünce ve sosyal olguların yatırımcıların finansal kararlarını nasıl etkilediğini incelemektedir. Bu yaklaşım, piyasa fiyatlarının her zaman bilgiye dayalı hareketlerle şekillenmediğini, aynı zamanda gürültü tacirleri olarak adlandırılan, bilişsel yanlılık ve duygusal tepkiler ile piyasaları etkileyen kişi veya grupların eylemleriyle de değişebileceğini öne sürmektedir (Brown, 2019; Burton ve Shah, 2012). Özellikle sosyal medya platformları, gürültü tacirlerinin faaliyetleri için uygun bir zemin sağlayarak, onların spekülatif ve bazen yanıltıcı bilgileri hızla yaymasına ve yatırımcıların duygularını manipüle ederek kararlarını etkilemesine olanak tanımaktadır (Miwa, 2016; Shen, Yu ve Zhao, 2017).

Twitter, dünya genelinde günlük yaklaşık 500 milyon paylaşım ile en çok kullanılan sosyal medya platformlarından biri olarak öne çıkmakta ve Türkiye'de de 11. sırada yer almaktadır (We Are Social, 2024). Twitter, gerçek zamanlı haberlerin yayılması ve toplumsal hareketlerin organizasyonunda etkin bir araç olarak görülmektedir. Ayrıca, şirket haberleri, piyasa tahminleri, analist yorumları ve diğer finansal bilgiler de artık Twitter üzerinden yayılmakta ve bu da onu finansal piyasalar için vazgeçilmez bir bilgi kaynağı yapmaktadır. Twitter'ın yanı sıra, Reddit, Yahoo! Finance ve StockTwits gibi yurtdışı platformları da yatırımcılar arasında popüler olup, akademik çalışmalarda incelenmektedir (Bollen vd., 2011; Darbyshire ve Oliver, 2021; Oliveira vd., 2013).

Investing.com da aylık 150 milyon ziyaretçi ile dünyanın en büyük üç finans sitesi arasında yer almaktadır ve yine Türkiye’de çok fazla kullanıcının ziyaret ettiği ve etkileşimde bulunduğu bir platformdur (Semrush, 2024).

2017 yılında Borsa İstanbul’daki yerli gerçek yatırımcı sayısı 1,07 milyon iken bu sayı Şubat 2024’te 8,12 milyona ulaşmıştır (Şekil 4.1). Özellikle Covid-19 dönemi ve sonrasında yaşanan ekonomik sorunlar, artan enflasyon ve düşük faiz oranları ve halka arzlarda yaşanan artış, yatırımcıları borsaya yönlendirmiştir. Geleneksel perspektife göre manipülasyonun, daha ziyade gizli ve kurumsal düzeyde gerçekleştiği öngörülmekteyken, sosyal medya platformlarının ortaya çıkışıyla bu tür faaliyetler, küçük yatırımcılar tarafından da daha geniş bir kitleye yayılarak ve açıkça yapılmaya başlanmıştır. Bu platformlarda hızlı bilgi paylaşımı, yatırımcı etkileşimi ve tavsiyelerin yanı sıra piyasa manipülasyonu ve algı yönetimi gibi faktörlerin piyasa üzerindeki etkileri gözlemlenmektedir. SPK, artan bireysel yatırımcı sayısının manipülatif işlem sayısını da yükselttiğini, özellikle Twitter, Facebook, TikTok gibi sosyal medya kanalları ve borsayla ilgili paylaşım yapılan internet ve forum sitelerinde kullanıcı görüşlerinin piyasa bozucu faaliyetlere yansıdığını belirtmiştir (www.odatv4.com, 2023b, 2023a). SPK tarafından 2018 yılında 15, 2019 yılında 31, 2020 yılında 28, 2021 yılında 20 ve 2022 yılında 32 manipülatif işlem yapıldığı tespit edilmiş, bu işlemlerin yarısından fazlasının da sosyal medya ve internet siteleri üzerinden organize edildiği gözlenmiştir. Bunun yanında 2021 yılında ABD’de yaşanan, Reddit ve Twitter üzerinden gerçek yatırımcıların organize olduğu “GameStop Olayı” ve Türkiye’de benzer şekilde gerçekleşen “SASA Olayı”, küçük yatırımcıların da piyasaları etkileyebileceğini gösteren en güncel örneklerdir. Bu durum sosyal medya ve internet sitelerindeki etkileşimin yatırımcılar ve piyasalar açısından önemini ortaya koymaktadır.



Şekil 4.1: Borsa İstanbul Yerli Gerçek Yatırımcı Sayısı (MKK, 2024)

Bu araştırmanın amacı sosyal medya ve borsayla ilgili paylaşım yapılan internet kanalı olan Investing.com paylaşımlar ve manipülasyonlar ile Borsa İstanbul pay piyasası ve pay senedi fiyatları arasındaki ilişkiyi incelemektir. Bu sebeple çalışmada SPK tarafından manipülasyon yapıldığı tespit edilen pay senetleri ele alınmıştır. Yapılan çalışma, özellikle Investing.com paylaşımlarının etkisini araştıran ilk çalışma niteliğindedir. Ayrıca yatırımcıların yatırım kararı verirken pay senetlerinin ile ilgili sosyal medya görüşlerini dikkate alıp almadığının ve pay senedi fiyatlarının bundan etkilenip etkilenmediğinin ortaya koyulması, çalışmanın bir diğer önemli yanıdır.

4.2. Sosyal Medya ve İnternet Forum Paylaşımlarının Duygu Analizi

4.2.1. Türkçe finans duygu sözlüğünün oluşturulması

Çalışmada öncelikle, duygu analizi kapsamında Türkçe finans duygu sözlüğü oluşturulmuştur. Oluşturulan duygu sözlüğünde kelime ve kelime grupları pozitif, negatif ve şüpheli olarak sınıflandırılmıştır. Sözlükte 1.482 pozitif, 2.343 negatif ve 190 şüpheli olmak üzere toplam 4.015 ifade yer almaktadır. Bu sözlük oluşturulurken aşağıdaki kaynaklardan yararlanılmış; kaynaklarda yer alan aynı ifadeler için ilk kaynak olan SentiTurkNet gösterilmiştir:

- SentiTurkNet (Dehkharghani, 2015; Dehkharghani vd., 2017),
- Loughran ve Mcdonald (2011) tarafından oluşturulan İngilizce finans duygu sözlüğü,
- Kızılkaya (2018) tarafından oluşturulan pozitif ve negatif ifadeler derlemi,

- G ng r (2016)’ n borsa jargonunu ele aldığı  alışması,
- TCMB ve Borsa İstanbul terim s zl kleri,
- Twitter ve Investing.com ’da kullanılan jargon ve
- Emojiler.

T rk e tek duygu s zl ğ  olan SentiTurkNet (Dehkharghani, 2015; Dehkharghani vd., 2017) 1.500 pozitif, 1.200 negatif ve 10.827 n tr kelimedenden oluřmaktadır. Ancak bu s zl kte kelimeler genel anlamda kullanılmakta, alanlara  zg  deėiřen anlamlar g z ardı edilmektedir.  rneėin, “manip le etmek” ifadesi SentiTurkNet’de n tr bir ifade olarak etiketlenmektedir. Halbuki “manip le etmek, manip lasyon” ifadeleri ekonomi ve finans alanında olumsuz, hatta ř phe uyandırıcı bir durumu g stermektedir. Bunun yanında Dehkharghani (2015) de s zl k oluřturulurken bazı kelimelerin hatalı olarak etiketlendiėini belirtmiřtir.

Loughran ve Mcdonald (2011) tarafından oluřturulan İngilizce finans duygu s zl ğ  ise toplam 3.716 kelimeyi barındırmaktadır. Ancak bu s zl kte 354 pozitif, 2.345 negatif, 905 ihtilafly, 34 belirsiz, 20 ifadeyi g  lendirici kip ve 58 ifadeyi zayıflatıcı kip etiketli kelime yer almaktadır. Pozitif etiketli kelime derleminin bu kadar az olması, s zl ğ n kullanımını zorlařtırmakta ve doėru analiz yapılamamasına neden olmaktadır (Consoli, Barbaglia ve Manzan, 2022). Bu kaynaktan,  zellikle İngilizce ve T rk e olarak ortak anlama gelen finans ve ekonomi terimleri s zl ėe eklenmiřtir.

Kızılkaya (2018) tarafından oluřturulan derlem 1.293 pozitif, 1.980 negatif etiketli kelimeyi i ermektedir. Bu derlem, 2018 Cumhurbaşkanlığı se imi d nemindeki Twitter paylařımlarına y neliktir. Bu nedenle kelimeler daha  ok genel ve siyasi anlamlarına y nelik olarak etiketlenmiřtir. Ancak sosyal medyaya ait yazı diline yatkın olmasından dolayı, finans s zl ğ  oluřturulurken bu derlemden de yararlanılmıřtır.

G ng r (2016), yaptıėı  alıřmada borsada iřlem yapan kiřilerin kendi aralarında kullandığı jargonu arařtırmıř ve borsa yatırımcılarının kullandığı ifadeleri a ıklayarak sınıflandırmıřtır. Bu ifadelerin b y k bir  oėunluėu  zellikle sosyal medya ve borsa sitelerinde terim niteliėi kazanmıř olup bir borsa jargonu haline gelmiřtir.  rneėin, “patron k ėıdı”, “bıyıklı”, “olgun armut”, borsada iřlem yapanlar arasında bilinen ve internet ortamında sık a kullanılan ifadelerdir. Bu nedenle G ng r (2016)’ n  alıřmasında yer alan kelime ve kelime grupları da oluřturulan finans duygu s zl ğ ne eklenmiřtir.

TCMB ve Borsa İstanbul'un finansal okuryazarlığı artırmak amacıyla web sitelerinde yayınladıkları terim sözlükleri incelenmiştir. Ancak bu kaynaklarda, daha çok bilgi amaçlı terimler açıklanmıştır ve bu terimler genellikle nötr anlamdadır. Bu nedenle, bunlardan sosyal medya ve finans forumlarında daha sık ve göreceli olarak pozitif veya negatif anlamda kullanılan terimler sözlüğe eklenmiştir.

Bunun yanında çalışmanın veri setini oluşturan pay senetleri ile ilgili Twitter paylaşımları ve Investing.com yorumları incelenmiş ve bu platformlarda sıkça kullanılan ve jargon haline gelen ifadelerden yararlanılmıştır. Örneğin, daha volatil veya düşük fiyatlı olan pay senetleri için sıkça “soygun” ifadesi paylaşılmaktadır. Bunun yanında, spekülasyon ve manipülasyon yapıldığı düşünülen pay senetlerinde “spek”, “cimer”, “komplo” gibi ifadeler yer almaktadır. Burada özellikle göze çarpan ifadeler “tee” ve “tee”dir. Bu ifadelerle, platformda yorum yapan kullanıcılar özel Telegram gruplarına davet edilmekte veya kullanıcılar bu gruplara girmek istediğinde bu ifadeleri kullanarak davet beklemektedir. Bu grupların daha çok yatırım tavsiyesi vermek veya almak amacıyla kullanıldığı göz önüne alındığında, bu tarz ifadeler “şüpheli” olarak etiketlenmiştir.

Son olarak duygu sözlüğüne emojiler eklenmiştir. Kullanıcılar paylaşımlarını daha çok cep telefonları üzerinden yapmakta ve hem duygu durumlarını belirtmek hem de yazıyla ifade etmeleri sakıncalı olan paylaşımlarını iletmek için sıkça emojileri kullanmaktadır. Emojiler, çoğu metin analizinde veri ön işleme aşamasında analizden çıkarılmaktadır. Bunun yanında incelenen duygu sözlükleri ve derlemlerde de yine emojilere rastlanmamıştır. Halbuki, insanlar günümüzde belki de yazıdan daha fazla bu ifadeleri kullanmaktadır. Bu nedenle, pozitif ve negatif bir duygu belirttiği kesin olan emojiler duygu sözlüğüne dahil edilmiştir.

Dil, sürekli gelişen dinamik bir iletişim aracıdır. Özellikle internet ortamında, sürekli yeni ifadeler, terimler, jargon popüler olmakta ve yapılan paylaşımlara dahil edilerek sıklıkla kullanılmaktadır. Bunun yanında özellikle İngilizce başta olmak üzere diğer dillerdeki kelimelerle birlikte tamamı Türkçe olmayan paylaşımlar da yapılmaktadır. Bu nedenle, bu çalışmadan sonra da duygu sözlüğünün sosyal medyada kullanılan dile paralel olarak güncellenmesi ve açık erişimli olarak paylaşılması planlanmaktadır.

4.2.2. Duygu analizinde kullanılan veriler

Araştırmada, 2018-2022 dönemleri arasında Borsa İstanbul’da işlem gören ve bu dönemlerde SPK tarafından manipülatif işlem yapıldığı tespit edilen toplam 95 şirketin pay senetleri ile ilgili Twitter paylaşımları ve Investing.com yorumları incelenmiştir. Veri devamlılığı ve yapılan paylaşım sayılarının yeterliliği nedeniyle bu şirketlerden 53’ü çalışmanın veri setini oluşturmaktadır. Twitter paylaşımları, ilgili pay senedinin borsa kodunun etiketleri diğer bir ifadeyle “hashtag”i ve “cashtag”i ile aratılmış (örn. #ADESE/\$ADESE) ve Twitter tarafından akademik çalışmalar için sunulan geliştirici hesabı (Twitter API for Academic Research) aracılığıyla elde edilmiştir. Investing.com’da yer alan paylaşımlar, ilgili pay senedinin sayfasındaki “tartışmalar” kısmından web kazıma (web scrapping) yöntemi ile alınmıştır. Bunun sonucunda 53 pay senedine ait toplam 2.771.278 tweet ve 7.505.739 Investing.com paylaşımı toplanmıştır. Analize dahil edilen pay senetleri ve bu pay senetlerine ilişkin toplam Twitter ve Investing.com paylaşım sayıları EK-1’de sunulmuştur.

4.2.3. Türkçe finans duygu sözlüğü ile sosyal medya ve internet forum paylaşımlarının duygu analizi

Çalışmada ilk olarak, daha önce oluşturulan Türkçe finans duygu sözlüğüne dayalı olarak duygu analizi yapılmış ve her pay senedi için günlük ortalama duygu skoru hesaplanmıştır. Duygu analizi her bir pay senedi için Twitter ve Investing.com veri setlerinde ayrı ayrı gerçekleştirilmiştir. Örneğin, ADESE pay senedi için 2018- 2022 yılları arasında günlük olarak Twitter duygu skoru serisi ve Investing.com duygu skoru serisi oluşturulmuştur.

Duygu analizinden önce, paylaşımların analize uygun hale getirilmesi amacıyla metin ön işleme yapılmıştır. Metin ön işleme sürecinde yapılan düzeltmeler sırasıyla aşağıdaki gibidir:

- Zemberek dil kütüphanesi ile metin normalizasyonu yapılmıştır. Sosyal medya ve günlük konuşma dili ile yazılan metinler Türkçe dil kurallarına uygun hale getirilmiş ve yazım hataları düzeltilmiştir. Daha sonra tüm kelimeler küçük harfe dönüştürülmüştür,
- Yapılan paylaşımların duygu skoruna herhangi bir etkisi olmayan özel karakterler ve web sitesi linkleri metin içerisinden çıkarılmıştır. Özellikle Twitter paylaşımlarında yer alan bahsetme işareti (@), hashtagler, (#),

cashtagler (\$), kısa ve uzun linkler (https:// ve \) ve devamında yer alan ifadeler kaldırılmıştır. Bunun yanında duygu ifadesi belirtildiği düşünülen ve kullanılan duygu sözlüğünde de yer alan emojiilerin metin içinde bırakılmasına karar verilmiştir,

- Metin temizleme işleminin devamı olarak noktalama işaretleri ve sayılar kaldırılmıştır. Daha sonra NLTK Türkçe dil paketi kullanılarak durak (etkisiz) kelimeler metin içerisinde çıkarılmıştır,
- Son olarak, kelimeler tokenize edilerek (tokenization) paylaşımlar anlamlı kelimelere ayrıştırılmıştır. Böylece toplanan metin verileri duygu analizine uygun hale getirilmiştir. Tokenizasyondan önce genelde yapılan kök ayırma işlemi (stemming) burada uygulanmamıştır. Çünkü Türkçenin sondan eklemeli dil olması, kök ayırma işleminin başarısız olmasına ve kelimenin anlamının değişmesine neden olmaktadır,

Metin ön işleme öncesi 53 pay senedine ait toplam 2.771.278 tweet ve 7.505.739 Investing.com paylaşımı bulunmaktaydı. Metin temizleme ve diğer ön işleme süreçlerinden sonra duygu analizi yapılacak 2.666.035 tweet, 7.111.801 Investing.com paylaşımı kalmıştır.

Metin ön işleme sürecinden sonra, oluşturulan finans duygu sözlüğünde yer alan kelime ve ifadeler kullanılarak yapılan her paylaşım için duygu skoru belirlenmiştir. Burada ilk olarak pozitif, nötr ve negatif duygu skoru sınıflandırılması yapılmıştır. Pozitif kelimeler için 1 ve negatif kelimeler için -1 skoru atanmıştır. Duygu sözlüğünde yer almayan kelimeler ise nötr yani 0 olarak belirlenmiştir. Metin içerisinde yer alan kelimelerin duygu yönüne bağlı olarak metnin toplam skoru hesaplanmıştır. Örneğin, metin içerisinde iki pozitif ve bir negatif kelime yer alıyorsa, metnin skoru 1 (2-1) olarak belirlenmiştir. Daha sonra aynı gün içinde yapılan paylaşımların duygu skorlarının ortalaması alınarak günlük duygu skoru belirlenmiştir. Aynı işlem, “şüpheli” ve “şüpheli olmayan” sınıflandırması ile tekrar yapılmıştır. Burada iki sınıflandırmaya gidilmiş olup şüpheli kelimeler için 1, şüpheli kelimeler listesinde yer almayan ifadeler için 0 skoru atanmıştır. Her bir pay senedi ve her bir paylaşım sınıflandırması için (Twitter ve Investing.com) hem üçlü sınıflandırma (pozitif, negatif ve nötr) hem de ikili sınıflandırma (şüpheli ve şüpheli olmayan) olmak üzere iki farklı duygu skoru hesaplanmıştır. Sonuç olarak Twitter-üçlü sınıflandırma, Twitter-ikili sınıflandırma, Investing.com-üçlü

sınıflandırma ve Investing.com-ikili sınıflandırma olmak üzere 53 pay senedi için 4 farklı analizden oluşan toplam 212 adet günlük duygu skoru serisi oluşturulmuştur.

Tablo 4.1: *Duygu Analizi Genel Sonuçları*

Pozitif Tweet Sayısı	Negatif Tweet Sayısı	Nötr Tweet Sayısı	Şüpheli Tweet Sayısı	Toplam Tweet Sayısı
1,006,055	232,932	1,309,029	118,019	2,666,035
%38	%9	%49	%4	%100
Pozitif Investing.com Paylaşım Sayısı	Negatif Investing.com Paylaşım Sayısı	Nötr Investing.com Paylaşım Sayısı	Şüpheli Investing.com Paylaşım Sayısı	Toplam Investing.com Paylaşım Sayısı
2,464,986	906,971	3,391,211	395,559	7,111,801
%35	%13	%48	%6	%100

Tablo 4.1’de, yapılan duygu analizinin toplam sonuçları sunulmaktadır. Buna göre hem Twitter hem de Investing.com için nötr duygu skoruna sahip paylaşımların en yüksek orana sahip olduğu görülmektedir. Bu durumun bir sebebi, paylaşımlardaki pozitif ve negatif duyguların birbirini götürmesi ve skorlarının 0’a eşitlenmesidir. Bir diğer sebebi ise oluşturulan duygu sözlüğünde yer almayan ifadelerin kullanılması veya yatırımcıların büyük bir kısmının dengeli, bir tutum sergilemesi olabilir. Diğer taraftan pozitif paylaşımlar, en yüksek ikinci orana sahiptir. Pozitif paylaşımların yüksek oranı, yatırımcıların genel olarak olumlu bir yaklaşıma sahip olduğunu, sosyal medya ve internet forumunda olumlu içeriklerin daha fazla paylaşıldığını göstermektedir. Kullanıcıların olumlu haberleri ve yorumları daha fazla paylaşma eğiliminde olmaları, bu tür içeriklerin “viral olma” potansiyelini artırmaktadır. Bu sebeple pozitif paylaşımlar, özellikle yatırım ve finans konularında pozitif yaklaşımların ve başarı öykülerinin daha da yaygınlaşmasına yardımcı olmaktadır. Bu durum, piyasaların olumlu yönde etkilenmesine katkı sağlayan bir faktör olarak sayılmaktadır.

Twitter'da negatif tweetlerin oranı %9’dur ve toplam tweet içerisindeki payı diğer duygu durumlarına göre (nötr ve pozitif) daha düşüktür. Bu, Twitter kullanıcılarının genel olarak olumsuz görüşlerini paylaşmaktan çekindiğini veya negatif duygularını ifade etmekte daha seçici olduğunu gösterebilmektedir. Oranın düşüklüğünün bir diğer sebebi ise Twitter kullanıcılarının finansal konularda olumlu gelişmeleri veya beklentileri daha fazla paylaşmayı tercih ediyor olmalarıdır. Investing.com üzerindeki negatif paylaşımların oranının %13 olması, bu platformun kullanıcılarının finansal konularla

ilgili olumsuz duygularını paylaşma konusunda daha açık olabileceğini göstermektedir. Investing.com, özellikle finans ve yatırım odaklı bir platform olduğundan, kullanıcılar burada piyasa hareketleri veya yatırım stratejileri konusundaki endişe ve hayal kırıklıklarını daha rahat ifade etmektedir. Twitter genel bir sosyal medya platformu iken, Investing.com daha niş bir kitleye hitap etmektedir ve bu da kullanıcıların paylaşımlarındaki ton ve içerik açısından farklılaşmaya neden olmaktadır.

Tablodaki verilere göre, şüpheli paylaşımların oranları Twitter genelinde %4 iken, Investing.com verilerinde %6'dır. Investing.com'un finans ve yatırım odaklı bir platform olması nedeniyle, burada finansal spekülasyonlar, yatırım stratejileri ve piyasa tahminleri gibi konularda paylaşılan içeriklerin doğruluğu şüpheyeye daha açık olabilir. Bu, kullanıcıların şüpheli buldukları, doğrulanmamış veya manipülatif olabilecek içerikleri belirtmeleriyle ilgilidir. Telegram hesaplarının paylaşımı veya karşılıklı bilgi alışverişi ve yatırım tavsiyeleri gibi etkileşimler de şüpheli skorların diğer sebepleridir.

Genel olarak duygu analizinden çıkarılan sonuçlar göz önüne alındığında, pozitif içeriklerin baskın olması, yatırımcıların genel eğiliminin iyimserlik ve piyasaların yükseleceğine dair umut üzerine kurulu olduğunu göstermektedir. Bu durum, yatırım yapma konusunda, bireysel yatırımcılarda genel bir cesaretin olduğuna işaret etmektedir. Piyasa üzerinde bir domino etkisi yaratarak, yeni yatırımcıların piyasaya girmesini teşvik edebilir ve mevcut yatırımcıların daha fazla yatırım yapmalarını sağlayabilir. Diğer yandan, negatif ve şüpheli içeriklerin oranlarının daha düşük olması, bu tür duyguların piyasalar üzerindeki etkisinin pozitif içeriklere göre daha sınırlı olduğunu gösterse de varlıkları yine de önemli bir uyarı işareti olarak kabul edilmelidir. Negatif duyguların piyasa hareketleri üzerinde dönüşüm sinyali oluşturabileceği ve yatırımcıların temkinli hareket etmesi gerektiğini gösterdiği durumlar mevcuttur. Şüpheli içeriklerin varlığı, özellikle yatırım tavsiyeleri ve piyasa tahminleri söz konusu olduğunda, yatırımcılar için bir risk faktörü oluşturmaktadır. Bu içerikler, yatırımcıların bilgi eksikliğinden veya manipülatif eylemlerden kaynaklanan yanlış yönlendirmeleri içermektedir. Özellikle günümüzde Türkiye'de artan bireysel yatırımcı sayısı, bu yatırımcıların finansal bilgi ve analizden ziyade yapılan paylaşımlara göre yatırım pozisyonu alma eğilimleri ile birleştiğinde, şüpheli içeriklerin potansiyel etkileri daha da artmaktadır. Yatırımcılar, genellikle kısa vadeli kazançlar umuduyla, bu tür içerikler tarafından belirlenen yönde hareket edebilirler, bu da piyasada ani ve sağlıklı fiyat hareketlerine neden olabilir.

Duygu analizinin yatırım kararlarındaki rolü, bu yüzden stratejik öneme sahiptir. Piyasa duyarlılığını ve eğilimlerini ölçmek için kullanılan bu yöntemin, yatırım kararlarında ve gelecekte oluşabilecek piyasa hareketlerini öngörebilmek adına kullanılması mümkündür. Bu yaklaşım çerçevesinde bir sonraki bölümde sosyal medya ve internet forumlarındaki paylaşımların piyasa getirileri üzerindeki etkisi, bu platformlardan elde edilen duygusal verilerin analizi yoluyla incelenmiştir.

Duygu analizi sonuçlarının pay senedi bazında sunumu Ek-2, Ek-3 ve Ek-4'te sunulmuştur. Yapılan analizlerde ve Python programlama dilinde kullanılan kodlar, oluşturulan Türkçe finans duygu sözlüğü açık erişimli olarak Github hesabında paylaşılmıştır⁵.

4.3. Sosyal Medya ve İnternet Forum Paylaşımları ile Pay Getirileri Arasındaki İlişki: Twitter ve Investing.com ile Borsa İstanbul Üzerine Bir Uygulama

Çalışmanın bu kısmında, duygu analizi ile elde edilen duygu skoru verilerinin ve günlük paylaşım sayılarının pay senetlerini nasıl etkilediği analiz edilmiştir. Bölümde öncelikle analizde kullanılan veriler ve analiz yöntemi açıklanmış, daha sonra da sosyal medyayı temsil eden Twitter ve internet forum paylaşımlarını temsil eden Investing.com ile ilgili değişkenlerin pay senedi getirilerine etkisini gösteren analiz bulguları ayrı ayrı sunulmuştur.

4.3.1. Veri

Twitter ve Investing.com paylaşımlarının pay senetlerine etkisinin analiz edilmesi amacıyla yapılan bu çalışmada, 53 pay senedine ait 01.01.2018 – 31.12.2022 dönemleri arasındaki günlük veriler kullanılmıştır. Bir önceki bölümde Twitter ve Investing.com paylaşımlarının duygu analizi yapılmış ve ortalama günlük duygu skorları ve günlük paylaşım sayıları hesaplanmıştır. Çalışmanın bu bölümünde de bu veriler kullanılmıştır.

Her bir pay senedine ait günlük kapanış fiyatları ve işlem hacimleri Yahoo! Finance sitesinden toplanmıştır. Pay senetlerinin günlük getirileri kapanış fiyatları üzerinden logaritmik olarak elde edilmiştir $\left[r_t = \ln \left(\frac{P_t}{P_{t-1}} \right) \right]$. Bunun yanında, Dolar/TL kuru ile günlük dolar cinsinden kapanış fiyatları ve dolar cinsinden günlük logaritmik getiriler hesaplanmıştır. Dolar cinsinden getiri, yatırımcılara bir yatırımın döviz kuru

⁵ <https://github.com/dnz-s/Turkish-Sentiment-Lexicon-and-Sentiment-Analysis>

dalgalanmalarına karşı ne kadar duyarlı olduğunu göstermektedir. Örneğin bir yatırımın TL cinsinden getirisi yüksekken, dolar cinsinden getirisi düşükse, bu, TL'nin dolar karşısında değer kaybettiğini ve bu durumun yatırımın dolar bazında değerinin azaldığını göstermektedir (Tablo 4.2).

Tablo 4.2: *Analizde Kullanılan Değişkenler*

Değişken	Tanımı	Kaynak
Getiri (r)	Pay senetlerinin günlük TL cinsinden kapanış fiyatları üzerinden hesaplanan logaritmik getiri	Yahoo! Finance
Dolar cinsinden getiri (r_{USD})	Pay senetlerinin günlük TL cinsinden kapanış fiyatlarının günlük Dolar/TL kuru ile Dolar cinsinden hesaplanması sonrası elde edilen logaritmik getiri	Yahoo! Finance
İşlem hacmi ($\ln(w)$)	Her bir pay senedine ait gün içinde gerçekleşen işlem hacminin logaritması	Yahoo! Finance
Günlük tweet sayısı	Her bir pay senedine ait Twitter'daki günlük paylaşım sayısı	Yazarın kendi hesaplaması
Günlük tweet sayısı (-1)	Her bir pay senedinin bir önceki güne ait Twitter'daki günlük paylaşım sayısı	Yazarın kendi hesaplaması
Twitter skor	Her bir pay senedine ait duygu analizi sonucu elde edilen üçlü gruplandırma (pozitif – nötr – negatif) duygu skorlarının günlük ortalaması	Yazarın kendi hesaplaması
Twitter skor (-1)	Her bir pay senedine ait duygu analizi sonucu elde edilen üçlü gruplandırma (pozitif – nötr – negatif) duygu skorlarının günlük ortalamasının bir önceki gün değeri	Yazarın kendi hesaplaması
Twitter şüpheli skor	Her bir pay senedine ait duygu analizi sonucu elde edilen ikili gruplandırma (şüpheli – şüpheli olmayan) duygu skorlarının günlük ortalaması	Yazarın kendi hesaplaması
Twitter şüpheli skor (-1)	Her bir pay senedine ait duygu analizi sonucu elde edilen ikili gruplandırma (şüpheli – şüpheli olmayan) duygu skorlarının günlük ortalamasının bir önceki gün değeri	Yazarın kendi hesaplaması
Günlük Investing.com paylaşım sayısı	Her bir pay senedine ait Investing.com'daki günlük paylaşım sayısı	Yazarın kendi hesaplaması
Günlük Investing.com paylaşım sayısı (-1)	Her bir pay senedinin bir önceki güne ait Investing.com'daki günlük paylaşım sayısı	Yazarın kendi hesaplaması
Investing.com skor	Her bir pay senedine ait duygu analizi sonucu elde edilen üçlü gruplandırma (pozitif – nötr – negatif) duygu skorlarının günlük ortalaması	Yazarın kendi hesaplaması
Investing.com skor (-1)	Her bir pay senedine ait duygu analizi sonucu elde edilen üçlü gruplandırma (pozitif – nötr – negatif) duygu skorlarının günlük ortalamasının bir önceki gün değeri	Yazarın kendi hesaplaması
Investing.com şüpheli skor	Her bir pay senedine ait duygu analizi sonucu elde edilen ikili gruplandırma (şüpheli – şüpheli olmayan) duygu skorlarının günlük ortalaması	Yazarın kendi hesaplaması
Investing.com şüpheli skor (-1)	Her bir pay senedine ait duygu analizi sonucu elde edilen ikili gruplandırma (şüpheli – şüpheli olmayan) duygu skorlarının günlük ortalamasının bir önceki gün değeri	Yazarın kendi hesaplaması

Araştırmada incelenen dönemde, özellikle Covid-19 etkisiyle Dolar/TL kurunda büyük dalgalanmaların yaşanması sebebiyle, Dolar cinsinden getirilerin incelenmesinin yatırımcılara yatırımlarının global ölçekte nasıl performans gösterdiği, döviz kuru dalgalanmalarına ne kadar duyarlı olduğu ve uluslararası arenada nasıl konumlandığı hakkında bilgi vereceği düşünülmektedir. Çalışmanın bu bölümünde kullanılan veriler ve kaynakları Tablo 4.2’de özetlenmiştir.

Tablo 4.3’te değişkenlere ait tanımlayıcı istatistikler sunulmuştur. Getiri ve dolar cinsinden getiri, ortalama olarak pozitif; benzer maksimum ve minimum değerlere sahiptir. Ancak dolar bazında getiriler TL’ye kıyasla daha düşüktür. Bu da döviz kurunun örneklem döneminde yüksek olmasından kaynaklanmaktadır. Bunun yanında getirilerin maksimum ve minimum değerlerinin geniş bir aralık göstermesi yüksek volatiliteye işaret etmektedir. Yüksek standart sapma değerleri, r ve r_{USD} için yüksek volatilitiyi desteklemekte, getirilerin zaman içinde büyük dalgalanmalar gösterdiğini belirtmektedir. $\ln(w)$ sütununa göre, pay senedinin ortalama logaritmik işlem hacmi 9,81’dir. Bu, dönem boyunca oldukça büyük bir işlem hacmi olduğunu, diğer bir ifadeyle aktif bir piyasa olduğunu göstermektedir. İşlem hacminin standart sapması, işlem hacminin günler arasında büyük dalgalanmalar gösterdiğini ifade etmektedir. İşlem hacminin çarpıklık değeri pozitiftir, bu da düşük işlem hacimlerinin daha sık görüldüğüne işaret eder. Günlük tweet sayısı, genellikle yüksek bir ortalama ve düşük bir medyana sahiptir, bu da tweet aktivitesinin bazı günlerde çok yüksek olduğunu göstermektedir. Twitter skor ve şüpheli skorun ortalama değerleri pozitiftir, bu da ortalama olarak olumlu tweetlerin ve belirli bir düzeyde şüpheli tweet aktivitesinin bulunduğunu ifade etmektedir. Investing.com ile ilgili değişkenler incelendiğinde, ortalama günlük Investing.com paylaşım sayısındaki yüksek ortalama, günlük atılan ortalama tweet sayısından daha yüksektir. Bu da Investing.com platformunda paylaşım yapmanın yaygınlığını göstermektedir. Investing.com skorunun ortalama değerlerin pozitif olması, genel olarak yorum ve görüşlerin olumlu ağırlıklı olduğunu göstermektedir. Investing.com’a ait şüpheli paylaşım skorları, genel olarak paylaşımların çoğunun düşük şüpheli skorlara sahip olduğunu, yani çoğunlukla güvenilir olduğunu göstermektedir. Ancak maksimum değerlerin yüksek olması, bazı günlerde olumlu veya şüpheli içeriklerin yoğun bir şekilde paylaşıldığını işaret etmektedir.

Tablo 4.3: Tanımlayıcı İstatistikler

	r	r_{USD}	ln(w)	Günlük Tweet Sayısı	Twitter Skor
Ortalama	0.00172	0.00018	9.80972	27.54794	0.34285
Medyan	0	-7.34E-05	479209.5	11	0.26667
Maksimum	0.38171	0.38655	20.39301	7288	9
Minimum	-1.2963	-1.295059	0	0	-6
Std. Dev.	0.04001	0.04248	6.93822	70.13043	0.51775
Skewness	-2.07672	-1.951593	8.271427	28.98122	1.601739
Kurtosis	57.31195	47.98984	112.531	1937.973	18.16531
Jarque-Bera	11964336	8223389	49480559	1.51E+10	968743.5
Gözlem Sayısı	96778	96778	96778	96778	96778
	Twitter Şüpheli Skor	Günlük Investing.com Paylaşım Sayısı	Investing.com Skor	Investing.com Şüpheli Skor	
Ortalama	0.10293	73.48572	0.210979	0.12181	
Medyan	0.03261	7	0	0.05556	
Maksimum	5	17250	12.76782	7	
Minimum	0	0	-6	0	
Std. Dev.	0.17344	350.7074	0.609327	0.201978	
Skewness	3.282577	17.15652	2.234485	4.78714	
Kurtosis	31.72324	466.7713	20.49046	58.46441	
Jarque-Bera	3500500	8.72E+08	1314115	12774568	
Gözlem Sayısı	96778	96778	96778	96778	

Getirilerin ve işlem hacminin çarpıklık değerlerinin negatif olması dağılımların sol kuyruklu olduğunu ve medyanın ortalamanın altında olduğunu göstermektedir (Tablo 3). Sosyal medya metriklerindeki yüksek pozitif çarpıklık, olağanüstü yüksek değerlerin nadiren olduğunu ancak çok etkili olabileceğini göstermektedir. Investing.com değişkenlerinde ise pozitif çarpıklık, veri setinde az sayıda yüksek değerlerin olduğunu ve bu değerlerin ortalamayı yukarı çektiğini göstermektedir. Investing.com değişkenlerinin basıklık değerleri oldukça yüksektir, bu da veri setinin normal dağılımdan daha zirveli ve kalın kuyruklu olduğunu, yani uç değerlerin daha sık görüldüğünü göstermektedir. Bu sonuçlar, pay senedinin getirisi, işlem hacmi ve sosyal medya etkileşimi ile ilgili değişkenlerin dağılımının birbirinden farklı olduğunu göstermektedir. Son olarak Jarque-Bera testinin yüksek değerleri, değişkenlerin normal dağılıma uymadığını belirtmektedir.

4.3.2. Metodoloji

Çalışmada, sosyal medya ve internet forum paylaşımlarının pay senedi getirileri ve işlem hacmine olan etkisinin analiz edilmesi için Panel Kantil Regresyon (Panel Quantile Regression/Methods of Moments Quantile Regression – PQR/MMQR) yöntemi kullanılmıştır (Machado ve Santos Silva, 2019). Panel veri analizi, hem ülkeler, şirketler, pay senetleri veya diğer yatay kesitler ($i = 1, 2, \dots, 53$) arasındaki farklılıkları hem de zaman boyutundaki ($t = 1, 2, \dots, 1821$) değişiklikleri aynı anda inceleyebilme olanağı tanımaktadır (Wooldridge, 2010). Geleneksel panel veri analiz yöntemleri, bağımsız değişkenin/lerin bağımlı değişken üzerindeki etkisinin sabit olduğunu varsaymaktadır. Diğer bir ifade ile genellikle ortalama değerler üzerine odaklanmakta ve değişkenin/lerin etkilerinin homojen olduğu varsayımında bulunmaktadır. Ancak bu varsayım, gerçek dünya verilerinde sıkça karşılaşılan durumu yansıtmamaktadır, çünkü genellikle bu etkiler homojen değildir. Birçok durumda bağımsız değişkenin/lerin bağımlı değişken üzerindeki etkileri farklı gözlem birimleri veya zaman dilimleri arasında değişkenlik göstermektedir. Bu nedenle, geleneksel panel veri analizi yöntemleri, bu heterojen etkileri yakalamakta başarılı değildir (Koenker, 2004). Panel Kantil Regresyon yöntemi ise veri dağılımının farklı yüzdelik dilimlerine (kantil, quantile) odaklanarak heterojen etkileri daha ayrıntılı bir şekilde analiz etme olanağı sunmaktadır. Veri setinin farklı yüzdelik dilimlerindeki değişkenlerin etkilerini inceleyerek, değişkenler arasındaki ilişkilerin farklı alt gruplarda veya segmentlerde nasıl değiştiğini anlamak için kullanılmaktadır (Machado ve Santos Silva, 2019). Bunun yanında geleneksel yöntemler verinin normal dağılım veya birtakım varsayımlara uyulmasını gerektirmekte ve bu varsayımlar altında tutarlı sonuçlar sağlayamamaktadır (Cheng vd., 2019). Ancak Panel Kantil Regresyon yöntemi, herhangi bir dağılım varsayımına uyma koşuluna sahip değildir ve daha genel bir çerçevede kullanılabilir.

4.3.2.1. *Panel kantil regresyon yöntemi*

Panel Kantil Regresyon yöntemi (Panel Quantile Regression/ Methods of Moments Quantile Regression – PQR/MMQR), regresyon kantillerini, koşullu ortalamaları tahmin ederek hesaplama olanağı sunan bir yaklaşımdır (Machado ve Santos Silva, 2019). Bağımsız değişkenin/lerin koşullu dağılımı üzerindeki etkilerini anlamak için koşullu ortalamaların tahmininde geçerli olan yöntemleri kullanmaktır. Bu yaklaşım, bireysel etkiler içeren panel veri modelleri ve açıklayıcı değişkenlerin endojen olduğu modeller

gibi zorlu durumlarda regresyon kantillerinin tahminine olanak tanımaktadır. Yöntem, bir dizi moment koşulunu kullanarak gerçekleştirilir ve bu koşullar, regresyon kantillerinin tahmin edilmesi için gerekli olan parametrelerin tanımlanmasını sağlamaktadır. Çalışmada kullanılan getiri ve işlem hacmi değişkenlerinin maksimum ve minimum değerleri arasındaki büyük farklar bulunmaktadır ve çarpıklık (skewness) değerleri oldukça yüksektir (Tablo 4.2). Bunun yanında değişkenler normal dağılım varsayımına uymamaktadır ve bu nedenle Panel Kantil Regresyon yönteminin kullanılmasının daha doğru sonuçlar vereceği düşünülmektedir. Bununla beraber, verilerin farklı yüzdelik dilimlerindeki etkilerini inceleyerek, değişkenlerin etkilerinin çeşitli piyasa koşullarında nasıl değişebileceğinin daha iyi anlaşılmasına yardımcı olacaktır. Bu sayede, sosyal medya ve internet forum paylaşımları ile pay senedi değişkenleri arasındaki ilişki daha kapsamlı bir şekilde değerlendirilebilir.

Panel Kantil Regresyon yönteminin genelleştirilmiş matematiksel ifadesi şu şekildedir:

$$Q_{Yit}(\tau|\lambda_i, \delta_t, X_{it}) = \lambda_i + \delta_t + \beta_{it,\tau}X_{it} + \epsilon_{\tau,it} \quad i = 1, \dots, N, t = 1, \dots, T \quad (4.1)$$

Bu formülde;

$Q_{Yit}(\tau|\lambda_i, \delta_t, X_{it})$: Bağımlı değişkenin τ 'inci kantilini veren koşullu fonksiyon,

λ_i : Birey içi sabit etki,

δ_t : Zaman sabit etkisi,

$\beta_{it,\tau}$: Bağımsız değişkenin τ 'inci kantildeki etkisi,

X_{it} : Bağımlı değişkeni,

$\epsilon_{\tau,it}$: τ 'inci kantildeki hata terimini,

i : yatay kesit birimini,

t : zaman birimini ve

τ : kantili temsil etmektedir ($0 > \tau > 1$).

Çalışmada TL cinsinden getiri (r), Dolar cinsinden getiri (r_{usd}) ve logaritmik işlem hacmi ($\ln(w)$) değişkenleri bağımlı değişken, günlük tweet sayısı, günlük tweet sayısı (-1), Twitter skor, Twitter skor (-1), Twitter şüpheli skor, Twitter şüpheli skor (-1) ile günlük Investing.com paylaşım sayısı, günlük Investing.com paylaşım sayısı (-1),

Investing.com skor, Investing.com skor (-1), Investing.com şüpheli skor, Investing.com şüpheli skor (-1) değişkenleri bağımsız değişken olarak kullanılmıştır. Getiriler için, düşük getiri koşulları, normal getiri koşulları ve yüksek getiri koşulları altında değişkenlerin etkilerini görebilmek amacıyla beş kantil kullanılmıştır ($\tau = 0.20, 0.40, 0.60, 0.80, 0.99$). Düşük kantiller (0.20, 0.40), ayı piyasası dönemlerini (bearish), medyan kantil (0.60) normal piyasa koşullarını ve yüksek kantiller (0.80, 0.99) boğa piyasası olduğu dönemleri (bullish) ifade etmektedir (Batten vd., 2017; Dawar vd., 2021; Xiao vd., 2018). İşlem hacmi değişkeni için de aynı şekilde, düşük işlem hacmi, normal işlem hacmi ve yüksek işlem hacmi olduğu dönemlerdeki etkiler beş kantile ($\tau = 0.20, 0.40, 0.60, 0.80, 0.99$) ayrı ayrı incelenmiştir. Twitter ve Investing.com değişkenlerinin etkilerinin tutarlı bir şekilde incelenmesi ve karşılaştırılması amacıyla, Twitter ve Investing.com için ayrı analizler yapılmıştır. Bu analizler için yapılan PQR modelinin örnek denklemleri şu şekildedir:

$$Q_{0.20}(r_{it}) = \lambda_{0.20} + \delta_{0.20} + \beta_{1,0.20}GTS_{it} + \beta_{2,0.20}GTS(-1)_{it} + \beta_{3,0.20}TS_{it} + \beta_{4,0.20}TS(-1)_{it} + \beta_{5,0.20}TSS_{it} + \beta_{6,0.20}TSS(-1)_{it} + \epsilon_{0.20,it} \quad (4.2)$$

$$Q_{0.20}(r_{it}) = \lambda_{0.20} + \delta_{0.20} + \beta_{1,0.20}GIS_{it} + \beta_{2,0.20}GIS(-1)_{it} + \beta_{3,0.20}IS_{it} + \beta_{4,0.20}IS(-1)_{it} + \beta_{5,0.20}ISS_{it} + \beta_{6,0.20}ISS(-1)_{it} + \epsilon_{0.20,it} \quad (4.3)$$

Denklem (4.2)'de, $\tau = 0.20$ için, r_{it} , TL cinsinden günlük getiriyi, GTS_{it} , günlük tweet sayısını, $GTS(-1)_{it}$, bir önceki günün günlük tweet sayısını, TS_{it} , Twitter skoru, $TS(-1)_{it}$, bir önceki günün Twitter skorunu, TSS_{it} , Twitter şüpheli skoru, $TSS(-1)_{it}$, bir önceki günün Twitter şüpheli skorunu ifade etmektedir. Aynı şekilde Denklem (4.3)'te GIS_{it} , günlük Investing.com paylaşım sayısını, $GIS(-1)_{it}$, bir önceki günün günlük Investing.com paylaşım sayısını, IS_{it} , Investing.com skoru, $IS(-1)_{it}$, bir önceki günün Investing.com skorunu, ISS_{it} , Investing.com şüpheli skoru, $ISS(-1)_{it}$, bir önceki günün Investing.com şüpheli skorunun simgesidir. Diğer bağımlı değişkenler r_{usdit} ve $\ln(w)_{it}$ için de aynı şekilde kantiller için ($\tau = 0.40, 0.60, 0.80, 0.99$) analizler gerçekleştirilmiştir.

Panel Kantil Regresyon (PQR) yönteminin sonuçlarını daha iyi anlamak ve geleneksel panel veri yöntemleri ile karşılaştırmak için, Geliştirilmiş En Küçük Kareler (Fully Modified Ordinary Least Squares – FMOLS), Havuzlanmış En Küçük Kareler (Pooled Ordinary Least Squares – POLS) ve Sabit Etkiler (Fixed Effects) yöntemleri de kullanılmıştır. Bu farklı yöntemlerin kullanılması, PQR ile elde edilen bulguların

tutarlılığı ve diğer geleneksel panel veri yaklaşımlarıyla olan ilişkiyi değerlendirmekte yardımcı olmaktadır (Akram vd., 2021; Anwar vd., 2021; C. Cheng vd., 2019).

4.3.2.2. *Analizde kullanılan geleneksel panel veri analiz yöntemleri*

Geliştirilmiş En Küçük Kareler (Fully Modified Ordinary Least Squares – FMOLS), seriler arasında eşbütünleşme olduğu durumlarda kullanılan bir panel veri analiz yöntemidir. FMOLS, panel veri setlerinde değişkenler arasındaki uzun dönemli ilişkileri tahmin etmek için kullanılmaktadır (Pedroni, 1996). Havuzlanmış En Küçük Kareler (Pooled Ordinary Least Squares – POLS), tüm gözlem birimleri arasında ortak parametrelerin olduğunu varsayan ve basit doğrusal regresyon modeline benzeyen bir modeldir (Baltagi, 2005). Bu model, bireylerarası veya zaman içindeki farklılıkları hesaba katmamakta olup her bir gözlem birimi ve zaman periyodu arasında herhangi bir fark olmadığını varsaymaktadır. POLS, verinin homojen olduğu durumlarda ve bireysel farklılıkların önemli olmadığı analizlerde tercih edilmektedir. Sabit Etkiler (Fixed Effects) Modeli ise her bir gözlem biriminin kendine özgü, zaman içinde değişmeyen özelliklerini (sabit etkilerini) hesaba katmakta, gözlem birimlerinin sabit etkilerinin, modelin diğer açıklayıcı değişkenleriyle olan ilişkisini kontrol edip sadece zaman içinde değişen değişkenler üzerindeki etkileri ölçmektedir. Bu model, bireysel farklılıkların önemli olduğu ve bu farklılıkların diğer değişkenlerle ilişkili olabileceği durumlarda kullanılmaktadır (Das, 2019).

FMOLS modelinin matematiksel formülü şu şekildedir:

$$\beta_{FMOLS} = \left(\sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T \tilde{X}_{it}' \tilde{X}_{it} \right)^{-1} \left(\sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T \tilde{X}_{it}' \tilde{Y}_{it} \right) \quad (4.4)$$

Bu denklemde β_{FMOLS} , FMOLS ile tahmin edilen uzun dönem katsayılarını, $\tilde{X}_{it}$ ve $\tilde{Y}_{it}$, bağımsız ve bağımlı değişkenlerin düzeltilmiş serilerini ifade etmektedir.

POLS modelinin denklemi aşağıdaki gibidir:

$$Y_{it} = \alpha_0 + \beta_1 X_{1it} + \dots \beta_k X_{kit} + \epsilon_{it} \quad (4.5)$$

Burada α_0 , sabit terimi, Y_{it} , bağımlı değişken, $X_{1it} \dots X_{kit}$, bağımsız değişkenler, $\beta_1 \dots \beta_k$, tahmin edilecek regresyon katsayılarını ve ϵ_{it} , hata terimini göstermektedir.

Sabit Etkiler modelinin matematiksel ifadesi ise şu şekilde gösterilmektedir:

$$Y_{it} = \alpha_0 + \alpha_j D_{it} + \beta_1 X_{1it} + \dots \beta_k X_{kit} + \epsilon_{it} \quad (4.6)$$

Denklemden POLS modeline D_{it} yatay kesit/zaman biriminin sabit olduğu kukla değişken ve onun sabit terimi olan a_j eklenerek Sabit Etkiler modeli kurulmaktadır.

4.3.2.3. *Analiz öncesi yapılan testler*

Çalışmada panel veri analizine geçmeden önce, veri setinin özelliklerini anlamak ve analiz sonuçlarının doğruluğunu ve güvenilirliğini artırmak amacıyla bir dizi ön test gerçekleştirilmiştir. Bu ön testler, analiz modellerinin seçimine ve elde edilen sonuçların yorumlanmasına katkıda bulunmaktadır. İlk olarak, veri setindeki yatay kesit bağımlılığının varlığı, serilerin durağan olup olmadığı ve değişkenler arasında eş bütünleşme ilişkisi bulunup bulunmadığını belirlemek için sırasıyla yatay kesit bağımlılığı, birim kök ve eş bütünleşme testleri uygulanacaktır.

Yatay kesit bağımlılığı testleri, panel veri analizlerinde bireyler arası veya kesitler arası hata terimlerinin birbiriyle korelasyonunun olup olmadığını kontrol etmektedir. Diğer bir ifade ile yatay kesit bağımlılığı testleri ile bir kesitte, ülkede, şirkette veya pay senedinde meydana gelen bir şokun, diğer kesitleri de etkileyip etkilemediği test edilmektedir.

Panel veri analizlerinde, zaman periyotlarının sayısı (T) yatay kesit sayısından (N) daha fazla olduğu durumlarda, yatay kesitler arası korelasyonları tespit etmek için Breusch & Pagan'ın (1980) geliştirdiği Lagrange Çarpanı (LM) testi tercih edilmektedir. Bu test, panel verilerdeki çapraz bölüm bağımlılığını belirlemede etkili bir araç olarak kullanılmaktadır. Bu öncül altında, LM testi uygulanarak, analiz sonuçlarının güvenilirliğini sağlamak ve model seçim sürecinin bu teste göre devam etmesi amaçlanmaktadır. LM testinin matematiksel ifadesi şu şekildedir (Pesaran, Ullah ve Yamagata, 2008):

$$CD_{LM} = \sqrt{\frac{2T}{N(N-1)}} \left(\sum_{i=1}^{N-1} \sum_{j=i+1}^N \rho_{ij} \right) \sim N(0,1) \quad (4.7)$$

Burada ρ_{ij} , iki kesit arasındaki korelasyon katsayısını ifade etmektedir. CD_{LM} , LM test istatistiğidir ve ki-kare (χ^2) dağılımı ile karşılaştırılmaktadır. CD_{LM} istatistiğinin belirlenen kritik değerden büyük olması durumunda yatay kesit bağımlılığının olmadığını kabul eden H_0 hipotezi reddedilmekte ve kistler arası korelasyon olduğu ve birbirlerini etkiledikleri kabul edilmektedir.

Panel birim kök testleri, panel veri setlerindeki serilerin durağan olup olmadığını belirlemek için kullanılmaktadır. Durağan olmayan seriler yanıltıcı regresyon sonuçlarına yol açmaktadır. Panel birim kök testleri, yatay kesit bağımlılığının varlığını kabul etmeyen (birincil nesil birim kök testleri) ve kabul eden (ikincil nesil birim kök testleri) olmak üzere iki gruba ayrılmaktadır. Analizde kullanılacak olan CIPS (Cross-sectional Im, Pesaran and Shin) ve CADF (Cross-sectional Augmented Dickey-Fuller) birim kök testleri de ikinci nesil birim kök testleridir (Im, Pesaran ve Shin, 2003; Pesaran, 2007). CADF birim kök testinin matematiksel ifadesi aşağıdaki gibidir (Pesaran, 2007):

$$CADF_{it} = \alpha_i + \beta_i Y_{i(t-1)} + \sum_{j=1}^p \gamma_{ij} \Delta Y_{i(t-j)} + \epsilon_{it} \quad (4.8)$$

Burada $Y_{i(t-1)}$, serinin bir önceki dönem değeri, ρ , gecikme sayısı, Δ , fark operatörünü, ϵ_{it} , hata terimini ve $\alpha_i, \beta_i, \gamma_{ij}$ ise serinin durağan olup olmadığını test etmekte kullanılan katsayıları temsil etmektedir. CIPS birim kök testi ise her bir kesit için ayrı ayrı CADF test istatistiğinin hesaplanması ve bu istatistiklerin ortalamasının alınması ile elde edilmektedir (Im vd., 2003):

$$CIPS = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N CADF_{it} \quad (4.9)$$

Panel eş bütünleşme testleri ise yatay kesit ve birim kök testlerinin aksine serilerin değil, modelin bütününde değişkenler arasında uzun dönemli ilişkinin olup olmadığını anlamak için yapılmaktadır. Eş bütünleşme, değişkenler arasında uzun dönemli bir denge ilişkisi olduğunu göstermektedir. Bu ilişkinin varlığı, kullanılan regresyon analizlerinin doğru tahminler yapıp yapımadığını doğrulamaktadır. Çalışmada, serilerde yatay kesit bağımlılığının olduğunu kabul eden Westerlund (2007) panel eş bütünleşme testi uygulanacaktır. Westerlund (2007) panel eş bütünleşme testi, hata düzeltme modeli (error correction model) çerçevesinde değişkenlerin dengesizliklerden kısa dönemde uzun dönem dengesine doğru ayarlanma hızını test etmektedir. Bu ayarlama hızı, eş bütünleşme ilişkisinin bir göstergesidir. Eğer seriler arasında eş bütünleşme varsa, dengesizlikler belirli bir hızla düzelmektedir ve bu, serilerin uzun dönemde birbirleriyle ilişkili olduğunu gösterir.

Westerlund (2007) panel eş bütünleşme testinin, iki grup testi ve iki panel testi olmak üzere dört farklı test istatistiği bulunmaktadır. Grup testleri, paneldeki tüm kesitlerin birlikte eş bütünleşme gösterip göstermediğini test ederken, panel testleri her bir kesitin bireysel olarak eş bütünleşme gösterip göstermediğini kontrol etmektedir. Eş

bütünleşme testi, hata düzeltme modeli çerçevesinde aşağıdaki denklemle ifade edilmektedir:

$$\Delta y_{it} = \alpha_i + \beta'_i \Delta x_{it} + \gamma_i z_{i(t-1)} + \epsilon_{it} \quad (4.10)$$

Bu denklemde Δy_{it} , bağımlı değişkenin birinci farkını, α_i , bireysel sabit etki katsayısını, β'_i , bağımsız değişkenlerin birinci farklarının katsayısını, γ_i , hata düzeltme teriminin katsayısını, $z_{i(t-1)}$, hata düzeltme terimini ve ϵ_{it} , hata terimini ifade etmektedir. Eş bütünleşme olduğu durumda γ_i teriminin negatif ve anlamlı olması beklenmektedir.

4.3.2.4. Panel nedensellik testi

Panel nedensellik testi, zaman serisi ve kesit verilerinin birleşiminden oluşan panel veriler üzerinde nedensellik ilişkilerini test etmek için kullanılan bir yöntemdir. Panel nedensellik testleri, Granger nedensellik testinin (Granger, 1969) panel veri setleri için genişletilmiş bir formudur ve en yaygın kullanılan testlerden biri Dumitrescu ve Hurlin (2012) tarafından geliştirilen testtir. Bu test, serilerin düzeyde durağan olduğu (birim kök içermediği) ve seriler arasında eş bütünleşmenin bulunduğu durumda kullanılabilmektedir. Testin temel mantığı, bir değişkenin geçmiş değerlerinin başka bir değişkenin gelecekteki değerlerini öngörmeye istatistiksel olarak anlamlı olup olmadığını test etmektir. Dumitrescu ve Hurlin (2012) panel nedensellik testinin matematiksel ifadesi şu şekildedir:

$$Y_{it} = \alpha_i + \sum_{j=1}^p \beta_{ij} Y_{it-j} + \sum_{j=1}^p \gamma_{ij} X_{it-j} + \epsilon_{it} \quad (4.11)$$

Burada α_i , sabit terim, β_{ij} ve γ_{ij} , geçmiş değerlerin bağımlı değişken üzerindeki etkilerini ölçen katsayılar, p , gecikme (lag) sayısı ve ϵ_{it} , hata terimini ifade etmektedir. H_0 hipotezi değişkenler arasında nedensellik ilişkisi olmadığını ($\gamma_{ij} = 0$), alternatif hipotez ise nedenselliğini bulunduğunu ($\gamma_{ij} \neq 0$) belirtmektedir.

4.3.3. Twitter paylaşımları için analiz bulguları ve yorumlanması

Bu bölümde Twitter ile ilgili değişkenlerin getiri ve işlem hacmine olan etkisi analiz edilmiştir. Tablo 4.4'te Breusch-Pagan LM Testi, yatay kesit bağımlılığı testinin sonucunu göstermektedir. Bu tabloya göre, tüm değişkenler için yatay kesit bağımlılığının varlığını ifade eden H_0 hipotezi reddedilmektedir. Diğer bir ifade ile değişkenler için tüm pay senetleri arasında yatay kesit bağımlılığı bulunmaktadır. Bu, bir pay senedindeki gerçekleşen olayın diğer pay senetlerini de etkilediğini göstermektedir. Breusch-Pagan

LM Testi'nin sonuçlarına göre, yatay kesit bağımlılığı bulunan değişkenler için değişkenlerin durağanlığını test eden ikinci nesil birim kök testlerinin yapılması gerekmektedir. Bu tabloya göre ikinci nesil birim kök testlerinden CIPS ve CADF testleri, tüm değişkenlerin düzeyde durağan olduğunu göstermektedir. Bu durumda düzeyde durağanlığın göz önünde bulundurulduğu modeller uygulanabilir.

Tablo 4.4: *Yatay Kesit Bağımlılığı ve Birim Kök Testleri Sonuçları-1*

	Breusch-Pagan LM Yatay Kesit Bağımlılığı Testi	CIPS Birim Kök Testi	CADF Birim Kök Testi
r	79663.64 ^a	-21.1375*	-6.1900*
r_{USD}	208303.6 ^a	-21.8933*	-6.1900*
ln(w)	232281.0 ^a	-6.0993*	-6.1884*
Günlük Tweet Sayısı	337825.3 ^a	-9.7322*	-6.1896*
Twitter Skor	26619.14 ^a	-15.6103*	-6.1647*
Twitter Şüpheli Skor	19918.91 ^a	-14.5800*	-6.1764*

^a, %1 düzeyinde seriler arasında yatay kesit bağımlılığı olduğunu ifade etmektedir.
*, %1 anlamlılık düzeyine göre değişkenlerin durağan olduğunu göstermektedir.

Çalışmada bağımlı değişken olarak getiri (r), dolar cinsinden getiri (r_{USD}) ve logaritmik işlem hacmi(ln(w)) değişkenleri kullanılmıştır. Twitter ile ilgili değişkenlerin etkisinin incelenmesi amacıyla bağımlı değişkenlerin olduğu modeller sırasıyla Model 1, Model 2 ve Model 3 olarak isimlendirilmiştir. Model 1, TL cinsinden getiri (r), Model 2, Dolar cinsinden getiri (r_{USD}) ve Model 3, işlem hacminin logaritmasının ln(w) bağımlı değişken olduğu modelleri ifade etmektedir.

Tablo 4.5: *Westerlund (2007) Panel Eşbütünleşme Testi Sonuçları-1*

	Grup Eşbütünleşme	Panel Eşbütünleşme
Model 1	-20.952* (0.000)	-151.138* (0.000)
Model 2	-21.025* (0.000)	-152.116* (0.000)
Model 3	-17.677* (0.000)	-127.852* (0.000)

Parantez içindeki değerler olasılık değerleridir.
*, %1 anlamlılık düzeyini ifade etmektedir.

Tablo 4.5’te gösterilen Westerlund (2007) eşbütünleşme testi, serilerin bireysel birim kök özelliklerini değil, panelin tamamı olarak eşbütünleşme ilişkisini tespit etmeye yöneliktir. Test sonuçları, eşbütünleşmenin olmadığını belirten H_0 hipotezini reddetmekte, Model 1, 2 ve 3 için değişkenlerin uzun dönemde birlikte hareket etme eğiliminde olduğunu göstermektedir.

Tablo 4.6: FMOLS Analiz Sonuçları-1

	Model 1	Model 2	Model 3
	(Bağımlı: r)	(Bağımlı: rusd)	(Bağımlı: ln(w))
Günlük Tweet Sayısı	0.00003* (3.33E-06)	0.00004* (3.62E-06)	0.00605* (0.00184)
Günlük Tweet Sayısı (-1)	-0.00021* (3.33E-06)	-0.00020* (3.62E-06)	0.00557* (0.00185)
Twitter Skor	0.00657* (0.00036)	0.00690* (0.00039)	0.08191* (0.01989)
Twitter Skor (-1)	0.00138* (0.00036)	0.00163* (0.00039)	0.23495* (0.00593)
Twitter Şüpheli Skor	-0.00049 (0.00107)	0.00015 (0.00116)	0.73936* (0.00593)
Twitter Şüpheli Skor (-1)	-0.00158 (0.00107)	-0.00098 (0.00116)	2.00697* (0.15454)
Parantez içindeki değerler, katsayılar ait standart hataları göstermektedir. *, **, *** sırasıyla %1, %5 ve %10 anlamlılık düzeylerini ifade etmektedir.			

Tablo 4.6’da Fully Modified Ordinary Least Squares (FMOLS) yöntemi kullanılarak Twitter ile ilgili değişkenlerin etkisini gösteren tahmin sonuçları verilmiştir. Model 1 sonuçlarına göre, günlük tweet sayısının anlık etkisi pozitif ve anlamlıdır; önceki günün tweet sayısının (lagged) etkisi ise negatiftir. Bu, günlük tweet aktivitesinin o günkü getirileri olumlu etkilediğini, fakat bir önceki günün aktivitesinin negatif bir etkisi olduğunu göstermektedir. Hem o güne ait hem de bir önceki günün Twitter skoru getiriler üzerinde pozitif ve anlamlı bir etkiye sahiptir. Bu da yapılan paylaşımların olumluluk derecesi arttıkça hem o gün hem de ertesi gün getirilerin de artacağını ifade etmektedir. Dolar cinsinden getiri için yapılan analiz de (Model 2) bu durumu desteklemektedir. Twitter şüpheli skor, Model 1 ve Model 2 için anlamsız negatif değerlere sahiptir. Bu sonuç, atılan tweetlerde manipülasyonu gösteren şüpheli ifade kullanımının getiriler üzerinde anlamsız bir etkiye sahip olduğuna işaretir. Model 3’te ise tüm değişkenlerin işlem hacmi üzerinde anlamlı ve pozitif bir etki yarattığı görülmektedir. Bu durum tweet

sayılarının ve skorlarının, alış ve satış farketmeksizin, işlem hacmini artırdığını belirtmektedir. Ancak tweet sayısının bir gün önceki değeri anlık değerinden daha az etkiye sahipken skorların bir gün önceki değerlerinin etkisi daha fazladır. Bu bulgular, yatırımcıların ve piyasa katılımcılarının sosyal medya etkileşimlerine verdiği tepkinin değişebileceğini göstermektedir.

Tablo 4.7, modeller için yapılan Pooled Ordinary Least Squares (POLS) yöntemi tahmin sonuçlarını göstermektedir. Model 1 ve 2 için mevcut ve bir önceki günün tweet sayısı, getiriler üzerinde FMOLS ile benzer etkilere sahiptir. Aynı şekilde Twitter skorları da hem anlık hem de bir önceki günün skoru, getiriler üzerinde pozitif ve anlamlı etkiler göstermektedir. Ancak şüpheli içeriklerin o günkü skorları anlamlı bir etkiye sahip değilken bir önceki günün şüpheli skorunun TL cinsinden getiri üzerinde anlamlı negatif etkisi bulunmaktadır. Model 3'te ise FMOLS'e benzer olarak tüm değişkenlerin işlem hacmi üzerinde anlamlı pozitif etkisi olduğu görülmektedir.

Tablo 4.7: POLS Modeli Analiz Sonuçları-1

	Model 1	Model 2	Model 3
	(Bağımlı: r)	(Bağımlı: rusd)	(Bağımlı: ln(w))
Günlük Tweet Sayısı	0.00004* (2.36E-06)	0.00004* (2.50E-06)	0.00584* (0.00041)
Günlük Tweet Sayısı (-1)	-0.00020* (2.36E-06)	-0.00019* (2.50E-06)	0.00543* (0.00041)
Twitter Skor	0.00672* (0.00025)	0.00704* (0.00027)	0.09218** (0.04357)
Twitter Skor (-1)	0.00154* (0.00026)	0.00177* (0.00027)	0.23898* (0.04357)
Twitter Şüpheli Skor	-0.00043 (0.00075)	0.00025 (0.00080)	0.30873** (0.13004)
Twitter Şüpheli Skor (-1)	-0.00137** (0.00023)	-0.00089 (0.00080)	1.59816* (0.13002)

Parantez içindeki değerler, katsayılar için standart hataları göstermektedir.
*, **, *** sırasıyla %1, %5 ve %10 anlamlılık düzeylerini ifade etmektedir.

Sabit Etkiler (Fixed Effects) yöntemi kullanılarak elde edilen tahmin sonuçları Tablo 4.8'de gösterilmiştir. Sonuçlar FMOLS (Tablo 4.6) ve POLS (Tablo 4.7) yöntemleri ile tutarlıdır. Buna göre getiriler, günlük tweet sayısından pozitif etkilenirken bir önceki günün tweet sayısından olumsuz etkilenmektedir. Hem anlık hem de bir önceki günün Twitter skoru getiri üzerinde pozitif ve anlamlı etkiler göstermektedir. Bu,

Twitter'daki olumlu etkileşimlerin hem TL hem de USD cinsinden getiriyi olumlu etkilediğini belirtmektedir. Twitter şüpheli skorun her iki getiri türü için de ne anlık ne de bir önceki günün etkisi istatistiksel olarak anlamlı değildir. Model 3 sonuçlarında görüldüğü gibi Sabit Etkiler yönteminde de FMOLS ve POLS'e benzer olarak işlem hacmi tüm değişkenlerden pozitif ve anlamlı olarak etkilenmektedir.

Tablo 4.8: Sabit Etkiler Modeli Analiz Sonuçları-1

	Model 1	Model 2	Model 3
	(Bağımlı: r)	(Bağımlı: rusd)	(Bağımlı: ln(w))
Günlük Tweet Sayısı	0.00004* (2.38E-06)	0.00004* (2.52E-06)	0.00582* (0.00041)
Günlük Tweet Sayısı (-1)	-0.00019* (2.38E-06)	-0.00019* (2.52E-06)	0.00541* (0.00041)
Twitter Skor	0.00678* (0.00026)	0.00712* (0.00027)	0.09044** (0.04357)
Twitter Skor (-1)	0.00161* (0.00026)	0.00186* (0.00027)	0.23282* (0.04357)
Twitter Şüpheli Skor	-0.00037 (0.00076)	0.00039 (0.00081)	0.30235** (0.13003)
Twitter Şüpheli Skor (-1)	-0.00148 (0.00076)	-0.00075 (0.00081)	1.57657* (0.13004)

Parantez içindeki değerler, katsayılara ait standart hataları göstermektedir.
*, **, *** sırasıyla %1, %5 ve %10 anlamlılık düzeylerini ifade etmektedir.

Tablo 4.9: Model 1 İçin PQR Analiz Sonuçları

	Model 1				
	(Bağımlı Değişken: r)				
	1. Kantil	2. Kantil	3. Kantil	4. Kantil	5. Kantil
Günlük Tweet Sayısı	-0.00002 (0.00003)	0.00002 (0.00002)	0.00004** (0.00002)	0.00007* (0.00002)	0.00014* (0.00004)
Günlük Tweet Sayısı (-1)	-0.00021 (0.00002)	-0.00020*** (0.00001)	-0.00019*** (0.00001)	-0.00019 (0.00001)	-0.00017 (0.00002)
Twitter Skor	0.00473* (0.00039)	0.00599* (0.00030)	0.00599* (0.00030)	0.00792* (0.00031)	0.10480* (0.00052)
Twitter Skor (-1)	0.00042 (0.00037)	0.00115* (0.00029)	0.00115* (0.00029)	0.02261* (0.00030)	0.03730* (0.00050)
Twitter Şüpheli Skor	-0.00417* (0.00122)	-0.00183*** (0.00087)	-0.00184 (0.00095)	0.00173*** (0.00096)	0.00645* (0.00164)
Twitter Şüpheli Skor (-1)	-0.00457* (0.00119)	-0.00264* (0.00086)	-0.00266 (0.00092)	0.00022 (0.00094)	0.00401** (0.00160)

Parantez içindeki değerler, katsayılara ait standart hataları göstermektedir.
*, **, *** sırasıyla %1, %5 ve %10 anlamlılık düzeylerini ifade etmektedir.

Tablo 4.9 ve 4.10 Panel Kantil Regresyon (PQR) yöntemi kullanılarak sosyal medya değişkenlerinin etkisi çeşitli kantillerde incelenmiştir. Bu yöntem, değişkenlerin TL ve Dolar cinsinden getiri üzerindeki etkisinin dağılımın farklı noktalarında nasıl değiştiğini ortaya koymaktadır. 1 ve 2. kantiller düşük getirileri ifade eden ayı piyasası (bearish); 3. kantil orta düzeydeki getiriler ile karakterize edilen normal piyasayı; 4 ve 5. kantiller ise yüksek getirilerle tanımlanan boğa piyasasını (bullish) temsil etmektedir. Buna göre, 1 ve 2. kantillerde (ayı piyasası) günlük tweet sayısının etkisi genel olarak anlamlı değildir. Bu, düşük getiri dönemlerinde tweet aktivitesinin getiri üzerinde belirgin bir etkisi olmadığını göstermektedir. 3. kantilde ise sosyal medya aktivitesinin getiri üzerinde pozitif ve anlamlı bir etki yarattığı belirlenmiştir. Bu etki, 4 ve 5. kantillerde (boğa piyasası) daha da artmaktadır. Bu da yüksek getiri dönemlerinde sosyal medya aktivitesinin getiri üzerinde daha güçlü ve olumlu bir etki yarattığını işaret etmektedir. Bir önceki günün tweet sayısının etkisi ise 2. ve 3. kantillerde negatif ve düşük düzeydedir. Bu, düşük ve orta seviye getiri sağlayan piyasa koşullarında, önceki günün sosyal medya aktivitesinin ertesi günkü getiriler üzerinde hafif bir baskı oluşturabileceğini göstermektedir. Yoğun tweet aktivitesinin bir önceki gün piyasada belirsizlik veya volatilité sinyali olarak algılanabileceği ve bu durumun satış baskısı yaratabileceği düşünülmektedir (Tablo 4.9 ve 4.10). Analiz sonuçları De Jong vd. (2017) ve Guo vd.’nin (2017) çalışmaları ile benzerdir.

Tablo 4.10: Model 2 İçin PQR Analiz Sonuçları

Model 2					
(Bağımlı Değişken: rusd)					
	1. Kantil	2. Kantil	3. Kantil	4. Kantil	5. Kantil
Günlük Tweet Sayısı	-0.00002 (0.00003)	0.00002 (0.00002)	0.00004** (0.00002)	0.00007* (0.00002)	0.00013* (0.00003)
Günlük Tweet Sayısı (-1)	-0.00002 (0.00001)	-0.00019*** (0.00001)	-0.00019*** (0.00001)	-0.00019*** (0.00001)	-0.00018 (0.00002)
Twitter Skor	0.00567* (0.00041)	0.00662* (0.00031)	0.00721* (0.00028)	0.00795* (0.00031)	0.00964* (0.00964)
Twitter Skor (-1)	0.00124* (0.00040)	0.00164* (0.00030)	0.00189* (0.00028)	0.00221* (0.00096)	0.00293* (0.00052)
Twitter Şüpheli Skor	-0.00227*** (0.00127)	-0.00056* (0.00096)	0.00054 (0.00089)	0.00191** (0.00096)	0.00502* (0.00502)
Twitter Şüpheli Skor (-1)	-0.00302** (0.00125)	-0.00156* (0.00095)	-0.00062 (0.00087)	0.00057 (0.00095)	0.00320** (0.00158)

Parantez içindeki değerler, katsayılar a ait standart hataları göstermektedir.

*, **, *** sırasıyla %1, %5 ve %10 anlamlılık düzeylerini ifade etmektedir.

Twitter skoru, tüm kantillerde getiri üzerinde pozitif ve istatistiksel olarak anlamlı bir etkiye sahiptir (Tablo 4.9 ve 4.10). Etki, yüksek kantillere doğru artmakta ve en yüksek kantil olan 5'te en güçlü etkiyi göstermektedir. Bu, olumlu Twitter içeriğinin, özellikle boğa piyasasında getiri üzerinde güçlü bir etkiye sahip olduğuna işaretir. Twitter şüpheli skorun etkisi, 1. ve 2. kantillerde negatif ve anlamlı iken, 4. kantilde pozitif ve anlamlıdır. 3. kantilde ise etki anlamlı değildir. Bu, düşük getiri düzeylerinde şüpheli içeriğin olumsuz bir etkisi olduğunu ancak yüksek getiri düzeylerinde bu etkinin olumlu hale gelebileceğini göstermektedir. Boğa piyasası dönemlerinde, yatırımcıların şüpheli içeriğe karşı daha toleranslı olabileceğini veya bu tür içeriklerin spekülasyon hareketleri tetikleyebileceğini belirtmektedir. Her iki modelin sonuçları karşılaştırıldığında, sosyal medya etkileşimlerinin ve duyarlılığın, farklı kantillerde ve farklı para birimleri cinsinden getiriler üzerinde farklı etkiler yarattığı görülmektedir. Sonuçlar Gupta ve Chen (2020), Ho vd. (2017) ve Mokni vd.'nin (2022) çalışmalarını desteklemektedir.

Tablo 4.11, işlem hacminin logaritması ($\ln(w)$) üzerinde sosyal medya değişkenlerinin etkilerini farklı kantillerde incelemektedir. Analize göre, düşük işlem hacminde sosyal medya değişkenlerinin anlık verileri belirgin bir etkiye sahip değilken, bir önceki günün verileri pozitif ve anlamlı bir etki göstermektedir. 2. kantil ve sonrasında, günlük tweet sayısının etkisi tüm kantillerde pozitif ve istatistiksel olarak anlamlıdır. Bu, genel olarak sosyal medya aktivitesinin işlem hacmi üzerinde pozitif bir etkisi olduğunu, yani artan tweet aktivitesinin piyasada daha yüksek işlem hacmi ile ilişkilendirildiğini göstermektedir. Bir önceki günün tweet sayısının etkisi de tüm kantillerde pozitif ve anlamlı olup, bu etkinin kantil sayısı arttıkça azaldığı gözlemlenmiştir, bu da işlem hacmi arttıkça tweet sayısının etkisinin azaldığını ifade etmektedir. Sonuçlar Leung ve Ton (2015) ve Öztürk ve Bilgiç'in (2022) çalışmalarını desteklemektedir.

Twitter skorunun etkisi, ilk kantilde anlamlı olmamakla birlikte, diğer kantillerde pozitif ve anlamlıdır. Bu durum, olumlu Twitter duyarlılığının, özellikle işlem hacmi yüksek olduğunda işlem hacmi üzerindeki etkisinin daha belirgin hale geldiğini göstermektedir. Bir önceki günün Twitter skorunun etkisi tüm kantillerde pozitif ve anlamlı olup, piyasanın önceki günün sosyal medya duyarlılığına tepki gösterdiğini ve bu

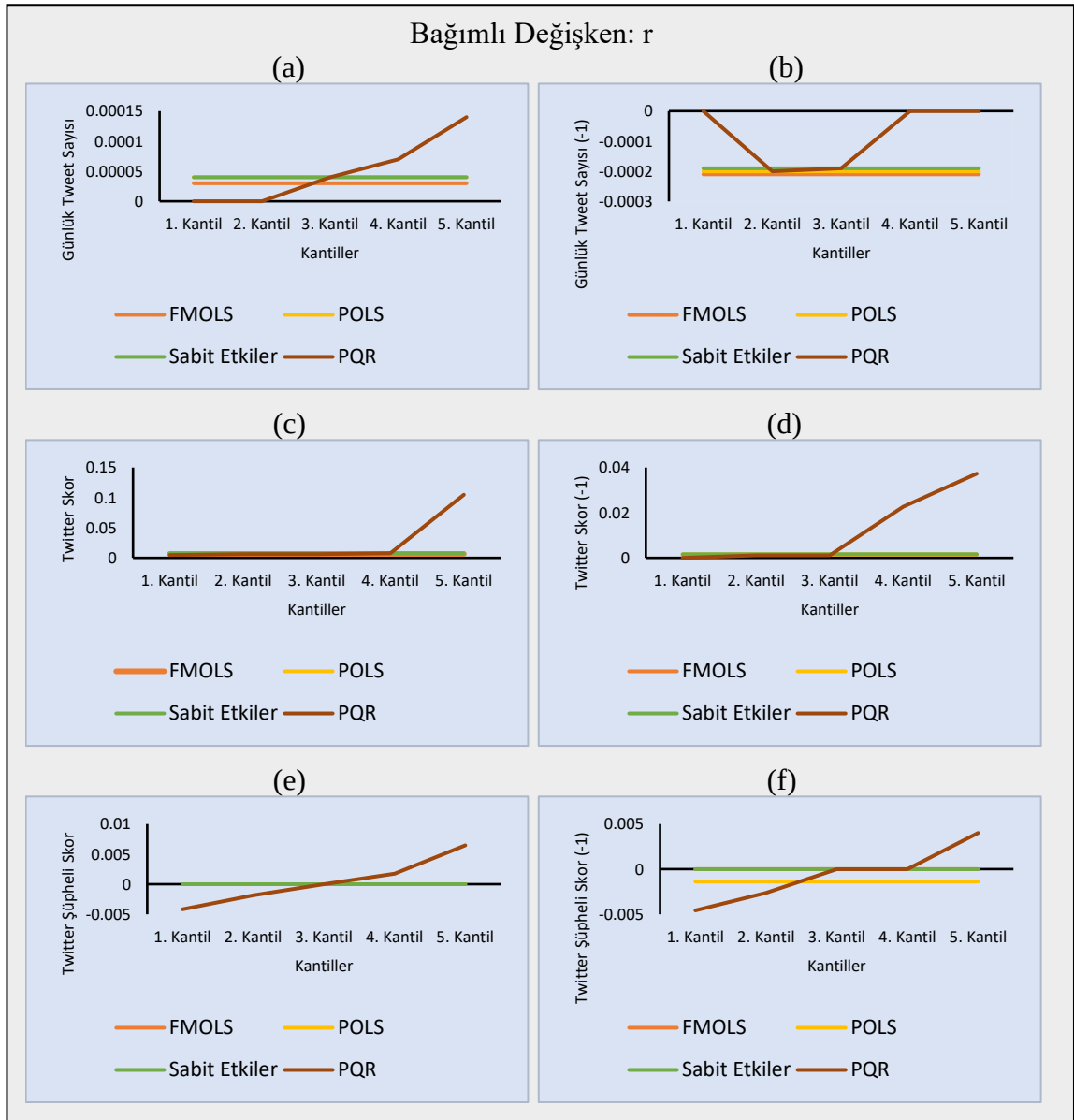
etkinin işlem hacmi üzerinde ertesi güne kadar devam ettiğini belirtmektedir. Twitter'daki şüpheli skorların anlık etkisi 2. kantilden itibaren, bir önceki günün şüpheli skorunun etkisi ise tüm kantillerde pozitif ve anlamlıdır. Bu, şüpheli içeriklerin piyasada belirsizlik veya spekülasyon yaratma potansiyeline sahip olduğunu ve bunun işlem hacmini artırabileceğini göstermektedir. Piyasanın şüpheli içeriklere özellikle güçlü bir tepki gösterdiği ve bu etkinin ertesi güne kadar devam ettiği anlaşılmaktadır (Tablo 4.11).

Tablo 4.11: Model 3 İçin PQR Analiz Sonuçları

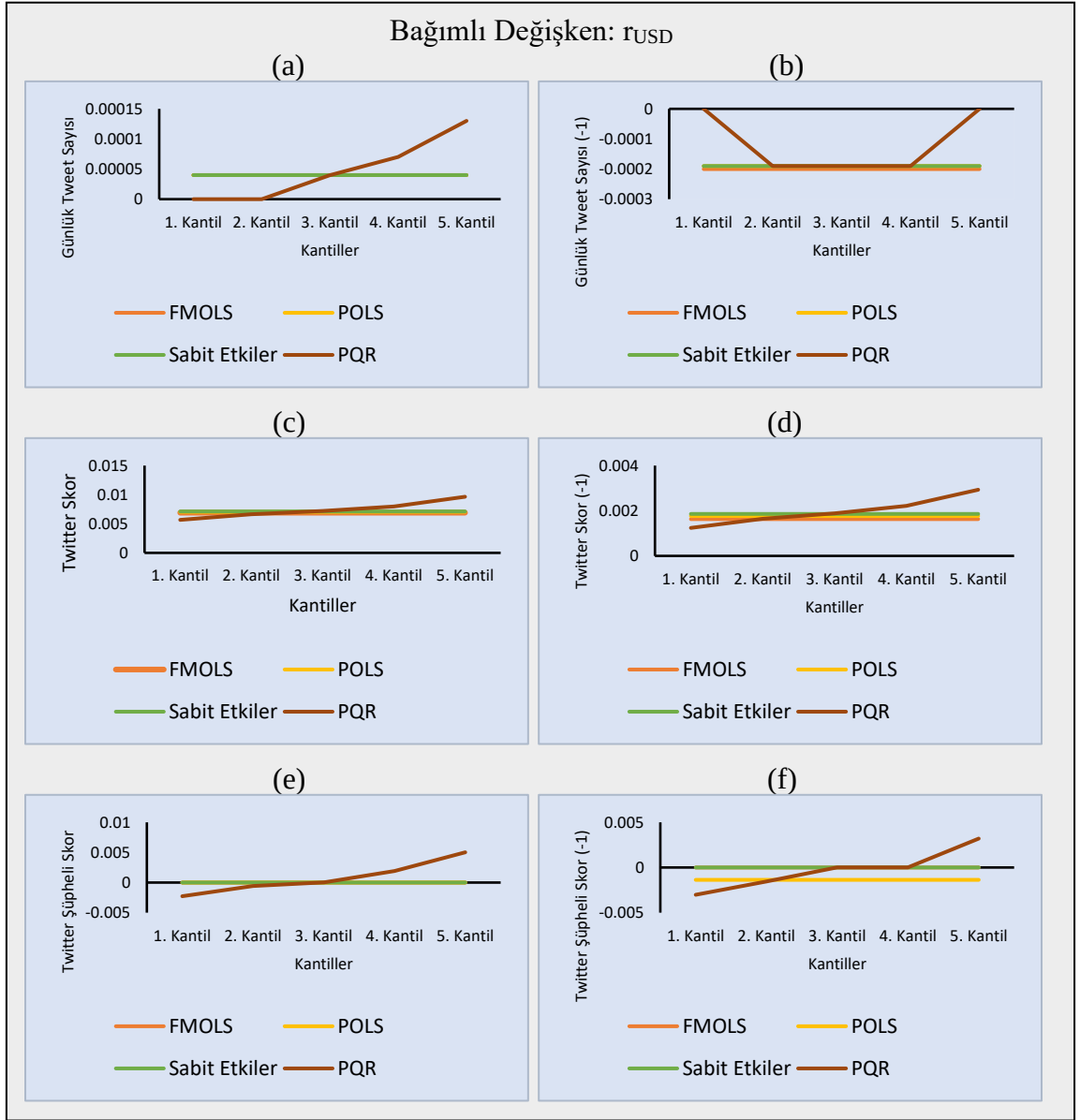
Model 3					
(Bağımlı Değişken: $\ln(w)$)					
	1. Kantil	2. Kantil	3. Kantil	4. Kantil	5. Kantil
Günlük Tweet Sayısı	0.00298 (0.00184)	0.00656* (0.00061)	0.00703* (0.00061)	0.00727* (0.00064)	0.00756* (0.00071)
Günlük Tweet Sayısı (-1)	0.00563* (0.00134)	0.00535* (0.00044)	0.00532* (0.00044)	0.00530* (0.00046)	0.00527* (0.00051)
Twitter Skor	0.06563 (0.10897)	0.09687* (0.03547)	0.10096* (0.03591)	0.10309* (0.03789)	0.10560* (0.04151)
Twitter Skor (-1)	0.32831* (0.10743)	0.20810* (0.03497)	0.19234* (0.10738)	0.18416* (0.37356)	0.17450* (0.04032)
Twitter Şüpheli Skor	0.11345 (0.32585)	0.35127* (0.10607)	0.38244* (0.09859)	0.39862* (0.11330)	0.41773* (0.12411)
Twitter Şüpheli Skor (-1)	2.80423* (0.29915)	1.25864* (0.09760)	1.05606* (0.09859)	0.95088* (0.10402)	0.82670* (0.11395)
Parantez içindeki değerler, katsayılar ait standart hataları göstermektedir.					
*, **, *** sırasıyla %1, %5 ve %10 anlamlılık düzeylerini ifade etmektedir.					

PQR modeli, diğer modellerden farklı olarak, getirinin dağılımının farklı noktalarındaki etkileri ayrı ayrı inceleyebilme avantajına sahiptir. FMOLS, POLS ve Sabit Etkiler modelleri genellikle ortalama etkileri tahmin ederken, PQR modeli getirilerin tüm dağılımını ele alarak, özellikle düşük ve yüksek kantillerde (ayı ve boğa piyasalarında) değişkenlerin etkisinin nasıl farklılaştığını ortaya koymaktadır. Bu farklılık, davranışsal finans açısından önemlidir çünkü piyasanın farklı getiri noktalarında (örneğin, ayı piyasası, normal piyasa ve boğa piyasası) yatırımcı davranışlarının ve piyasa duyarlılığının nasıl değiştiğini göstermektedir. Şekil 4.2, 4.3 ve 4.4, sosyal medya değişkenlerinin getiri ve işlem hacmi üzerindeki etkisini farklı ekonometrik yöntemlerle (FMOLS, POLS, Sabit Etkiler ve PQR) karşılaştıran analizleri sunmaktadır. PQR modeli,

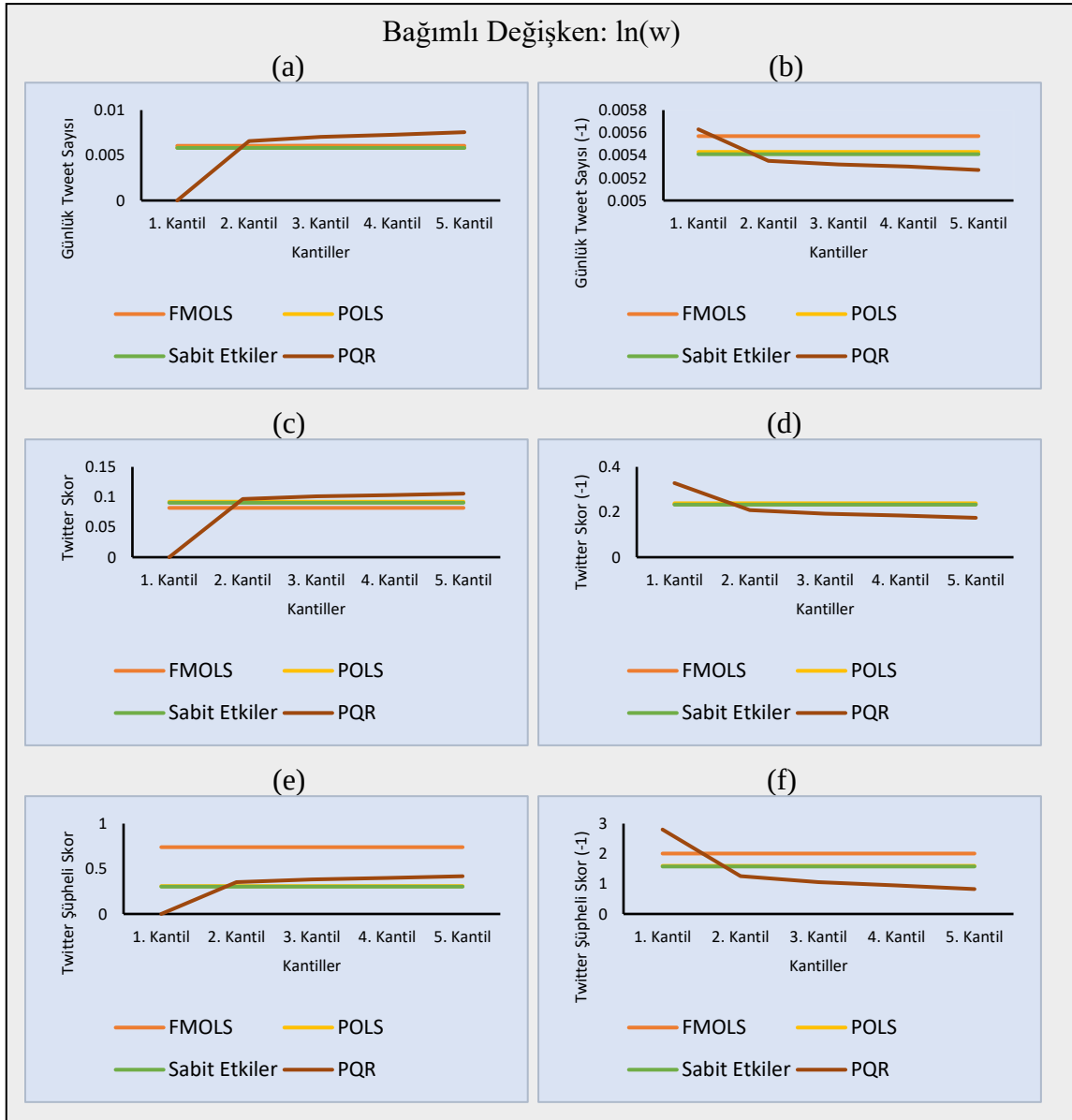
özellikle boğa piyasası durumunda (yüksek kantillerde) sosyal medya etkisinin getiri üzerinde arttığını belirtirken, diğer modeller genelde daha sabit katsayılar sunmaktadır. Tweet sayısının ve Twitter skorunun, PQR modelinde yüksek kantillerde getiri üzerinde daha büyük etkisi gözlemlenmektedir (Şekil 4.2). Şekil 4.3, Dolar cinsinden getiri modellerini karşılaştırmakta ve TL cinsinden getiri ile benzer eğilimler sergilemekte ancak döviz kuru hareketlerinin etkilerini yansıttığı için daha az volatil olduğunu ortaya koymaktadır.



Şekil 4.2: Model 1 İçin FMOLS, POLS, Sabit Etkiler ve PQR Katsayı Sonuçlarının Karşılaştırılması



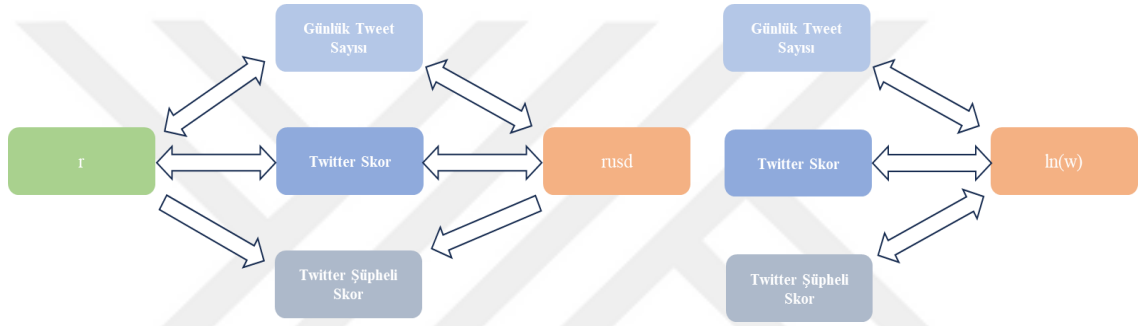
Şekil 4.3: Model 2 İçin FMOLS, POLS, Sabit Etkiler ve PQR Katsayı Sonuçlarının Karşılaştırılması



Şekil 4.4: Model 3 İçin FMOLS, POLS, Sabit Etkiler ve PQR Katsayı Sonuçlarının Karşılaştırılması

Şekil 4.4 ise işlem hacminin logaritması üzerinde sosyal medya değişkenlerinin etkisini farklı modeller arasında karşılaştırmaktadır. PQR modeli, işlem hacminin düşükten yükseğe doğru sosyal medya aktivitelerine olan tepkisinin kademeli olarak arttığını gösterirken, diğer modellerde işlem hacmi noktaları arası farklılık göstermeyen sabit bir etki sergilemektedir. Bunun yanında yatırımcıların önceki günün sosyal medya duyarlılığına verdiği tepki işlem hacminin büyüklüğüne göre değişkenlik gösterebilmektedir.

Şekil 4.5, Twitter değişkenleri ile piyasa değişkenleri arasındaki Dumitrescu ve Hurlin (2012) panel nedensellik testinin sonuçlarını göstermektedir. Buna göre, günlük tweet sayısı ve skoru ile getiri ve işlem hacmi arasında çift taraflı nedensellik ilişkisi bulunurken, şüpheli skordan getirilere doğru tek yönlü bir nedensellik vardır. Ancak işlem hacmi ile şüpheli skorlar birbirini etkileyebilmektedir. Bu sonuçlar, geleneksel panel veri modellerini desteklerken PQR gibi farklı düzeylerde nasıl bir ilişki olduğuna dair bir bilgi vermemektedir. Bunun yanında sonuçlar Hamraoui ve Boubaker (2022) ve Tabari vd.’nin (2019) çalışmalarını desteklemektedir.



Şekil 4.5: Dumitrescu ve Hurlin (2012) Panel Nedensellik Testi Sonuçları-1

4.3.4. Investing.com paylaşımları için analiz bulguları ve yorumlanması

Bu bölüm, Investing.com paylaşım sayısının, paylaşım duygu skorlarının ve şüpheli paylaşım skorlarının getiri ve işlem hacmini nasıl etkilediğini ortaya koymaktadır.

Tablo 4.12, Tablo 4.3’e benzer olarak yatay kesit bağımlılığı ve birim kök testlerinin sonuçlarını göstermektedir. Yatay kesit bağımlılığı için yapılan Breusch-Pagan LM Testi, tüm değişkenler için %1 anlamlılık düzeyinde yatay kesit bağımlılığının var olduğunu göstermektedir. Bu, seriler arasında belirgin bir korelasyon olduğu ve bu korelasyonun göz ardı edilemeyecek kadar güçlü olduğu anlamına gelmektedir. Yatay kesit bağımlılığının olduğu varsayımı altında yapılan CIPS ve CADF panel birim kök testleri ise tüm serilerin durağan olduğunu göstermektedir.

Tablo 4.12: Yatay Kesit Bağımlılığı ve Birim Kök Testleri Sonuçları-2

	Breusch-Pagan LM Yatay Kesit Bağımlılığı Testi	CIPS Birim Kök Testi	CADF Birim Kök Testi
r	79663.64 ^a	-21.1375*	-6.1900*
r_{USD}	208303.6 ^a	-21.8933*	-6.1900*
ln(w)	232281.0 ^a	-6.0993*	-6.1884*
Günlük Investing.com Paylaşım Sayısı	81280.61 ^a	-7.8174*	-6.0685*
Investing.com Skor	37439.63 ^a	-15.2696*	-6.1900*
Investing.com Şüpheli Skor	11840.36 ^a	-15.5205*	-6.2989*

^a, %1 düzeyinde seriler arasında yatay kesit bağımlılığı olduğunu ifade etmektedir.
*, %1 anlamlılık düzeyine göre değişkenlerin durağan olduğunu göstermektedir.

Investing.com ile ilgili değişkenlerin etkisinin incelenmesi amacıyla bağımlı değişkenlerin olduğu modeller sırasıyla Model 4, Model 5 ve Model 6 olarak isimlendirilmiştir. Model 4, TL cinsinden getiri (r), Model 5, Dolar cinsinden getiri (r_{USD}) ve Model 6, işlem hacminin logaritmasının ln(w) bağımlı değişken olduğu modelleri ifade etmektedir. Tablo 4.13'te gösterilen Westerlund (2007) eşbütünleşme testi, panel veri setindeki değişkenler arasında uzun dönemli bir ilişki olup olmadığını test etmektedir. Tüm modeller için grup eşbütünleşme ve panel eşbütünleşme test istatistikleri anlamlıdır ve seriler arasında eşbütünleşme ilişkisinin var olduğuna işaret eder.

Tablo 4.13: Westerlund (2007) Panel Eşbütünleşme Testi Sonuçları-2

	Grup Eşbütünleşme	Panel Eşbütünleşme
Model 4	-20.560 (0.000)	-148.472 (0.000)
Model 5	-20.761 (0.000)	-150.234 (0.000)
Model 6	-14.350 (0.000)	-103.830 (0.000)

Parantez içindeki değerler olasılık değerleridir.
*, %1 anlamlılık düzeyini ifade etmektedir.

Investing.com ile ilgili değişkenlerin etkisi, bir önceki bölümde olduğu gibi önce FMOLS, POLS ve Sabit Etkiler yöntemleri ile analiz edilmiştir. Tablo 4.14, 4.15 ve 4.16'da verilen analiz sonuçları benzer niteliktedir. Model 4 için günlük Investing.com paylaşım sayısı, TL cinsinden getiri üzerinde olumlu bir etkiye sahiptir. Dolar cinsinden

getiri için yapılan analiz de (Model 5) bu durumu desteklemektedir. Hem TL hem de USD cinsinden getiride bir önceki günün paylaşım sayısının negatif ve anlamlı etkisi, yatırımcıların önceki günün aktivitesini olumsuz bir sinyal olarak algıladığını göstermektedir. Bunun yanında Investing.com duygu skoru, pay senedi getirilerini pozitif etkilemektedir. Bu da yapılan paylaşımların olumluluk derecesi arttıkça getirilerin de artacağını ifade etmektedir. Bir önceki günün skoru da pozitif ve anlamlıdır, bu da önceki günün olumlu duyarlılığının ertesi gün de devam ettiği anlamına gelmektedir. Şüpheli içerikler ise hem anlık hem de ertesi günde getirileri negatif etkilemektedir.

Tablo 4.14: FMOLS Analiz Sonuçları-2

	Model 4	Model 5	Model 6
	(Bağımlı: r)	(Bağımlı: rusd)	(Bağımlı: ln(w))
Günlük Investing.com Paylaşım Sayısı	3.89E-06* (7.73E-07)	3.98E-06* (7.40E-07)	0.00475* (0.00047)
Günlük Investing.com Paylaşım Sayısı (-1)	-8.79E-06* (7.73E-07)	-8.36E-06* (7.40E-07)	-0.00228* (0.00047)
Investing.com Skor	0.00435* (0.00030)	0.00460* (0.00029)	-0.95279* (0.18510)
Investing.com Skor (-1)	0.00118* (0.00030)	0.00125* (0.00029)	-0.02405 (0.18517)
Investing.com Şüpheli Skor	-0.00549* (0.00090)	-0.00525* (0.00086)	1.41356** (0.54682)
Investing.com Şüpheli Skor (-1)	-0.00168*** (0.00090)	-0.00162*** (0.00086)	0.62824* (0.14653)

Parantez içindeki değerler, katsayılara ait standart hataları göstermektedir.
*, **, *** sırasıyla %1, %5 ve %10 anlamlılık düzeylerini ifade etmektedir.

Model 6’da ise günlük paylaşım sayıları pozitif etki yaratırken, getiriler üzerindeki etkisine benzer olarak bir gün öncesindeki aktivite olumsuz bir etkiye sahiptir. Investing.com skorunun getiriler üzerinde pozitif etkiye sahipken işlem hacmi üzerinde negatif etkiye sahip olması, yatırımcıların olumlu paylaşımları fiyat artışının bir göstergesi olarak algılayıp pozisyonlarını korudukları ve daha az işlem yaptıkları şeklinde yorumlanabilir. Bir önceki günün skorunun anlamlı bir etkisinin olmaması ise bir önceki günün olumlu skorlarının yatırımcıları tatmin ettiğini ve bu sebeple bir sonraki gün işlem hacminin sabit kaldığını gösterebilmektedir. Bununla beraber şüpheli paylaşımların ise getiriler üzerinde negatif, işlem hacmi üzerinde ise pozitif bir etkisinin olduğu görülmektedir. Bu durumda yatırımcılar, belirsiz ve şüpheli bilgi arttığında daha fazla

satış yapma veya tam tersi bu bilgilere dayalı işlem fırsatlarından yararlanmak amacıyla piyasada daha aktif olarak bulunma eğiliminde olabilirler.

Tablo 4.15: POLS Modeli Analiz Sonuçları-2

	Model 4	Model 5	Model 6
	(Bağımlı: r)	(Bağımlı: rusd)	(Bağımlı: ln(w))
Günlük Investing.com Paylaşım Sayısı	3.70E-06* (5.56E-07)	3.84E-06* (5.90E-07)	0.00473* (0.00009)
Günlük Investing.com Paylaşım Sayısı (-1)	-8.98E-06* (5.56E-07)	-8.49E-06* (5.90E-07)	-0.00230* (0.00009)
Investing.com Skor	0.00434* (0.00022)	0.00462* (0.00023)	-0.88035* (0.03689)
Investing.com Skor (-1)	0.00117* (0.00022)	0.00127* (0.00023)	0.04928 (0.03691)
Investing.com Şüpheli Skor	-0.00541* (0.00065)	-0.00520* (0.00068)	1.46591* (0.10905)
Investing.com Şüpheli Skor (-1)	-0.00161** (0.0065)	-0.00157** (0.0068)	0.67657* (0.10905)

Parantez içindeki değerler, katsayılara ait standart hataları göstermektedir.
*, **, *** sırasıyla %1, %5 ve %10 anlamlılık düzeylerini ifade etmektedir.

Tablo 4.16: Sabit Etkiler Modeli Analiz Sonuçları-2

	Model 4	Model 5	Model 6
	(Bağımlı: r)	(Bağımlı: rusd)	(Bağımlı: ln(w))
Günlük Investing.com Paylaşım Sayısı	3.57E-06* (5.58E-07)	3.71E-06* (5.92E-07)	0.00473* (0.00009)
Günlük Investing.com Paylaşım Sayısı (-1)	-9.11E-06* (5.58E-07)	-8.63E-06* (5.92E-07)	-0.00230* (0.00009)
Investing.com Skor	0.00434* (0.00434)	0.00462* (0.00023)	-0.87950* (0.03689)
Investing.com Skor (-1)	0.00117* (0.00117)	0.00126* (0.00023)	0.05014 (0.03691)
Investing.com Şüpheli Skor	-0.00544* (0.00065)	-0.00523* (0.00069)	1.46653* (0.10906)
Investing.com Şüpheli Skor (-1)	-0.00163** (0.00065)	-0.00160** (0.00069)	0.67715* (0.10906)

Parantez içindeki değerler, katsayılara ait standart hataları göstermektedir.
*, **, *** sırasıyla %1, %5 ve %10 anlamlılık düzeylerini ifade etmektedir.

Tablo 4.17 ve 4.18, Investing.com ile ilgili değişkenlerin TL ve USD cinsinden getiri üzerindeki etkilerini farklı kantillerde, yani piyasa koşullarına göre değerlendiren PQR model sonuçlarını sunmaktadır. Analizler, günlük Investing.com paylaşım sayısının ayı piyasasında negatif bir etkiye sahipken, getiri yükseldikçe bu etkinin olumlu hale

geldiğini göstermektedir. Bu durum, piyasanın düşük seviyelerinde yatırımcıların aşırı bilgi akışına olumsuz bir tepki gösterdiğini, ancak normal ve boğa piyasasında artan paylaşım aktivitesini olumlu bir sinyal olarak değerlendirdiklerini ortaya koymaktadır. Bir önceki günün paylaşım sayısının getiri üzerindeki etkisi hem TL hem de USD cinsinden azalan olumsuz bir etki olarak kaydedilmiştir. Bu, yatırımcıların bir önceki günün yüksek paylaşım aktivitesinden hemen olumsuz etkilendiği ancak getiri arttıkça bu etkinin azaldığını göstermektedir. Diğer bir ifade ile ayı piyasasındayken yatırımcılar, bir önceki günün yüksek paylaşım sayısından olumsuz etkilenebilirken, getiri arttıkça yatırımcılar için bu etki önemsiz hale gelmektedir. Mevcut ve bir gün önceki paylaşım sayılarının etkilerinin farklı olması, yatırımcıların güncel bilgilere anında tepki verebilirken, bir önceki günün bilgilerini işlemede ve buna göre harekete geçmede daha farklı davrandıklarını göstermektedir. Analiz sonuçları De Jong vd. (2017) ve Guo vd.'nin (2017) çalışmaları ile benzerdir.

Tablo 4.17: Model 4 İçin PQR Analiz Sonuçları

Model 4					
	(Bağımlı Değişken: r)				
	1. Kantil	2. Kantil	3. Kantil	4. Kantil	5. Kantil
Günlük Investing.com Paylaşım Sayısı	-2.76E-06* (4.00E-06)	-1.20E-05* (3.15E-06)	3.36E-06* (3.00E-06)	1.20E-05* (3.41E-06)	3.42E-05* (5.94E-06)
Günlük Investing.com Paylaşım Sayısı (-1)	-9.78E-06* (2.92E-06)	-9.38E-06* (2.30E-06)	-9.12E-06* (2.19E-06)	-8.76E-06* (2.48E-06)	-7.91E-06*** (4.33E-06)
Investing.com Skor	0.00220* (0.00032)	0.00349* (0.00025)	0.00431* (0.00024)	0.00547* (0.00027)	0.00817* (0.00047)
Investing.com Skor (-1)	0.00035 (0.00031)	0.00057** (0.00024)	0.00115** (0.00023)	0.00198* (0.00026)	0.00390* (0.00046)
Investing.com Şüpheli Skor	-0.00951* (0.00099)	-0.00705* (0.00078)	-0.00549* (0.00074)	0.00028* (0.00084)	0.00186* (0.00147)
Investing.com Şüpheli Skor (-1)	-0.00545* (0.00099)	-0.00314* (0.00078)	-0.00168** (0.00074)	0.00039* (0.00084)	0.00522* (0.00146)
Parantez içindeki değerler, katsayılara ait standart hataları göstermektedir.					
*, **, *** sırasıyla %1, %5 ve %10 anlamlılık düzeylerini ifade etmektedir.					

Investing.com duygu skorunun hem mevcut gün hem de bir önceki gün için getiriler üzerinde giderek artan pozitif bir etkisi bulunmaktadır. Yüksek skorlar, genellikle yatırımcı güvenini ve piyasada olumlu algıyı artırırken, özellikle boğa piyasasında yatırımcı davranışlarını ve karar alma süreçlerini olumlu yönde etkilemektedir. İki gün

arka arkaya yüksek skorların pozitif etkisi, yatırımcıların bu skorları piyasadaki momentumun bir göstergesi olarak algıladıklarını ortaya koymaktadır. Sonuçlar Gupta ve Chen (2020), Ho vd. (2017) ve Mokni vd.'nin (2022) çalışmalarını desteklemektedir. Investing.com'daki şüpheli skorların etkisi ise değişkenlik göstermektedir. Düşük ve orta kantillerde şüpheli skorların negatif etkisi, yatırımcıların riskten kaçınan tutumlarını yansıtırken, yüksek getiri kantillerinde şüpheli skorların pozitif etkisi, yatırımcıların daha yüksek risk alma eğiliminde olduklarını ve belirsizlikten faydalanma eğiliminde olduklarını göstermektedir. Yatırımcılar bu kantillerde şüpheli bilgileri piyasa gürültüsü olarak görmeyip belirsiz bilgilere dayalı spekülasyon fırsatları değerlendirerek kısa vadeli karlar elde etme eğilimindedirler.

Tablo 4.18: Model 5 İçin PQR Analiz Sonuçları

Model 5					
	(Bağımlı Değişken: rusd)				
	1. Kantil	2. Kantil	3. Kantil	4. Kantil	5. Kantil
Günlük Investing.com Paylaşım Sayısı	-2.34E-06* (4.21E-06)	-1.3E-05* (3.24E-06)	4.31E-06* (3.02E-06)	1.29E-05* (3.34E-06)	3.24E-05* (5.65E-06)
Günlük Investing.com Paylaşım Sayısı (-1)	-9.12E-06* (2.99E-06)	-8.79E-06* (2.30E-06)	-8.64E-06* (2.15E-06)	-8.52E-06* (2.37E-06)	-8.35E-06** (4.01E-06)
Investing.com Skor	0.00306* (0.00034)	0.00404* (0.00026)	0.00468* (0.00024)	0.00549* (0.00027)	0.00735* (0.00045)
Investing.com Skor (-1)	0.00020 (0.00033)	0.00087* (0.00026)	0.00130* (0.00024)	0.00186* (0.00026)	0.00313* (0.00045)
Investing.com Şüpheli Skor	-0.00827* (0.00105)	-0.00636* (0.00081)	-0.00512* (0.00075)	0.00353* (0.00083)	0.00411* (0.00140)
Investing.com Şüpheli Skor (-1)	-0.00470* (0.00106)	-0.00275* (0.00082)	-0.00149** (0.00076)	0.00013* (0.00084)	0.00384* (0.00142)
Parantez içindeki değerler, katsayılar a ait standart hataları göstermektedir.					
*, **, *** sırasıyla %1, %5 ve %10 anlamlılık düzeylerini ifade etmektedir.					

Tablo 4.19, Investing.com değişkenlerinin işlem hacmi üzerindeki etkilerini farklı işlem hacmi seviyelerinde göstermektedir. Sonuçlara göre, günlük Investing.com paylaşım sayısının işlem hacmi üzerindeki etkisi, en düşük kantilden başlayarak en yükseğe doğru kademeli olarak artmaktadır. Bu, artan bilgi akışının ve etkileşimin yatırımcıların piyasada işlem yapma eğilimini artırdığını göstermektedir. Öte yandan, bir önceki günün paylaşım sayısının işlem hacmi üzerinde genel olarak düşürücü bir etkisi vardır ve bu etki işlem hacmi arttıkça daha olumsuz hale gelmektedir. Bu, işlem

hacimleriyle ilişkili piyasa koşullarında aşırı bilgi yüklenmesinin veya belirsizlik kaynaklarının yatırımcılar üzerinde baskı yaratabileceğini işaret etmektedir.

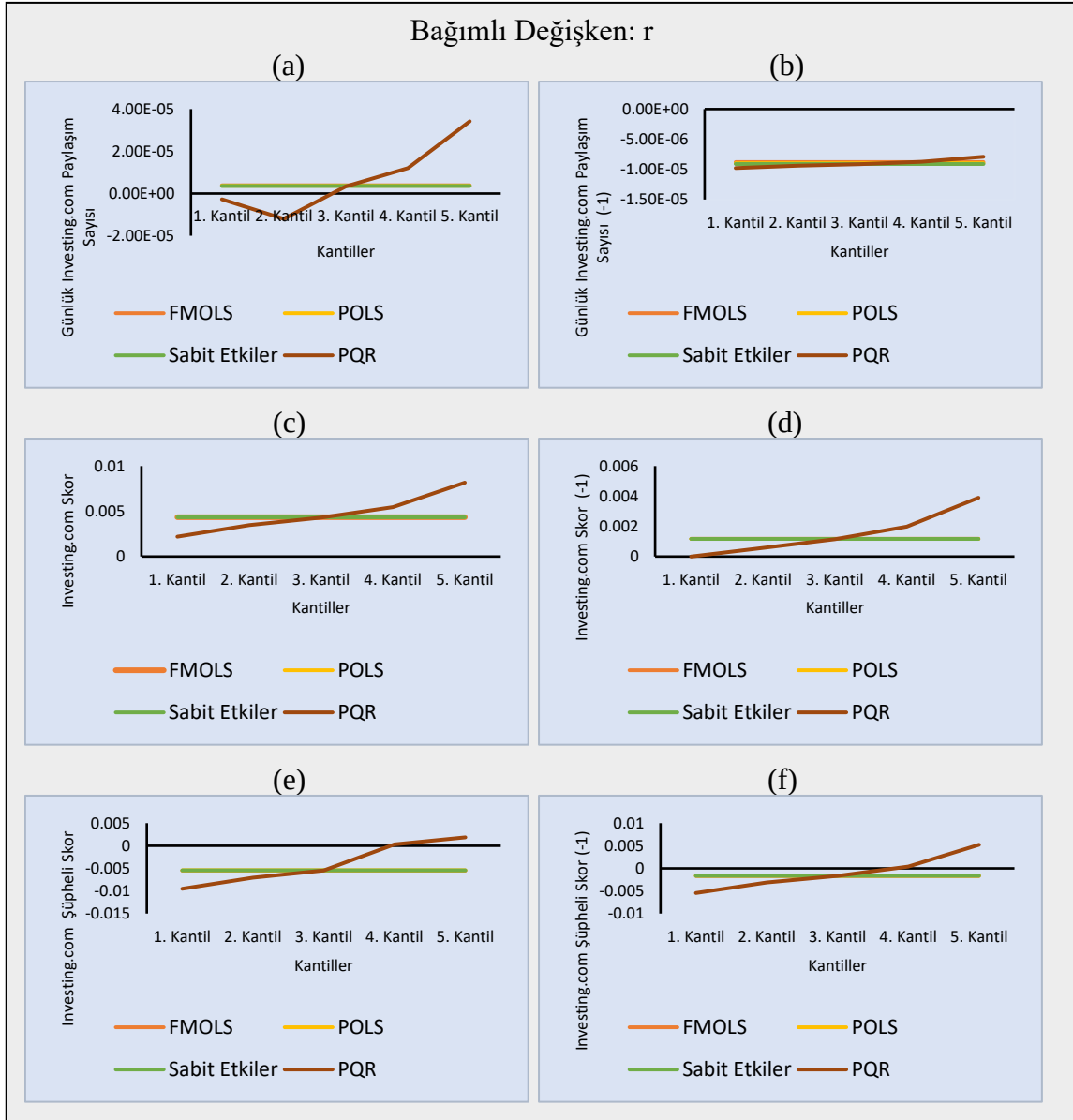
Investing.com'un olumlu skorlarının işlem hacmi üzerindeki etkisi azalan negatif şekildedir, bu da yüksek işlem hacmi koşullarında yatırımcıların bu skora daha az tepki gösterdiğine ya da olumlu skorların yüksek işlem hacmi ortamında farklı yorumlandığına işaret etmektedir. Bir önceki günün skorunun etkisi genel olarak düşük ve anlamsız olduğundan, piyasanın bu skorları hızlı bir şekilde işleyip fiyatlandığı ve ertesi gün için etkisinin kalmadığı anlaşılmaktadır. Şüpheli paylaşımların hem mevcut gün hem de bir önceki gün için etkisi ise giderek azalan bir pozitif trend göstermektedir. Bu durum, yatırımcıların şüpheli içeriklere tepki gösterdiğini ve bu tür bilgilerin işlem hacmi üzerinde uzun süreli etkiler yaratabileceğini ortaya koymaktadır (Tablo 4.19). Sonuçlar Leung ve Ton (2015) ve Öztürk ve Bilgiç'in (2022) çalışmalarını desteklemektedir.

Tablo 4.19: Model 6 İçin PQR Analiz Sonuçları

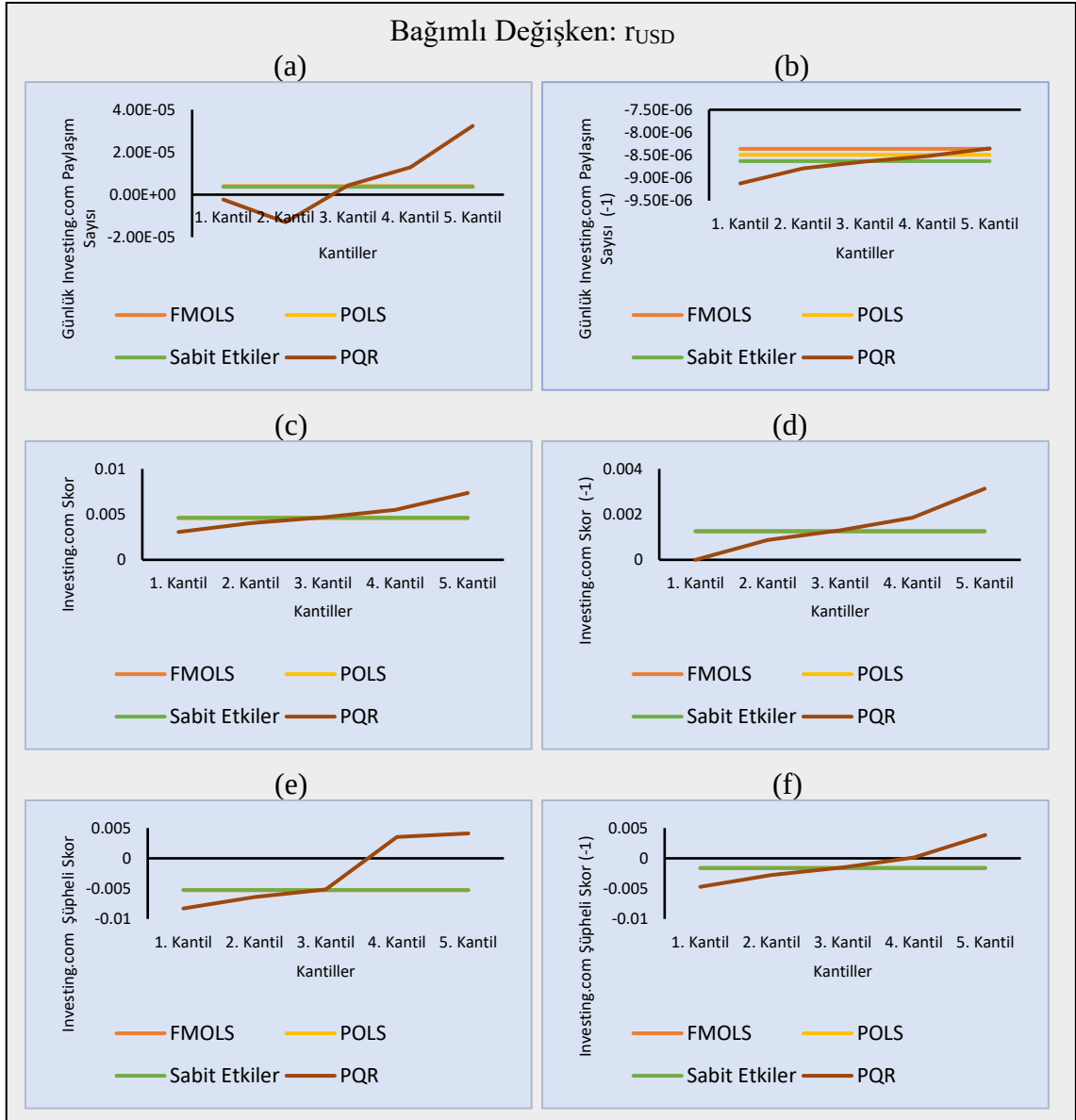
Model 6					
(Bağımlı Değişken: $\ln(w)$)					
	1. Kantil	2. Kantil	3. Kantil	4. Kantil	5. Kantil
Günlük Investing.com Paylaşım Sayısı	0.00460* (0.00025)	0.00476* (8.14E-05)	0.00478* (8.16E-05)	0.00479* (8.66E-05)	0.00481* (9.55E-05)
Günlük Investing.com Paylaşım Sayısı (-1)	-0.00194* (0.00023)	-0.00238* (7.42E-05)	-0.00245* (7.44E-05)	-0.00248* (0.00008)	-0.00252* (8.71E-05)
Investing.com Skor	-1.32149* (0.09821)	-0.77941* (0.03226)	-0.69789* (0.03225)	-0.65715* (0.03421)	-0.61062* (0.03733)
Investing.com Skor (-1)	0.07183 (0.09375)	0.04523 (0.03068)	0.04123 (0.03078)	0.03923 (0.03265)	0.03695 (0.03602)
Investing.com Şüpheli Skor	1.79166* (0.26939)	1.39290* (0.08819)	1.33293* (0.08844)	1.30297* (0.09383)	1.26874* (0.10349)
Investing.com Şüpheli Skor (-1)	1.02499* (0.26730)	0.59839* (0.08751)	0.53424* (0.08775)	0.50218* (0.09311)	0.46555* (0.10269)
Parantez içindeki değerler, katsayılar a ait standart hataları göstermektedir.					
*, **, *** sırasıyla %1, %5 ve %10 anlamlılık düzeylerini ifade etmektedir.					

Şekil 4.6 ve 4.7'de, Investing.com ile ilgili değişkenlerin TL ve USD cinsinden getiriler üzerindeki etkileri farklı modeller (FMOLS, POLS, Sabit Etkiler ve PQR) ile karşılaştırılmaktadır. Şekil 4.6'da PQR modeli, diğer modellere göre değişken etkileri farklı kantillerde daha detaylı bir şekilde ortaya koymaktadır. Örneğin, (a) grafiği, günlük

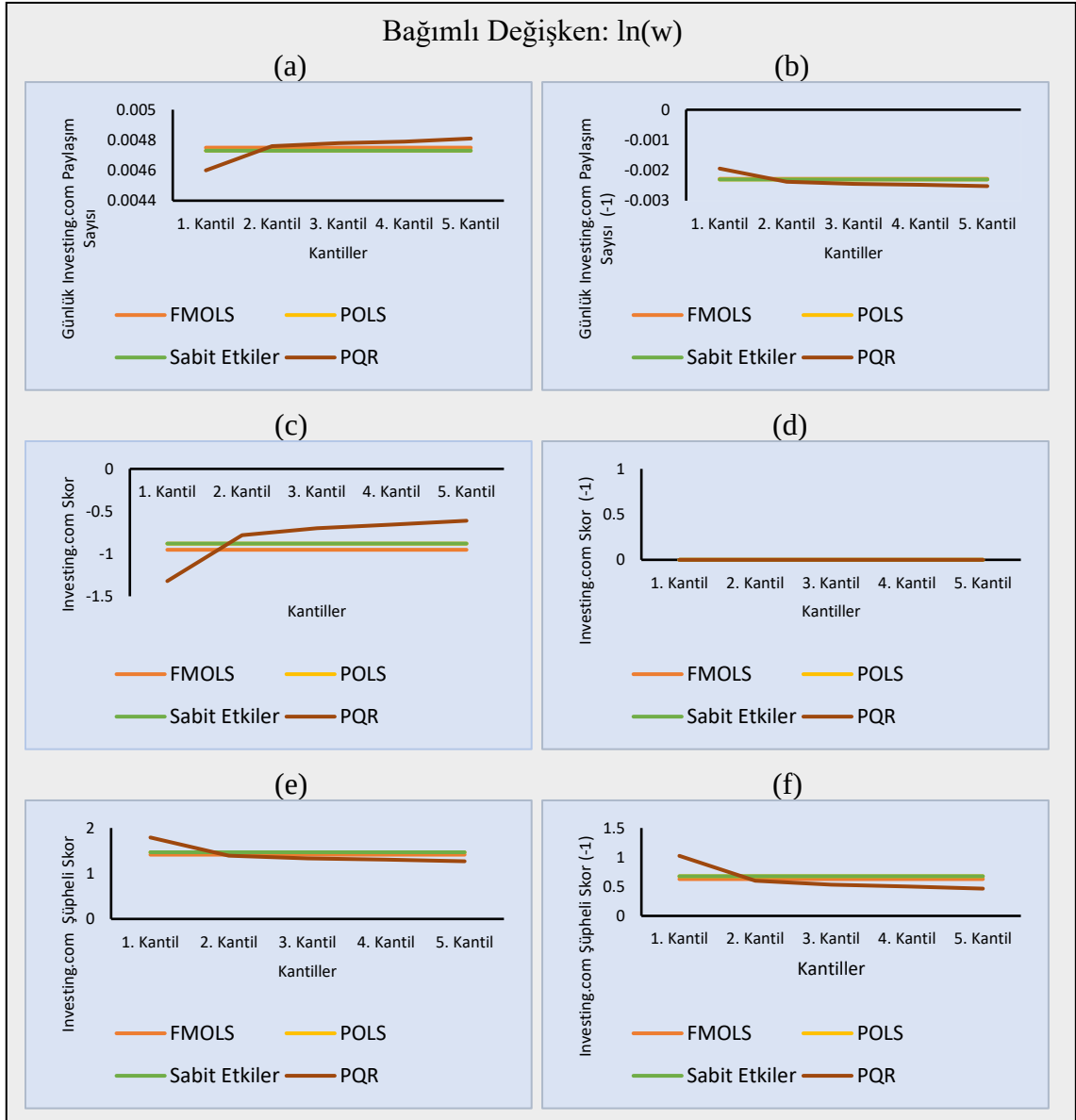
Investing.com paylaşım sayısının kantillerdeki etkisinin PQR modelinde artan bir trend gösterdiğini, diğer modellerde ise sabit olduğunu belirtmektedir. (b) grafiğinde, gecikmeli etkilerin daha az varyans gösterdiği ve PQR modelinin yine farklı kantillerde değişken etkileri ortaya çıkardığı görülmektedir. (c) ve (d) grafiklerinde, Investing.com skor ve bin önceki değerleri gösterilmektedir. PQR modeli, Investing.com skorunun getiri üzerindeki etkisini diğer modellere kıyasla daha belirgin bir şekilde kantil bazında ayrıntılı olarak göstermektedir. Bu, özellikle yüksek kantillerde PQR modelinin diğer modellere göre daha yüksek katsayılar tahmin ettiğini ortaya koymaktadır. (e) ve (f) grafiklerinde ise Investing.com şüpheli skor ve bir önceki değerleri incelenmektedir. PQR modeli, özellikle yüksek kantillerde şüpheli skorların getiri üzerindeki pozitif etkisini gösterirken, diğer modeller bu etkiyi negatif ve sabit olarak yakalamıştır. Şekil 4.7'ye bakıldığında ise her iki para birimi cinsinden getiri üzerindeki değişken etkilerinin benzer olduğu gözlemlenmektedir. Ancak değişkenlerin etkisinin büyüklüğü ve kantillere göre dağılımı farklılık gösterebilmektedir.



Şekil 4.6: Model 4 İçin FMOLS, POLS, Sabit Etkiler ve PQR Katsayı Sonuçlarının Karşılaştırılması



Şekil 4.7: Model 5 İçin FMOLS, POLS, Sabit Etkiler ve PQR Katsayı Sonuçlarının Karşılaştırılması

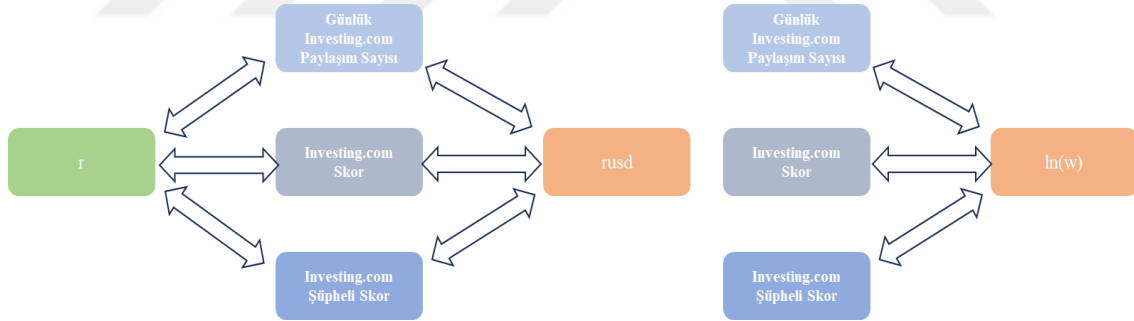


Şekil 4.8: Model 6 İçin FMOLS, POLS, Sabit Etkiler ve PQR Katsayı Sonuçlarının Karşılaştırılması

Şekil 4.8’de benzer şekilde değişkenlerin işlem hacmi üzerindeki etkilerinin karşılaştırmalı sonuçları sunulmaktadır. PQR modeli, özellikle düşük kantillerde günlük paylaşım sayısının ve bir gün önceki değerlerin etkisini daha güçlü tahmin ederken, diğer modeller genelde daha düz ve homojen bir etki göstermektedir. Investing.com skoru ve bir gün önceki skor (Investing.com skor -1) ile ilgili grafiklerde, her iki değişkenin etkileri nispeten düz bir çizgi ile temsil edilmiş, bu da skorların işlem hacmi üzerinde homojen bir etkiye sahip olduğunu göstermektedir. Ancak PQR modeli, düşük kantillerde Investing.com skorunun işlem hacmi üzerindeki etkisini diğer modellere kıyasla daha

güçlü olarak tahmin ederken, diğer grafiklerde bu etki daha az belirgin olarak gösterilmiştir. Şüpheli paylaşımların mevcut ve bir önceki gün etkisi ise özellikle PQR modelinde, farklı kantillerde diğer modellere göre daha belirgin bir değişkenlik göstermektedir. PQR modeli, düşük kantillerde şüpheli skorların işlem hacmi üzerinde daha güçlü bir etkisi olduğunu tahmin ederken, yüksek kantillerde bu etki azalmaktadır. Genel olarak, PQR modeli, değişkenlerin getiri üzerindeki etkisinin kantil bazında nasıl değişebileceğini ve bu etkilerin homojen olmadığını göstermektedir. Bu, yatırımcı davranışlarının ve piyasa tepkilerinin getiri dağılımının farklı noktalarında nasıl değişkenlik gösterebileceğini anlamak açısından önemlidir.

Şekil 4.9, Investing.com değişkenleri ile piyasa değişkenleri arasındaki Dumitrescu ve Hurlin (2012) panel nedensellik testinin sonuçlarını göstermektedir. Buna göre, tüm Investing.com değişkenleri ile getiri ve işlem hacmi arasında çift yönlü nedensellik bulunmaktadır. Diğer bir ifade ile Investing.com paylaşım sayısı ve paylaşımların duygu yönleri getiri ve işlem hacmini etkilerken, getiri ve işlem hacmi de Investing.com paylaşım sayısı ve skorları üzerinde bir etkiye sahiptir. Bunun yanında sonuçlar Hamraoui ve Boubaker (2022) ve Tabari vd.'nin (2019) çalışmalarını desteklemektedir.



Şekil 4.9: Dumitrescu ve Hurlin (2012) Panel Nedensellik Testi Sonuçları-2

SONUÇ

Günümüzde dijital medya, insanların iletişim kurma, bilgi paylaşma ve toplumsal hareketlerde bulunma biçimlerinde köklü değişiklikler yaratmıştır. Özellikle sosyal medya ve forum siteleri, bireylere coğrafi sınırlar olmaksızın düşüncelerini ifade etme ve toplu hareketlerde bulunma fırsatları sunmuş, bu da onları modern toplumda vazgeçilmez hale getirmiştir. Bu tür platformlar, sosyal, politik ve kültürel etkileşimlerin merkezinde yer alarak toplumsal davranış kalıplarını ve çağdaş diyalogları şekillendirmiştir.

Dijital medya aynı zamanda finans dünyasını da derinden etkilemiş, yatırımcıların, analistlerin ve şirketlerin karar alma süreçlerini önemli ölçüde dönüştürmüştür. Etkin Piyasalar Hipotezi'ne göre, fiyatlar mevcut bilgilere göre şekillenirken, davranışsal finans, yatırımcıların her zaman rasyonel olmadığını ve duygusal etkilerin finansal kararları yönlendirebileceğini öne sürmektedir. Özellikle sosyal medya, geleneksel finansal bilgi yayılımını aşarak, yatırımcılar arasında hızlı bir sinerji oluşturup, piyasa dinamiklerini değiştirmiştir. Bu sinerji, bireysel yatırımcıların piyasa eğilimlerini güçlendirme veya yeni eğilimler yaratma kapasitesine sahip olduğunu göstermektedir. Ayrıca, sosyal medya, spekülasyon ve manipülasyon hareketlerin yaşandığı kripto para ve pay piyasalarında yatırımcı psikolojisi ve finansal karar verme süreçleriyle giderek daha fazla iç içe geçmiştir, bu da dijital medyanın piyasalar üzerindeki güçlü ve çeşitli etkilerini vurgulamaktadır.

Bu çalışmada da sosyal medya ve internet forumlarının finansal piyasalardaki etkileri ve özellikle yatırımcı davranışlarında ve piyasa fiyatlamalarında nasıl bir manipülasyon rol oynayabileceği incelenmiştir. Bu kapsamda 2018-2022 dönemi için Borsa İstanbul'da işlem gören ve SPK tarafından manipülasyon yapıldığı tespit edilen pay senetleri ve bu pay senetleri ile ilgili Twitter ve Investing.com paylaşımları ele alınmıştır. Yapılan paylaşımların duygu analizi yapılarak sayısal veriye dönüştürülmesi için ilk defa Türkçe finans duygu sözlüğü oluşturulmuştur. Duygu sözlüğünde geleneksel sınıflandırma olan pozitif, nötr ve negatif kategorilerin yanında spekülasyon ve manipülasyon paylaşımların etkisinin de görülmesi amacıyla "şüpheli" kategorisi de belirlenmiştir. Çalışmanın sonraki aşamasında, duygu analizi ile elde edilen paylaşım sayıları, duygu skorları ve bu skorların bir gün önceki değerlerinin pay senedi getirilerine ve işlem hacimlerine etkisi analiz edilmiştir. Bu analiz için geleneksel yöntemlerden ziyade farklı piyasa koşullarındaki etkileri gösteren Panel Kantil Regresyon Yöntemi kullanılmıştır.

Her iki platform için de yapılan analiz sonuçları, yatırımcıların sosyal medyadaki eğilime ve paylaşım duygu yönüne, farklı piyasa koşullarında farklı tepkiler verdiğini göstermektedir. Ancak genel olarak bakıldığında düşük getiri dönemlerinde, diğer bir ifade ile ayı piyasasında, yatırımcılar paylaşılan bilgilere ve paylaşımların eğilimlerine daha muhafazakâr yaklaşmaktadır. Bu dönemde sosyal medyanın daha çok olumsuz bir etkisi yer almakta olup bu davranış şekli “kayıptan kaçınma” (loss aversion) kavramıyla örtüşmektedir. Bunun yanında bulgular, Twitter ve Investing.com’un etkisinin “iyimserlik” (optimism) ve/veya “aşırı iyimserlik” (overoptimism), “aşırı güven” (overconfidence) ve “sürü davranışı” (herding) ile ilişkilendirilebilecek boğa piyasa koşullarında daha belirgin olduğunu göstermektedir. Boğa piyasasında yatırımcıların daha fazla iyimserlik sergilemesi muhtemeldir, bu da onların sosyal medya bilgilerine daha fazla ağırlık vermelerine ve piyasa hareketlerini daha önemli şekilde etkilemelerine yol açmaktadır. Bu dönemlerde, yatırımcılar genellikle daha fazla risk almaya meyillidir ve sosyal medyadaki olumlu haberler, bu risk alma eğilimini pekiştirmektedir. Bu da sürü davranışını desteklemektedir. Sosyal medyanın bilgiye erişimi inanılmaz derecede hızlandırması, yatırımcıların karar verme süreçlerini de hızlandırmıştır. Özellikle yatırımcıların bir bilgiyi veya trendi çok hızlı benimsemeleri, piyasalar üzerinde ani ve güçlü etkiler yaratmaktadır. Analiz bulguları, o günkü ve bir önceki güne ait paylaşımların farklı etkilere sahip olduğunu göstermektedir. Yatırımcılar, piyasa yükselişiyle ilgili olumlu haberleri ve yorumları hızlı bir şekilde aldıklarında, bu bilgilere dayanarak hemen harekete geçme eğilimi göstermektedirler.

Sosyal medyanın yatırımcı kararlarında oynadığı rol, piyasaların daha da şeffaf hale gelmesine yardımcı oluyor gibi görünse de aynı zamanda doğrulanmamış veya yanıltıcı bilgilerin de hızla yayılmasına zemin hazırlamakta, spekülasyon hareketleri tetiklemekte ve piyasa manipülasyonuna açık bir alan yaratmaktadır. Analiz bulgularına göre düşük getiri dönemlerinde yatırımcılar spekülasyon ve manipülasyon paylaşımlarına karşı daha temkinli yaklaşmakta ve olumsuz tepki vermektedir. Buna karşılık normal ve boğa piyasası şartlarında bu ilişki değişmekte ve yatırımcılar bu paylaşımlara daha olumlu yaklaşarak spekülasyon ve manipülasyon hareketlerinin artmasına katkıda bulunmaktadır. Bu dönemlerde, iyimserlik/aşırı iyimserlik yatırımcıları daha olumlu bir ruh haline sokmakta ve spekülasyon hareketleri teşvik etmektedir. Sürü davranışı özellikle bu dönemlerde daha belirgindir. Çünkü yatırımcılar genellikle daha fazla risk almaya ve getirilerin arttığını gördükçe kararlarını diğer yatırımcıların eğilimlerine göre almaya meyillidirler.

İşlem hacmi ile ilgili bulgulara bakıldığında ise Twitter ve Investing.com'daki paylaşımların, piyasa davranışları üzerinde önemli etkilere sahip olduğu ve bu etkilerin işlem hacminin büyüklüğüne bağlı olarak farklılık gösterdiği belirlenmiştir. Düşük işlem hacmi koşullarında platformlar arası farklılaşma görülse de yüksek işlem hacimlerinde hem Twitter hem de Investing.com'dan gelen bilgiler, işlem hacmi üzerinde o gün pozitif ve anlamlı etkiler göstermektedir. Bu sonuçlar, bilgi akışının hızı ve yatırımcıların bilgiyi işleme kapasitesi açısından getiriler ile ilgili bulgularla uyumlu görünmektedir. Şüpheli bilgilerin piyasada yarattığı belirsizlik, yatırımcıların spekülative ve manipülatif içeriklere nasıl tepki verdiğini de etkilemektedir. Düşük işlem hacimlerinde, bu tür bilgiler daha dikkatli bir değerlendirme gerektirirken, yüksek işlem hacimlerinde yatırımcılar genellikle bu bilgilere daha hızlı tepki göstermektedir. Bu durum, belirsizlik durumlarında yatırımcıların bilgi arayışının arttığını ve bu süreçte spekülative hareketlerin tetiklenebileceğini göstermektedir. Yatırımcıların bu tür içeriklere verdiği tepkiler, piyasa davranışlarını şekillendirip işlem hacimlerinin daha da artmasına neden olmaktadır.

Çalışmanın bulguları sosyal medya ve internet forumlarındaki paylaşımların piyasaları tahmin etme gücü olduğuna işaret etmektedir. Yatırımcılar, duygu ve düşüncelerini sosyal medya üzerinden paylaşarak, diğer yatırımcılar ve şirketler için kendi gelecek hareketlerini tahmin edilebilir kılmaktadır. Bu, sosyal medyanın, piyasa katılımcılarının duygusal ve karar verme durumlarını yansıtan bir gözlem alanı olarak işlev görmesi anlamına gelmektedir. Bu tür bilgilerin analizi, piyasa trendlerinin ve potansiyel yatırım fırsatlarının belirlenmesinde kullanılabilir. Böylece piyasaların öngörülebilir olmasına katkıda bulunacaktır. Bununla birlikte çalışmanın bazı kısıtları bulunmaktadır. İlk olarak çalışmanın kullanılan verileri, 2022 yılı itibarıyla Twitter tarafından sunulan geliştirici hesabı (Twitter API for Academic Research) kullanılamadığı için sınırlıdır. Türkiye'de özellikle 2023 yılında gerçekleşen halka arzların artması ve bu süreçte piyasaya giren görece finansal okuryazarlığa sahip olmayan bireysel yatırımcıların sayısının artması, analizlerde bu yeni yatırımcı kitlesinin davranışlarını yansıtacak verilerin eksik kalmasına neden olmuştur. Bu dönemde Türkiye'deki her on kişiden birinin piyasaya girmesi, demografik verilerin ve yatırımcı profillerinin sürekli güncellenmesi gerektiğini göstermektedir. Bunun yanında Investing.com gibi API servisi sunmayan kanallardan veri toplamak oldukça zordur. Bu durum, çeşitli platformlardan elde edilebilecek verilerin kapsam ve çeşitliliğini ve yine verilerin güncelliğini sınırlamaktadır. Çalışma, günlük verilere odaklandığı için

makroekonomik verileri dikkate almamıştır. Bu, analizin piyasa genelindeki daha büyük eğilimleri ve dışsal etkileri yansıtmada eksik kalmasına yol açabilir. Ancak diğer taraftan paylaşımların piyasalara olan etkisi, günlük zaman dilimlerini de aşarak daha kısa zaman dilimlerine, örneğin saatlik, 15 dakikalık hatta 5 dakikalık zaman dilimlerine kadar ulaşmıştır. Bu durum, piyasa dinamiklerinin ve yatırımcı kararlarının ne kadar hızlı değişebileceğini göstermektedir. Bu hızlı değişim, diğer taraftan yatırımcıların ve analistlerin, piyasa hareketlerini anlık olarak izlemeleri ve buna göre hızlı kararlar alabilmeleri gerektiğini vurgulamaktadır. Çalışmanın bir diğer kısıtı ise duygu analizi için duygu sözlüğünün kullanılmasıdır. Çalışmada duygu analizi için Türkçe finans duygu sözlüğü oluşturulmuştur ve bu sözlüğün kullanılması, sosyal medya ve internet forumlarındaki paylaşımlardan duygusal eğilimleri çıkarmak için önemli bir araç olarak işlev görmüş, bu da Türkçe içerikler üzerinde daha doğru ve etkili analizler yapılmasını sağlamıştır. Ancak bu sözlüğün sürekli güncellenmesi ve değişen dile ve kullanımlara uygun olarak yeni ifadelerin eklenmesi gerekmektedir. Bunun yanında duygu analizi için birçok makine öğrenmesi ve derin öğrenme yöntemi geliştirilmiştir. Özellikle son dönemlerde gelişen yapay zekâ ve buna bağlı yeni uygulamalar duygu analizinin daha kolay ve doğru bir şekilde gerçekleştirilmesini sağlayabilir. Bu teknolojiler, özellikle büyük veri setlerinden karmaşık desenleri tanıma ve duygusal nüansları daha hassas bir şekilde saptama kapasitesine sahiptir.

Diğer taraftan günümüzde sosyal medya platformlarındaki bilgi akışı, özellikle eksik bilgiye sahip, piyasaya yeni giren ve finansal okuryazarlık seviyesi düşük olan yatırımcılar için önemli bir kaynak haline gelmiştir. Bu tür yatırımcılar, bu platformlarda yer alan yatırım fikirlerini ve sürü davranışını göz önünde bulundurarak yatırım kararı vermektedir. Özellikle son dönemlerde hem uluslararası piyasalarda hem de Borsa İstanbul'da aşırı fiyat artışı yaşayan fenomen varlıklar ve bunların internet ortamındaki popülaritesi, bu yatırımcıların dikkatini çekmekte ve herhangi bir araştırma gerektirmeden yatırım yapmalarına neden olmaktadır. Bu da piyasadaki spekülasyon ve manipülasyonun artıp geleneksel piyasa tahmin ve analizlerinin yetersiz kalmasına neden olmaktadır. Dolayısıyla analistler ve yatırımcılar için sosyal medya trendlerini takip etmek ve bu bilgileri analiz süreçlerine entegre etmek giderek daha önemli hale gelmektedir. Özellikle son yıllarda Türkiye'de yaşanan düşük faiz, yüksek döviz ve enflasyon ortamında insanlar yeni yatırım alternatifleri aramaya başlamıştır. Bu alternatiflerden biri de Borsa İstanbul pay piyasası ve özellikle yeni halka arzlar olmuştur.

Bu varlıkların getirilerinin anlık yükselmesi, piyasaya daha fazla yeni bireysel yatırımcının katılmasına neden olmuştur. Analiz bulgularına göre pozitif ve şüpheli paylaşımlar getirileri pozitif etkiliyor olsa da bu etki kısa dönemlidir ve yatırımcıların sadece sosyal medya ve internet forumlarını takip ederek yatırım kararı vermeleri, yatırımcıları tam tersi zarara uğratmıştır. Bu sebeple bireysel yatırımcılar için yeni piyasa dinamiklerinin ve internet ortamının hesaba katılarak yeni finansal okuryazarlık yöntemlerinin geliştirilmesi gerekmektedir.

Sosyal medya ve internet forumlarının finansal piyasalar, özellikle bireysel yatırımcılar üzerindeki etkisi elbette ki düzenleyici ve denetleyici kurumlar için de yeni zorluklar yaratmaktadır. Denetleyici kurumlar, piyasa manipülasyonu potansiyelini azaltmak için sosyal medya ve internet forumlarını sürekli izlemelidir. Ancak tüm internet ortamının ve paylaşımların hepsinin takibi mümkün değildir. Bunun yanında Telegram ve Snapchat gibi platformlarda silinen mesaj uygulamaları; Twitter ve YouTube gibi kanallarda da ücretli özel sohbet grupları bulunmaktadır. Bu tarz uygulamaların hepsini veya bir kısmını denetleyici kurumların erişmesi veya denetlemesi yine olasılık dahilinde değildir. Ancak kısmi denetleme kapsamında sosyal medya platformları ve internet forumlarında paylaşılan bilgilerin doğrulanması için standartlar ve mekanizmalar geliştirilebilir. Örneğin, finansal tavsiye içeren videoların veya paylaşımların arkasındaki kaynakların açıkça belirtilmesi zorunlu hale getirilebilir. Silinen mesajlar için, platformların bu mesajları belirli bir süre için kaydetmesi ve gerektiğinde düzenleyicilere sunması için anlaşmalar yapılabilir.

Bunun yanında 2024 yılında SEC, fenomen varlıklara karşı piyasa işlem sürecini hızlandırmak ve piyasayı daha şeffaf hale getirmek amacıyla T+2 olan piyasa işlem süresinden T+1'e geçiş yapmayı planlamaktadır. Böylece bir taraftan piyasanın daha etkin hale getirilmesi diğer taraftan da piyasadaki fenomen varlıklardan kaynaklanan, bu varlıkların toplu alım satımına karşı piyasa ve likidite riskinin azaltılması hedeflenmiştir. Bu varlıkların temel özellikleri, sosyal medyada viral olmaları, spekülative ve yüksek volatilitelere sahip olmaları ve manipülatif bir şekilde hikâye ve anlam yüklemelerle yine sosyal medyada teşvik edilmeleridir. 2021 yılında GameStop ile ortaya çıkan bu varlıklar piyasaların yapısını değiştirmeye başlamıştır. Geleneksel olarak, piyasa dinamikleri büyük ölçüde kurumsal yatırımcılar ve finans profesyonelleri tarafından şekillendirilirken, GameStop Olayı ile son yıllarda bireysel yatırımcıların da artık önemli

bir güç haline geldiği görülmüştür. Bu değişim, özellikle finansal okuryazarlık seviyeleri farklı olan geniş bir yatırımcı kitlesinin, kolektif hareketlerle ve sürü davranışı ile piyasa hareketlerini etkilemesinden kaynaklanmıştır. SEC tarafından bireysel yatırımcıların bu artan etkisini yönetmek ve piyasalarda istikrarı sağlamak adına atılan T+1'e geçiş ile piyasa tepkilerinin daha hızlı yansıtılması ve böylece piyasa fiyatlarının daha gerçekçi bir şekilde oluşması beklenmektedir. Bunun yanında fenomen varlıkların risklerine ve spekülative ve manipülatif hareketlere karşı bireysel yatırımcıların da bir taraftan korunması hedeflenmektedir. Borsa İstanbul için de SPK tarafından benzer düzenlemelerin yapılması, yatırımcı korumasını artırmak ve piyasa istikrarını sağlamak için önem taşımaktadır. Bireysel yatırımcıların etkisinin artması, sosyal medyanın yatırım kararları üzerindeki etkisi ve son yıllarda hızla gelişen teknoloji düşünüldüğünde, SPK'nın daha dinamik bir yaklaşım benimsemesi gerekmektedir.

Sosyal medya ve internet forumlarındaki paylaşımlar artık tek başına da etkili değildir. Son yıllarda aşırı hızla gelişen yapay zekâ teknolojisi, sadece finans alanında değil diğer tüm alanlarda da etkili olmuştur. Özellikle deepfake teknolojisi, sosyal medya ve internet forumlarında hızla yaygınlaşmaktadır. Bu gelişmeler, bilgi akışını ve yatırımcı davranışlarını önemli ölçüde etkilemekte, bu da finansal piyasalar için hem fırsatlar hem de riskler yaratmaktadır. Yapay zekâ, veri analizini ve tahmin modellerini geliştirirken, deepfake teknolojisi, gerçekçi ancak sahte içerik üreterek yanıltıcı bilgilerin yayılmasına yol açmaktadır. Bu sebeple hem yatırımcıların hem de finansal kurumlar için paylaşılan bilgilerin doğruluğunu teyit etmek amacıyla güçlü doğrulama süreçleri ve araçların geliştirilmesi gerekmektedir. Denetleyici ve düzenleyici kurumlar yapay zekâ ve deepfake teknolojilerinin piyasalar üzerindeki etkilerini izlemeli ve bu teknolojilere özgü düzenlemeler geliştirmelidir. Bu düzenlemeler, teknolojinin olumlu kullanımını teşvik ederken, manipülatif ve yanıltıcı uygulamalara karşı önlemler almalıdır. Bunun yanında yatırımcıların da deepfake gibi teknolojilerin farkında olmaları ve bu tür içerikleri tanıyabilme becerilerini geliştirmeleri önemlidir. Tüm bunlar kapsamında yatırımcıların hem kendileri hem de düzenleyici ve denetleyici kurumlar tarafından sadece finansal okuryazarlık değil aynı zamanda dijital okuryazarlığın da geliştirilmesi gerekmektedir. Dijital okuryazarlık sadece finansal olarak değil günlük hayatta da giderek önem kazanmaktadır. Dijital okuryazarlık, yalnızca güvenilir bilgi kaynaklarını tanıma ve değerlendirme yeteneği değil, aynı zamanda yanıltıcı veya manipülatif içerikleri saptayabilme kabiliyetini de içermelidir. Bu beceriler, bireylerin ve kurumların dijital

ortamda karşılaşılabilecekleri riskleri anlamalarını ve bu risklere karşı korunmalarını sağlamada rol oynayacaktır. Bunun yanında dijital sahtecilik ve okuryazarlık için diğer ülkelerle de uluslararası ortak çalışmaların düzenlenmesi ve açık yasal çerçevelerin oluşturulması gerekmektedir.

Bu çalışmanın bulguları, kısıtları ve önerileri göz önünde bulundurularak bu alanda yapılacak çalışmalar geliştirilebilir. İlk olarak duygu analizi için kullanılan metodolojilerin yapay zekâ, derin öğrenme ve makine öğrenmesi teknikleriyle desteklenmesi, hatta gelecek dönemlerde yapay zekanın daha da gelişeceği göz önünde bulundurularak yeni yapay zekâ uygulamalarının kullanılması veri analiz süreçlerini daha doğru ve etkili hale getirebilir. Özellikle Türkçe internet paylaşımlarında sıkça kullanılan ironi ve “caps” adı verilen resimlerin paylaşımı ve bunların duygu durumları analizlere dahil edilebilir. Veri toplama süreçlerinde karşılaşılan kısıtlamalar, özellikle Investing.com gibi API'si olmayan kanallardan veri elde etme zorlukları dikkate alınmalıdır. Gelecek araştırmalar, Facebook, Youtube, Instagram ve diğer internet forumları gibi çeşitli veri kaynaklarından yararlanarak daha geniş ve çeşitli veri setleri oluşturabilir. Son olarak sosyal medya ve diğer platformlardan elde edilen anlık verileri kullanarak gerçek zamanlı duygu analizi yapılabilir. Bu, piyasa hareketlerinin anında izlenmesi ve anlık piyasa dalgalanmalarına nasıl tepki verildiğinin tespit edilmesini sağlayabilir.

KAYNAKÇA

- Adalı, E. (2016). Doğal Dil İşleme. *Türkiye Bilişim Vakfı Bilgisayar Bilimleri ve Mühendisliği Dergisi*, 5(2), 1-19.
- Aggarwal, C. C. ve Zhai, C. (2012). *Mining Text Data*. New York: Springer Science & Business Media.
- Agrawal, A. ve Chen, M. A. (2008). Do analyst conflicts matter? Evidence from stock recommendations. *Journal of Law and Economics*, 51(3), 503-537.
- Akram, R., Chen, F., Khalid, F., Huang, G. ve Irfan, M. (2021). Heterogeneous effects of energy efficiency and renewable energy on economic growth of BRICS countries: A fixed effect panel quantile regression analysis. *Energy*, 215, 119019.
- Aktaş, M. M. (2017). Sermaye Piyasası Kanunu Bakımından Piyasa Dolandırıcılığı (Manipülasyon) Düzenlemesi. *Uyuşmazlık Mahkemesi Dergisi*, 5(10), 1-41.
- Albornoz, J. C. de, Plaza, L. ve Gervás, P. (2012). SentiSense: An easily scalable concept-based affective lexicon for sentiment analysis. *Proceedings of the Eighth International Conference on Language Resources and Evaluation (LREC'12)*. İstanbul, Turkey: European Language Resources Association (ELRA), s.3562-3567.
- Antweiler, W. ve Frank, M. Z. (2004). *Is All That Talk Just Noise? The Information Content of Internet Stock Message Boards*. Source: *The Journal of Finance*, 59(3), 1259-1294.
- Anwar, A., Siddique, M., Eyup Dogan ve Sharif, A. (2021). The moderating role of renewable and non-renewable energy in environment-income nexus for ASEAN countries: Evidence from Method of Moments Quantile Regression. *Renewable Energy*, 164, 956-967.
- Aracı, D. T. (2019). *FinBERT: Financial Sentiment Analysis with Pre-trained Language Models*. Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi. Amsterdam, University of Amsterdam.
- Asoy, E. ve Saldanlı, A. (2017). Yatırımcılar Rasyonel midir? BİST'te Aşırı Güven ve Aşırı Optimizm Ön Yargıları Üzerine Bir Çalışma. *Siyaset, Ekonomi ve Yönetim Araştırmaları Dergisi*, 5(1), 101-114.

- Aşkın, U. (2018). Sermaye Piyasasında Bilgi Bazlı Piyasa Dolandırıcılığı Suçu. *Marmara Üniversitesi Hukuk Fakültesi Hukuk Araştırmaları Dergisi*, 24(2), 682-710.
- Avanço, L. V. ve Nunes, M. D. G. V. (2014). Lexicon-based sentimealysis for reviews of products int ann Brazilian Portuguese. *2014 Brazilian Conference on Intelligent Systems, BRACIS 2014*. Sao Paulo, Brazil: IEEE, s. 277-281.
- Aydın, C. R. ve Güngör, T. (2021). Sentiment analysis in Turkish: Supervised, semi-supervised, and unsupervised techniques. *Natural Language Engineering*, 27(4), 455-483.
- Aytekin Koç, G. (2018). Uluslararası Sermaye Hareketleri Kapsamında Sıcak Para Akımlarının Ekonomik Etkileri ve Spekülasyon. *Uluslararası Beşeri Bilimler ve Eğitim Dergisi*, 4(7), 184-207.
- Aytekin, Y. E. ve Aygün, M. (2016). Finansta Yeni Bir Alan “Davranışsal Finans”. *Yüzüncü Yıl Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, (2), 143-156.
- Baccianella, S., Esuli, A. ve Sebastiani, F. (2010). SentiWordNet 3.0: An Enhanced Lexical Resource for Sentiment Analysis and Opinion Mining. *Proceedings of the Seventh International Conference on Language Resources and Evaluation (LREC'10)*. Valletta, Malta: European Language Resources Association (ELRA), s. 2200-2204.
- Baker, H. K. ve Nofsinger, J. R. (2010). *Behavioral Finance: Investors, Corporations, and Markets*. NY: John Wiley & Sons.
- Baker, K. ve Ricciardi, V. (2014). How Biases Affect Investor Behaviour. *The European Financial Review*, February-March 2014, 7-10.
- Baker, M. ve Wurgler, J. (2006). Investor Sentiment and the Cross-Section of Stock Returns. *The Journal of Finance*, 61(4), 1645-1680.
- Baltagi, B. H. (2005). *Econometric Analysis of Panel Data* (Third edition.). Chichester: John Wiley & Sons.
- Barberis, N. ve Huang, M. (2001). Mental Accounting, Loss Aversion, and Individual Stock Returns. *The Journal of Finance*, 56(4), 1247-1292.
- Barberis, N. ve Thaler, R. (2002). *A Survey of Behavioral Finance*. NBER Working Paper No. 9222. Cambridge, MA.

- Basak, G. K., Das, P. K., Marjit, S., Mukherjee, D. ve Yang, L. (2023). The British Stock Market, currencies, brexit, and media sentiments: A big data analysis. *The North American Journal of Economics and Finance*, 64, 101861.
- Bates, M. ve Weischedel, R. M. (1993). *Challenges in natural language processing* (First Edition). New York: Cambridge University Press.
- Batten, J. A., Ciner, C., Kosedag, A. ve Lucey, B. M. (2017). Is the price of gold to gold mining stocks asymmetric? *Economic Modelling*, 60, 402-407.
- Becker, G. S. (1976). *The Economic Approach to Human Behavior*. Chicago: University of Chicago Press.
- Becker, G. S. (1993). Nobel Lecture: The Economic Way of Looking at Behavior. *The Journal of Political Economy*, 101(3), 385-409.
- Behdenna, S., Barigou, F. ve Belalem, G. (2016). Sentiment analysis at document level. A. Unal, M. Nayak, D. Mishra, D. Singh ve A. Joshi (Ed.), *Smart Trends in Information Technology and Computer Communications* içinde (s. 159-168). Singapore: Springer.
- Bernoulli, D. (1954). Exposition of a new theory on the measurement of risk. *Econometrica*, 22(1), 23-36.
- Beyoud, L. (2023). SEC to Shorten Stock Settlement Time After Meme Stock Madness. *Bloomberg*. (Erişim Tarihi: 15.10.2023)
- Bikhchandani, S., Hirshleifer, D. ve Welch, I. (1998). Learning from the Behavior of Others: Conformity, Fads, and Informational Cascades. *Journal of Economic Perspectives*, 12(3), 151-170.
- Bikhchandani, S. ve Sharma, S. (2000). *Herd Behavior in Financial Markets: A Review*. IMF Working Paper No. 2000/048. Washington, DC.
- Bilgin, O., Çetinoğlu, Ö. ve Oflazer, K. (2004). Building a Wordnet for Turkish. *Romanian Journal of Information Science and Technology*, 7(1-2), 163-172.
- Birce, Z. (2017). Yatırımcı Davranışları ve Karar Vermede Çerçeveleme Etkisi: Türkiye’de Yaşayan Karar Vericiler Üzerine Bir Çalışma. *Bankacılık ve Sigortacılık Araştırmaları Dergisi*, 2(11), 8-20.

- Bird, R., Gallagher, D. R., Khan, A. ve Yeung, D. (2023). Do Emotions Influence Investor Behavior? *Journal of Behavioral Finance*, 1-22.
- Bodie, Z., Kane, A. ve Marcus, A. J. (2018). *Investments* (11th Edition.). NY: McGraw-Hill Education.
- Bogan, V. (2008). Stock Market Participation and the Internet. *The Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 43(1), 191-211.
- Bollen, J., Mao, H. ve Zeng, X. (2011). Twitter mood predicts the stock market. *Journal of Computational Science*, 2(1), 1-8.
- Bos, T. ve Frasinçar, F. (2022). Automatically Building Financial Sentiment Lexicons While Accounting for Negation. *Cognitive Computation*, 14(1), 442-460.
- Bostancı, F. (2003). *Davranışçı Finans*. Yayımlanmamış Yeterlilik Etüdü. İstanbul, Sermaye Piyasası Kurulu Denetleme Dairesi.
- Bozma, G. ve Kul, S. (2020). Twitter ile Hisse Senetleri Oynaklığı Tahmin Edilebilir mi? *Sosyoekonomi*, 28(45), 315-326.
- Brennan, H. (2021). Brokers block Reddit traders from buying GameStop amid market frenzy. *The Telegraph*. (Erişim Tarihi: 15.10.2023)
- Breusch, T. S. ve Pagan, A. R. (1980). The Lagrange Multiplier Test and its Applications to Model Specification in Econometrics. *The Review of Economic Studies*, 47(1), 253.
- Brown, G. W. (2019). Volatility, Sentiment, and Noise Traders. *Financial Analysts Journal*, 55(2), 82-89.
- Bruns, A., Highfield, T. ve Burgess, J. (2013). The Arab Spring and Social Media Audiences: English and Arabic Twitter Users and Their Networks. *American Behavioral Scientist*, 57(7), 871-898.
- Burton, E. T. ve Shah, S. N. (2012). *Behavioral finance: understanding the social, cognitive, and economic debates*. *Behavioral Finance*. Chichester, UK: John Wiley & Sons Ltd.

- Cabral, S. ve LaCombe, A. (2021). Robinhood, Reddit, and GameStop: What Happened and What Should Happen Next?. Santa Clara University, *Markkula Center for Applied Ethics*. (Eriřim Tarihi: 15.10.2023)
- Cambria, E., Speer, R., Havasi, C. ve Hussain, A. (2010). SenticNet: A publicly available semantic resource for opinion mining. *AAAI Fall Symposium*. Arlington, VA, USA: AAAI Press, s. 14-18.
- Cammaerts, B. (2013). Networked Resistance: The Case of WikiLeaks. *Journal of Computer-Mediated Communication*, 18(4), 420-436.
- Cartea, Á., Jaimungal, S. ve Wang, Y. (2020). Spoofing and Price Manipulation in Order-Driven Markets. *Applied Mathematical Finance*, 27(1-2), 67-98.
- Carter, C. R., Kaufmann, L. ve Michel, A. (2007). Behavioral supply management: A taxonomy of judgment and decision-making biases. *International Journal of Physical Distribution and Logistics Management*, 37(8), 631-669.
- Caymaz, G. (2022). SASA patronunun sözleri piyasayı karıřtırdı: SPK Bařkanı'ndan açıklama geldi. *investing.com*. (Eriřim Tarihi: 25.11.2023)
- Checkley, M. S., Higón, D. A. ve Alles, H. (2017). The hasty wisdom of the mob: How market sentiment predicts stock market behavior. *Expert Systems with Applications*, 77, 256-263.
- Cheng, C., Ren, X., Wang, Z. ve Yan, C. (2019). Heterogeneous impacts of renewable energy and environmental patents on CO2 emission - Evidence from the BRIICS. *Science of The Total Environment*, 668, 1328-1338.
- Chung, J. (2021). The Meme Stock Rally Hurt Melvin and Maplelane. It Hasn't Gotten Easier Since. *The Wall Street Journal*. (Eriřim Tarihi: 16.10.2023)
- Clatworthy, M. ve Jones, M. J. (2003). Financial reporting of good news and bad news: evidence from accounting narratives. *Accounting and Business Research*, 33(3), 171-185.
- Consoli, S., Barbaglia, L. ve Manzan, S. (2022). Fine-grained, aspect-based sentiment analysis on economic and financial lexicon. *Knowledge-Based Systems*, 247, 108781.

- Cookson, J. A., Engelberg, J. E. ve Mullins, W. (2023). Echo Chambers. *The Review of Financial Studies*, 36(2), 450-500.
- Coşkun, S. (2021). Avrupa Birliği Hukukunda Piyasa Dolandırıcılığı (Manipülasyon). *Galatasaray Üniversitesi Hukuk Fakültesi Dergisi*, 20(1), 559-613.
- Cox, J. M. (2017). The source of a movement: making the case for social media as an informational source using Black Lives Matter. *Ethnic and Racial Studies*, 40(11), 1847-1854.
- Cutler, D. M., Poterba, J. M. ve Summers, L. H. (1989). What moves stock prices? *The Journal of Portfolio Management*, 15(3), 4-12.
- Çalışkan, U. (2022). Son Dönemlerde Halka Arz Edilen Şirketlerin Hisse Senetlerinde Anormal Getirilerinin Varlığının Sınanması. *Avrasya Sosyal ve Ekonomi Araştırmaları Dergisi*, 9(4), 313-344.
- Çetin, F. S. ve Eryiğit, G. (2018). Türkçe Hedef Tabanlı Duygu Analizi İçin Alt Görevlerin İncelenmesi – Hedef Terim, Hedef Kategori ve Duygu Sınıfı Belirleme. *Bilişim Teknolojileri Dergisi*, 11(1), 43-56.
- Çitilci, A. T. (2018). *Piyasa profesyonellerinin yatırım kararlarındaki davranış boyutu: Bir araştırma*. Yayınlanmamış Doktora Tezi. İstanbul, Marmara Üniversitesi, Bankacılık ve Sigortacılık Enstitüsü.
- Daniel, K. D., Hirshleifer, D. A. ve Subrahmanyam, A. (1997). A Theory of Overconfidence, Self-Attribution, and Security Market Under- and Over-Reactions. *SSRN Electronic Journal*.
- Daniel, K. D., Hirshleifer, D. ve Subrahmanyam, A. (2001). Overconfidence, Arbitrage, and Equilibrium Asset Pricing. *The Journal of Finance*, 56(3), 921-965.
- Darbyshire, M. ve Oliver, J. (2021). Reddit forum discussions swing from meme stocks to cryptocurrencies. *Financial Times*. (Erişim Tarihi: 16.10.2023)
- Das, P. (2019). Panel Data Analysis: Static Models. *Econometrics in Theory and Practice*. Singapore: Springer.
- Das, S. R. ve Chen, M. Y. (2007). Yahoo! For Amazon: Sentiment Extraction from Small Talk on the Web. *Management Science*, 53(9), 1375-1388.

- Davidov, D., Tsur, O. ve Rappoport, A. (2010). Semi-Supervised Recognition of Sarcastic Sentences in Twitter and Amazon. *Fourteenth Conference on Computational Natural Language Learning*. Uppsala, Sweden: Association for Computational Linguistics, s. 107-116.
- Dawar, I., Dutta, A., Bouri, E. ve Saeed, T. (2021). Crude oil prices and clean energy stock indices: Lagged and asymmetric effects with quantile regression. *Renewable Energy*, 163, 288-299.
- De Jong, P., Elfayoumy, S. ve Schnusenberg, O. (2017). From Returns to Tweets and Back: An Investigation of the Stocks in the Dow Jones Industrial Average. *Journal of Behavioral Finance*, 18(1), 54-64.
- De Oliveira Carosia, A. E., Coelho, G. P. ve Da Silva, A. E. A. (2021). Investment strategies applied to the Brazilian stock market: A methodology based on Sentiment Analysis with deep learning. *Expert Systems with Applications*, 184, 115470.
- Dehkharghani, R. (2015). *Sentiment Analysis in Turkish: Resources and Techniques*. Yayınlanmamış Doktora Tezi. İstanbul, Sabancı Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü.
- Dehkharghani, R., Saygin, Y., Yanikoglu, B. ve Oflazer, K. (2016). SentiTurkNet: a Turkish polarity lexicon for sentiment analysis. *Language Resources and Evaluation*, 50(3), 667-685.
- Dehkharghani, R., Yanikoglu, B., Saygin, Y. ve Oflazer, K. (2017). Sentiment analysis in Turkish at different granularity levels. *Natural Language Engineering*, 23(4), 535-559.
- Diaz Ruiz, C. ve Nilsson, T. (2023). Disinformation and Echo Chambers: How Disinformation Circulates on Social Media Through Identity-Driven Controversies. *Journal of Public Policy and Marketing*, 42(1), 18-35.
- Dumitrescu, E. I. ve Hurlin, C. (2012). Testing for Granger non-causality in heterogeneous panels. *Economic Modelling*, 29(4), 1450-1460.
- Dutta, S., Sarkar, D., Roy, S., Kole, D. K. ve Jana, P. (2021). A Study on Herd Behavior Using Sentiment Analysis in Online Social Network. *ICCISc 2021 - 2021*

- International Conference on Communication, Control and Information Sciences, Proceedings*. Idukki, India: IEEE.
- Dünya Gazetesi. (2023). Halka arz büyüklüğü 50 milyar TL'yi aştı, 60 şirket sırada. (Erişim Tarihi: 05.01.2024)
- Ederington, L. H. ve Lee, J. H. (1993). How Markets Process Information: News Releases and Volatility. *The Journal of Finance*, 48(4), 1191.
- Ederington, L. H. ve Lee, J. H. (1995). The Short-Run Dynamics of the Price Adjustment to New Information. *The Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 30(1), 134.
- Ensign, R. L. (2021). GameStop Investors Who Bet Big—and Lost Big. *The Wall Street Journal*.
- Ertaş, V. (2013). SPK Başkanı Dr. Vahdettin ERTAŞ'ın Boğaziçi Avukatlar Derneği Tarafından Düzenlenen 6362 Sayılı Sermaye Piyasası Kanunu'nun Getirdiği Yenilikler ve Uygulamasının Değerlendirilmesi Programı'nda Yaptığı Konuşma. İstanbul.
- Esuli, A. ve Sebastiani, F. (2006). SENTIWORDNET: A Publicly Available Lexical Resource for Opinion Mining. *5th Conference on Language Resources and Evaluation (LREC 2006)*. Genoa, Italy: European Language Resources Association (ELRA), s. 417-422.
- Evik, A. H. (2004). *Sermaye Piyasası Araçlarının Değerini Etkileyebilecek Aldatıcı Hareketler Yapma (Manipülasyon) Suçları*. Yayımlanmamış Yüksek Lisans Tezi. İstanbul, İstanbul Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü.
- Fama, Eugene F. (1965). Random Walks in Stock Market Prices. *Financial Analysts Journal*, 21(5), 55-59.
- Fama, Eugene F. (1970). Efficient Capital Markets: A Review of Theory and Empirical Work. *The Journal of Finance*, 25(2), 383-417.
- Fama, Eugene F. (1991). Efficient Capital Markets: II. *The Journal of Finance*, 46(5), 1575-1617.
- Fama, Eugene F., Fisher, L., Jensen, M. C. ve Roll, R. (1969). The Adjustment of Stock Prices to New Information. *International Economic Review*, 10(1), 1-21.

- Fletcher, L. ve Darbyshire, M. (2021). Hedge funds rethink tactics after \$12bn hit from meme stock army. *Financial Times*. (Eriřim Tarihi: 15.10.2023)
- Fuller, R. J. (1998). Behavioral Finance and the Sources of Alpha. *Journal of Pension Plan Investing*, 2(3), 5-12.
- Fung, G. P. C., Xu Yu, J. ve Lam, W. (2003). Stock prediction: Integrating text mining approach using real-time news. *IEEE/IAFE Conference on Computational Intelligence for Financial Engineering, Proceedings (CIFER)*. Hong Kong: IEEE, s. 395-402.
- Gallagher, L. A. ve Taylor, M. P. (2002). Permanent and Temporary Components of Stock Prices: Evidence from Assessing Macroeconomic Shocks. *Southern Economic Journal*, 69(2), 345.
- Gandhi, P., Loughran, T. ve McDonald, B. (2019). Using Annual Report Sentiment as a Proxy for Financial Distress in U.S. Banks. *Journal of Behavioral Finance*, 20(4), 424-436.
- Gensler, G. (2023). *Statement on Adopting Rules Regarding the Settlement Cycle*. Washington, DC: SEC.
- González-Padilla, D. A. ve Tortolero-Blanco, L. (2020). Social media influence in the COVID-19 Pandemic. *International Braz J Urol*, 46(1), 120-124.
- Goodkind, N. (2023). Premarket stocks: Meme stocks have revolutionized investor days. *CNN Business*. (Eriřim Tarihi: 16.10.2023)
- Göçoğlu, V. (2015). Kamu Politikası ve Sosyal Medya İliřkisinin Toplumsal Hareketler Baęlamında İncelenmesi. *Journal of International Social Research*, 8(37), 880-880.
- Granger, C. W. J. (1969). Investigating Causal Relations by Econometric Models and Cross-spectral Methods. *Econometrica*, 37(3), 424-438.
- Greifeld, K. ve Lipschultz, B. (2021). GameStop Short-Sellers Reload Bets After \$6 Billion Loss. *Bloomberg*. (Eriřim Tarihi: 15.10.2023)
- Griffith, E. (2021). No End to Whiplash in Meme Stocks, Crypto and More. *The New York Times*. (Eriřim Tarihi: 17.10.2023)

- Guo, K., Sun, Y. ve Qian, X. (2017). Can investor sentiment be used to predict the stock price? Dynamic analysis based on China stock market. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 469, 390-396.
- Gupta, R. ve Chen, M. (2020). Sentiment Analysis for Stock Price Prediction. *3rd International Conference on Multimedia Information Processing and Retrieval, MIPR 2020*. Shenzhen, China: IEEE, s. 213-218.
- Güngör, O. C. (2016). İstanbul Menkul Kıymetler Borsası Özel Dili Üzerine. *Journal of Turkish Language and Literature*, 2(3), 129-144.
- Haddi, E., Liu, X. ve Shi, Y. (2013). The Role of Text Pre-processing in Sentiment Analysis. *Procedia Computer Science*, 17, 26-32.
- Hamilton, W. D. (1971). Geometry for the selfish herd. *Journal of Theoretical Biology*, 31(2), 295-311.
- Hamraoui, I. ve Boubaker, A. (2022). Impact of Twitter sentiment on stock price returns. *Social Network Analysis and Mining*, 12(1), 1-15.
- Hamurcu, Ç. (2022). Can Elon Mask's Twitter Posts About Cryptocurrencies Influence Cryptocurrency Markets by Creating a Herding Behavior Bias? *Fiscaeconomia*, 6(1), 215-228.
- Harwell, D. (2021). GameStop stock plunge leaves newbie traders to reckon with heavy losses. *The Washington Post*. (Erişim Tarihi: 15.10.2023)
- Heerschop, B., Hogenboom, A. ve Frasinçar, F. (2011). Sentiment Lexicon Creation from Lexical Resources. W. Abramowicz (Ed.), *Lecture Notes in Business Information Processing* içinde (s. 185-196). Berlin, Heidelberg: Springer.
- Henry, E. (2008). Are Investors Influenced By How Earnings Press Releases Are Written? *International Journal of Business Communication*, 45(4), 363-407.
- Heston, S. L. ve Sinha, N. R. (2018). News vs. Sentiment: Predicting Stock Returns from News Stories. *Financial Analysts Journal*, 73(3), 67-83.
- Heukelom, F. (2007). *Kahneman and Tversky and the Origin of Behavioral Economics*. Tinbergen Institute Discussion Paper No. TI 2007-003/1. Amsterdam, Netherlands.

- Hildebrandt, H. W. ve Snyder, R. D. (1981). The Pollyanna Hypothesis in Business Writing: Initial Results, Suggestions for Research. *Journal of Business Communication*, 18(1), 5-15.
- Hilsenrath, J. E. (2004, 18 Ekim). As Two Economists Debate Markets, The Tide Shifts. *The Wall Street Journal*. (Erişim Tarihi: 16.10.2023)
- Ho, C. S., Damien, P., Gu, B. ve Konana, P. (2017). The time-varying nature of social media sentiments in modeling stock returns. *Decision Support Systems*, 101, 69-81.
- Hu, M. ve Liu, B. (2004). Mining and summarizing customer reviews. *KDD-2004 Proceedings of the Tenth ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*. Seattle, Washington: Association for Computing Machinery, s. 168-177.
- Hussain, W. (2020). Role of Social Media in COVID-19 Pandemic. *The International Journal of Frontier Sciences*, 4(2), 59-60.
- Illiashenko, P. (2017). Behavioral Finance: History and Foundations. *Visnyk of the National Bank of Ukraine*, (239), 28-54.
- Im, K. S., Pesaran, M. H. ve Shin, Y. (2003). Testing for unit roots in heterogeneous panels. *Journal of Econometrics*, 115(1), 53-74.
- Isaak, J. ve Hanna, M. J. (2018). User Data Privacy: Facebook, Cambridge Analytica, and Privacy Protection. *Computer*, 51(8), 56-59.
- Ismayil, J. ve Demir, O. (2023). Relationship between Twitter activity and stock performance: evidence from Turkish airline industry. *Foresight*, 25(5), 701-715.
- Jegadeesh, N. ve Wu, D. (2013). Word power: A new approach for content analysis. *Journal of Financial Economics*, 110(3), 712-729.
- Kadioğlu, E. (2015). Sermaye Piyasası Kanunu: Manipülasyondan Piyasa Dolandırıcılığına. *Finans Politik ve Ekonomik Yorumlar*, (600), 73-81.
- Kahneman, D. ve Riepe, M. W. (1998). Aspects of Investor Psychology. *The Journal of Portfolio Management*, 24(4), 52-65.
- Kahneman, D. ve Tversky, A. (1972). Subjective probability: A judgment of representativeness. *Cognitive Psychology*, 3(3), 430-454.

- Kahneman, D. ve Tversky, A. (1979). Prospect theory: An analysis of decision under risk. *Econometrica*, 47(2), 263-292.
- Kamışlı, M. (2008). *İşlem Bazlı Manipülasyonun Finansal Oranlarla Belirlenmesi: İstanbul Menkul Kıymetler Borsası'nda İstatistiksel Sınıflandırma Analizleriyle Bir Uygulama*. Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi. Eskişehir, Osmangazi Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü.
- Karan, M. B. (2013). *Yatırım Analizi ve Portföy Yönetimi* (4. Baskı.). Ankara: Gazi Kitabevi.
- Kavussanos, M. G. ve Dockery, E. (2001). A multivariate test for stock market efficiency: the case of ASE. *Applied Financial Economics*, 11(5), 573-579.
- Khondker, H. H. (2011). Role of the New Media in the Arab Spring. *Globalizations*, 8(5), 675-679.
- Kırık, A. M. (2014). Arap Baharı Bağlamı'nda Sosyal Medya-Birey Etkileşimi ve Toplumsal Dönüşüm. *21. Yüzyılda Eğitim ve Toplum Eğitim Bilimleri Ve Sosyal Araştırmalar Dergisi*, 1(3), 87-98.
- Kızılkaya, Y. M. (2018). *Duygu Analizi ve Sosyal Medya Alanında Uygulama*. Yayınlanmamış Doktora Tezi. Bursa, Uludağ Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü.
- Kilimci, Z. H. ve Duvar, R. (2020). An Efficient Word Embedding and Deep Learning Based Model to Forecast the Direction of Stock Exchange Market Using Twitter and Financial News Sites: A Case of Istanbul Stock Exchange (BIST 100). *IEEE Access*, 8, 188186-188198.
- King, G. (2011). Ensuring the Data-Rich Future of the Social Sciences. *Science*, 331(6018), 719-721.
- Kleinnijenhuis, J., Schultz, F., Utz, S. ve Oegema, D. (2015). The Mediating Role of the News in the BP Oil Spill Crisis 2010: How U.S. News Is Influenced by Public Relations and in Turn Influences Public Awareness, Foreign News, and the Share Price. *Communication Research*, 42(3), 408-428.
- Koenker, R. (2004). Quantile regression for longitudinal data. *Journal of Multivariate Analysis*, 91(1), 74-89.

- Konak, F. ve Özkahveci, E. (2022). “Dunning Kruger Effect” Teorisinin Piyasa Bilinirliği. *Ordu Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Sosyal Bilimler Araştırmaları Dergisi*, 12(3), 2013-2034.
- Konda. (2014). *Konda Gezi Raporu: Toplumun “Gezi Parkı Olayları” algısı Gezi Parkındakiler kimlerdi?* (Erişim Tarihi: 10.05.2023)
- Konstantinidis, T., Golan, M., Xu, Y. L., Constantinides, T. G. ve Mandic, D. P. (2023). Text Mining for Sentiment Analysis in Bond Portfolio Construction. *2023 24th International Conference on Digital Signal Processing (DSP)*. Rhodes, Greece: IEEE, s. 1-5.
- Krueger, J. I. ve Funder, D. C. (2004). Towards a balanced social psychology: Causes, consequences, and cures for the problem-seeking approach to social behavior and cognition. *Behavioral and Brain Sciences*, 27(3), 313-327.
- Kruger, J. ve Dunning, D. (1999). Unskilled and unaware of it: How difficulties in recognizing one’s own incompetence lead to inflated self-assessments. *Journal of Personality and Social Psychology*, 77(6), 1121-1134.
- Kumari, K. (2021). Text Preprocessing techniques for Performing Sentiment Analysis! *Data Science Blogathon, Analytics Vidhya*. (Erişim Tarihi: 17.08.2022)
- Kwartler, T. (2017). *Text Mining in Practice with R*. NY: John Wiley & Sons.
- Labib, A. ve Read, M. (2013). Not just rearranging the deckchairs on the Titanic: learning from failures through risk and reliability analysis. *Safety Science*, 51(1), 397-413.
- Larrick, R. P. (2004). Debiasing. D. J. Koehler ve N. Harvey (Ed.), *Blackwell Handbook of Judgment and Decision Making* içinde (s. 316-338). Hoboken: Blackwell Publishing.
- Leung, H. ve Ton, T. (2015). The impact of internet stock message boards on cross-sectional returns of small-capitalization stocks. *Journal of Banking & Finance*, 55, 37-55.
- Levine, M. (2021). The Meme Stocks Keep Coming. *Bloomberg*. (Erişim Tarihi: 15.09.2023)

- Levy, G. ve Razin, R. (2019). Echo Chambers and Their Effects on Economic and Political Outcomes. *Annual Review of Economics*, 11, 303-328.
- Liu, B. (2012). Sentiment Analysis and Opinion Mining. *Synthesis Lectures on Human Language Technologies*, 5(1), 1-184.
- Liu, B. (2020). *Sentiment Analysis: Mining Opinions, Sentiments, and Emotions* (Second Edition). NY: Cambridge University Press.
- Loughran, T. ve McDonald, B. (2011). When Is a Liability Not a Liability? Textual Analysis, Dictionaries, and 10-Ks. *The Journal of Finance*, 66(1), 35-65.
- Lynch, D. J., Shaban, H., Denham, H. ve Newmyer, T. (2021). GameStop, AMC stocks surge as Reddit forum takes on Wall Street. *The Washington Post*.
- Machado, J. A. F. ve Santos Silva, J. M. C. (2019). Quantiles via moments. *Journal of Econometrics*, 213(1), 145-173.
- Malandri, L., Xing, F. Z., Orsenigo, C., Vercellis, C. ve Cambria, E. (2018). Public Mood–Driven Asset Allocation: the Importance of Financial Sentiment in Portfolio Management. *Cognitive Computation*, 10(6), 1167-1176.
- Malkiel, B. G. (2003). The Efficient Market Hypothesis and Its Critics. *Journal of Economic Perspectives*, 17(1), 59-82.
- Mandacı, P. E. (2018). Etkin Piyasa Hipotezi. A. Gündoğdu (Ed.), *Finansın Temel Teorileri* içinde (s. 83-112). İstanbul: Beta Yayıncılık.
- McDermott, J. (2021). GameStop Stock, Explained: How Reddit Traders Manipulated the Stock Market. *Esquire*.
- Miller, G. A. (1995). WordNet: a lexical database for English. *Communications of the ACM*, 38(11), 39-41.
- Misra, S. ve Grewal, K. (2021). The GameStop story — how a group of investors on Reddit gave Wall Street a wild week. *The Print*. (Erişim Tarihi: 15.09.2023)
- Mittermayer, M. A. (2004). Forecasting intraday stock price trends with text mining techniques. *Hawaii International Conference on System Sciences*. Big Island, HI: IEEE, s. 1029-1038.

- Mittermayer, M. A. ve Knolmayer, G. F. (2006). NewsCATS: A news categorization and trading system. *IEEE International Conference on Data Mining, ICDM*. Hong Kong: IEEE, s. 1002-1007.
- Miwa, K. (2016). Investor sentiment, stock mispricing, and long-term growth expectations. *Research in International Business and Finance*, 36, 414-423.
- Mokni, K., Bouteska, A. ve Nakhli, M. S. (2022). Investor sentiment and Bitcoin relationship: A quantile-based analysis. *The North American Journal of Economics and Finance*, 60, 101657.
- Moore, D. A., Dev, A. S. ve Goncharova, E. Y. (2018). Overconfidence across cultures. *Collabra: Psychology*, 4(1), 1-19.
- Morrow, B. (2021). AMC Networks' stock might have gotten a boost thanks to confused Reddit users. *The Week*. (Eriřim Tarihi: 16.10.2023)
- Mudinas, A., Zhang, D. ve Levene, M. (2019). Market Trend Prediction using Sentiment Analysis: Lessons Learned and Paths Forward.
- Mullainathan, S. ve Thaler, R. H. (2000). *Behavioral Economics*. NBER Working Paper No. 7948. Cambridge, US.
- Munyar, V. (2022). 80 lira iken sattığımdan beri, 'Sasa hisse fiyatı çok yüksek, alınmaz' diyorum. *ekonomim.com*. (Eriřim Tarihi: 24.11.2023)
- Mussweiler, T. ve Strack, F. (2001). The Semantics of Anchoring. *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, 86(2), 234-255.
- Narin, C. (2023). Halka arz çılgınlığı | Üç ayda 14 şirket halka arz oldu. *Medyascope*. (Eriřim Tarihi: 04.01.2024)
- Neviarouskaya, A., Prendinger, H. ve Ishizuka, M. (2010). Recognition of Fine-Grained Emotions from Text: An Approach Based on the Compositionality Principle. NY: Springer.
- Nishida, L. C. Jain ve C. Faucher (Ed.), *Modeling Machine Emotions for Realizing Intelligence* içinde (s. 179-207). Berlin: Springer, Berlin, Heidelberg.

- Nisar, T. M. ve Yeung, M. (2018). Twitter as a tool for forecasting stock market movements: A short-window event study. *The Journal of Finance and Data Science*, 4(2), 101-119.
- Nizer, P. S. M. ve Nievola, J. C. (2012). Predicting published news effect in the Brazilian stock market. *Expert Systems with Applications*, 39(12), 10674-10680.
- Oberlechner, T. ve Hocking, S. (2004). Information sources, news, and rumors in financial markets: Insights into the foreign exchange market. *Journal of Economic Psychology*, 25(3), 407-424.
- Oflazer, K. ve Saraçlar, M. (2018). Turkish and Its Challenges for Language and Speech Processing. K. Oflazer ve M. Saraçlar (Ed.), *Turkish Natural Language Processing* içinde (s. 1-19). Cham, Switzerland: Springer.
- Oğuzlar, A. ve Kızılkaya, Y. M. (2019). *Metin Madenciliğinde Duygu Analizi*. Bursa: Dora Basım-Yayın.
- Oliveira, N., Cortez, P. ve Areal, N. (2013). On the predictability of stock market behavior using StockTwits sentiment and posting volume. *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*. Springer, Berlin, Heidelberg, s. 355-365.
- Olson, R. (2021). *Roles of Social Media in the Black Lives Matter Movement During COVID-19*. Honors Projects No. 838. Grand Valley State University, Michigan, US.
- Oswald, M. E. ve Grosjean, S. (2004). Confirmation bias. R. Pohl (Ed.), *Cognitive illusions: A handbook on fallacies and biases in thinking, judgement and memory* içinde (s. 79-96). NY: Psychology Press.
- Özcan, R. (2012). Hisse Senedi Piyasalarında Manipülasyon Stratejileri. *İMKB Dergisi*, 13(49), 19-41.
- Öztürk, S. S. ve Bilgiç, M. E. (2022). Twitter & bitcoin: are the most influential accounts really influential? *Applied Economics Letters*, 29(11), 1001-1004.
- Pang, B. ve Lee, L. (2008). Opinion Mining and Sentiment Analysis. *Foundations and Trends in Information Retrieval*, 2(1-2), 1-135.

- Patell, J. M. ve Wolfson, M. A. (1984). The intraday speed of adjustment of stock prices to earnings and dividend announcements. *Journal of Financial Economics*, 13(2), 223-252.
- Pedroni, P. (1996). *Fully Modified OLS for Heterogeneous Cointegrated Panels and the Case of Purchasing Power Parity*, Williams College Working Paper No. 96-020. Indiana, US.
- Pesaran, M. H. (2007). A simple panel unit root test in the presence of cross-section dependence. *Journal of Applied Econometrics*, 22(2), 265-312.
- Pesaran, M. H., Ullah, A. ve Yamagata, T. (2008). A bias-adjusted LM test of error cross-section independence. *The Econometrics Journal*, 11(1), 105-127.
- Peters, J. (2021). Discord bans the r/WallStreetBets server, but new ones have sprung to life. *The Verge*. (Erişim Tarihi: 15.10.2023)
- Phan, H. M., Le, T. N. Q., Dam, V. D. H., Tran, M. S., Truong, T. H. L. ve Le, Q. A. (2023). Herd behavior in Vietnam's stock market: Impacts of COVID-19. *Cogent Economics & Finance*, 11(2).
- Plous, S. (1993). *The psychology of judgment and decision making*. NY: McGraw-Hill Book Company.
- Pompian, M. M. (2006). *Behavioral Finance and Wealth Management*. Hoboken, New Jersey: John Wiley & Sons.
- Qian, B. ve Rasheed, K. (2006). Stock market prediction with multiple classifiers. *Applied Intelligence* 2006 26:1, 26(1), 25-33.
- Rabin, M. (1998). Psychology and Economics. *Journal of Economic Literature*, 36(1), 11-46.
- Rao, T. ve Srivastava, S. (2014). Twitter Sentiment Analysis: How to Hedge Your Bets in the Stock Markets. F. Can, T. Özyer ve F. Polat (Ed.), *State of the Art Applications of Social Network Analysis* içinde (s. 227-247). Cham, Switzerland: Springer.
- Reber, R. (2016). Availability. R. F. Pohl (Ed.), *Cognitive Illusions* içinde (s. 185-203). London: Psychology Press.

- Renault, T. (2017). *Market Manipulation and Suspicious Stock Recommendations on Social Media. SSRN Electronic Journal*. Paris: Elsevier.
- Robertson, C., Geva, S. ve Wolff, R. C. (2007). Can the Content of Public News Be Used to Forecast Abnormal Stock Market Behaviour? *Seventh IEEE International Conference on Data Mining (ICDM 2007)*. Omaha, NE: IEEE, s. 637-642.
- Robertson, C. S., Geva, S. ve Wolff, R. (2007). The Intraday Effect of Public Information: Empirical Evidence of Market Reaction to Asset Specific News from the US, UK, and Australia. *SSRN Electronic Journal*, 1-27.
- Rodrigo, M. (2021). Robinhood restricts trading of companies targeted by Reddit users. *The Hill*. (Eriřim Tarihi: 15.10.2023)
- Rushdi Saleh, M., Mart n-Valdivia, M. T., Montej -R ez, A. ve Ure a-L pez, L. A. (2011). Experiments with SVM to classify opinions in different domains. *Expert Systems with Applications*, 38(12), 14799-14804.
- Saęlam, F. (2019). *Otomatik Duygu S zl ę  Geliřtirilmesi ve Haberlerin Duygu Analizi*. Ankara.
- Schl sser, T., Dunning, D., Johnson, K. L. ve Kruger, J. (2013). How unaware are the unskilled? Empirical tests of the “signal extraction” counterexplanation for the Dunning–Kruger effect in self-evaluation of performance. *Journal of Economic Psychology*, 39, 85-100.
- SEC. (2021). *Staff Report on Equity and Options Market Structure Conditions in Early 2021*. Washington D.C, US.
- Sektioęlu,  . (2022). *Davranıřsal finans perspektifinden ekonomik dalgalanma d nemlerinde yatırımcı davranıřları: T rkiye menkul kıymet piyasaları  zerine bir inceleme*. Yayınlanmamıř Doktora Tezi. Isparta, S leyman Demirel  niversitesi, Sosyal Bilimler Enstit s .
- Semrush. (2024). investing.com Website Traffic, Ranking, Analytics. *semrush.com*. (Eriřim Tarihi: 05.01.2024)
- Seyidoęlu, H. (2017). *Uluslararası  ktisat: Teori, Politika ve Uygulama* (Geliřtiril.). İstanbul: G zem Can Yayınları.
- Sharot, T. (2011). The optimism bias. *Current Biology*, 21(23), 941-945.

- Shefrin, H. (2007). *Beyond Greed and Fear: Understanding Behavioral Finance and the Psychology of Investing* (Illustrated Edition). Boston: Oxford University Press.
- Shefrin, H. ve Statman, M. (1985). The Disposition to Sell Winners Too Early and Ride Losers Too Long: Theory and Evidence. *The Journal of Finance*, 40(3), 777-790.
- Shen, J., Yu, J. ve Zhao, S. (2017). Investor sentiment and economic forces. *Journal of Monetary Economics*, 86, 1-21.
- Shepperd, J. A., Carroll, P., Grace, J. ve Terry, M. (2002). Exploring the Causes of Comparative Optimism. *Psychologica Belgica*, 42(1-2), 65-98.
- Shleifer, A. (2000). *Inefficient Markets: An Introduction to Behavioral Finance*. Inefficient Markets. New York: Oxford University Press.
- Sibande, X., Gupta, R., Demirer, R. ve Bouri, E. (2023). Investor Sentiment and (Anti) Herding in the Currency Market: Evidence from Twitter Feed Data. *Journal of Behavioral Finance*, 24(1), 56-72.
- Sidogi, T., Mbuyha, R. ve Marwala, T. (2021). Stock Price Prediction Using Sentiment Analysis. *Conference Proceedings - IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics*. Melbourne, Australia: IEEE, s. 46-51.
- Small, H. (2019). *The Impact of Wikileaks on the Public Opinion of Online Privacy*. Honors College Thesis. NY, US, Pace University, Pforzheimer Honors College.
- Smith, A. (2009). The Internet's Role in Campaign 2008. *Pew Research Center*. (Eriřim Tarihi: 05.10.2023)
- Somemto. (2013). *Somemto ile Gezi Parkı Eylemleri Haftasında Sosyal Medya Analizi*. (Eriřim Tarihi: 08.10.2023)
- SPK. (2003). *Hisse Senedi Piyasasında Manipölasyon Kullanılan Yöntem Örnekleri, Manipölasyon İşlem Kalıbı Örnekleri, Korunma Yolları*. Ankara.
- SPK. (2023a). İşlem Bazlı Piyasa Dolandırıcılığı.
- SPK. (2023b). Bilgi Bazlı Piyasa Dolandırıcılığı.
- Spyrou, S. (2013). Herding in financial markets: A review of the literature. *Review of Behavioral Finance*, 5(2), 175-194.

- Stone, P. J., Dunphy, D. C. ve Smith, M. S. (1966). *The general inquirer: A computer approach to content analysis*. Oxford, UK: M.I.T. Press.
- Strapparava, C. ve Valitutti, A. (2004). WordNet Affect: an Affective Extension of WordNet. *Proceedings of the Fourth International Conference on Language Resources and Evaluation (LREC'04)*. Lisbon, Portugal: European Language Resources Association (ELRA), s. 1083-1086.
- Su, C. W., Cai, X. Y. ve Tao, R. (2020). Can Stock Investor Sentiment Be Contagious in China? *Sustainability*, 12(4), 1-16.
- Şentürk, F. ve Fındık, H. (2014). Rasyonel Karar Alan Ekonomik Birimin Risk Altında Verdiği Kararlara Davranışsal Yaklaşım: Kahneman-Tversky Beklenti Teorisi Perspektifinden Eleştirel Bir Bakış. *Öneri Dergisi*, 11(42), 127-139.
- Tabari, N., Seyeditabari, A., Peddi, T., Hadzikadic, M. ve Zadrozny, W. (2019). A comparison of neural network methods for accurate sentiment analysis of stock market tweets. C. Alzate (Ed.), *Lecture Notes in Computer Science* içinde (s. 51-65). Verlag: Springer.
- Tetlock, P. C. (2007). Giving Content to Investor Sentiment: The Role of Media in the Stock Market. *The Journal of Finance*, 62(3), 1139-1168.
- Tetlock, P. E. ve Levi, A. (1982). Attribution bias: On the inconclusiveness of the cognition-motivation debate. *Journal of Experimental Social Psychology*, 18(1), 68-88.
- Thaler, R. H. (1992). *The Winner's Curse: Paradoxes and Anomalies of Economic Life*. New York: The Free Press.
- The Drum. (2016). 2008: Barack Obama Embraces The Power Of Social Media In Election. *The Drum*. (Erişim Tarihi: 05.10.2023)
- The Guardian. (2019). The Cambridge Analytica scandal changed the world – but it didn't change Facebook. (Erişim Tarihi: 07.10.2023)
- Thelwall, M., Buckley, K., Paltoglou, G., Cai, D. ve Kappas, A. (2010). Sentiment strength detection in short informal text. *Journal of the American Society for Information Science and Technology*, 61(12), 2544-2558.

- Tudoroiu, T. (2014). Social Media and Revolutionary Waves: The Case of the Arab Spring. *New Political Science*, 36(3), 346-365.
- Tufan Yeniçıktı, N. (2014). İletişimsel Eylem ve Facebook: Gezi Parkı Olaylarında Sosyal Medyanın Gücü. *Selçuk İletişim*, 8(2), 263-284.
- Turhan, Ş. (2023). “Tavan çılgınlığı” için uyarı! *ekonomim.com*. (Erişim Tarihi: 05.01.2024)
- Turney, P. D. (2002). Thumbs up or thumbs down? *Proceedings of the 40th Annual Meeting on Association for Computational Linguistics*. Philadelphia, USA: Association for Computational Linguistics (ACL), s. 417-424.
- Tversky, A. ve Kahneman, D. (1991). Loss Aversion in Riskless Choice: A Reference-Dependent Model. *The Quarterly Journal of Economics*, 106(4), 1039-1061.
- Tversky, Amos ve Kahneman, D. (1974). Judgment under Uncertainty: Heuristics and Biases. *Science*, 185(4157), 1124-1131.
- Tversky, Amos ve Kahneman, D. (1981). The Framing of Decisions and the Psychology of Choice. *Science*, 211(4481), 453-458.
- Vargas, M. R., De Lima, B. S. L. P. ve Evsukoff, A. G. (2017). Deep learning for stock market prediction from financial news articles. *IEEE International Conference on Computational Intelligence and Virtual Environments for Measurement Systems and Applications, CIVEMSA 2017*. Annecy, France: IEEE, s. 60-65.
- Verlaine, J.-A. ve Banerji, G. (2021). Keith Gill Drove the GameStop Reddit Mania. He Talked to the Journal. *The Wall Street Journal*. (Erişim Tarihi: 23.09.2023)
- Vivek, S. (2021). Tweet Analysis of #gamestop During the Stock Saga. *Towards Data Science*. (Erişim Tarihi: 23.09.2023)
- Wallace, J. (2021). GameStop Stock Jumps to New Record. *The Wall Street Journal*. (Erişim Tarihi: 23.09.2023)
- Warren, T. (2021). AMC stock price soars as Reddit investors encourage trading. *The Verge*. (Erişim Tarihi: 23.09.2023)
- We Are Social. (2024). Digital 2024: 5 billion social media users. (Erişim Tarihi: 01.02.2024)

- Westerlund, J. (2007). Testing for Error Correction in Panel Data. *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, 69(6), 709-748.
- Williams, L., Bannister, C., Arribas-Ayllon, M., Preece, A. ve Spasić, I. (2015). The role of idioms in sentiment analysis. *Expert Systems with Applications*, 42(21), 7375-7385.
- Wilson, T., Wiebe, J. ve Hoffmann, P. (2005). Recognizing contextual polarity in phrase-level sentiment analysis. *Human Language Technology Conference and Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*. Vancouver, British Columbia, Canada: Association for Computational Linguistics (ACL), s. 347-354.
- Wilson, T., Wiebe, J. ve Hwa, R. (2004). Just How Mad Are You? Finding Strong and Weak Opinion Clauses. *AAAI*. California: AAAI, s. 761-769.
- Womack, K. L., Womack ve Kent. (1996). Do Brokerage Analysts' Recommendations Have Investment Value? *Journal of Finance*, 51(1), 137-67.
- Wooldridge, J. M. (2010). *Econometric Analysis of Cross Section and Panel Data*. London, England: The MIT Press.
- Wuthrich, B., Cho, V., Leung, S., Permuntilleke, D., Sankaran, K., Zhang, J. ve La, W. (1998). Daily stock market forecast from textual Web data. *IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics*. San Diego, CA: IEEE, s. 2720-2725.
- Xiao, J., Zhou, M., Wen, F. ve Wen, F. (2018). Asymmetric impacts of oil price uncertainty on Chinese stock returns under different market conditions: Evidence from oil volatility index. *Energy Economics*, 74, 777-786.
- Xiao, Q. ve Ihnaini, B. (2023). Stock trend prediction using sentiment analysis. *PeerJ Computer Science*, 9, e1293.
- Yıldırım, M. ve Yüksel, C. A. (2017). Sosyal Medya ile Hisse Senedi Fiyatının Günlük Hareket Yönü Arasındaki İlişkinin İncelenmesi: Duygu Analizi Uygulaması. *Uluslararası İktisadi ve İdari İncelemeler Dergisi*, 22, 33-44.
- Yun, S. (2021). Decision-making under Market Indeterminacy. *Journal of Finance Research*, 5(2), 22-27.
- Zhang, T. (2015). Fear, Greed and Efficient Market- Evidence from News Sentiment Analytics. *SSRN Electronic Journal*.

- Zhang, W. ve Skiena, S. (2010). Trading Strategies to Exploit Blog and News Sentiment. *Proceedings of the International AAAI Conference on Web and Social Media*, 4(1), 375-378.
- Zhang, X., Fuehres, H. ve Gloor, P. A. (2011). Predicting Stock Market Indicators Through Twitter “I hope it is not as bad as I fear”. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, 26, 55-62.
- Zhang, Z. (2008). Weighing stars: Aggregating online product reviews for intelligent E-commerce applications. *IEEE Intelligent Systems*, 23(5), 42-49.
- Zubair, S. ve Cios, K. J. (2015). Extracting news sentiment and establishing its relationship with the S&P 500 index. *Proceedings of the Annual Hawaii International Conference on System Sciences*. Kauai, HI, US: IEEE, s. 969-975.
- Zweig, J. (2021). The Real Force Driving the GameStop Revolution. *The Wall Street Journal*. (Eriřim Tarihi: 23.09.2023)
- www.bloomberght.com. (2022). BIST’ten Sasa ve Hektař’a tedbir kararı. (Eriřim Tarihi: 24.11.2023)
- www.businessweek.com. (2009). StockTwits May Change How You Trade. (Eriřim Tarihi: 23.09.2023)
- www.haberturk.com. (2022a). Yatırımcı SASA’da patronu dinlemedi. (Eriřim Tarihi: 24.11.2023)
- www.haberturk.com. (2022b). 4 büyüğün toplam değeri ni sollayan Sasa’ya önlem. (Eriřim Tarihi: 24.11.2023)
- www.hurriyet.com. (2022). Sasa’da hızlı yükseliř! Twitter’da TT oldu... Tarihi seviyeye çıktı. (Eriřim Tarihi: 24.11.2023)
- www.investing.com. (2022). KONTR.E ve YESIL.E paylarında 23/12/2022 tarihli işlemlere kadar brüt takas uygulanacak. (Eriřim Tarihi: 04.01.2024)
- www.investing.com. (2023a). Halka arzda katılımcı rekoru kıran Ebebek’in işlem tarihi belli oldu. (Eriřim Tarihi: 04.01.2024)
- www.investing.com. (2023b). Halka arz sonrası Ebebek çalışanları isyan etti. (Eriřim Tarihi: 04.01.2024)

www.odatv4.com. (2023a). SPK Başkanı Ömer Gönül'den borsa yatırımcılarına uyarı: Twitter'a dikkat. (Erişim Tarihi: 25.11.2023)

www.odatv4.com. (2023b). SPK'dan borsa yatırımcısına uyarı: Twitter'a dikkat. (Erişim Tarihi: 25.11.2023)

www.paramedya.com. (2023a). SASA'yı kim Kurtaracak? (Erişim Tarihi: 24.11.2023)

www.paramedya.com. (2023b). Borsanın En Değerli Şirketi SASA'da zarar şoku! (Erişim Tarihi: 24.11.2023)



EKLER

EK-1. Tezde Yer Alan Pay Senetleri

No.	Pay senedi	Şirket	SPK Bülteni	Toplam Tweet Sayısı	Toplam Investing.com paylaşım sayısı
1	ADESE	ADESE GAYRİMENKUL YATIRIM A.Ş.	2019/39 2019/60 2020/72	70.825	415.403
2	AGYO	ATAKULE GAYRİMENKUL YATIRIM ORTAKLIĞI A.Ş.	2022/9 2022/58	15.291	50.066
3	ALBRK	ALBARAKA TÜRK KATILIM BANKASI A.Ş.	2021/10	134.378	91.792
4	ASUZU	ANADOLU ISUZU OTOMOTİV SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	2022/9	54.877	73.565
5	AVOD	A.V.O.D. KURUTULMUŞ GIDA VE TARIM ÜRÜNLERİ SANAYİ TİCARET A.Ş.	2020/72	82.163	577.905
6	AYEN	AYEN ENERJİ A.Ş.	2018/39	74.677	109.009
7	BEYAZ	BEYAZ FİLO OTO KİRALAMA A.Ş.	2018/1 2019/56	41.487	160.447
8	BNTAS	BANTAŞ BANDIRMA AMBALAJ SANAYİ TİCARET A.Ş.	2020/62	112.887	102.019
9	BURVA	BURÇELİK VANA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	2019/51	49.911	42.524
10	CEMAS	ÇEMAŞ DÖKÜM SANAYİ A.Ş.	2018/13	63.634	318.624
11	DAGI	DAGI GİYİM SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	2021/40	80.428	52.734
12	DEVA	DEVA HOLDİNG A.Ş.	2020/30	162.614	103.870
13	DOBUR	DOĞAN BURDA DERGİ YAYINCILIK VE PAZARLAMA A.Ş.	2021/60 2022/39	17.639	32.750
14	ETYAT	EURO TREND YATIRIM ORTAKLIĞI A.Ş.	2020/23 2022/57	17.008	60.085
15	FLAP	FLAP KONGRE TOPLANTI HİZMETLERİ OTOMOTİV VE TURİZM A.Ş.	2018/20	29.533	166.738
16	FORMT	FORMET METAL VE CAM SANAYİ A.Ş.	2020/35	62.757	135.819
17	GEREL	GERSAN ELEKTRİK TİCARET VE SANAYİ A.Ş.	2018/43	120.876	168.863
18	GLRYH	GÜLER YATIRIM HOLDİNG A.Ş.	2018/21 2020/35	51.125	441.070
19	HDFGS	HEDEF GİRİŞİM SERMAYESİ YATIRIM ORTAKLIĞI A.Ş.	2019/43 2020/29	35.103	50.771
20	HLGYO	HALK GAYRİMENKUL YATIRIM ORTAKLIĞI A.Ş.	2019/67	28.714	50.427
21	IDGYO	İDEALİST GAYRİMENKUL YATIRIM ORTAKLIĞI A.Ş.	2019/48	14.241	43.588
22	IHGZT	İHLAS GAZETECİLİK A.Ş.	2019/64	28.866	27.137
23	INTEM	İNTEMA İNŞAAT VE TESİSAT MALZEMELERİ YATIRIM VE PAZARLAMA A.Ş.	2020/60 2021/18	15.291	46.536
24	IZFAS	İZMİR FIRÇA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	2018/59 2021/16	40.678	35.350
25	IZMDC	İZMİR DEMİR ÇELİK SANAYİ A.Ş.	2020/53 2022/41 2022/72	36.160	221.204
26	JANTS	JANTSA JANT SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	2021/8	139.321	301.560
27	KLGYO	KİLER GAYRİMENKUL YATIRIM ORTAKLIĞI A.Ş.	2020/43	61.438	186.451

28	KRSTL	KRİSTAL KOLA VE MEŞRUBAT SANAYİ TİCARET A.Ş.	2022/27	32.409	102.746
29	KUTPO	KÜTAHYA PORSELEN SANAYİ A.Ş.	2020/40	21.460	91.515
30	MARKA	MARKA YATIRIM HOLDİNG A.Ş.	2020/69 2021/4	43.613	114.578
31	MEGAP	MEGA POLİETİLEN KÖPÜK SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	2019/54	26.406	86.930
32	MGRYO	MARTI GAYRİMENKUL YATIRIM ORTAKLIĞI A.Ş.	2020/72	19.555	86.255
33	NIBAS	NİĞBAŞ NİĞDE BETON SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	2020/48 2020/64 2021/12	25.809	181.707
34	NUGYO	NUROL GAYRİMENKUL YATIRIM ORTAKLIĞI A.Ş.	2021/45	28.729	46.365
35	OSTIM	OSTİM ENDÜSTRİYEL YATIRIMLAR VE İŞLETME A.Ş.	2019/57	34.456	110.510
36	OYLUM	OYLUM SİNAİ YATIRIMLAR A.Ş.	2021/45	30.903	77.396
37	OZGYO	ÖZDERİCİ GAYRİMENKUL YATIRIM ORTAKLIĞI A.Ş.	2018/11	91.222	156.892
38	PEGYO	PERA GAYRİMENKUL YATIRIM ORTAKLIĞI A.Ş.	2020/56	28.853	100.540
39	PEKGY	PEKER GAYRİMENKUL YATIRIM ORTAKLIĞI A.Ş.	2020/49	15.518	113.652
40	PRKAB	TÜRK PRYSMIAN KABLO VE SİSTEMLERİ A.Ş.	2021/50	28.978	89.858
41	RODRG	RODRİGO TEKSTİL SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	2018/46 2019/54 2019/60 2020/13 2020/41 2020/46	14.561	42.800
42	RTALB	RTA LABORATUVARLARI BİYOLOJİK ÜRÜNLER İLAÇ VE MAKİNE SANAYİ TİCARET A.Ş.	2020/35	140.333	979.703
43	SAMAT	SARAY MATBAACILIK KAĞITÇILIK KIRTASIYECİLİK TİCARET VE SANAYİ A.Ş.	2021/1 2021/64	15.682	28.947
44	SEKUR	SEKURO PLASTİK AMBALAJ SANAYİ A.Ş.	2020/60	15.638	112.993
45	SILVR	SİLVERLINE ENDÜSTRİ VE TİCARET A.Ş.	2022/44	54.486	60.847
46	SKTAS	SÖKTAŞ TEKSTİL SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	2018/25	16.644	20.344
47	SNGYO	SİNPAŞ GAYRİMENKUL YATIRIM ORTAKLIĞI A.Ş.	2021/34	28.606	51.039
48	SONME	SÖNMEZ FİLAMENT SENTETİK İPLİK VE ELYAF SANAYİ A.Ş.	2019/12 2021/15	39.840	23.971
49	TACTR/O TTO	Taç Tarım Ürünleri Hayvancılık Gıda Sanayi ve Ticaret A.Ş./OTTO HOLDİNG A.Ş.	2018/5	24.219	134.684
50	TUKAS	TUKAŞ GIDA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	2020/33	45.107	189.623
51	ULAS	ULAŞLAR TURİZM YATIRIMLARI VE DAYANIKLI TÜKETİM MALLARI TİCARET PAZARLAMA A.Ş.	2022/62	78.803	34.655
52	VAKFN	VAKIF FİNANSAL KİRALAMA A.Ş.	2021/23	25.671	122.362
53	VERUS	VERUSA HOLDİNG A.Ş.	2019/54	84.788	118.902
TOPLAM				2.771.278	7.505.739

Kaynak: SPK Haftalık Bültenleri, Twitter Research API, Investing.com

EK-2. Pay Senetlerine Ait Duygu Analizi Sonuçları

No.	Pay senedi	Twitter Ortalama Skor	Twitter Ortalama Şüpheli Skoru	Investing. com Ortalama Skor	Investing. com Ortalama Şüpheli Skoru	Günlük Ortalama Tweet Sayısı	Günlük Ortalama Investing.com Paylaşım Sayısı
1	ADESE	0.288	0.097	0.169	0.139	39	235
2	AGYO	0.417	0.114	0.278	0.104	13	27
3	ALBRK	0.353	0.055	0.180	0.119	74	50
4	ASUZU	0.411	0.109	0.220	0.102	30	38
5	AVOD	0.314	0.114	0.095	0.116	46	310
6	AYEN	0.221	0.053	0.222	0.131	41	60
7	BEYAZ	0.395	0.070	0.204	0.140	21	88
8	BNTAS	0.254	0.076	0.189	0.145	62	32
9	BURVA	0.229	0.074	0.218	0.115	27	22
10	CEMAS	0.335	0.133	0.147	0.155	35	174
11	DAGI	0.326	0.071	0.341	0.090	44	29
12	DEVA	0.556	0.059	0.325	0.092	89	55
13	DOBUR	0.299	0.097	0.204	0.085	10	18
14	ETYAT	0.344	0.124	0.225	0.114	9	33
15	FLAP	0.380	0.133	0.121	0.134	16	91
16	FORMT	0.252	0.093	0.239	0.173	34	74
17	GEREL	0.235	0.084	0.141	0.139	66	92
18	GLRYH	0.287	0.116	0.207	0.135	28	242
19	HDFGS	0.384	0.107	0.163	0.130	19	28
20	HLGYO	0.328	0.087	0.140	0.077	16	22
21	IDGYO	0.358	0.113	0.283	0.122	8	24
22	IHGZT	0.467	0.125	0.056	0.073	16	15
23	INTEM	0.377	0.108	0.236	0.122	8	25
24	IZFAS	0.297	0.080	0.177	0.113	22	21
25	IZMDC	0.253	0.106	0.307	0.132	16	121
26	JANTS	0.399	0.067	0.353	0.102	76	165
27	KLGYO	0.301	0.128	0.210	0.120	34	102
28	KRSTL	0.347	0.132	0.131	0.150	18	56
29	KUTPO	0.383	0.101	0.360	0.125	12	50
30	MARKA	0.436	0.091	0.157	0.153	24	63
31	MEGAP	0.425	0.120	0.250	0.153	14	48
32	MRGYO	0.368	0.128	0.196	0.126	11	47
33	NIBAS	0.517	0.137	0.297	0.149	14	88
34	NUGYO	0.413	0.187	0.226	0.102	16	25
35	OSTIM	0.425	0.121	0.139	0.117	19	61
36	OYLUM	0.374	0.102	0.200	0.100	17	31
37	OZGYO	0.265	0.100	0.166	0.157	50	86
38	PEGYO	0.313	0.125	0.129	0.113	16	41
39	PEKGY	0.360	0.136	0.128	0.117	16	62
40	PRKAB	0.349	0.097	0.327	0.099	16	49
41	RODRG	0.315	0.094	0.215	0.105	8	23
42	RTALB	0.316	0.154	0.195	0.132	77	537
43	SAMAT	0.360	0.108	0.212	0.090	9	11
44	SEKUR	0.346	0.118	0.162	0.141	9	62
45	SILVR	0.308	0.077	0.258	0.121	30	33
46	SKTAS	0.342	0.111	0.199	0.100	9	11
47	SNGYO	0.338	0.121	0.170	0.128	16	28
48	SONME	0.257	0.080	0.162	0.132	22	13
49	TACTR/ OTTO	0.253	0.086	0.244	0.160	13	74
50	TUKAS	0.480	0.110	0.246	0.135	25	104
51	ULAS	0.239	0.056	0.365	0.114	43	19
52	VAKFN	0.414	0.119	0.217	0.125	14	67
53	VERUS	0.171	0.055	0.183	0.093	46	10

EK-3. Pay Senetlerine Ait Duygu Analizi Sonuçları-2

No.	Pay senedi	Pozitif Tweet Sayısı	Negatif Tweet Sayısı	Nötr Tweet Sayısı	Şüpheli Tweet Sayısı
1	ADESE	26109	6912	3025	133857
2	AGYO	10445	1718	1276	18137
3	ALBRK	44169	7579	3717	29539
4	ASUZU	24070	5144	1879	22125
5	AVOD	32509	8859	3453	211305
6	AYEN	21700	5968	2350	36264
7	BEYAZ	14572	4593	1188	52506
8	BNTAS	35378	7799	4204	34075
9	BURVA	16584	2932	2323	15409
10	CEMAS	25831	6177	3574	99694
11	DAGI	22163	3983	2232	17901
12	DEVA	79697	12107	2548	39703
13	DOBUR	7596	1396	862	12513
14	ETYAT	7234	1102	843	21783
15	FLAP	13365	2193	1517	51649
16	FORMT	21566	4130	2845	50795
17	GEREL	36836	8847	4430	52486
18	GLRYH	22950	7379	2546	168195
19	HDFGS	15424	3017	1437	17797
20	HLGYO	11706	2146	1210	13044
21	IDGYO	6234	1024	741	15347
22	IHGZT	11080	3803	4886	8290
23	INTEM	6992	1021	720	18379
24	IZFAS	13281	2084	1532	13621
25	IZMDC	14258	4793	1843	73099
26	JANTS	48681	9092	4706	104828
27	KLGYO	23952	7438	3441	64331
28	KRSTL	14592	2992	1488	34594
29	KUTPO	9144	1720	1097	27751
30	MARKA	19755	3207	1352	43883
31	MEGAP	13865	1892	1046	33454
32	MRGYO	8271	1490	1055	28682
33	NIBAS	10850	2987	2278	52851
34	NUGYO	14589	2574	1545	14730
35	OSTIM	2504	15002	2017	36368
36	OYLUM	14027	3180	1933	17563
37	OZGYO	28383	4814	5044	52977
38	PEGYO	11427	2686	1413	23546
39	PEKGY	12008	3180	1331	36830
40	PRKAB	12555	2324	1458	29052
41	RODRG	6649	1297	627	16658
42	RTALB	60683	21143	7728	347220
43	SAMAT	6823	1115	675	9253
44	SEKUR	6461	1234	952	39219
45	SILVR	17750	2855	1887	20806
46	SKTAS	7337	1170	765	7064
47	SNGYO	11557	2050	1332	16844
48	SONME	12167	2573	1632	8411
49	TACTR/ OTTO	7676	1880	851	50198
50	TUKAS	19697	4167	1829	61596
51	ULAS	26311	3132	7745	12772
52	VAKFN	11058	1854	1289	39526
53	VERUS	25534	7178	2322	6466

EK-4. Pay Senetlerine Ait Duygu Analizi Sonuçları-3

No.	Pay senedi	Pozitif Investing.com Paylaşım Sayısı	Negatif Investing.com Paylaşım Sayısı	Nötr Investing.com Paylaşım Sayısı	Şüpheli Investing.com Paylaşım Sayısı
1	ADESE	133857	52722	222328	20217
2	AGYO	18137	5692	23402	2835
3	ALBRK	29539	10699	47256	4291
4	ASUZU	22125	9151	38691	3598
5	AVOD	211305	71212	249006	35338
6	AYEN	36264	12323	54424	5984
7	BEYAZ	52506	19860	79401	8639
8	BNTAS	34075	11509	42797	4796
9	BURVA	15409	4726	18114	2770
10	CEMAS	99694	48469	154076	16359
11	DAGI	17901	6646	24903	3284
12	DEVA	39703	10609	45784	5112
13	DOBUR	12513	3717	14861	1593
14	ETİYAT	21783	6558	27761	3982
15	FLAP	51649	23844	83193	8034
16	FORMT	50795	16503	59462	9058
17	GEREL	52486	21288	87138	7935
18	GLRYH	168195	52949	200657	19266
19	HDFGS	17797	6825	23361	2786
20	HLGYO	13044	4748	19234	2542
21	IDGYO	15347	5104	20546	2588
22	IHGZT	8290	4323	13096	1428
23	INTEM	18379	4950	19679	3527
24	IZFAS	13621	4484	17690	2552
25	IZMDC	73099	32951	102408	12738
26	JANTS	104828	38130	143171	15430
27	KLGYO	64331	25708	85055	11357
28	KRSTL	34594	12897	50419	4833
29	KUTPO	27751	10897	47610	5255
30	MARKA	43883	12953	49793	7842
31	MEGAP	33454	9645	37080	6747
32	MRGYO	28682	10235	41897	5438
33	NIBAS	52851	23199	74113	9756
34	NUGYO	14730	6392	21921	3321
35	OSTIM	36368	13969	55447	4715
36	OYLUM	17563	6865	29433	3075
37	OZGYO	52977	21117	74591	8207
38	PEGYO	23546	8749	37300	4416
39	PEKGY	36830	17174	53225	6416
40	PRKAB	29052	10921	44895	4988
41	RODRG	16658	4282	18829	3030
42	RTALB	347220	127400	452988	52095
43	SAMAT	9253	3415	14538	1730
44	SEKUR	39219	13006	53728	7031
45	SILVR	20806	6650	29669	3720
46	SKTAS	7064	2413	9707	1160
47	SNGYO	16844	6377	24787	3029
48	SONME	8411	2722	11308	1525
49	TACTR/ OTTO	50198	13648	63265	7533
50	TUKAS	61596	24815	91962	11248
51	ULAS	12772	3427	16495	1959
52	VAKFN	39526	15549	59959	7328
53	VERUS	6466	2554	8758	1123

ÖZGEÇMİŞ

Adı Soyadı : Deniz SEVİNÇ

Yabancı Dil : İngilizce

Eğitim Geçmişi:

- 2018, Dumlupınar Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, İşletme, Finans Yüksek Lisans
- 2016, Hacettepe Üniversitesi, İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi, İngilizce İşletme Lisans

Mesleki Geçmiş:

- 2018- , Araştırma Görevlisi, Anadolu Üniversitesi, İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi, İşletme Bölümü

Ödüller:

- 2023, Üçüncülük, 26. Finans Sempozyumu Bildiri Ödülü, Sivas
- 2023, Makale Performans Ödülü, Anadolu Üniversitesi, Eskişehir
- 2022, Makale Performans Ödülü, Anadolu Üniversitesi, Eskişehir