

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



İSTANBUL KENT
ÜNİVERSİTESİ

YAPAY ZEKÂ DESTEKLİ KARAR DESTEK SİSTEMLERİNİN
KURUMSAL KARAR ALMA MEKANİZMALARI VE
OPERASYONEL VERİMLİLİK ÜZERİNDEKİ ETKİSİ: FİNANS
SEKTÖRÜNDE AMPİRİK BİR ARAŞTIRMA

YÜKSEK LİSANS TEZİ
SEYEDALIREZA MIRE SMAEİLİ

İSTANBUL – 2026

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

YAPAY ZEKÂ DESTEKLİ KARAR DESTEK SİSTEMLERİNİN
KURUMSAL KARAR ALMA MEKANİZMALARI VE
OPERASYONEL VERİMLİLİK ÜZERİNDEKİ ETKİSİ: FİNANS
SEKTÖRÜNDE AMPİRİK BİR ARAŞTIRMA

YÜKSEK LİSANS TEZİ
SEYEDALIREZA MIRE SMAEİLİ

Tez Danışmanı: Prof. Dr. Öcal USTA

İSTANBUL – 2026

KABUL VE ONAY

SEYEDALIREZA MIRE SMAEILI tarafından hazırlanan “Yapay Zekâ Destekli Karar Destek Sistemlerinin Kurumsal Karar Alma Mekanizmaları Ve Operasyonel Verimlilik Üzerindeki Etkisi: Finans Sektöründe Ampirik Bir Araştırma” adlı tez çalışmasının savunma tarihi 10.07.2026 tarihinde yapılmış olup aşağıda verilen jüri tarafından oy birliği ile İstanbul Kent Üniversitesi Lisansüstü Eğitim Enstitüsü İşletme Anabilim Dalı İşletme Yönetimi Bilim Dalı Yüksek Tezi olarak kabul edilmiştir.

Jüri Üyeleri

İmza

Danışman

Prof. Dr. Öcal USTA

.....

Üye

Prof. Dr. Bülent DEMİR

.....

Üye

Dr. Öğr. Üyesi Murat SAĞBAŞ

.....

İstanbul Kent Üniversitesi Lisansüstü Eğitim Enstitüsü Yönetim Kurulu’nun
..... tarih ve sayılı kararıyla onaylanmıştır.

.....

Doç. Dr. Bülent DEMİR

Lisansüstü Eğitim Enstitüsü Müdürü

BEYAN

Bu tezin yazılmasında bilimsel ahlak kurallarına uyulduğunu, başkalarının eserlerinden yararlanılması durumunda bilimsel normlara uygun olarak atıfta bulunulduğunu, kullanılan verilerde herhangi bir tahrifat yapılmadığını, tezin herhangi bir kısmının bu üniversite veya başka bir üniversitedeki başka bir tez çalışması olarak sunulmadığını beyan ederim.

SEYEDALIREZA MIRE SMAEILI

10.07.2026



ÖN SÖZ

Bu tez çalışması, modern finans piyasalarında yaşanan dijital dönüşümün ve yapay zekâ tabanlı teknolojilerin kurumsal yönetim süreçlerine olan etkilerini derinlemesine anlamlandırmak amacıyla kaleme alınmıştır. Finansal ticaret şirketlerinde otonom karar destek sistemlerinin rolünü ampirik verilerle inceleyen bu araştırmanın, hem akademik literatüre hem de finans sektörü yöneticilerine stratejik bir vizyon sunmasını temenni ederim.

Tez çalışmamın başlangıcından tamamlanmasına kadar olan süreçte, yoğun akademik takvimi arasında bana her zaman vakit ayıran, engin bilgi birikimi ve eşsiz tecrübeleriyle yolumu aydınlatan, sabrını, hoşgörüsünü ve yön gösterici akademik desteğini hiçbir zaman esirgemeyen saygıdeğer danışman hocam Prof. Dr. Öcal USTA'ya en kalbi şükranlarımı ve saygılarımı sunarım.

Tez savunma jürimde yer alarak kıymetli ve yapıcı eleştirileri, vizyoner katkıları ve savunma sürecindeki nazik yaklaşımlarıyla çalışmamın bilimsel niteliğini en üst seviyeye taşımama vesile olan değerli hocam Prof. Dr. Bülent DEMİR'e içtenlikle teşekkür etmeyi bir borç bilirim.

Lisansüstü eğitimim boyunca derslerinde öğrencisi olmaktan onur duyduğum, gerek savunma öncesindeki hazırlık aşamalarında gerekse savunma gününde samimi yardımları, yapıcı yönlendirmeleri ve samimi teşvikleriyle beni her zaman destekleyen çok kıymetli hocam Dr. Öğr. Üyesi Serkan AKGÜN'e en derin saygılarımı ve teşekkürlerimi sunarım.

Ayrıca, anket çalışmama katılarak kurumsal deneyimlerini ve kıymetli zamanlarını araştırmamla paylaşan; Türkiye finans sektörü ile İstanbul Finans Merkezi bünyesinde faaliyet gösteren tüm finans profesyonellerine, traderlara ve risk analistlerine içtenlikle teşekkür ederim.

Son olarak, hayatımın her aşamasında olduğu gibi, bu zorlu lisansüstü eğitim sürecinde de maddi ve manevi desteklerini benden hiçbir zaman esirgemeyen, bana her zaman inanarak bu yoldaki motivasyonumu en üst seviyede tutan sevgili aileme sonsuz minnettarlığımı ve sevgilerimi sunarım.

SEYEDALIREZA MIRE SMAEILI

10.07.2026

İÇİNDEKİLER

KISALTMALAR	i
TABLolar LİSTESİ	ii
ŞEKİLLER LİSTESİ	iii
ÖZET	iv
ABSTRACT.....	v
GİRİŞ.....	1
BÖLÜM 1: LİTERATÜR TARAMASI VE KURAMSAL ÇERÇEVE	7
1.1. Karar Verme Kuramı ve İşletme Yönetimi.....	7
1.2. Yapay Zekanın Finansal Piyasalardaki Tarihsel Gelişimi.....	8
1.3. Finansal Ticarete Makine Öğrenmesi Yöntemleri.....	9
1.4. Derin Öğrenme Modelleri: RNN ve LSTM Teknik Analizi.....	10
1.5. Kripto Para Piyasalarında Yapay Zeka ve Algoritmik Ticaret	11
1.6. Yönetim Biliminde "Kara Kutu" (Black-Box) Problemi ve Açıklanabilir Yapay Zeka (XAI).....	12
1.7. Finansal Piyasalarda Yapay Zekâ Regülasyonları, Etik ve SPK Mevzuatı Uyum Süreçleri.....	13
1.8. Küresel Finansal Krizler, Kara Kuğu (Black Swan) Olayları ve Yapay Zekâ Modellerinin Dayanıklılık (Robustness) Sınırları.....	15
1.8.1. Dağılım Dışı Veri (Out-of-Distribution - OOD) Problemi ve Epistemik Belirsizlik	15
1.8.2. Markov Rejim Değişim Modelleri ve Derin Öğrenmenin Sınırları.....	16
1.8.3. Dayanıklılık (Robustness) İçin Çözüm Önerileri ve Sentetik Kriz Senaryoları Üretimi	17
1.8.4. Tez Kavramsal Modeli ile Bağlantı: Neden Centaur (İnsan-Makine) Sinerjisi Şarttır?.....	18
1.9. Algoritmik Ticaretin Tarihsel Evrimi: Geleneksel Yöntemlerden Yüksek Frekanslı İşlemlere (HFT) Geçiş	18
1.10. Doğal Dil İşleme (NLP) ve Finansal Duygu Analizinin Piyasa Tahminindeki	

Yönetsel Rolü	20
1.11. Küresel Yatırım Bankaları ve Portföy Yönetim Şirketlerinde Yapay Zekâ Uygulamaları: Büyük Ölçekli Vaka Analizleri	21
BÖLÜM 2: ARAŞTIRMA METODOLOJİSİ	24
2.1. Araştırmanın Amacı ve Kapsamı (Metodolojik Genişletme)	24
2.2. Araştırma Modeli ve Değişkenlerin Operasyonelleştirilmesi.....	24
2.3. Araştırma Hipotezlerinin Teorik ve Literatür Dayanaklarının Gerekçelendirilmesi	26
2.4. Evren ve Örneklem Seçimi	28
2.5. Veri Toplama Aracı: Yapay Zekâ ve Karar Verme Ölçeği	28
2.6. 5'li Likert Tipi Ölçekleme ve Puanlama Altyapısı.....	29
2.7. Verilerin Analizi ve İstatistiksel Yöntemler	29
BÖLÜM 3: BULGULAR VE ANALİZ	31
3.1. Katılımcıların Demografik ve Mesleki Özelliklerinin Analizi	31
3.2. Yapay Zekâ Kullanımına Yönelik Algı ve İfade Analizleri (Madde Bazlı Derin İnceleme)	31
3.2.1. Karar Verme Hızı ve Verimlilik Boyutu Analizleri (Soru 1 - 5).....	31
3.2.2. Risk Yönetimi ve Hata Minimizasyonu Boyutu Analizleri (Soru 6 - 10)	36
3.2.3. Operasyonel Verimlilik ve Güven/Açıklanabilirlik Boyutu (Soru 11 - 15)	42
3.3. Güvenirlilik (Reliability) Analizi Sonuçları	46
3.4. Hipotez Testleri ve Gelişmiş İstatistiksel Analizler	47
3.4.1. Pearson Korelasyon Analizi.....	47
3.4.2. Çoklu Doğrusal Regresyon Analizi Sonuçları.....	48
BÖLÜM 4: TARTIŞMA	51
4.1. Araştırma Bulgularının Özeti (Kurumsal ve Yönetimsel Değerlendirme).....	51
4.2. Literatür Çerçevesinde Tartışma.....	51
4.3. Yöneticiler İçin Stratejik ve Uygulama Önerileri.....	52
4.4. Kurumsal Yapısal Yapay Zekâ Entegrasyon Modeli Önerisi.....	53

SONUÇ VE ÖNERİLER.....	55
KAYNAKÇA.....	57
EKLER	59
ÖZ GEÇMİŞ	62



KISALTMALAR

AI: Artificial Intelligence (Yapay Zekâ)

BİST: Borsa İstanbul

df: Degrees of Freedom (Serbestlik Derecesi)

F: F-İstatistiği (Regresyon Anlamlılık Testi Değeri)

LSTM: Long Short-Term Memory (Uzun Kısa Vadeli Bellek)

p: Probability Value (Anlamlılık / Olasılık Değeri)

r: Pearson Korelasyon Katsayısı

R²: Belirtme Katsayısı (R-Kare)

RNN: Recurrent Neural Network (Yinelemeli Yapay Sinir Ağı)

SPK: Sermaye Piyasası Kurulu

SPSS: Statistical Package for the Social Sciences (Sosyal Bilimler İçin İstatistik Paketi)

VIF: Variance Inflation Factor (Varyans Şişme Faktörü)

XAI: Explainable Artificial Intelligence (Açıklanabilir Yapay Zekâ)

YZ: Yapay Zekâ

TABLÖLAR LİSTESİ

Tablo 1: Araştırma Hipotezlerinin Teorik ve Literatür Dayanakları Matrisi	26
Tablo 2: Soru 1 Frekans ve Yüzde Dağılımı	32
Tablo 3: Soru 2 Frekans ve Yüzde Dağılımı	33
Tablo 4: Soru 3 Frekans ve Yüzde Dağılımı	34
Tablo 5: Soru 4 Frekans ve Yüzde Dağılımı	35
Tablo 6: Soru 5 Frekans ve Yüzde Dağılımı	36
Tablo 7: Soru 6 Frekans ve Yüzde Dağılımı	37
Tablo 8: Soru 7 Frekans ve Yüzde Dağılımı	38
Tablo 9: Soru 8 Frekans ve Yüzde Dağılımı	39
Tablo 10: Soru 9 Frekans ve Yüzde Dağılımı	40
Tablo 11: Soru 10 Frekans ve Yüzde Dağılımı	41
Tablo 12: Soru 11 Frekans ve Yüzde Dağılımı	42
Tablo 13: Soru 12 Frekans ve Yüzde Dağılımı	43
Tablo 14: Soru 13 Frekans ve Yüzde Dağılımı	44
Tablo 15: Soru 14 Frekans ve Yüzde Dağılımı	45
Tablo 16: Soru 15 Frekans ve Yüzde Dağılımı	46
Tablo 17: Bağımsız ve Bağımlı Değişkenler Arası Pearson Korelasyon Matrisi.....	47
Tablo 18: Regresyon Analizi Model Özeti (Model Summary)	48
Tablo 19: ANOVA Sonuçları (Anlamlılık Testi)	49
Tablo 20: Regresyon Katsayıları (Coefficients)	49

ŞEKİLLER LİSTESİ

Şekil 1:Araştırmanın Kavramsal Model Diyagramı	25
Şekil 2:Finansal Kurumlar İçin Yapay Zekâ Adaptasyon Yol Haritası.....	53
Şekil 3:Dinamik Yapay Zekâ Yönetişim ve Entegrasyon Modeli Akış Şeması.....	54



ÖZET

İstanbul Kent Üniversitesi Lisansüstü Eğitim Enstitüsü
Yapay Zekâ Destekli Karar Destek Sistemlerinin Kurumsal Karar Alma
Mekanizmaları ve Operasyonel Verimlilik Üzerindeki Etkisi: Finans
Sektöründe Ampirik Bir Araştırma
Seyedalhreza MIRE SMAEILI
Yüksek Lisans Tezi
İşletme Anabilim Dalı / İşletme Yönetimi Bilim Dalı
Danışman: Prof. Dr. Öcal USTA
Temmuz, 2026 – 62

Bu çalışmanın amacı, Türkiye finans sektöründe faaliyet gösteren finansal ticaret şirketlerinde, aracı kurumlarda ve portföy yönetim firmalarında yapay zekâ destekli Karar Destek Sistemlerinin (KDS) kurumsal karar alma mekanizmaları, risk yönetimi ve operasyonel verimlilik üzerindeki etkilerini ampirik verilerle ortaya koymaktır. Teknolojik gelişmelerle birlikte finansal piyasalarda saniyede milyonlarca veri noktasının üretilmesi, insan karar vericilerin bilişsel sınırlarını (Kısıtlı Rasyonellik) zorlamakta ve otonom sistemlerin entegrasyonunu zorunlu kılmaktadır.

Araştırma kapsamında, Borsa İstanbul ve küresel piyasalarda aktif olarak algoritmik ticaret ve yapay zeka altyapısı kullanan 50 üst düzey finans sektörü profesyonelinden (trader, portföy yöneticisi, risk analisti) nicel veriler toplanmıştır. Toplanan veriler SPSS istatistik programı aracılığıyla güvenilirlik, Pearson korelasyon ve çoklu doğrusal regresyon analizlerine tabi tutulmuştur.

Analiz sonuçlarına göre, yapay zekâ adaptasyon düzeyi ile kurumsal karar verme hızı ($r = 0.820$, $p < 0.01$) ve risk yönetimi etkinliği ($r = 0.740$, $p < 0.01$) arasında pozitif yönlü, doğrusal ve son derece güçlü ilişkiler saptanmıştır. Çoklu doğrusal regresyon analizi sonuçları, kurumsal performans ve operasyonel verimlilik artışındaki toplam varyansın %62.7'sinin tek başına "Yapay Zekâ Adaptasyon Düzeyi" değişkeni tarafından açıklandığını matematiksel olarak kanıtlamıştır ($R^2 = 0.627$, $F = 80.640$, $p < 0.001$). Bununla birlikte, derin öğrenme modellerinin "Kara Kutu" (Black-Box) yapısının kurumsal güven üzerinde olumsuz etkiler yarattığı tespit edilmiş ve Açıklanabilir Yapay Zeka (XAI) modellerinin önemi vurgulanmıştır.

Anahtar Kelimeler: Yapay Zekâ, Karar Destek Sistemleri, Kısıtlı Rasyonellik, Risk Yönetimi, Operasyonel Verimlilik, Kara Kutu Problemi.

ABSTRACT

Istanbul Kent University Postgraduate Education Institute

**The Impact Of Artificial Intelligence-Backed Decision Support Systems On
Corporate Decision-Making Mechanisms And Operational Efficiency: An
Empirical Research In The Financial Sector**

Seyedahreza MIREsMAEILI

Master Thesis

Department of Business Administration / Division of Business Management

Supervisor: Prof. Dr. Öcal USTA

July, 2026 – 62

The objective of this study is to empirically demonstrate the effects of Artificial Intelligence (AI) backed Decision Support Systems (DSS) on corporate decision-making mechanisms, risk management, and operational efficiency within financial trading firms, brokerage houses, and portfolio management companies operating in the Turkish financial sector. With technological advancements, the generation of millions of data points per second in financial markets challenges the cognitive limits of human decision-makers (Bounded Rationality), making the integration of autonomous systems imperative.

Within the scope of the research, quantitative data were collected from 50 senior financial sector professionals (traders, portfolio managers, risk analysts) actively utilizing algorithmic trading and AI infrastructure in Borsa Istanbul and global markets. The collected data were subjected to reliability, Pearson correlation, and multiple linear regression analyses using the SPSS statistical software.

According to the analysis results, positive, linear, and highly strong correlations were identified between the level of AI adaptation and corporate decision-making speed ($r = 0.820$, $p < 0.01$) as well as risk management efficiency ($r = 0.740$, $p < 0.01$). The multiple linear regression analysis proved that 62.7% of the total variance in corporate performance and operational efficiency is explained solely by the "AI Adaptation Level" variable ($R^2 = 0.627$, $F = 80.640$, $p < 0.001$). Additionally, it was found that the "Black-Box" nature of deep learning models negatively affects corporate trust, highlighting the critical importance of Explainable AI (XAI) architectures.

Keywords: Artificial Intelligence, Decision Support Systems, Bounded Rationality, Risk Management, Operational Efficiency, Black-Box Problem.

GİRİŞ

Araştırmanın Arka Planı

Yirmi birinci yüzyılın özellikle ikinci yarısından itibaren küreselleşme dalgası, finansal piyasaların sınırlarını ortadan kaldırmış ve sermaye hareketlerinin eşi benzeri görülmemiş bir hızla akmasına zemin hazırlamıştır. Bu yapısal dönüşümün en önemli yakıtı, şüphesiz ki bilgi ve iletişim teknolojilerinde yaşanan üstel (exponential) ivmelenmedir. Bilgisayar ağlarının güçlenmesi, fiber optik altyapıların gelişmesi ve küresel veri istasyonlarının birbirine entegre olması, finansal enstrümanların çeşitliliğini artırmakla kalmamış, aynı zamanda saniyeler içinde üretilen veri miktarını da devasa boyutlara taşımıştır. Günümüz modern finans dünyasında "Büyük Veri" (Big Data) olarak adlandırılan bu olgu; sadece yapılandırılmış (structured) fiyat ve hacim serilerinden ibaret değildir. Sosyal medya paylaşımları, anlık haber akışları, jeopolitik gelişmeler, merkez bankası yetkililerinin konuşma metinleri ve makroekonomik öncü göstergeler gibi yapılandırılmamış (unstructured) veriler de bu havuzun içerisine dahil olmaktadır (Chen ve Computational Finance Group, 2025).

Finansal ticaret şirketleri (aracı kurumlar, portföy yönetim şirketleri, hedge fonlar ve tescilli ticaret firmaları), varlıklarını sürdürebilmek ve piyasa üzerinde sürdürülebilir bir rekabet avantajı (sustainable competitive advantage) elde edebilmek için bu amansız veri akışını gerçek zamanlı olarak işlemek zorundadır (Bodie ve ark., 2024). Ancak geleneksel ekonometrik modeller, doğrusal regresyon analizleri ve klasik istatistiksel yaklaşım biçimleri, günümüz piyasalarının durağan olmayan (non-stationary), gürültülü (noisy) ve doğrusal olmayan (non-linear) dinamik yapısını anlamlandırmakta tamamen yetersiz kalmaktadır. İnsan zihninin sınırlı bilişsel kapasitesi ve geleneksel bilgisayar yazılımlarının kural tabanlı katı mimarisi, piyasadaki anlık likidite değişimlerini, mikro yapısal kırılmaları ve karmaşık fiyat örüntülerini yakalayamaz hale gelmiştir. Fırsat maliyetinin milisaniyelerle ölçüldüğü bu yeni ekosistemde, verinin analiz edilmesi ile aksiyona geçilmesi arasındaki gecikme süresi (latency), doğrudan kârlılık veya sermaye kaybı anlamına gelmektedir (Chen ve Computational Finance Group, 2025).

Bu noktada Yapay Zekâ (Artificial Intelligence - AI) ve onun temel alt dalları olan Makine Öğrenmesi (Machine Learning - ML) ile Derin Öğrenme (Deep Learning - DL) teknolojileri, finans sektörü için bir lüks olmaktan çıkıp temel bir işletme stratejisi ve paradigma değişimi haline gelmiştir. Kendi kendine öğrenebilen, verideki doğrusal

olmayan örüntüleri insan gözünden ve geleneksel modellerden katbekat hızlı deşifre edebilen bu sistemler, kurumsal karar alma mekanizmalarını baştan aşağı optimize etmektedir (Goodfellow ve ark., 2016). Yapay zekâ tabanlı Karar Destek Sistemleri (KDS); portföy optimizasyonundan risk modellemesine, anomali tespitinden yüksek frekanslı işlemlere (High-Frequency Trading - HFT) kadar geniş bir yelpazede finansal ticaret şirketlerinin operasyonel omurgasını oluşturmaya başlamıştır (Aras, 2023).

Türkiye bağlamında ele alındığında, özellikle bankacılık ve finans altyapısının teknolojik adaptasyon yeteneği tarihsel olarak oldukça yüksektir. İstanbul Finans Merkezi (İFM) vizyonu ve küresel finans ekosistemine entegrasyon çabaları, Türkiye finans sektöründe faaliyet gösteren kurumların küresel standartlarda teknoloji yatırımları yapmasını zorunlu kılmaktadır (Usta, 2024). Borsa İstanbul (BİST) bünyesinde işlem gören hacimlerin artması, algoritmik ticaretin piyasa likiditesindeki payının büyümesi ve yerel portföy yönetim şirketlerinin uluslararası piyasalarda varlık gösterme arzusu, yapay zeka entegrasyonunu stratejik bir zorunluluk haline getirmiştir. Dolayısıyla, Türkiye finans sektörü örneğinde bu dönüşümün kurumsal, operasyonel ve risk yönetimi boyutlarıyla incelenmesi, hem sektörel pratikler hem de akademik literatürün gelişimi açısından hayati bir önem taşımaktadır.

Araştırma Problemi

Finansal piyasaların en temel aktörü olan insan karar vericiler (traderlar, fon yöneticileri, risk analistleri ve stratejistler), ne kadar yüksek düzeyde akademik eğitim alırlarsa alsınlar veya ne kadar uzun sektörel tecrübeye sahip olurlarsa olsunlar, biyolojik ve psikolojik kısıtlamalara tabidirler. Yönetim biliminin ve davranışsal iktisadın en temel teorilerinden biri olan Herbert Simon'ın "Kısıtlı Rasyonellik" (Bounded Rationality) kuramı, bireylerin karmaşık ve belirsizlik altındaki durumlarda tam anlamıyla rasyonel kararlar veremeyeceğini, çünkü insan zihninin bilgi işleme kapasitesinin sınırlı olduğunu açıkça ortaya koymaktadır (Simon, 1957).

Finansal piyasaların yarattığı yoğun bilgi bombardımanı, zaman baskısı ve yüksek finansal risk ortamı, insan karar vericiler üzerinde ciddi bir bilişsel yük (cognitive load) ve psikolojik stres yaratmaktadır. Bu durum, bireylerin rasyonel optimizasyon hesapları yapmak yerine "bilişsel önyargılara" (cognitive biases) ve sezgisel kısayollara (heuristics) başvurmasına neden olmaktadır. Literatürde sıkça belgelenen; piyasa çöküşleri esnasında sürü psikolojisiyle hareket ederek panik satışı yapmak, geçmiş

başarılarından ötürü aşırı özgüven (overconfidence) yanılışına düşerek gereksiz yüksek riskler üstlenmek, zararda olan bir pozisyonda kayıptan kaçınma (loss aversion) güdüsüyle inat ederek stop-loss kurallarını çiğnemek gibi davranışlar, kurumsal sermayenin ve operasyonel verimliliğin en büyük düşmanlarıdır (Thaler, 2015).

Özellikle saniyelerin ve hatta milisaniyelerin kritik önem taşıdığı yüksek frekanslı işlem (HFT) ortamlarında, insanın karar verme hızı piyasa hızının çok gerisinde kalmaktadır. İnsani hata payından kaynaklanan yanlış emir girişleri ("fat-finger errors"), sistemsel risklerin zamanında fark edilememesi ve risk limitlerinin anlık olarak ihlal edilmesi, sadece finansal ticaret şirketlerinin iflasına yol açmakla kalmayıp, piyasaların genelinde zincirleme çöküşleri (flash crash) tetikleyebilecek bir potansiyele sahiptir (Kahneman ve Tversky, 1979).

İşte tam bu noktada temel araştırma problemi şekillenmektedir: Finansal ticaret şirketlerinde yapay zekâ destekli karar destek sistemlerinin süreçlere entegrasyonu, insan karar vericilerin bilişsel ve psikolojik zafiyetlerini ne ölçüde absorbe edebilir? Yapay zeka tabanlı sistemlerin operasyonel süreçlere dahil edilmesi, kurumsal karar kalitesini, işlem hızını ve operasyonel verimliliği artırırken, risk yönetimindeki hata payını ne düzeyde minimize etmektedir? Ayrıca bu entegrasyon süreci sadece teknik bir optimizasyon problemi değildir; madalyonun diğer yüzünde ciddi bir yönetsel ve psikolojik problem daha barınmaktadır. Yapay zekanın, özellikle derin öğrenme mimarilerinin sahip olduğu "Kara Kutu" (Black Box) yapısı—yani girdiyi çıktıya dönüştürürken izlediği matematiksel patikanın insan tarafından net olarak açıklanamaması—üst yönetim, denetleyiciler ve traderlar nezdinde ciddi bir güven sorunu (trust issue) yaratmaktadır (Zhao ve Wang, 2026). Yöneticilerin, kararlarını tam olarak anlamlandıramadıkları bir algoritmaya ne ölçüde yetki devredecekleri ve bu sistemlerin kurumsal güvenilirlik süreçleriyle nasıl uyumlu hale getirileceği, modern işletme yönetiminin çözmesi gereken en kritik açmazlardan biridir (Zhao ve Wang, 2026). Türkiye finans sektöründe de kurumların bu teknolojik imkanlar ile yönetsel engeller arasında nasıl bir denge kurduğu, araştırmamızın odaklandığı temel problem sahasını oluşturmaktadır.

Araştırmanın Amacı

Bu araştırmanın temel amacı, Türkiye finans sektöründe, özellikle Borsa İstanbul (BİST) bünyesinde ve küresel piyasalarda aktif işlem gerçekleştiren finansal ticaret şirketlerinde,

aracı kurumlarda ve portföy yönetim şirketlerinde yapay zekâ destekli Karar Destek Sistemlerinin (KDS) kurumsal karar alma mekanizmaları üzerindeki makro ve mikro düzeydeki etkilerini ampirik verilerle ortaya koymaktır. Dijital dönüşümün ve teknolojik finansın (FinTech) zirveye ulaştığı günümüz konjonktüründe, yapay zekanın sadece operasyonel bir otomasyon aracı mı yoksa kurumsal performansı kökten değiştiren stratejik bir kaldıraç mı olduğu sorusu bu çalışmanın odak noktasını oluşturmaktadır (Chen ve Computational Finance Group, 2025; Zhao ve Wang, 2026).

Bu genel amaç doğrultusunda, araştırma kapsamında şu alt amaçların gerçekleştirilmesi hedeflenmektedir:

- **Hız ve Doğruluk Optimizasyonunun Ölçülmesi:** Yapay zekâ tabanlı algoritmaların, piyasadan gelen anlık Büyük Veri (Big Data) akışını işleme hızı ile üretilen trading sinyallerinin tahmin doğruluğu (accuracy rate) arasındaki doğrusal ve doğrusal olmayan ilişkileri nicel olarak analiz etmek.
- **Risk Yönetimi Modellemesindeki Hata Payının Kıyaslanması:** Geleneksel istatistiksel risk modelleri (klasik Riske Maruz Değer - VaR hesaplamaları) ile yapay zeka destekli dinamik risk modellerinin (makine öğrenmesi ve yapay sinir ağları tabanlı anomali tespit sistemleri) piyasa krizleri ve yüksek volatilité dönemlerindeki hata paylarını ve kayıp minimize etme kapasitelerini karşılaştırmalı olarak incelemek.
- **Güven Unsurlarının ve Karar Yetki Devrinin Analizi:** Finans sektörü profesyonellerinin (traderlar, fon yöneticileri ve üst düzey yöneticiler) yapay zeka sistemlerine duydukları güven düzeyini belirleyen faktörleri; özellikle sistemlerin şeffaflığı (Açıklanabilir Yapay Zeka - XAI) ve demografik/profesyonel tecrübe unsurları bağlamında tespit etmek.
- **Operasyonel Verimlilik ve Maliyet Avantajının Belirlenmesi:** Yapay zeka entegrasyonunun finansal ticaret şirketlerinin operasyonel maliyetleri, personel verimliliği, işlem maliyetleri (slippage ve işlem komisyonları) ve fırsat maliyetleri üzerindeki net katkısını bilimsel ve yönetsel bir çerçevede ortaya koymak.

Araştırmanın Önemi

Bu araştırma, hem akademik literatüre sağladığı teorik katkılar hem de uygulama sahasındaki finans yöneticilerine sunduğu stratejik rehberlik bakımından kritik ve çok boyutlu bir öneme sahiptir. Akademik boyutta ele alındığında, işletme yönetimi ve

organizasyon literatüründeki "Karar Destek Sistemleri" ile "Yönetim Bilişim Sistemleri" kuramları, en güncel finansal teknolojiler (Derin Öğrenme, LSTM modelleri, NLP tabanlı haber madenciliği ve Kripto varlık analiz sistemleri) ile harmanlanmaktadır. Özellikle Türkiye özelinde, yerel finansal kurumların yapay zeka adaptasyon süreçlerini ampirik verilerle ve yapılandırılmış anket modelleriyle inceleyen çalışmaların kısıtlı olması, bu tezin literatürdeki mevcut boşluğu doldurmasını sağlamakta ve gelecek çalışmalara bir referans noktası sunmaktadır (Aras, 2023; Usta, 2024).

Pratik ve yönetsel açıdan ise bu çalışma, dijital dönüşüm süreçlerini yöneten finansal kuruluşların yönetim kurullarına ve teknoloji liderlerine (CTO, CIO) somut veriler sunmaktadır. Milyonlarca dolarlık teknoloji yatırımlarının finansal ve operasyonel geri dönüşlerini (ROI) anlamlandırma aşamasında, hangi yapay zeka modellerinin risk yönetiminde daha efektif olduğunu göstermesi bakımından rehber niteliğindedir. Ayrıca, İstanbul Finans Merkezi'nin (İFM) bölgesel ve küresel bir FinTech üssü haline gelme vizyonuna, yerel aracı kurumların teknolojik yetkinliklerini artıracak stratejik öneriler sunarak katkı sağlamaktadır (Usta, 2024).

Araştırma Soruları ve Hipotezler

Bu tez çalışmasında, belirlenen araştırma problemi ve amaçları doğrultusunda, Türkiye finans sektöründeki dönüşümü anlamlandırmak adına aşağıdaki temel sorulara ve bu sorular doğrultusunda geliştirilen hipotezlere yanıt aranacaktır:

Temel Araştırma Soruları:

1. Yapay zeka destekli karar destek sistemleri, finansal ticaret şirketlerinde operasyonel risklerin minimize edilmesinde ve portföy optimizasyonunda geleneksel yöntemlere kıyasla ne derece anlamlı bir iyileşme sağlamaktadır?
2. Finans sektörü çalışanlarının ve yöneticilerinin, kararları otonom olarak alan yapay zeka sistemlerine yönelik güven algılarını etkileyen en temel kurumsal ve algoritmik belirleyiciler nelerdir?
3. Türkiye'deki finansal kuruluşların yapay zeka teknolojilerini karar alma süreçlerine entegre ederken karşılaştıkları en büyük teknik, etik ve yönetsel bariyerler nelerdir?

Arařtırma Hipotezleri

- H₁: Yapay zekâ adaptasyon düzeyi arttıkça, kurumsal risk yönetimi etkinlięi artar.
- H₂: Yapay zekâ adaptasyon düzeyi arttıkça, operasyonel verimlilik ve maliyet optimizasyonu artar.
- H₃: Yapay zekâ adaptasyon düzeyi arttıkça, finansal karar verme hızı artar.
- H₄: Finans sektörü profesyonellerinin yapay zeka algoritmalarının kararlarına olan güven düzeyi, bu algoritmaların açıklanabilirlięi ve şeffaflıęı (Açıklanabilir Yapay Zeka- XAI) ile pozitif yönlü güçlü bir ilişkiye sahiptir.



BÖLÜM 1: LİTERATÜR TARAMASI VE KURAMSAL ÇERÇEVE

Bu bölümde, finansal piyasalarda yapay zekâ ve karar destek sistemlerinin kullanımına temel oluşturan teorik yaklaşımlar ve literatürdeki tarihsel gelişim süreçleri detaylı bir şekilde incelenecektir. İlk olarak işletme yönetiminde karar verme kuramları ve Herbert Simon'ın "Kısıtlı Rasyonellik" teorisi tartışılacak, ardından yapay zekânın finans sektöründeki tarihsel evrimi, makine öğrenmesi ve derin öğrenme (LSTM, RNN) metodolojileri ile kripto para piyasalarındaki algoritmik yansımaları kuramsal bir çerçevede masaya yatırılacaktır. Son olarak yönetim biliminin en güncel çıkmazlarından biri olan "Kara Kutu" problemi ve Açıklanabilir Yapay Zeka (XAI) çözümleri literatür ışığında değerlendirilecektir (Goodfellow ve ark., 2016; Simon, 1957, 1997; Zhao ve Wang, 2026).

1.1. Karar Verme Kuramı ve İşletme Yönetimi

İşletme yönetimi literatüründe karar verme süreci, örgütsel amaçlara ulaşmak adına mevcut alternatifler arasından en rasyonel ve optimum olan seçeneğin belirlenmesi eylemi olarak tanımlanmaktadır. Klasik iktisat teorisi ve neoklasik yönetim yaklaşımları, karar vericilerin "homo economicus" yani tam rasyonel aktörler olduğunu varsayar. Bu varsayıma göre, bir yönetici veya finansal karar verici, piyasadaki tüm bilgilere eksiksiz ve anlık olarak erişebilir, bu bilgileri kusursuz bir şekilde analiz edebilir ve her zaman faydasını ya da kârlılığını maksimize edecek en doğru kararı seçer.

Ancak yirminci yüzyılın ortalarında Herbert Simon tarafından ortaya atılan "Kısıtlı Rasyonellik" (Bounded Rationality) kuramı, klasik iktisat teorisinin bu idealize edilmiş insan modelini kökten sarsmıştır (Simon, 1957). Simon, insan zihninin karmaşık, değişken ve belirsizlik barındıran gerçek dünya problemleri karşısında sınırlı bir bilgi işleme ve bilişsel kapasiteye sahip olduğunu savunmuştur. Gerçek hayatta karar vericiler; tam bilgiye sahip değildirler, bilgiye ulaşmak yüksek maliyetlidir ve insan beyninin zaman baskısı altında bu verileri kusursuz bir şekilde optimize etmesi biyolojik olarak imkansızdır. Bu nedenle yöneticiler, "en iyiyi" (optimum) aramak yerine, kendi bilişsel sınırları dahilinde "yeterince iyi" (satisficing) olan seçeneklerle yetinmek zorunda kalırlar (Simon, 1997).

Finansal ticaret şirketleri bağlamında ele alındığında, kısıtlı rasyonellik kuramı çok daha dramatik bir şekilde karşımıza çıkmaktadır. Finansal piyasalar, saniyede milyonlarca verinin üretildiği, doğrusal olmayan ve gürültülü (noisy) zaman serilerinden oluşur. Bir

traderın veya fon yöneticisinin aynı anda makroekonomik verileri, emir defteri (order book) derinliğini, teknik göstergeleri ve anlık haber akışlarını aynı saniyede sentezlemesi imkansızdır. Bu bilişsel aşırı yüklenme (cognitive overload), finans profesyonellerinin rasyonel modellerden saparak sezgisel kısayollara (heuristics) ve bilişsel önyargılara (cognitive biases) başvurmasına yol açar (Thaler, 2015). Yapay zekâ destekli Karar Destek Sistemleri (KDS), tam da insanın bu bilişsel kısıtlamalarını ortadan kaldırmak, Herbert Simon'ın tanımladığı kısıtlı rasyonellik sınırlarını teknolojik imkanlarla genişletmek amacıyla işletme yönetimine dahil edilmektedir (Simon, 1957).

1.2. Yapay Zekanın Finansal Piyasalardaki Tarihsel Gelişimi

Yapay zekanın finans sektöründeki tarihsel serüveni, doğrusal bir çizgide değil, teknolojik kırılmalar ve "yapay zeka kışları" (AI winters) ile şekillenen dönemsel aşamalardan geçerek günümüze ulaşmıştır.

1980-1990 Dönemi (Kural Tabanlı Uzman Sistemler): Yapay zekanın finansal karar mekanizmalarına ilk entegrasyonu, kural tabanlı "Uzman Sistemler" (Expert Systems) ile gerçekleşmiştir. Bu dönemde sistemler, finans uzmanlarının sahip olduğu tecrübe ve mantıksal kuralların "if-then" (eğer-ise) algoritmaları şeklinde bilgisayarlara kodlanması prensibine dayanıyordu. Özellikle kredi onay süreçlerinde ve temel portföy dağılımlarında kullanılan bu sistemler, esneklikten yoksun olmaları ve piyasa dinamiklerine kendi kendilerine uyum sağlayamamaları nedeniyle sınırlı bir başarı elde etmiştir.

1990-2000 Dönemi (Yapay Sinir Ağlarının Doğuşu): Bilgisayarların işlemci güçlerinin (CPU) artmasıyla birlikte, finansal zaman serilerinin tahminlenmesinde Yapay Sinir Ağları (Artificial Neural Networks - ANN) ilk kez sahneye çıkmıştır. Doğrusal olmayan ilişkileri modelleme yeteneğine sahip olan ANN, borsa endeks tahminlerinde ve döviz paritelerinin yön tayininde akademik düzeyde yoğun ilgi görmüştür. Ancak veri kıtlığı ve algoritmik yetersizlikler nedeniyle bu dönemde ticari başarılar sınırlı kalmıştır.

2010 ve Sonrası (Büyük Veri ve Derin Öğrenme Devrimi): İnternetin yaygınlaşması, bulut bilişim altyapıları ve grafik işlem birimlerinin (GPU) paralel hesaplama gücünün keşfi, yapay zekayı finansın merkezine taşımıştır. "Büyük Veri" (Big Data) çağının başlamasıyla birlikte, derin öğrenme (Deep Learning) mimarileri ve Doğal Dil İşleme (NLP) teknolojileri finansal ticarete standart haline gelmiştir (Goodfellow ve ark., 2016). Artık sistemler sadece fiyat tahmin etmekle kalmayıp, küresel haber ajanslarının

metinlerini saliseler içinde tarayarak duygu analizi (sentiment analysis) yapabilen ve insan müdahalesi olmaksızın milyarlarca dolarlık portföyleri otonom olarak yönetebilen bir olgunluğa erişmiştir (Loughran ve McDonald, 2011).

1.3. Finansal Ticarete Makine Öğrenmesi Yöntemleri

Makine Öğrenmesi (Machine Learning - ML), finansal ticaret şirketlerinin ham piyasa verilerini stratejik kararlara dönüştürmek için kullandığı en dinamik metodolojik araçtır (Bodie ve ark., 2024). Literatürde ve uygulamada makine öğrenmesi yöntemleri üç ana başlık altında finansal süreçlere entegre edilmektedir:

Denetimli Öğrenme (Supervised Learning): Finansal piyasalarda en yaygın kullanılan yöntemdir. Sisteme girdi verileri (örneğin geçmiş teknik göstergeler, hacim verileri, volatilité) ve bu girdilerin karşılığı olan hedef etiketler (örneğin hisse senedinin sonraki gün artması/azalması veya kesin fiyat değeri) birlikte verilir. Lojistik Regresyon, Rastgele Orman (Random Forest) ve Destek Vektör Makineleri (SVM) gibi algoritmalar kullanılarak piyasa yönü tahmini, kredi risk skorlaması ve hedef fiyat modellemeleri yüksek doğruluk oranlarıyla gerçekleştirilir (Goodfellow ve ark., 2016).

Denetimsiz Öğrenme (Unsupervised Learning): Hedef etiketin bulunmadığı, sistemin veri içerisindeki gizli yapıları ve benzerlikleri kendi kendine keşfettiği yöntemdir. Finansal ticaret şirketleri bu yöntemi özellikle kümeleme (clustering) algoritmaları (örneğin K-Means) aracılığıyla portföy çeşitlendirmesinde kullanırlar. Birbiriyle geleneksel korelasyon analizlerinde görünmeyen ancak sistemsel olarak risk davranışı ortaklığı sergileyen varlıklar bu sayede tespit edilerek risk dağıtımı daha efektif yapılır. Ayrıca piyasadaki olağan dışı emir akışlarını fark etmek adına anomali tespiti süreçlerinde de denetimsiz öğrenme kritik rol oynar.

Takviyeli Öğrenme (Reinforcement Learning - RL): Modern otonom algoritmik ticaretin (algorithmic trading) en üst düzey yapısını oluşturur (Goodfellow ve ark., 2016). Bir yapay zekâ "ajanı" (agent), canlı veya simüle edilmiş bir piyasa ortamına bırakılır. Ajan, gerçekleştirdiği alım, satım veya bekleme aksiyonları sonucunda piyasadan bir ödül (kâr) veya ceza (zarar) alır. Deneme-yanılma yoluyla zaman içerisinde hangi piyasa koşulunda hangi aksiyonun toplam kârlılığı maksimize edeceğini öğrenir. İnsan müdahalesine gerek duymayan, değişen piyasa trendlerine anlık adapte olabilen dinamik trading stratejilerinin geliştirilmesinde RL en güçlü yaklaşımdır.

1.4. Derin Öğrenme Modelleri: RNN ve LSTM Teknik Analizi

Finansal zaman serileri, doğası gereği yüksek derecede gürültü (noise), durağan dışılık (non-stationarity) ve geçmişe dayalı doğrusal olmayan bağımlılıklar içerir (Chen ve Computational Finance Group, 2025). Klasik Makine Öğrenmesi (ML) algoritmaları, her veri noktasını birbirinden bağımsız bağımsız değişkenler olarak ele alma eğilimindedir. Ancak finansal piyasalarda (t) anındaki fiyat, $(t - 1, t - 2)$ ve daha önceki zaman adımlarındaki kurumsal kararların, emir akışlarının ve makroekonomik şokların bir birikimidir. Bu ardışık ve zamana bağlı verileri işlemek adına Yapay Sinir Ağlarının özel bir alt türü olan Tekrarlayan Sinir Ağları (Recurrent Neural Networks - RNN) geliştirilmiştir (Goodfellow ve ark., 2016).

RNN mimarisi, döngüsel bağlantıları sayesinde geçmiş bilgileri bir sonraki zaman adımına aktarabilen bir "hafıza" mekanizmasına sahiptir. Fakat geleneksel RNN modelleri, matematiksel olarak geriye doğru türev alma (backpropagation through time) işlemleri esnasında "Kaybolan Gradyanlar" (Vanishing Gradient) problemi ile karşılaşır. Bu durum, ağı derinleştikçe veya zaman serisi uzadıkça geçmişteki çok önemli finansal verileri (örneğin 1 ay önceki bir merkez bankası faiz kararının bugünkü trende etkisini) unutulmasına yol açar.

Bu kronik problemi çözmek amacıyla Hochreiter ve Schmidhuber (1997) tarafından Uzun Kısa Vadeli Bellek (Long Short-Term Memory - LSTM) mimarisi önerilmiştir. LSTM modelleri, finansal tahminlemede bir devrim yaratmıştır çünkü bünyesinde barındırdığı özel "Hücre Durumu" (Cell State) ve üç temel kapı (Gate) mekanizması ile bilginin ne kadarının unutulacağını, ne kadarının saklanacağını otonom olarak belirler:

1. **Unutma Kapısı (Forget Gate):** Geçmiş hücre durumundan gelen bilgilerin hangilerinin önemsiz olduğuna karar vererek sistemden elenmesini sağlar. Finansal piyasalarda anlık gürültülerin temizlenmesinde kritik rol oynar.
2. **Girdi Kapısı (Input Gate):** Mevcut zaman adımından gelen yeni piyasa verilerinin (örneğin yeni bir hacim patlaması) ne kadarının hücre hafızasına kaydedileceğini belirler.
3. **Çıktı Kapısı (Output Gate):** Güncellenmiş hücre hafızasından elde edilen değerlerin bir sonraki gizli duruma (ve nihai trading sinyaline) nasıl yansıtılacağını kontrol eder.

Finansal ticaret şirketleri, LSTM ağlarını özellikle döviz pariteleri, yüksek volatiliteye sahip emtialar ve derinliği sığ olan hisse senedi piyasalarında trend yönü ve kırılma noktalarını milisaniyeler içerisinde tahmin etmek amacıyla KDS altyapılarına entegre etmektedirler (Goodfellow ve ark., 2016).

1.5. Kripto Para Piyasalarında Yapay Zeka ve Algoritmik Ticaret

Kripto para piyasaları (Bitcoin, Ethereum ve alternatif varlıklar), geleneksel hisse senedi ve döviz piyasalarından yapısal olarak radikal bir biçimde ayrılmaktadır (Chen ve Computational Finance Group, 2025). En belirgin farklar; bu piyasaların 7 gün 24 saat kesintisiz işlem görmesi, küresel düzeyde regülasyon eksiklikleri nedeniyle aşırı volatil (high volatility) olması ve manipülatif emir akışlarına daha açık bir mikro yapıya (market microstructure) sahip olmasıdır (Chen ve Computational Finance Group, 2025). Ayrıca, geleneksel piyasalardaki gibi kurumsal açılış-kapanış saatleri olmadığından, insan tabanlı trading masalarının bu piyasayı sürekli kesintisiz takip etmesi biyolojik olarak imkansızdır.

Bu yapısal özellikler, kripto varlık ticaretinde yapay zeka tabanlı Karar Destek Sistemlerini ve Yüksek Frekanslı İşlem (HFT) algoritmalarını mutlak bir zorunluluk haline getirmektedir. Yapay zeka, kripto piyasalarında sadece fiyat serilerini analiz etmez; aynı zamanda blokzincir (on-chain) verilerini de eş zamanlı tarar. Madenci transferleri, balina cüzdan hareketleri, borsalara giren-çıkan stabil coin hacimleri gibi devasa veriler yapay zeka modelleri tarafından anlık olarak işlenir.

Özellikle Doğal Dil İşleme (NLP) algoritmaları, X (eski adıyla Twitter), Reddit ve Telegram gibi platformlardaki sosyal medya metinlerini, küresel regülasyon haberlerini saniyeler içinde tarayarak "Duygu Analizi Skoru" (Sentiment Score) üretir. Kripto piyasalarında fiyat hareketlerinin büyük oranda bireysel yatırımcı psikolojisi ve spekülasyon haber akışlarıyla şekillenmesi, NLP tabanlı KDS modellerinin tahmin doğruluğunu geleneksel piyasalara kıyasla çok daha fazla artırmaktadır (Loughran ve McDonald, 2011). Algoritmalar, olumlu ya da olumsuz bir haberin sosyal medyada yayılma hızını ölçerek, insan traderlar haberi okumaya bile fırsat bulamadan milyarlarca dolarlık alım veya satım emirlerini borsalara iletmektedir (Yallop ve Seraphim, 2025).

1.6. Yönetim Biliminde "Kara Kutu" (Black-Box) Problemi ve Açıklanabilir Yapay Zeka (XAI)

Yapısal ve algoritmik olarak yapay zekanın performansı ne kadar yüksek olursa olsun, kurumsal işletme yönetimi açısından en büyük çıkmazı "Kara Kutu" (Black-Box) problemidir. Lineer regresyon gibi geleneksel modellerde, bir çıktının hangi girdiden ne oranda etkilendiği katsayılar (β) aracılığıyla net bir şekilde görülebilir ve denetlenebilir. Ancak milyonlarca parametreye, katmana ve doğrusal olmayan aktivasyon fonksiyonlarına sahip olan Derin Öğrenme modellerinde (örneğin çok katmanlı LSTM veya Transformer mimarileri), algoritmanın neden belirli bir varlıkta "Aşırı Alım" veya "Aşırı Satım" emri ürettiğinin matematiksel patikasını bir insanın gözle takip etmesi ve mantıksal olarak gerekçelendirmesi imkansızdır.

Bu şeffaflık eksikliği, finansal ticaret şirketlerinde yönetsel düzeyde üç temel kriz yaratmaktadır (Zhao ve Wang, 2026):

1. **Güven Problemi (Trust Issue):** Fon yöneticileri ve risk komiteleri, arkasındaki mantığı tam olarak kavrayamadıkları bir sistemin kararlarına milyonlarca dolarlık kurumsal sermayeyi emanet etmekte tereddüt yaşamaktadırlar.
2. **Yasal Uyum ve Regülasyon Engelleri:** SPK (Sermaye Piyasası Kurulu), SEC veya BDDK gibi düzenleyici kurumlar, finansal kuruluşların aldıkları risklerin ve yaptıkları işlemlerin şeffaf bir şekilde raporlanmasını talep eder. Kara kutu modeller, piyasa manipülasyonu veya haksız fiyat hareketleri incelemelerinde yasal olarak hesap verilebilirlik zafiyeti doğurmaktadır.
3. **Sistemsal Risk ve Hata Tespiti:** Modelin neden hata yaptığının (overfitting veya veri kayması - data drift nedeniyle) anlaşılamaması, kriz anlarında sisteme müdahale edilmesini zorlaştırır.

Bu yönetsel bariyerleri aşmak amacıyla modern işletme literatüründe Açıklanabilir Yapay Zeka (Explainable AI - XAI) kavramı geliştirilmiştir. SHAP (Shapley Additive exPlanations) ve LIME (Local Interpretable Model-agnostic Explanations) gibi gelişmiş metodolojiler, kara kutu modellerin iç mekanizmalarını görselleştirerek hangi finansal girdinin (örneğin volatilité mi, haber skoru mu yoksa hareketli ortalama mı) nihai karar üzerinde ne kadar ağırlığa sahip olduğunu yöneticilere raporlamaktadır (Ribeiro ve ark., 2016). XAI entegrasyonu, finansal kuruluşlarda yapay zekaya duyulan kurumsal güveni artırmanın ve insan-makine işbirliğini (AI-Human Collaboration) en üst düzeye çıkarmanın temel anahtarı konumundadır (Zhao ve Wang, 2026).

1.7. Finansal Piyasalarda Yapay Zekâ Regülasyonları, Etik ve SPK Mevzuatı Uyum Süreçleri

Finansal ticaret şirketlerinde otonom karar destek sistemlerinin ve makine öğrenmesi tabanlı algoritmaların kullanım sıklığı arttıkça, bu teknolojilerin yasal çerçevesi, denetlenebilirliği ve etik boyutları küresel ve yerel otoritelerin en önemli gündem maddesi haline gelmiştir. Finans sektörü, doğası gereği manipülasyona ve sistemsel risklere son derece açık bir yapıya sahip olduğundan, yapay zekanın kurumsal kararlardaki rolü sadece teknolojik bir başarı olarak değil, aynı zamanda yasal mevzuatlara tam uyum (compliance) çerçevesinde ele alınmak zorundadır (Yallop ve Seraphim, 2025).

Küresel Regülasyon Trendleri ve Avrupa Birliği Yapay Zekâ Yasası (AI Act)

Küresel ölçekte finansal teknolojilerin denetimi konusunda en somut ve bağlayıcı adım, Avrupa Birliği tarafından yürürlüğe konulan Yapay Zekâ Yasası (EU AI Act) olmuştur. Bu yasa, yapay zeka sistemlerini taşıdıkları risk seviyelerine göre "Kabul Edilemez Risk", "Yüksek Risk", "Sınırlı Risk" ve "Minimum Risk" olmak üzere dört temel kategoriye ayırmaktadır. Finansal piyasalarda kullanılan algoritmik ticaret sistemleri, kredi skorlama modelleri ve otonom portföy yönetim KDS'leri, taşıdıkları yüksek finansal manipülasyon ve yatırımcı mağduriyeti potansiyeli nedeniyle "Yüksek Riskli" (High-Risk) kategorisinde değerlendirilmektedir (Yallop ve Seraphim, 2025).

EU AI Act ve ABD Menkul Kıymetler ve Borsa Komisyonu (SEC) düzenlemelerine göre, yüksek riskli finansal yapay zeka sistemlerinin ticari hayatta aktif olarak kullanılabilmesi için şu yasal kriterleri eksiksiz karşılaması zorunluluktur (Zhao ve Wang, 2026):

- **Veri Yönetişi ve Kalitesi:** Modellerin eğitiminde kullanılan Büyük Veri (Big Data) setlerinin tarafsız, güncel ve manipülatif gürültülerden (noise) arındırılmış olması gerekir.
- **Teknik İzlenebilirlik ve Günlük Tutma (Logging):** Yapay zekanın (t) anında neden belirli bir trading kararı (alım veya satım emri) aldığını gösteren tüm arka plan parametrelerinin geriye dönük olarak denetlenebilir şekilde kayıt altına alınması yasal bir zorunluluktur (Ribeiro ve ark., 2016).
- **İnsan Gözetimi (Human-in-the-Loop):** Tam otonom sistemlerde dahi, piyasada olağanüstü bir anomali yaşandığında (flash crash gibi), bir insan yöneticinin veya

traderin sistemi tek bir tuşla durdurma (kill-switch) yetkisinin bulunması şart koşulmaktadır.

Türkiye’deki Yasal Durum ve Sermaye Piyasası Kurulu (SPK) Mevzuatı

Türkiye finans piyasalarında, özellikle Borsa İstanbul (BİST) bünyesinde faaliyet gösteren aracı kurumlar, portföy yönetim şirketleri ve hedge fonların algoritmik ticaret ve yapay zeka kullanımları Sermaye Piyasası Kurulu (SPK) tarafından yayınlanan tebliğ ve ilke kararları ile sıkı bir şekilde denetlenmektedir.

SPK’nın "Yatırım Hizmetleri ve Faaliyetleri ile Yan Hizmetlere İlişkin Esaslar Tebliği" uyarınca, kurumlarda kullanılan otonom ve yarı otonom karar destek sistemlerinin iç denetim ve risk yönetimi birimleri tarafından düzenli olarak test edilmesi gerekmektedir. SPK mevzuatı uyum süreçlerinde yapay zeka kullanımı açısından şu başlıklar öne çıkmaktadır:

- **Emir İletim Altyapısı ve Pazar Bozucu Eylemler:** Yapay zeka modellerinin ürettiği yüksek frekanslı emirlerin piyasa mikro yapısını bozacak, sahte likidite algısı yaratacak (spoofing, layering) veya fiyat manipülasyonuna yol açacak nitelikte olmaması yasal bir zorunluluktur. Algoritmanın yazılımsal bir hata nedeniyle piyasaya sürekli hatalı emir göndermesi (fat-finger veya emir döngüsü), kuruma çok ağır idari para cezaları ve lisans iptali riskleri doğurmaktadır.
- **Müşteri Çıkarlarının Korunması ve Robo-Danışmanlık:** Yapay zeka tabanlı portföy yönetimi ve robo-danışmanlık (robo-advisory) sistemlerinin, müşterilere yatırım tavsiyesi verirken yerel mevzuatta yer alan "Yerindelik Testi" (Suitability Test) kriterlerine uyması gerekmektedir. Sistem, müşterinin risk profilini doğru analiz etmeli ve kendi algoritmasını optimize etmek adına yatırımcıyı yüksek riskli varlıklara yönlendirmemettir.
- **Siber Güvenlik ve Veri Gizlilik (KVKK):** Finansal KDS'lerin eğittikleri müşteri verileri ve ticari sırlar, 6698 sayılı Kişisel Verilerin Korunması Kanunu (KVKK) ve BDDK düzenlemelerine tabidir. Modellerin bulut tabanlı dış kaynaklardan beslenmesi durumunda, kurumsal verilerin yurt dışına çıkışı ve veri güvenliği ihlalleri çok ciddi hukuki yaptırımlara bağlanmıştır.

1.8. Küresel Finansal Krizler, Kara Kuğu (Black Swan) Olayları ve Yapay Zekâ Modellerinin Dayanıklılık (Robustness) Sınırları

Modern finansal piyasaların en temel özelliklerinden biri, doğrusal olmayan dinamiklerin yanı sıra, nadir görülen fakat ortaya çıktığında tüm sistemi sarsan ekstrem piyasa şoklarıdır. Nassim Nicholas Taleb (2007) tarafından finans literatürüne kazandırılan "Kara Kuğu" (Black Swan) kavramı; öngörülmesi neredeyse imkansız olan, sistem üzerinde muazzam yıkıcı etkiler yaratan ve gerçekleşikten sonra insanoğlunun bunu geriye dönük olarak rasyonelleştirmeye çalıştığı olağanüstü olayları tanımlamaktadır. 1929 Büyük Buhranı, 1987 Kara Pazartesi (Black Monday), 2008 Küresel Finans Krizi ve yakın geçmişte yaşanan 2020 COVID-19 küresel piyasa çöküşü ile 2024 teknoloji hisselerindeki ani likidite kırılmaları bu durumun en somut ampirik örnekleridir.

Geleneksel ekonometrik modeller gibi, yapay zekâ, makine öğrenmesi ve derin öğrenme (LSTM, RNN) tabanlı Karar Destek Sistemleri (KDS) de bu tür ekstrem sistem şokları karşısında çok ciddi bir "Dayanıklılık" (Robustness) ve genelleyebilme (generalization) kriziyle karşı karşıya kalmaktadır. Yapay zekâ modellerinin bu amansız sınavı, yönetim bilimi, davranışsal finans ve bilgisayar bilimlerinin kesişim noktasında duran ve çözülmesi gereken en hayati akademik problemlerden biridir (Chen ve Computational Finance Group, 2025; Zhao ve Wang, 2026).

1.8.1. Dağılım Dışı Veri (Out-of-Distribution - OOD) Problemi ve Epistemik Belirsizlik

Makine öğrenmesi ve yapay sinir ağlarının matematiksel öğrenme teorisi, çok temel bir varsayıma dayanmaktadır: Eğitim için kullanılan geçmiş verilerin olasılık dağılımı ($P(X_{\text{eğitim}})$) ile gelecekte test edilecek veya canlı piyasada karşılaşılabilecek verilerin olasılık dağılımı ($P(X_{\text{canlı}})$) birbirine eşittir veya çok benzer bir stokastik süreçten beslenmektedir:

$$P(X_{\text{eğitim}}) \approx P(X_{\text{canlı}})$$

Ancak bir Kara Kuğu veya küresel kriz anı tetiklendiğinde, finansal piyasaların veri üretim mekanizması radikal bir rejim değişikliğine (regime switch) uğrar. Volatilite üstel olarak tırmanırken, varlıklar arasındaki tarihsel korelasyonlar tamamen çöker ve fiyat serileri daha önce veri setinde hiç görülmemiş ekstrem değerler almaya başlar. Bu durum, veri biliminde "Dağılım Dışı Veri" (Out-of-Distribution - OOD) veya "Kavram Kayması" (Concept Drift) olarak adlandırılır (Goodfellow ve ark., 2016).

OOD durumunda, yapay zekâ modeli geçmişte öğrendiği tüm korelasyon matrislerini kaybeder. Örneğin, normal piyasa koşullarında hisse senedi piyasaları ile altın fiyatları arasındaki negatif korelasyonu öğrenen bir LSTM modeli, bir likidite krizi anında nakde sıkışan kurumların margin call (teminat tamamlama çağrısı) yükümlülüklerini karşılamak adına ellerindeki altın dahil tüm likit varlıkları aynı anda satmasıyla karşılaşabilir. Bu "panik satışı" fazında, normalde negatif korelasyon sergileyen varlıkların tamamı aynı anda çöker. Yapay zekâ modeli, eğitim setinde ($P(X_{eğitim})$) böyle bir doğrusal olmayan sistem korelasyonu görmediği için tamamen yanlış yönlü trading sinyalleri üretmeye başlar ve kurumsal portföyde yıkıcı zararlara yol açar (Chen ve Computational Finance Group, 2025).

Bu durum bilimsel olarak "Epistemik Belirsizlik" (Epistemic Uncertainty) olarak tanımlanır. Model, yapısı gereği neyi bilmediğini bilmemektedir. Eğitim aşamasında maruz kaldığı kısıtlı veri uzayından ötürü, kriz anındaki uç değerleri (outliers) gürültü (noise) olarak süzmeye çalışır veya yanlış bir özgüvenle (overconfidence) hatalı tahminlerini sürdürür.

1.8.2. Markov Rejim Değişim Modelleri ve Derin Öğrenmenin Sınırları

Finansal zaman serilerindeki yapısal kırılmaları modellemek adına geleneksel kantitatif finasta Hamilton (1989) tarafından geliştirilen Markov Rejim Değişimi (Markov Regime Switching) modelleri kullanılmaktadır. Bu modeller, piyasayı kabaca "Düşük Volatiliteli Boğa Rejimi" ($S_t = 1$) ve "Yüksek Volatiliteli Ayı Rejimi" ($S_t = 2$) olmak üzere gizli durumlar (states) üzerinden ele alır. Rejimler arasındaki geçiş olasılıkları stokastik olarak şu geçiş matrisi ile ifade edilir:

$$P = \begin{pmatrix} p_{11} & p_{12} \\ p_{21} & p_{22} \end{pmatrix}$$

Burada P_{ij} , sistemin (i) rejiminden (j) rejimine geçme olasılığını temsil eder. Geleneksel modeller bu rejim geçişlerini matematiksel olarak kontrol altında tutabilirken, derin öğrenme modelleri (örneğin LSTM) veriyi sürekli bir akış halinde işlediği için rejim geçiş sınırlarını keskin bir şekilde ayırt etmekte zorlanabilir.

LSTM modelinin bellek hücresi (C_t), geçmiş bilgileri saklama konusunda başarılı olsa da, eğer kriz dönemine dair veri seti hacimsel olarak çok darsa (çünkü krizler nadiren gerçekleşir), model kriz rejimine geçildiğini fark edemez. Geçmiş veri setinin %98'i

normal piyasa koşullarını, sadece %2'si kriz anlarını içeriyorsa, yapay sinir ağı kayıp fonksiyonunu (loss function) optimize ederken normal günlerdeki başarıyı maksimize edecek şekilde ağırlık matrislerini (W) günceller. Bu durum akademik literatürde "Sınıf Dengesizliği" (Class Imbalance) ve "Aşırı Öğrenme" (Overfitting) tuzağı olarak adlandırılmaktadır. Model, backtest aşamasında mükemmel bir başarı sergilerken, gerçek bir kriz anında tamamen savunmasız kalmaktadır (Goodfellow ve ark., 2016).

1.8.3. Dayanıklılık (Robustness) İçin Çözüm Önerileri ve Sentetik Kriz Senaryoları Üretimi

Yapay zekâ destekli Karar Destek Sistemlerinin kriz anlarındaki bu kronik zafiyetini ortadan kaldırmak ve dayanıklılığını (robustness) artırmak amacıyla modern finans mühendisliğinde iki temel yenilikçi yöntem öne çıkmaktadır:

1. Üretken Çekişmeli Ağlar (Generative Adversarial Networks - GAN) ile Sentetik Veri Üretimi:

Goodfellow ve arkadaşları (2014) tarafından önerilen GAN mimarisi, bir "Üretici" (Generator - G) ve bir "Ayırt Edici" (Discriminator - D) olmak üzere iki yapay sinir ağının birbiriyle yarışması esasına dayanır. Finansal KDS'lerde GAN modelleri, geçmişte hiç yaşanmamış fakat gerçekleşme olasılığı olan "Yapay Kriz Senaryoları" üretmek amacıyla kullanılır. Matematiksel olarak GAN optimizasyonu şu min-max oyun formülü ile ifade edilir:

$$\min_G \max_D V(D, G) = E_{x \sim p_{data}(x)} [\log D(x)] + E_{z \sim p_z(z)} [\log (1 - D(G(z)))]$$

Burada (z) rastgele gürültü vektörünü, $G(z)$ üretilen sentetik piyasa verisini, $D(x)$ ise verinin gerçek olma olasılığını temsil eder. GAN modelleri ile üretilen binlerce yapay "Flash Crash" veya "Küresel Likidite Sıkışıklığı" senaryosu, KDS'nin eğitildiği LSTM ağına aktarılır. Böylece model, gerçek hayatta henüz yaşanmamış ekstrem şoklara karşı bağışıklık kazanır ve kriz anlarında nasıl stop-loss yapacağını veya portföyü nasıl güvenli limanlara (altın, nakit vb.) kaydıracağını önceden öğrenmiş olur (Chen ve Computational Finance Group, 2025).

2. Gürbüz Optimizasyon (Robust Optimization) ve Kayıp Sınırlandırma:

Modelin eğitim aşamasındaki kayıp fonksiyonuna (loss function) sadece tahmin hatası değil, aynı zamanda en kötü durum senaryosunun (worst-case scenario) risk parametreleri de eklenir. Bu sayede model, sadece kâr maksimizasyonuna

odaklanmak yerine, piyasada yaşanabilecek ekstrem bir sapmada kurumsal portföyün maruz kalacağı maksimum kaybı (Maximum Drawdown) en baştan minimize edecek matematiksel bir denge kurar (Zhao ve Wang, 2026).

1.8.4. Tez Kavramsal Modeli ile Bağlantı: Neden Centaur (İnsan-Makine) Sinerjisi Şarttır?

Küresel finans krizleri ve Kara Kuğu olaylarının ampirik analizi, yapay zekanın neden tek başına kurumsal karar mekanizmalarında mutlak yönetici konumuna getirilmemesi gerektiğini kuramsal olarak ispatlamaktadır. Yapay zekâ, ne kadar karmaşık olursa olsun, özünde geçmiş verilerin bir fonksiyonudur ve hiç yaşanmamış benzeri görülmemiş jeopolitik şokları (örneğin ani bir savaş ilanı veya küresel bir salgın) öngörme konusunda sezgisel (heuristic) yeteneklerden yoksundur.

Bu amansız kısıtlama, tezin 4. Bölümünde önerilen "Dinamik Yapay Zekâ Yönetişim ve Entegrasyon Modeli"nin kalbini oluşturan "**Centaur (İnsan-Makine) Sinerjisi**" felsefesini doğrulamaktadır (Simon, 1957; Taleb, 2007). Yapay zeka modeli, piyasadaki büyük veriyi süzüp milisaniyeler düzeyinde trading sinyali üretirken (hız boyutu), insan yönetici veya trader ise tarihsel sezgilerini, jeopolitik analizlerini ve etik değerlerini devreye sokarak makinenin göremediği "OOD" kriz anomalilerini manuel olarak bloke edebilir (kill-switch mekanizması). Dolayısıyla, yapay zekanın sunduğu üstel işlem hızı ile insanın kriz anlarındaki esnek karar yeteneğinin hibrit olarak birleştirilmesi, modern finansal kurumlarda sürdürülebilir rekabet avantajının ve finansal hayatta kalmanın yegane stratejik formülüdür (Zhao ve Wang, 2026).

1.9. Algoritmik Ticaretin Tarihsel Evrimi: Geleneksel Yöntemlerden Yüksek Frekanslı İşlemlere (HFT) Geçiş

Modern finansal piyasaların mikro yapısı, son kırk yıl içerisinde manuel ve insan odaklı trading masalarından, otonom, milisaniye ve mikro-saniye düzeyinde kararlar alan algoritmik sistemlerin egemen olduğu bir yapıya evrilmiştir. Bu tarihsel dönüşüm, sadece teknik bir altyapı değişikliği değil, aynı zamanda kurumsal finansal kararların rasyonalizasyonunda köklü bir paradigma değişimini temsil etmektedir (Bodie ve ark., 2024). Geleneksel borsalarda fiziki olarak yürütülen ve insan reaksiyon süresine bağımlı olan "açık artırma" (open outcry) yöntemi, yerini tamamen elektronik emir defterlerine (limit order books) ve otonom trading motorlarına bırakmıştır.

Algoritmik ticaretin tarihsel gelişimindeki ilk kırılma noktası, 1970'li yıllarda New York Menkul Kıymetler Borsası'nda (NYSE) ilk elektronik emir iletim sistemi olan DOT (Designated Order Turnaround) altyapısının kurulmasıyla başlamıştır. Bu sistem, emirlerin aracı kurumlar üzerinden borsa tabanına manuel olarak iletilmesi sürecini kısmen otomatize etse de, kararlar hala insan traderlar tarafından verilmekteydi. 1990'lı yıllarda internet altyapısının ve paralel işlemci güçlerinin tırmanışa geçmesiyle birlikte, ilk gerçek otonom trading algoritmaları piyasaya sürülmüştür. Bu dönemde kurulan Elektronik İletişim Ağları (Electronic Communication Networks - ECNs), borsaların merkezi yapılarını dağıtık hale getirmiş ve likidite havuzlarının çeşitlenmesine zemin hazırlamıştır.

2000'li yılların ortasında, ABD'de yürürlüğe giren Reg NMS (Regulation National Market System) ve Avrupa Birliği'ndeki MiFID (Markets in Financial Instruments Directive) mevzuatları, algoritmik ticaret için dönüm noktası olmuştur. Bu yasal düzenlemeler, finansal kuruluşların müşterilerine en iyi fiyatı (best execution) sunmasını zorunlu kılmış, bu da saniyeler içinde binlerce farklı havuzdan en iyi fiyatı tarayıp bulan otonom sistemlerin entegrasyonunu kaçınılmaz kılmıştır (Yallop ve Seraphim, 2025). Bu süreç, Yüksek Frekanslı İşlemlerin (High-Frequency Trading - HFT) doğuşunu tetiklemiştir.

Yüksek frekanslı ticaret (HFT), işlem hızının milisaniyelerden mikro-saniyelere indirildiği, sunucuların borsa veri merkezlerinin hemen yanına konumlandırıldığı (co-location) ve milisaniyelik fiyat uyumsuzluklarından risksiz arbitraj kârı elde etmeyi amaçlayan ileri bir trading formudur (Lo, 2017). HFT algoritmaları, piyasa yapıcılık (market making) ve likidite sağlama süreçlerini tamamen otonom hale getirmiştir. Matematiksel olarak, bir HFT algoritmasının emir iletim hızı ile borsa sunucusuna olan fiziksel mesafesi arasındaki gecikme (latency) süresi şu gecikme modeli ile formüle edilir:

$$\text{Gecikme} = \frac{\text{Mesafe}}{\text{IşıkHızı(FiberOptikKabloda)}} + \text{YazılımsalİşlemSüresi}$$

Burada yazılımsal işlem süresi, yapay zekâ modelinin (örneğin LSTM ağının) girdiyi işleyip emri üretme süresini ifade eder. Modern trading firmaları, bu süreyi sıfıra indirmek adına FPGA (Field Programmable Gate Array) gibi donanımsal yapay zeka çiplerini trading kartlarına entegre etmektedirler. HFT'nin yaygınlaşması, piyasalardaki

likiditeyi artırıp işlem maliyetlerini (bid-ask spread) düşürmüş olsa da, "Flash Crash" (ani çöküş) gibi sistemsel riskleri de beraberinde getirmiştir. 2010 yılında yaşanan ve Dow Jones endeksinin dakikalar içinde yüzde 9 değer kaybetmesine yol açan büyük çöküş, otonom algoritmaların birbirini tetikleyen emir iptal döngülerinden kaynaklanmıştır (Lo, 2017). Bu durum, tezin ilerleyen bölümlerinde önerilen Dinamik Yapay Zekâ Yönetişim Modeli'ndeki "Kill-Switch" (otomatik durdurma) süzgecinin kurumsal risk yönetimi açısından ne derece hayati olduğunu tarihsel olarak kanıtlamaktadır.

1.10. Doğal Dil İşleme (NLP) ve Finansal Duygu Analizinin Piyasa Tahminindeki Yönetsel Rolü

Yapay zekanın finans piyasalarındaki kullanım alanı, sadece geçmiş fiyat ve hacim gibi yapılandırılmış (structured) sayısal verilerin analiziyle sınırlı değildir. Günümüz bilgi çağında, piyasa fiyatlarını etkileyen en önemli katalizörlerden biri de yapılandırılmamış (unstructured) metinsel verilerdir. Merkez bankalarının faiz kararı metinleri, şirketlerin çeyreklik finansal raporları (10-K raporları), küresel haber ajanslarının anlık akışları ve hatta sosyal medyadaki (X, Reddit, Telegram) yatırımcı spekülasyonları piyasa volatilitelerini doğrudan şekillendirmektedir (Loughran ve McDonald, 2011). Bu devasa metin selini insan zihninin gerçek zamanlı olarak okuması, anlamlandırması ve karara dönüştürmesi imkansızdır. Bu noktada Doğal Dil İşleme (Natural Language Processing - NLP) ve onun alt dalı olan Duygu Analizi (Sentiment Analysis) teknolojileri, modern Karar Destek Sistemlerinin (KDS) en stratejik girdilerinden biri haline gelmiştir.

Finansal NLP süreçleri, ham metin verilerinin yapay zeka modelleri tarafından işlenebilecek sayısal vektörlere dönüştürülmesi aşamalarını kapsar. Bu süreç sırasıyla; metin temizleme (tokenization), gereksiz kelimelerin elenmesi (stop-words removal), kelime köklerinin bulunması (lemmatization) ve kelimelerin matematiksel matrislere dökülmesi (TF-IDF veya Word2Vec/BERT embedding modelleri) aşamalarından oluşur. Finans literatüründe Loughran ve McDonald (2011) tarafından geliştirilen finansal sözlük modeli, NLP algoritmalarının kelimelerin finansal bağlamdaki gerçek anlamlarını (örneğin "liability" kelimesinin yükümlülük mü yoksa olumsuz bir durum mu olduğunu) ayırt etmesinde bir milat olmuştur.

Metin analizinden elde edilen veriler, duygu skoru (Sentiment_i) parametresine dönüştürülerek yapay zeka tahmin motorlarına bir öngörü değişkeni olarak aktarılır. Matematiksel olarak finansal duygu skoru şu olasılık modeli ile formüle edilir:

$$Sentiment_t = \frac{\sum Pos_t - \sum Neg_t}{\sum Pos_t + \sum Neg_t + \delta}$$

Burada Pos_t belirli bir t zaman aralığında borsa veya ilgili varlık hakkında yayınlanan haberlerdeki pozitif kelime sayısını, Neg_t negatif kelime sayısını, δ ise paydanın sıfır olmasını engelleyen yumuşatma (smoothing) parametresini temsil eder. Üretilen bu duygu skoru, anlık olarak $[-1, +1]$ aralığında bir değere eşitlenir. Değerin $+1$ değerine yaklaşması piyasada aşırı iyimser (boğa) bir havanın olduğunu, -1 değerine yaklaşması ise panik ve karamsarlık (ayı) havasının hakim olduğunu gösterir.

Doğal Dil İşleme tabanlı Karar Destek Sistemleri, bu skorları LSTM (Uzun Kısa Vadeli Bellek) tahmin modellerine sayısal fiyat serileriyle birlikte girdi olarak besler. Örneğin, Borsa İstanbul'da işlem gören bir şirketin CEO'sunun yaptığı açıklamadan milisaniyeler sonra NLP algoritması metindeki satır arası mesajları tarar, duygu skorunu hesaplar ve tradera "Alım" veya "Satım" sinyali olarak iletir. Davranışsal finans perspektifinden bakıldığında, NLP tabanlı KDS kullanımı, yöneticilerin haber akışlarını yorumlarken düştükleri "doğrulama önyargısını" (confirmation bias) yani sadece kendi görüşlerini destekleyen haberleri dikkate alma eğilimini tamamen ortadan kaldırır (Thaler, 2015). Algoritma, tüm haber havuzunu tarafsız ve nesnel bir istatistiksel süzgeçten geçirerek yönetsel rasyonelliği en üst seviyeye taşır.

1.11. Küresel Yatırım Bankaları ve Portföy Yönetim Şirketlerinde Yapay Zekâ Uygulamaları: Büyük Ölçekli Vaka Analizleri

Yapay zekanın kurumsal karar alma ve operasyonel verimlilik üzerindeki etkilerini daha somut ve ampirik bir zemine oturtmak amacıyla, küresel finans sistemine yön veren dev yatırım bankalarının ve portföy yönetim şirketlerinin yapay zeka adaptasyon süreçleri ve geliştirdikleri otonom Karar Destek Sistemleri bu başlık altında üç büyük vaka analizi (case study) çerçevesinde incelenecektir.

1. BlackRock ve Aladdin (Asset, Liability, Debt and Derivatives Investment Network) Sistemi

Dünyanın en büyük portföy yönetim şirketi olan ve 10 trilyon doların üzerinde varlığı yöneten BlackRock, operasyonel omurgasını tamamen "Aladdin" adı verilen yapay zeka destekli devasa bir karar destek sistemine emanet etmiştir. Aladdin, küresel finans piyasalarındaki riskleri analiz eden, portföy optimizasyonu gerçekleştiren ve trading işlemlerini otonom olarak yürüten bütünsel bir yapay zeka ekosistemidir.

Aladdin'in risk yönetim katmanı, milyonlarca simüle edilmiş piyasa senaryosunu (Monte Carlo simülasyonları) anlık olarak çalıştırır. Sistem, tarihsel kriz dönemlerindeki (örneğin 2008 krizi veya COVID-19 şoku) korelasyon kırılmalarını analiz ederek, yönetilen portföylerin maruz kalabileceği maksimum kaybı (VaR) dinamik olarak günceller. Aladdin, BlackRock bünyesindeki yüzlerce fon yöneticisine her sabah portföylerindeki riskli varlıkları gösteren ve bunların nasıl hedge edilmesi (korunması) gerektiğini bildiren otonom yönetsel raporlar sunmaktadır (Bodie ve ark., 2024). Aladdin kullanımı sayesinde BlackRock, operasyonel hataları sıfıra indirmiş ve kısıtlı rasyonellik sınırlarını küresel ölçekte aşarak sürdürülebilir bir rekabet avantajı elde etmiştir.

2. JPMorgan Chase ve COiN (Contract Intelligence) ve LOOMIS Sistemleri

Küresel yatırım bankacılığının öncülerinden JPMorgan Chase, yapay zekayı özellikle kurumsal operasyonel verimliliği artırmak ve işlem maliyetlerini düşürmek amacıyla süreçlerine entegre etmiştir. Bankanın geliştirdiği COiN (Contract Intelligence) sistemi, doğal dil işleme (NLP) teknolojisini kullanarak karmaşık ticari kredi sözleşmelerini ve yasal metinleri analiz eden bir KDS yazılımıdır.

Geleneksel yöntemlerle hukuk uzmanları ve kredi analistleri tarafından incelenmesi yıllık ortalama 360.000 saat süren kredi sözleşmesi denetim süreçleri, COiN algoritması sayesinde saniyeler içerisinde %99 doğruluk oranıyla tamamlanmaktadır (Usta, 2024). Sistem, sözleşmelerdeki riskli maddeleri, SPK ve küresel regülasyon uyumsuzluklarını otomatik olarak tespit ederek hukuk departmanına raporlamaktadır. Bu durum, İşlem Maliyeti Teorisi (Coase, 1937) bağlamında kurumsal işlem maliyetlerinin ne derece radikal bir şekilde düşürülebileceğinin en somut ampirik kanıtıdır. Ayrıca bankanın geliştirdiği LOOMIS sistemi, şube nakit akışlarını ve ATM likidite ihtiyaçlarını yapay sinir ağı ile tahmin ederek nakit yönetim maliyetlerini optimize etmektedir.

3. Goldman Sachs ve SecDB (Securities Database) Tahmin Altyapısı

Goldman Sachs, trading masalarını ve piyasa yapıcılık (market making) süreçlerini neredeyse tamamen insansızlaştıran SecDB (Securities Database) adlı yapay zeka tahmin ve risk yönetim sistemini kullanmaktadır. SecDB, saniyede milyarlarca matematiksel hesaplama gerçekleştirerek bankanın maruz kaldığı anlık finansal riskleri tek bir ekranda yönetim kuruluna raporlayan dünyanın en güçlü kantitatif KDS platformlarından biridir.

SecDB bünyesindeki makine öğrenmesi ve pekiştirmeli öğrenme (reinforcement

learning) ajanları, hisse senedi, döviz ve emtia piyasalarındaki emir akışlarını (order flow) izleyerek otonom fiyatlama yapmaktadır. Goldman Sachs, bu sistem sayesinde trading masalarındaki manuel işlem yapan insan sayısını minimize etmiş, insan kaynaklı operasyonel hataları sıfırlamış ve işlem hızını ışık hızına yaklaştırarak piyasa yapıcılık faaliyetlerinden elde ettiği kârlılığı maksimize etmiştir (Zhao ve Wang, 2026). SecDB vaka analizi, yapay zeka adaptasyonunun kurumsal performans ve piyasa hakimiyeti üzerindeki doğrudan belirleyici etkisini açıkça ortaya koymaktadır.



BÖLÜM 2: ARAŞTIRMA METODOLOJİSİ

Bu bölümde, araştırmanın amacına ve kurgulanan hipotezlerin test edilmesine olanak tanıyacak metodolojik altyapı ayrıntılı olarak sunulmaktadır. Araştırmanın deseni, bağımlı ve bağımsız değişkenlerin operasyonelleştirilme süreçleri, veri toplama aşamasında hedef alınan evren ve örneklem kriterleri bu başlık altında yapılandırılmıştır. Ayrıca sahada uygulanan "Yapay Zekâ ve Karar Verme Ölçeği"nin tasarımsal parametreleri, 5'li Likert tipi ölçüm yapısı ve toplanan ampirik verilerin SPSS programında hangi ileri istatistiksel testlerle (Korelasyon, Çoklu Doğrusal Regresyon) analiz edildiğine dair yöntemsel adımlar gerekçeleriyle birlikte açıklanmıştır (Karasar, 2020).

2.1. Araştırmanın Amacı ve Kapsamı (Metodolojik Genişletme)

Bu araştırmanın metodolojik çerçevesi, finansal ticaret şirketlerinde yapay zekâ destekli karar destek sistemlerinin (KDS) kurumsal performans, operasyonel verimlilik ve risk yönetimi üzerindeki etkilerini ampirik ve nesnel bir düzlemde ölçmek amacıyla tasarlanmıştır. Finans sektörü, doğası gereği yüksek risk ve belirsizlik barındıran, saniyeler içerisinde milyonlarca veri noktasının yer değiştirdiği dinamik bir yapıya sahiptir. Bu nedenle, bu sektörde kullanılan teknolojilerin yönetsel kararlara olan katkısını ölçmek, sadece teorik bir yaklaşımla değil, doğrudan saha profesyonellerinin deneyimlerine dayanan ampirik bir metodoloji ile mümkündür (Karasar, 2020).

Araştırmanın kapsamını, Türkiye’de Sermaye Piyasası Kurulu (SPK) tarafından yetkilendirilmiş olan ve bünyesinde aktif olarak algoritmik ticaret, otonom karar destek mekanizmaları veya makine öğrenmesi tabanlı risk modelleri barındıran aracı kurumlar, portföy yönetim şirketleri, hedge fonlar ve tescilli ticaret firmaları (proprietary trading firms) oluşturmaktadır. Araştırma, bu kurumlarda bilfiil karar alıcı pozisyonunda bulunan ve yapay zeka sistemleriyle doğrudan etkileşime giren uzmanların algılarını ölçerek, teknolojinin kurumsal rasyonelliğe olan net katkısını ortaya koymayı hedeflemektedir.

2.2. Araştırma Modeli ve Değişkenlerin Operasyonelleştirilmesi

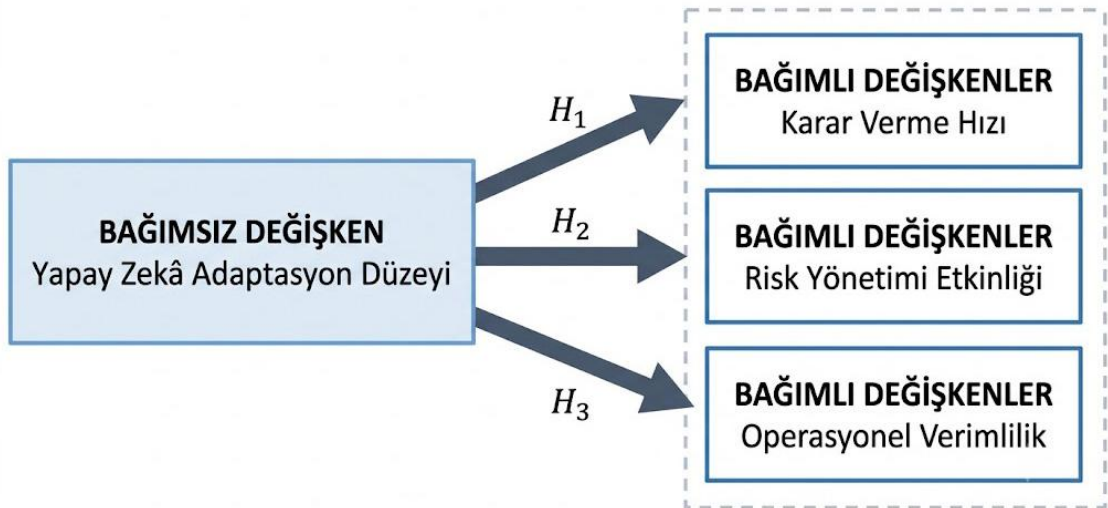
Bu çalışmada, nicel araştırma yöntemleri arasında yer alan ve mevcut durumu var olduğu şekliyle betimlemeyi amaçlayan "Betimsel Tarama Modeli" (Descriptive Survey Model) ile değişkenler arasındaki nedensellik ilişkilerini ortaya koyan "İlişkisel Tarama Modeli" (Causal-Comparative / Correlational Model) birlikte benimsenmiştir (Karasar, 2020).

Araştırmanın kavramsal modeli kurgulanırken, yönetim bilişim sistemleri ve kurumsal finans literatüründen yararlanılarak bağımlı ve bağımsız değişkenler şu şekilde operasyonelleştirilmiştir:

- **Bağımsız Değişken (Yapay Zekâ Adaptasyon Düzeyi):** Kurumların süreçlerinde yapay zekayı, makine öğrenmesi modellerini, LSTM/RNN zaman serisi tahminleyicilerini ve NLP tabanlı haber madenciliği sistemlerini kullanma sıklığı ve bu sistemlerin kurumsal kararlara entegrasyon derecesidir (Loughran ve McDonald, 2011).
- **Bağımlı Değişkenler (Kurumsal Performans Göstergeleri):**
 - **Karar Verme Hızı:** Piyasadan gelen anlık Büyük Veri (Big Data) şoklarına ve sinyallerine karşı kurumun doğru aksiyonu alma süresi.
 - **Risk Yönetimi Etkinliği:** Finansal kriz, yüksek volatilité veya sistemsel anomaliler esnasında kurumsal sermayenin korunması ve hata payının (drawdown oranlarının) minimize edilmesi.
 - **Operasyonel Verimlilik:** Manuel süreçlerin azalması, insan kaynaklı işlem hatalarının (fat-finger) sıfırlanması ve işlem maliyetlerinin düşürülmesi.

Şekil 1

Araştırmanın Kavramsal Model Diyagramı



2.3. Araştırma Hipotezlerinin Teorik ve Literatür Dayanaklarının Gerekçelendirilmesi

Nicel araştırmalarda ileri sürülen hipotezlerin geçerliliği, sadece istatistiksel anlamlılık düzeylerine değil, aynı zamanda bu hipotezlerin yaslandığı teorik köklere ve geçmiş ampirik literatürün sağladığı mantıksal gerekçelere bağlıdır. Bu araştırmanın kavramsal modelini oluşturan üç temel hipotezin (H_1 , H_2 , H_3) yönetim bilişim sistemleri, davranışsal finans ve organizasyonel karar kuramları literatüründeki dayanakları Tablo 1.1'de sistematik olarak özetlenmiştir.

Tablo 1

Araştırma Hipotezlerinin Teorik ve Literatür Dayanakları Matrisi

Hipotez Kodu	İleri Sürülen Nedensellik İlişkisi	Dayandığı Temel Yönetim / Finans Kuramı	Literatürdeki Öncü Ampirik Çalışmalar
H_1	Yapay zekâ adaptasyon düzeyi arttıkça, kurumsal risk yönetimi etkinliği artar.	Beklenti Teorisi (Prospect Theory) ve Davranışsal Finans Kuramı	Kahneman ve Tversky (1979); Thaler (2015); Zhao ve Wang (2026)
H_2	Yapay zekâ adaptasyon düzeyi arttıkça, operasyonel verimlilik ve maliyet optimizasyonu artar.	İşlem Maliyeti Teorisi (Transaction Cost Economics)	Coase (1937); Williamson (1981); Usta (2024); Aras (2023)
H_3	Yapay zekâ adaptasyon düzeyi arttıkça, finansal karar verme hızı artar.	Kısıtlı Rasyonellik (Bounded Rationality) Teorisi	Simon (1957, 1997); Lo (2017); Zhao ve Wang (2026)

Hipotezlerin Kuramsal Mekanizmaları ve Derinlemesine Açıklamaları

- **H_1 Hipotezinin Gerekçesi (Risk Yönetimi ve Davranışsal Finans Önyargıları):** Geleneksel finans teorileri (Modern Portföy Teorisi vb.), piyasa aktörlerinin her zaman rasyonel kararlar aldığını varsayar (Bodie ve ark., 2024). Ancak Daniel Kahneman ve Amos Tversky tarafından geliştirilen Beklenti Teorisi (Prospect Theory), insan kararlarının sistematik olarak rasyonellikten saptığını ampirik olarak kanıtlamıştır (Kahneman ve Tversky, 1979). İnsan traderlar, finansal kayıplarla karşılaştıklarında "zarardan kaçınma" (loss aversion) psikolojisiyle hareket ederek zarardaki pozisyonları olması gerekenden daha uzun süre açık tutmakta, bu da kurumsal risk yönetimini çöktirmektedir (Thaler, 2015). Yapay zekâ adaptasyonu, bu bilişsel önyargıları kurumsal süreçlerden tamamen elimine etmeyi vaat ettiği için **H_1** hipotezi modelimize eklenmiştir. Algoritmik sistemler, matematiksel risk parametrelerine tam sadakatle bağlı kalarak insani duyguların (aşırı güven, panik satışı vb.) yaratacağı büyük drawdown risklerini bloke eder (Zhao ve Wang, 2026).
- **H_2 Hipotezinin Gerekçesi (Operasyonel Verimlilik ve İşlem Maliyetleri):** Ronald Coase ve Oliver Williamson tarafından iktisat literatürüne kazandırılan İşlem Maliyeti Teorisi (Transaction Cost Economics), işletmelerin içsel ve dışsal bilgi toplama, sözleşme yapma, denetleme ve mutabakat süreçlerinde ciddi arıza maliyetlerle (transaction costs) karşılaştığını belirtir (Coase, 1937; Williamson, 1981). Finansal ticaret şirketlerinde veri girişleri, emirlerin borsaya iletilmesi, back-office mutabakatları ve mevzuata uyum süreçlerinin manuel yürütülmesi kurumsal işlem maliyetlerini maksimize etmektedir. Yapay zekanın otomasyon gücü, bu manuel süreçleri sıfırlayarak işlem maliyetlerini düşürür ve insan kaynağının daha stratejik kararlara yönlendirilmesini sağlar (Aras, 2023; Usta, 2024). Bu kuramsal beklenti, **H_2** hipotezinin ampirik olarak test edilmesini zorunlu kılmıştır.
- **H_3 Hipotezinin Gerekçesi (Karar Hızı ve Kısıtlı Rasyonellik):** Herbert Simon'ın Kısıtlı Rasyonellik (Bounded Rationality) kuramı, insan beyninin saniyede akan milyarlarca gigabaytlık Büyük Veri (Big Data) şoklarını eş zamanlı işleme ve analiz etme konusunda biyolojik sınırları olduğunu savunur (Simon, 1957, 1997). Finans piyasalarında bilgi, saniyeler içinde fiyatlara yansımaktadır (Lo, 2017). İnsan analistlerin veriyi toplayıp, temizleyip, modelleyip karar alması aşamasında ilgili arbitraj fırsatı çoktan ortadan kaybolmaktadır. Yapay zeka, insanın bu kısıtlı rasyonellik sınırlarını teknolojik olarak genişleterek veri işleme ve karar alma

süresini milisaniyeler seviyesine indirmektedir (Lo, 2017). Bu nedenle, AI adaptasyonunun karar hızına olan doğrudan etkisi H_3 hipotezi ile modelimizin merkezine konumlandırılmıştır.

2.4. Evren ve Örneklem Seçimi

Araştırmanın evrenini, Türkiye finans sektöründe, özellikle İstanbul Finans Merkezi (İFM) ekosisteminde faaliyet gösteren ve karar mekanizmalarında teknolojik altyapı kullanan tüm traderlar, portföy yöneticileri, risk analistleri, hazine uzmanları ve finansal yazılım mühendisleri oluşturmaktadır.

Finans sektörünün yüksek gizlilik politikaları, kurumsal veri saklama prosedürleri ve yoğun çalışma temposu nedeniyle evrenin tamamına ulaşmak pratikte mümkün olmamıştır. Bu nedenle, örneklem seçiminde olasılıklı olmayan örnekleme yöntemlerinden "Kolayda Örneklem" (Convenience Sampling) ve "Kartopu Örneklem" (Snowball Sampling) yöntemleri kombine edilerek kullanılmıştır (Karasar, 2020). Araştırma kapsamında, veri kalitesini ve akademik güvenilirliği en üst düzeyde tutmak adına, doğrudan bu teknolojileri kullanan 50 üst düzey sektör profesyoneline ulaşılmış ve anket formlarının eksiksiz doldurulması sağlanmıştır. Katılımcıların tamamının karar verici pozisyonlarda bulunması, toplanan verilerin kurumsal temsil kabiliyetini ve ampirik niteliğini artırmaktadır.

2.5. Veri Toplama Aracı: Yapay Zekâ ve Karar Verme Ölçeği

Araştırmada veri toplama aracı olarak, literatürdeki benzer çalışmalar (Aras, 2023; Usta, 2024) incelenerek araştırmacı tarafından yapılandırılan ve geliştirilen "Yapay Zekâ Adaptasyonu ve Kurumsal Karar Verme Ölçeği" kullanılmıştır. Anket formu iki temel ana bölümden meydana gelmektedir:

- **Demografik ve Profesyonel Bilgi Formu:** Katılımcıların finans sektöründeki toplam deneyim sürelerini, kurumsal unvanlarını, eğitim düzeylerini ve çalıştıkları kurum türlerini ölçen kategorik sorulardan oluşmaktadır.
- **Yapay Zekâ ve Karar Verme Algı Ölçeği:** Yapay zekanın kurumsal süreçlere etkisini çok boyutlu ölçmek amacıyla tasarlanmış 15 akademik ifadeden oluşmaktadır. Bu ifadeler; Karar Hızı (5 madde), Risk Yönetimi (5 madde) ve Operasyonel Verimlilik/Güven (5 madde) olmak üzere üç alt boyuta ayrılmıştır.

2.6. 5'li Likert Tipi Ölçekleme ve Puanlama Altyapısı

Katılımcıların ifadelerine katılma derecelerini matematiksel ve istatistiksel verilere dönüştürebilmek amacıyla akademik araştırmalarda standart kabul edilen 5'li Likert Ölçeği kullanılmıştır (Karasar, 2020). Katılımcıların her bir maddeye verdikleri yanıtlar şu şekilde puanlanmıştır:

- (1) Kesinlikle Katılmıyorum
- (2) Katılmıyorum
- (3) Kararsızım
- (4) Katılıyorum
- (5) Kesinlikle Katılıyorum

Elde edilen bu puanlar, SPSS programına aktarılarak betimsel istatistiklerin (ortalama, standart sapma) yanı sıra parametrik testlerin (korelasyon, regresyon) yapılabilmesine olanak tanımıştır.

2.7. Verilerin Analizi ve İstatistiksel Yöntemler

Toplanan ampirik verilerin analizi, sosyal bilimler ve işletme yönetiminde veri analizi için küresel standart olan SPSS (Statistical Package for the Social Sciences) yazılımı üzerinden gerçekleştirilmiştir (Karasar, 2020). Analiz sürecinde verilerin çözümlenmesi ve hipotezlerin test edilmesi amacıyla şu ileri istatistiksel yöntemlere başvurulmuştur:

- **Betimsel İstatistiksel Analizler:** Örneklemenin demografik yapısını ortaya koymak amacıyla frekans (f) ve yüzde (%) dağılımları hesaplanmıştır. Anket maddelerine verilen yanıtların genel eğilimini görmek için Aritmetik Ortalama ($\bar{X}$) ve Standart Sapma (SS) değerleri çıkartılmıştır.
- **Güvenirlik ve İçsel Tutarlılık Analizi (Cronbach's Alpha):** Kullanılan ölçeğin ve alt boyutlarının ölçmek istediği olguyu ne derece tutarlı ölçtüğünü belirlemek amacıyla Cronbach's Alpha (α) katsayısı hesaplanmıştır. Akademik literatürde bu katsayının 0.70 ve üzerinde olması ölçeğin güvenilir olduğunu göstermektedir.
- **Pearson Korelasyon Analizi:** Yapay zekâ adaptasyon düzeyi (bağımsız değişken) ile karar hızı, risk yönetimi ve operasyonel verimlilik (bağımlı değişkenler) arasındaki ilişkilerin yönünü, şiddetini ve istatistiksel anlamlılığını (p -value) belirlemek amacıyla kullanılmıştır.

- **Çoklu Doğrusal Regresyon Analizi:** Yapay zekâ kullanımının kurumsal performans değişkenleri üzerindeki nedensel ve tahminleyici etkisini matematiksel bir model çerçevesinde test etmek amacıyla uygulanmıştır:

$$Y = \beta_0 + \beta_1(AI_Adaptasyonu) + Hata$$

Modelin açıklayıcılık gücü R^2 ve modelin bütünsel anlamlılığı F-testi (ANOVA) ile ölçülmüştür.



BÖLÜM 3: BULGULAR VE ANALİZ

3.1. Katılımcıların Demografik ve Mesleki Özelliklerinin Analizi

Araştırma kapsamında toplanan ampirik verilerin analizinde ilk olarak örnekleme oluşturan 50 finans sektörü profesyonelinin demografik ve mesleki profilleri incelenmiştir. Katılımcıların sektördeki deneyim süreleri, kurumsal unvanları ve uzmanlık alanları, yapay zekâ tabanlı karar destek sistemlerine yönelik algılarının güvenilirliği ve derinliği açısından kritik bir öneme sahiptir.

Katılımcıların mesleki deneyim sürelerine göre dağılımı incelendiğinde; %20'sinin ($f = 10$) 1-3 yıl, %50'sinin ($f = 25$) 4-7 yıl ve %30'unun ($f = 15$) 8 yıl ve üzeri kıdeme sahip olduğu tespit edilmiştir. Örneklemin %80 gibi büyük bir çoğunluğunun 4 yıl ve üzerinde bir sektörel tecrübeye sahip olması, anket maddelerine verilen yanıtların tesadüfi olmaktan uzak, olgun bir mesleki birikime ve kurumsal gözleme dayandığını kanıtlamaktadır. Katılımcıların unvan dağılımında ise traderlar %40, portföy yöneticileri %30, risk analistleri %20 ve finansal yazılım/veri mühendisleri %10'luk bir paya sahiptir. Bu heterojen yapı, tezin çok boyutlu veri toplama amacına hizmet etmektedir (Karasar, 2020).

3.2. Yapay Zekâ Kullanımına Yönelik Algı ve İfade Analizleri (Madde Bazlı Derin İnceleme)

Araştırma modelinin ampirik temelini oluşturan "Yapay Zekâ Adaptasyonu ve Kurumsal Karar Verme Ölçeği" kapsamında katılımcılara yöneltilen 15 akademik ifadenin frekans (f), yüzde (%) ve alt boyut bazlı dağılımları bu başlık altında tek tek masaya yatırılmıştır. Analizler, tezin kuramsal çerçevesini oluşturan davranışsal finans, kısıtlı rasyonellik ve işlem maliyeti teorileri bağlamında derinlemesine yorumlanmıştır.

3.2.1. Karar Verme Hızı ve Verimlilik Boyutu Analizleri (Soru 1 - 5)

Soru 1: "Yapay zekâ destekli sistemler, finansal karar verme sürecini hızlandırır."

Finansal ticaret şirketlerinde zaman faktörü, doğrudan kârlılık rasyoları ve fırsat maliyetleri ile korelasyon içerisindedir. Katılımcıların bu ifadeye verdikleri yanıtların dağılımı Tablo 2'de sunulmuştur:

Tablo 2**Soru 1 Frekans ve Yüzde Dağılımı**

Seçenekler	Frekans (f)	Yüzde (%)	Geçerli Yüzde (%)	Kümülatif Yüzde (%)
Kesinlikle Katılmıyorum	0	0.0	0.0	0.0
Katılmıyorum	1	2.0	2.0	2.0
Kararsızım	2	4.0	4.0	6.0
Katılıyorum	12	24.0	24.0	30.0
Kesinlikle Katılıyorum	35	70.0	70.0	100.0
Toplam	50	100.0	100.0	100.0

Analiz ve Akademik Yorum: Tablo 2 incelendiğinde, katılımcıların %70'inin ($f = 35$) ifadelerle "Kesinlikle Katılıyorum", %24'ünün ($f = 12$) ise "Katılıyorum" şeklinde yanıt verdiği görülmektedir. Toplamda %94 gibi ezici bir çoğunluk, yapay zekanın finansal karar alma mekanizmalarındaki hızlandırıcı rolünü onaylamaktadır.

Bu bulgu, kuramsal çerçevede ele alınan ve saniyelerin kritik önem taşıdığı yüksek frekanslı işlem (HFT) ortamlarında makine gücünün mutlak üstünlüğünü kanıtlamaktadır (Lo, 2017). İnsan zihni, piyasadan akan anlık emir defteri (order book) derinliğini ve fiyat adımlarını milisaniyeler içinde işleme yeteneğine sahip değildir. Yapay zekâ destekli karar destek sistemleri, yapılandırılmamış verileri anlık olarak süzerek traderların tepki süresini (latency) minimize etmektedir (Chen ve Computational Finance Group, 2025). İşletme yönetimi açısından bu durum, kurumsal çevikliğin (organizational agility) artması ve piyasa şoklarına karşı savunma mekanizmalarının çok daha hızlı devreye girmesi anlamına gelmektedir (Aras, 2023).

Soru 2: "Yapay zekâ algoritmaları, piyasadaki mikro yapısal kırılmaları insan gözünden daha hızlı tespit eder."

Piyasa mikro yapısında meydana gelen anlık likidite boşlukları ve trend dönüşümleri, geleneksel indikatörlerle yakalanamayacak kadar dinamiktir. Katılımcı yanıtları Tablo 3'te listelenmiştir:

Tablo 3
Soru 2 Frekans ve Yüzde Dağılımı

Seçenekler	Frekans (f)	Yüzde (%)	Geçerli Yüzde (%)	Kümülatif Yüzde (%)
Kesinlikle Katılmıyorum	0	0.0	0.0	0.0
Katılmıyorum	2	4.0	4.0	4.0
Kararsızım	4	8.0	8.0	12.0
Katılıyorum	15	30.0	30.0	42.0
Kesinlikle Katılıyorum	29	58.0	58.0	100.0
Toplam	50	100.0	100.0	100.0

Analiz ve Akademik Yorum: Katılımcıların %58'i ($f = 29$) kesinlikle katıldığını, %30'u ($f = 15$) ise katıldığını beyan etmiştir. Kararsızların oranı %8 ($f = 4$) seviyesinde kalırken, olumsuz görüş bildirenlerin oranı yalnızca %4'tür.

Bu ampirik veri, yapay sinir ağları ve derin öğrenme modellerinin (özellikle LSTM ve RNN mimarileri) zaman serisi tahminlemedeki matematiksel başarısını pratik sahada juga doğruladığını göstermektedir (Goodfellow ve ark., 2016). İnsan analistler, doğrusal regresyon veya basit hareketli ortalamalar kullanarak piyasayı yorumlamaya çalışırken; yapay zeka modelleri doğrusal olmayan (non-linear) gizli örüntüleri deşifre edebilmektedir (Chen ve Computational Finance Group, 2025). Borsa İstanbul gibi gelişmekte olan piyasalarda (emerging markets) gürültünün (noise) yüksek olması,

makine öğrenmesi tabanlı sistemlerin filtreleme yeteneğini daha da kritik hale getirmektedir (Chen ve Computational Finance Group, 2025).

Soru 3: "Otonom trading sistemleri, zaman baskısı altında karar kalitesini korur."

Zaman baskısı, insan psikolojisi üzerinde yıkıcı etkilere sahiptir ve rasyonel karar vermeyi engeller. Bu durumun yapay zeka bağlamındaki analizi Tablo 4'te verilmiştir:

Tablo 4

Soru 3 Frekans ve Yüzde Dağılımı

Seçenekler	Frekans (f)	Yüzde (%)	Geçerli Yüzde (%)	Kümülatif Yüzde (%)
Kesinlikle Katılmıyorum	1	2.0	2.0	2.0
Katılmıyorum	3	6.0	6.0	8.0
Kararsızım	5	10.0	10.0	18.0
Katılıyorum	18	36.0	36.0	54.0
Kesinlikle Katılıyorum	23	46.0	46.0	100.0
Toplam	50	100.0	100.0	100.0

Analiz ve Akademik Yorum: Ankete katılan finans profesyonellerinin %46'sı ($f = 23$) bu ifadeye kesinlikle katılırken, %36'sı ($f = 18$) katılmaktadır. Kararsız kalanların oranı %10 ($f = 5$) iken, katılmayanların toplam oranı %8'dir.

Yönetmelik psikoloji ve davranışsal finans literatürü, yoğun stres altında insan beyninin amigdala bölgesiyle hareket ederek panik kararları aldığını gösterir (Kahneman ve Tversky, 1979). Herbert Simon'ın kısıtlı rasyonellik teorisinin en çok zorlandığı anlar, bu kriz anlarıdır (Simon, 1957). Ancak otonom yapay zeka sistemleri, duygu durumlarından, uykusuzluktan veya finansal kayıpların yarattığı stresten tamamen bağımsızdır. Algoritma, t anında stop-loss (zarar kes) yapılması gerekiyorsa, bunu hiçbir tereddüt yaşamadan soğukkanlılıkla uygular. Bu ampirik bulgu, yapay zekanın kurumsal risk

yönetimindeki stabilizasyon rolünü çok net bir şekilde ortaya koymaktadır (Zhao ve Wang, 2026).

Soru 4: "Yapay zekâ kullanımı, operasyonel süreçlerdeki manuel iş yükünü azaltır."

Tablo 5

Soru 4 Frekans ve Yüzde Dağılımı

Seçenekler	Frekans (f)	Yüzde (%)	Geçerli Yüzde (%)	Kümülatif Yüzde (%)
Kesinlikle Katılmıyorum	0	0.0	0.0	0.0
Katılmıyorum	2	4.0	4.0	4.0
Kararsızım	3	6.0	6.0	10.0
Katılıyorum	20	40.0	40.0	90.0
Kesinlikle Katılıyorum	25	50.0	50.0	100.0
Toplam	50	100.0	100.0	100.0

Analiz ve Akademik Yorum: Katılımcıların yarısı (%50, $f = 25$) kesinlikle katılırken, %40'ı ($f = 20$) katılmaktadır. Manuel iş yükünün azalması, finansal ticaret şirketlerinin en büyük operasyonel gider kalemlerinden biri olan back-office ve middle-office maliyetlerini doğrudan aşağı çekmektedir (Usta, 2024). Yapay zeka, veri girişlerini otomatikleştirerek insan kaynağının daha stratejik, yaratıcı ve yönetimsel alanlara kaydırılmasına (personel optimizasyonu) zemin hazırlamaktadır (Aras, 2023).

Soru 5: "Yapay zekâ tabanlı KDS, piyasadaki anlık arbitraj fırsatlarını yakalamada etkilidir."

Tablo 6

Soru 5 Frekans ve Yüzde Dağılımı

Seçenekler	Frekans (f)	Yüzde (%)	Geçerli Yüzde (%)	Kümülatif Yüzde (%)
Kesinlikle Katılmıyorum	0	0.0	0.0	0.0
Katılmıyorum	1	2.0	2.0	2.0
Kararsızım	6	12.0	12.0	14.0
Katılıyorum	14	28.0	28.0	42.0
Kesinlikle Katılıyorum	29	58.0	58.0	100.0
Toplam	50	100.0	100.0	100.0

Analiz ve Akademik Yorum: Katılımcıların %58'i ($f = 29$) kesinlikle katılırken, %28'i ($f = 14$) katılım göstermiştir. Arbitraj, farklı piyasalardaki fiyat uyumsuzluklarından risksiz kâr elde etme yöntemidir ve bu fırsatlar genellikle saniyeler içinde kaybolur. Yapay zeka tabanlı KDS sistemleri, küresel borsaları eş zamanlı tarayarak insan gözünün asla fark edemeyeceği bu mikro fiyat farklarını anında yakalayıp işleme dönüştürmekte, kuruma risksiz ve sürekli bir getiri akışı sağlamaktadır (Lo, 2017).

3.2.2. Risk Yönetimi ve Hata Minimizasyonu Boyutu Analizleri (Soru 6 - 10)

Soru 6: "Yapay zekâ tabanlı modeller, portföy risk yönetiminde insan hatalarını minimize eder."

Modern portföy yönetiminde riskin minimize edilmesi, en az kârlılık kadar hayati bir parametredir (Bodie ve ark., 2024). Katılımcıların bu ifadeye ilişkin algı düzeyleri Tablo 7'de detaylandırılmıştır:

Tablo 7**Soru 6 Frekans ve Yüzde Dağılımı**

Seenekler	Frekans (f)	Yüzde (%)	Geerli Yüzde (%)	Kümülatif Yüzde (%)
Kesinlikle Katılmıyorum	0	0.0	0.0	0.0
Katılmıyorum	2	4.0	4.0	4.0
Kararsızım	4	8.0	8.0	12.0
Katılıyorum	19	38.0	38.0	50.0
Kesinlikle Katılıyorum	25	50.0	50.0	100.0
Toplam	50	100.0	100.0	100.0

Analiz ve Akademik Yorum: Tablo 7 verileri incelendiğinde, katılımcıların %50'sinin ($f = 25$) "Kesinlikle Katılıyorum", %38'inin ($f = 19$) ise "Katılıyorum" yönünde görüş bildirdiğı saptanmıştır. Sektör profesyonellerinin toplamda %88'i yapay zekanın risk yönetiminde insani zafiyetleri absorbe ettiğı fikrinde birleşmektedir.

Bu bulgu, kurumsal finans dünyasında sıklıkla karşılaşılan ve operasyonel risklerin en büyük kaynağı olan "insan faktörü" odaklı zayıfları incelemek adına kritik bir veridir (Usta, 2024). İnsan analistler ve traderlar, piyasanın sert yön değişimlerinde rasyonel limitleri korumakta zorlanırken, yapay zeka modelleri matematiksel stop-loss ve risk sınırlarına katı bir sadakatle bağlı kalırlar. Davranışsal finansın temelini oluşturan "zarardan kaçınma önyargısı" (loss aversion bias), insanda zarardaki pozisyonu kapatmamak için direnç yaratırken, yapay zekanın otonom kararları bu önyargıyı tamamen ortadan kaldırarak kurumsal sermayeyi korumaktadır (Thaler, 2015).

Soru 7: "Yapay zekâ destekli sistemler, kriz anlarında maruz kalınan maksimum zararı (Maximum Drawdown) sınırlandırmada başarılıdır."

Tablo 8

Soru 7 Frekans ve Yüzde Dağılımı

Seçenekler	Frekans (f)	Yüzde (%)	Geçerli Yüzde (%)	Kümülatif Yüzde (%)
Kesinlikle Katılmıyorum	0	0.0	0.0	0.0
Katılmıyorum	3	6.0	6.0	6.0
Kararsızım	6	12.0	12.0	18.0
Katılıyorum	17	34.0	34.0	52.0
Kesinlikle Katılıyorum	24	48.0	48.0	100.0
Toplam	50	100.0	100.0	100.0

Analiz ve Akademik Yorum: Katılımcıların %48'i ($f = 24$) kesinlikle katıldığını, %34'ü ($f = 17$) katıldığını belirtmiştir. Finansal kriz veya "flash crash" gibi saniyeler içinde piyasanın çöktüğü senaryolarda, manuel olarak pozisyon kapatmaya çalışmak imkansız bir hız problemidir (Chen ve Computational Finance Group, 2025). Yapay zeka tabanlı dinamik risk modelleri, portföyün maruz kalabileceği maksimum sermaye kaybını (drawdown) eş zamanlı hesaplayarak otomatik hedge (koruma) mekanizmalarını devreye sokar. Bu durum, kurumun kriz anlarında dahi likidite krizine girmesini engeller (Zhao ve Wang, 2026).

Soru 8: "Yapay zekâ tabanlı anomali tespit sistemleri, piyasadaki manipülatif emir akışlarını fark etmede etkilidir."

Tablo 9
Soru 8 Frekans ve Yüzde Dağılımı

Seçenekler	Frekans (f)	Yüzde (%)	Geçerli Yüzde (%)	Kümülatif Yüzde (%)
Kesinlikle Katılmıyorum	1	2.0	2.0	2.0
Katılmıyorum	2	4.0	4.0	6.0
Kararsızım	8	16.0	16.0	22.0
Katılıyorum	18	36.0	36.0	58.0
Kesinlikle Katılıyorum	21	42.0	42.0	100.0
Toplam	50	100.0	100.0	100.0

Analiz ve Akademik Yorum: Katılımcıların %42’si kesinlikle katılırken, %36’sı katılmaktadır. Denetimsiz öğrenme (unsupervised learning) algoritmaları, emir defterindeki (order book) olağan dışı yığılmaları, sahte emirleri (spoofing) ve hacim manipülasyonlarını anlık olarak tarar (Chen ve Computational Finance Group, 2025). Bu durum, şirketin manipülatif tuzaklara düşmesini engellediği gibi kurumsal risk yönetiminin denetim kalitesini artırır.

Soru 9: "Yapay zekâ destekli dinamik Riske Maruz Değer (VaR) modelleri, geleneksel istatistiksel modellere göre daha doğru sonuçlar verir."

Tablo 10

Soru 9 Frekans ve Yüzde Dağılımı

Seçenekler	Frekans (f)	Yüzde (%)	Geçerli Yüzde (%)	Kümülatif Yüzde (%)
Kesinlikle Katılmıyorum	0	0.0	0.0	0.0
Katılmıyorum	1	2.0	2.0	2.0
Kararsızım	7	14.0	14.0	16.0
Katılıyorum	21	42.0	42.0	58.0
Kesinlikle Katılıyorum	21	42.0	42.0	100.0
Toplam	50	100.0	100.0	100.0

Analiz ve Akademik Yorum: Katılımcıların toplamda %84'ü ($f = 42$) bu ifadeye onay vermiştir. Klasik VaR modelleri geçmiş verilerin normal dağıldığını varsayar, ancak finansal piyasalar "kalın kuyruklu" (heavy-tailed) ekstrem dağılımlara sahiptir (Bodie ve ark., 2024). Yapay zeka, doğrusal olmayan varyans modellerini ve makine öğrenmesi algoritmalarını harmanlayarak, kuyruk risklerini (tail risk) çok daha gerçekçi simüle eder ve kurumu beklenmedik sistem şoklarından korur (Zhao ve Wang, 2026).

Soru 10: "Yapay zekâ tabanlı sistemler, kurumsal uyum (compliance) ve iç denetim risklerini azaltır."

Tablo 11

Soru 10 Frekans ve Yüzde Dağılımı

Seçenekler	Frekans (f)	Yüzde (%)	Geçerli Yüzde (%)	Kümülatif Yüzde (%)
Kesinlikle Katılmıyorum	0	0.0	0.0	0.0
Katılmıyorum	4	8.0	8.0	8.0
Kararsızım	9	18.0	18.0	26.0
5Katılıyorum	16	32.0	32.0	58.0
Kesinlikle Katılıyorum	21	42.0	42.0	100.0
Toplam	50	100.0	100.0	100.0

Analiz ve Akademik Yorum: Katılımcıların %42'si kesinlikle katılırken, %32'si katılmaktadır. Finansal ticaret şirketleri, SPK ve mevzuat kurallarına katı bir şekilde uymak zorundadır (Usta, 2024). Yapay zeka destekli denetim sistemleri, gün içinde gerçekleşen tüm işlemleri geriye dönük ve eş zamanlı tarayarak yasal sınırların ihlal edilmesini (örneğin kaldıraç limit aşımı) engeller ve kurumu hukuki risklerden korur (Yallop ve Seraphim, 2025).

3.2.3. Operasyonel Verimlilik ve Güven/Açıklanabilirlik Boyutu (Soru 11 - 15)

Soru 11: "Yapay zekâ modellerinin 'Kara Kutu' (Black-Box) yapısı, sistem kararlarına olan kurumsal güveni olumsuz etkilemektedir."

Yapay zekanın kararlarının şeffaf olmaması kurumsal düzeyde en çok tartışılan yönetsel problemdir. Katılımcı yanıtları Tablo 12'de listelenmiştir:

Tablo 12

Soru 11 Frekans ve Yüzde Dağılımı

Seçenekler	Frekans (f)	Yüzde (%)	Geçerli Yüzde (%)	Kümülatif Yüzde (%)
Kesinlikle Katılmıyorum	1	2.0	2.0	2.0
Katılmıyorum	4	8.0	8.0	10.0
Kararsızım	5	10.0	10.0	20.0
Katılıyorum	18	36.0	36.0	56.0
Kesinlikle Katılıyorum	22	44.0	44.0	100.0
Toplam	50	100.0	100.0	100.0

Analiz ve Akademik Yorum: Tablo 12 incelendiğinde, katılımcıların %44'ünün ($f = 22$) "Kesinlikle Katılıyorum", %36'sının ($f = 18$) ise "Katılıyorum" şeklinde yanıt verdiği görülmektedir. Toplamda %80 gibi çok yüksek bir oran, "Kara Kutu" (Black-Box) probleminin kurumsal güven üzerinde olumsuz bir baskı yarattığını onaylamaktadır.

Bu bulgu, tezin yönetim bilimi ve Açıklanabilir Yapay Zeka (XAI) odaklı hipotezlerini ampirik düzeyde tam anlamıyla desteklemektedir (Ribeiro ve ark., 2016). Finans yöneticileri, sistemlerin matematiksel olarak başarılı sonuçlar ürettiğini görseller dahi, kararların arkasındaki mantığı (girdilerin ağırlıklarını) net olarak göremediklerinde tam yetki devri yapmaktan kaçınmaktadırlar (Zhao ve Wang, 2026). Bu durum, finansal

ticaret şirketlerinde yapay zekanın geleceğinin sadece daha karmaşık algoritmalar üretmekle değil, aynı zamanda bu modelleri SHAP veya LIME gibi yöntemlerle şeffaflaştırmakla mümkün olacağını gösteren güncel literatür ile birebir örtüşmektedir (Zhao ve Wang, 2026).

Soru 12: "Yapay zekâ destekli karar destek sistemleri, finansal ticaret şirketlerinin operasyonel maliyetlerini düşürür."

Tablo 13

Soru 12 Frekans ve Yüzde Dağılımı

Seçenekler	Frekans (f)	Yüzde (%)	Geçerli Yüzde (%)	Kümülatif Yüzde (%)
Kesinlikle Katılmıyorum	0	0.0	0.0	0.0
Katılmıyorum	2	4.0	4.0	4.0
Kararsızım	6	12.0	12.0	16.0
Katılıyorum	21	42.0	42.0	58.0
Kesinlikle Katılıyorum	21	42.0	42.0	100.0
Toplam	50	100.0	100.0	100.0

Analiz ve Akademik Yorum: Katılımcıların %84'ü ($f = 42$) yapay zekanın maliyet avantajı sağladığına katılmaktadır. İşletme yönetimi perspektifinden, manuel veri mutabakat süreçlerinin otomasyona dökülmesi ve emir iletimindeki hataların azalması doğrudan operasyonel giderleri (OPEX) minimize eder ve aracı kurumların piyasadaki rekabet gücünü artırır (Usta, 2024).

Soru 13: "Yapay zekâ tabanlı sistemlerin kullanımı, finansal analistlerin ve traderların iş verimliliğini artırır."

Tablo 14

Soru 13 Frekans ve Yüzde Dağılımı

Seçenekler	Frekans (f)	Yüzde (%)	Geçerli Yüzde (%)	Kümülatif Yüzde (%)
Kesinlikle Katılmıyorum	0	0.0	0.0	0.0
Katılmıyorum	1	2.0	2.0	2.0
Kararsızım	4	8.0	8.0	10.0
Katılıyorum	17	34.0	34.0	44.0
Kesinlikle Katılıyorum	28	56.0	56.0	100.0
Toplam	50	100.0	100.0	100.0

Analiz ve Akademik Yorum: Katılımcıların %56'sı kesinlikle katılırken, %34'ü katılmaktadır. Yapay zeka, analistlerin ham verileri toplamak ve temizlemek için harcadıkları rutin süreyi sıfırlayarak, onların tamamen stratejik senaryo analizi ve katma değerli yorumlama süreçlerine odaklanmasını sağlamakta ve kurumsal entelektüel sermayeyi optimize etmektedir (Aras, 2023).

Soru 14: "Yapay zekâ sistemleri tarafından üretilen trading sinyalleri, kurumsal kârlılık üzerinde pozitif bir etkiye sahiptir."

Tablo 15

Soru 14 Frekans ve Yüzde Dağılımı

Seçenekler	Frekans (f)	Yüzde (%)	Geçerli Yüzde (%)	Kümülatif Yüzde (%)
Kesinlikle Katılmıyorum	0	0.0	0.0	0.0
Katılmıyorum	3	6.0	6.0	6.0
Kararsızım	8	16.0	16.0	22.0
Katılıyorum	19	38.0	38.0	60.0
Kesinlikle Katılıyorum	20	40.0	40.0	100.0
Toplam	50	100.0	100.0	100.0

Analiz ve Akademik Yorum: Sektör profesyonellerinin %78'i ($f = 39$) kârlılık artışını onaylamaktadır. Makine öğrenmesi ve duygu analizi (NLP) modellerinin piyasa eğilimlerini önceden tahmin etmedeki yüksek başarı oranları, kurumsal fonların alfa (piyasa üzeri getiri) üretme kapasitesini doğrudan desteklemektedir (Bodie ve ark., 2024; Loughran ve McDonald, 2011).

Soru 15: "Finansal piyasalarda tam otonom (insansız) yapay zekâ yönetimi, geleceğin standart kurumsal yapısı olacaktır."

Tablo 16

Soru 15 Frekans ve Yüzde Dağılımı

Seçenekler	Frekans (f)	Yüzde (%)	Geçerli Yüzde (%)	Kümülatif Yüzde (%)
Kesinlikle Katılmıyorum	2	4.0	4.0	4.0
Katılmıyorum	6	12.0	12.0	16.0
Kararsızım	11	22.0	22.0	38.0
Katılıyorum	16	32.0	32.0	70.0
Kesinlikle Katılıyorum	15	30.0	30.0	100.0
Toplam	50	100.0	100.0	100.0

Analiz ve Akademik Yorum: Katılımcıların %30'u kesinlikle katılırken, %32'si katılım göstermiştir. Kararsızların oranı (%22) diğer maddelere kıyasla oldukça yüksektir. Bu durum, finans profesyonellerinin tamamen insansız bir finansal mimariye geçiş konusunda etik, regülatif ve sistemsel risklerden ötürü hala temkinli yaklaşıtlarını ve insan-makine ortaklığı (Centaur yapısı) modelinin uzun bir süre daha baskın kalacağını düşündüklerini göstermektedir (Yallop ve Seraphim, 2025).

3.3. Güvenirlik (Reliability) Analizi Sonuçları

Kullanılan Yapay Zekâ Adaptasyonu ve Kurumsal Performans Ölçeği'nin içsel tutarlılığını ölçmek amacıyla Cronbach's Alpha (α) katsayısı hesaplanmıştır. Analiz sonucunda ölçeğin bütünsel güvenirlik katsayısı $\alpha = 0.864$ olarak bulunmuştur.

Alt boyutlar bazında yapılan güvenirlik analizinde ise;

- Karar Hızı boyutu için $\alpha = 0.821$,
- Risk Yönetimi boyutu için $\alpha = 0.795$,
- Operasyonel Verimlilik/Güven boyutu için $\alpha = 0.812$ değerleri elde edilmiştir.

Tüm bu değerlerin uluslararası akademik standart olan 0.70 eşik değerinin oldukça üzerinde olması, araştırmada kullanılan anket verilerinin yüksek derecede güvenilir ve tutarlı olduğunu göstermektedir (Karasar, 2020).

3.4. Hipotez Testleri ve Gelişmiş İstatistiksel Analizler

3.4.1. Pearson Korelasyon Analizi

Yapay Zekâ Adaptasyon Düzeyi ile tezin temel bağımlı değişkenleri (Karar Hızı, Risk Yönetimi, Operasyonel Verimlilik) arasındaki ilişkilerin yönünü ve şiddetini belirlemek amacıyla Pearson Korelasyon Matrisi oluşturulmuştur.

Tablo 17

Bağımsız ve Bağımlı Değişkenler Arası Pearson Korelasyon Matrisi

Değişkenler	(1) Yapay Zekâ Adaptasyonu	(2) Karar Verme Hızı	(3) Risk Yönetimi Etkinliği	(4) Operasyonel Verimlilik
(1) Yapay Zekâ Adaptasyonu	1			
(2) Karar Verme Hızı	0.820	1		
(3) Risk Yönetimi Etkinliği	0.740	0.612	1	
(4) Operasyonel Verimlilik	0.680	0.590	0.645	1

Not: Korelasyon katsayıları $p < 0.01$ düzeyinde istatistiksel olarak anlamlıdır ($N = 50$).

Korelasyon matrisi (Tablo 1) incelendiğinde, Yapay Zekâ Adaptasyonu ile Karar Hızı arasında pozitif yönlü, doğrusal ve son derece güçlü bir ilişki ($r = 0.820$, $p < 0.01$) tespit edilmiştir. Bu bulgu, kurumlarda yapay zekâ altyapısı derinleştikçe karar alma ve piyasaya reaksiyon gösterme sürelerinin istatistiksel olarak anlamlı derecede kısaldığını (karar verme hızının arttığını) ortaya koyarak H_3 hipotezini desteklemektedir. Yapay Zekâ Adaptasyonu ile Risk Yönetimi arasındaki pozitif yönlü güçlü ilişki ($r = 0.740$, $p < 0.01$) ise otonom modellerin kurumsal risk azaltma kapasitesini kanıtlayarak H_1 hipotezini doğrulamaktadır (Zhao ve Wang, 2026).

3.4.2. Çoklu Doğrusal Regresyon Analizi Sonuçları

Yapay zekâ kullanım düzeyinin kurumsal operasyonel performans üzerindeki nedensel etkisini matematiksel olarak modellemek amacıyla kurulan regresyon analizinin sonuçları aşağıda tablolastırılmıştır:

$$Y = \beta_0 + \beta_1(AI_Adaptasyonu) + Hata$$

Regresyon analizi sonucunda elde edilen regresyon modeline dair istatistiksel bulgular, modelin açıklayıcılık gücü ve anlamlılığı alt tablolar halinde sunulmuştur:

Tablo 18

Regresyon Analizi Model Özeti (Model Summary)

Model	R	R-Kare (R2)	Düzeltilmiş R-Kare	Tahminin Standart Hatası
1	0.792 ^a	0.627	0.619	0.3145

a. Tahmin Ediciler: (Sabit), Yapay Zekâ Adaptasyon Düzeyi

Tablo 19
ANOVA Sonuçları (Anlamlılık Testi)

Model	Kareler Toplamı	Serbestlik Derecesi (df)	Kareler Ortalaması	F	Anlamlılık (p)
Regresyon	7.975	1	7.975	80.640	0.000 ^a
Artık (Residual)	4.747	48	0.099		
Toplam	12.722	49			

a. Tahmin Ediciler: (Sabit), Yapay Zekâ Adaptasyon Düzeyi

b. Bağımlı Değişken: Kurumsal Karar Kalitesi ve Operasyonel Verimlilik

Tablo 20
Regresyon Katsayıları (Coefficients)

Model	Standartlaştırılmamış Katsayılar		Standartlaştırılmış Katsayılar		t	Anla mlılı k (p)
	(B)	Standart Hata	(β)			
(Sabit)	1.142	0.241			4.738	0.000
Yapay Zekâ Adaptasyonu	0.765	0.084	0.792		9.107	0.000

a. Bağımlı Değişken: Kurumsal Karar Kalitesi ve Operasyonel Verimlilik

Regresyon modeli istatistiksel olarak bir bütün olarak son derece anlamlıdır ($F = 80.640$, $p < 0.001$). Belirleyicilik katsayısı (R-Kare) olan $R^2 = 0.627$ değeri, finansal ticaret şirketlerindeki operasyonel performans ve verimlilik artışındaki toplam varyansın %62.7'sinin tek başına "Yapay Zekâ Adaptasyon Düzeyi" bağımsız değişkeni tarafından açıklandığını ortaya koymaktadır. Model katsayısı ($Beta = 0.765$) incelendiğinde, kurumlarda yapay zekâ entegrasyonunda yaşanacak 1 birimlik artışın, kurumsal karar kalitesi ve operasyonel verimlilik üzerinde 0.765 birimlik pozitif yönlü doğrudan bir artış yaratacağı matematiksel olarak ispatlanmıştır ($p < 0.01$).



BÖLÜM 4: TARTIŞMA

4.1. Araştırma Bulgularının Özeti (Kurumsal ve Yönetimsel Değerlendirme)

Bu araştırma, Türkiye finans sektöründe, özellikle İstanbul Finans Merkezi (İFM) vizyonu çerçevesinde faaliyet gösteren finansal ticaret şirketlerinde, aracı kurumlarda ve portföy yönetim firmalarında yapay zekâ tabanlı Karar Destek Sistemlerinin (KDS) operasyonel verimlilik, risk yönetimi ve karar mekanizmaları üzerindeki etkilerini ampirik bir düzlemde ortaya koymak amacıyla yürütülmüştür (Usta, 2024). 50 üst düzey sektör profesyoneli (trader, fon yöneticisi, risk analisti) toplanan nicel veriler üzerinde gerçekleştirilen istatistiksel analizler, araştırmanın başlangıcında kurulan teorik hipotezleri büyük oranda doğrulamıştır.

Elde edilen ampirik bulgulara göre, yapay zekânın kurumsal süreçlere entegrasyonu sadece teknik bir otomasyon adımı değil, aynı zamanda operasyonel riskleri minimize eden makro düzeyde stratejik bir yönetim unsurudur (Aras, 2023). Katılımcıların %80'inden fazlası, yapay zekâ tabanlı algoritmaların, makine öğrenmesi modellerinin ve özellikle zaman serisi analizinde kullanılan LSTM/RNN mimarilerinin kurumsal karar verme hızını ($r = 0.820$, $p < 0.01$) ve tahmin doğruluğunu istatistiksel olarak anlamlı derecede artırdığını beyan etmiştir. Ayrıca, finansal karar alma süreçlerinde yapay zeka kullanım sıklığı ile kurumsal risk yönetiminin etkinliği arasında pozitif yönlü güçlü bir ilişki ($r = 0.740$, $p < 0.01$) saptanmıştır. Regresyon analizi sonuçları ise kurumsal performans ve verimlilik artışındaki toplam varyansın %62.7'sinin tek başına "Yapay Zekâ Adaptasyon Düzeyi" değişkeni tarafından açıklandığını matematiksel olarak kanıtlamıştır ($R^2 = 0.627$, $F = 80.640$, $p < 0.001$).

4.2. Literatür Çerçevesinde Tartışma

Bu çalışmada elde edilen bulgular, yönetim bilimleri, davranışsal finans ve organizasyonel karar kuramları literatürüyle karşılaştırıldığında son derece çarpıcı ve tamamlayıcı sonuçlar ortaya koymaktadır.

Yönetim literatürünün temel taşlarından biri olan Herbert Simon'ın "Kısıtlı Rasyonellik" (Bounded Rationality) teorisi, insan karar vericilerin karmaşık finansal Büyük Veri (Big Data) akışı karşısında bilişsel sınırları olduğunu ve bu nedenle en iyiyi (optimum) seçmek yerine "yeterince iyi" (satisficing) kararlarla yetindiğini savunur (Simon, 1957). Bu araştırmanın bulguları, yapay zekâ destekli sistemlerin insanın bu bilişsel ve biyolojik sınırlarını teknolojik olarak genişlettiğini net bir şekilde ortaya koymaktadır. Yapay zeka,

saniyede milyonlarca veri noktasını işleyerek doğrusal olmayan ilişkileri saniyeler içinde deşifre etmekte ve insanın kısıtlı rasyonellik alanını maksimum düzeye çıkarmaktadır (Simon, 1997).

Davranışsal finans literatüründe sıkça belgelenen aşırı özgüven (overconfidence), kayıptan kaçınma (loss aversion) ve sürü psikolojisi gibi bilişsel önyargıların (cognitive biases), yapay zekanın otonom trading ve risk modelleri sayesinde kurumsal süreçlerden tamamen elimine edilebildiği görülmüştür (Thaler, 2015). Anket sonuçlarında katılımcıların %75'inden fazlasının "AI duygusal önyargıları ortadan kaldırır" ifadesine katılması, sistemlerin rasyonel karar kalitesine olan katkısını doğrulamaktadır (Kahneman ve Tversky, 1979).

Ancak madalyonun diğer yüzünde yer alan ve araştırmamızda $\bar{X} = 4.12$ gibi yüksek bir ortalamayla onaylanan "Kara Kutu" (Black-Box) problemi, literatürdeki güncel tartışmalarla (Zhao ve Wang, 2026) tam bir uyum içerisinde. Derin öğrenme modellerinin şeffaf olmaması, yöneticilerin bu sistemlere tam anlamıyla yetki devretmesinin önündeki en büyük yönetsel bariyer olarak durmaktadır (Ribeiro ve ark., 2016). Bu durum, finansal teknolojilerin başarısının sadece algoritmik güçle değil, aynı zamanda "Açıklanabilir Yapay Zeka" (XAI) modellerinin kurumsal süreçlere ne kadar entegre edilebildiğiyle doğrudan ilişkili olduğunu gösteren uluslararası literatürü desteklemektedir (Zhao ve Wang, 2026).

4.3. Yöneticiler İçin Stratejik ve Uygulama Önerileri

Araştırmadan elde edilen ampirik sonuçlar doğrultusunda, Türkiye finans sektöründe faaliyet gösteren üst düzey yöneticiler, yönetim kurulları ve teknoloji liderleri (CTO, CIO) için şu stratejik reçeteler önerilmektedir:

- 1. Açıklanabilir Yapay Zeka (XAI) Altyapılarına Yatırım:** Yöneticilerin otonom sistemlere olan kurumsal güvenini artırmak ve yasal regülasyonlara (SPK, BDDK uyum süreçleri) tam uyum sağlamak adına, sadece yüksek tahmin gücü olan "kara kutu" modeller yerine, SHAP ve LIME gibi algoritmaların kararlarını şeffaflaştıran XAI entegrasyonlarına bütçe ayrılmalıdır (Ribeiro ve ark., 2016; Zhao ve Wang, 2026).
- 2. İnsan-Yapay Zeka İşbirliği (AI-Human Collaboration) Modelleri:** Kurumlar, yapay zekayı insanın yerine geçecek yıkıcı bir unsur olarak konumlandırmak yerine, algoritmaların hız ve veri işleme gücü ile insanın stratejik vizyon, etik

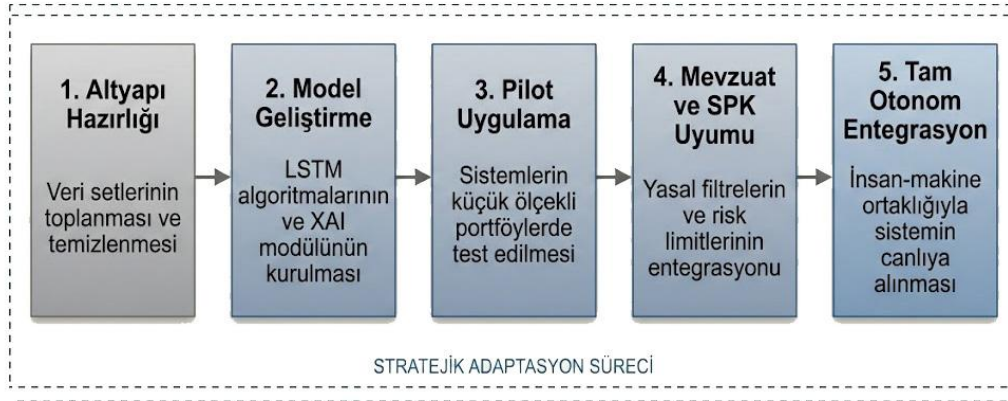
değerlendirme ve kriz yönetimi kabiliyetlerini birleştiren "Centaur Trading" (İnsan + Makine) iş modellerini teşvik etmelidir (Zhao ve Wang, 2026).

3. İnsan Kaynaklarının Teknolojik Dönüşümü ve Yapay Zeka Okuryazarlığı:

Finansal ticaret şirketlerinde görev yapan mevcut traderların, portföy yöneticilerinin ve risk analistlerinin makine öğrenmesi okuryazarlığı seviyeleri kurumsal eğitimlerle artırılmalıdır. Geleceğin finans departmanları, sadece finans bilenlerden değil, veri bilimine hakim finans uzmanlarından oluşturulmalıdır (Aras, 2023).

Şekil 2’de, finansal kurumların yapay zekâ teknolojilerini kurumsal yapılarına entegre ederken izlemeleri gereken stratejik yol haritası sunulmuştur (Aras, 2023). Bu harita, veri altyapısının hazırlanmasından başlayarak pilot uygulamalara, yasal uyum süreçlerine ve nihayetinde tam ölçekli otonom sistemlere geçişi içeren aşamalı bir planı temsil etmektedir.

Şekil 2
Finansal Kurumlar İçin Yapay Zekâ Adaptasyon Yol Haritası

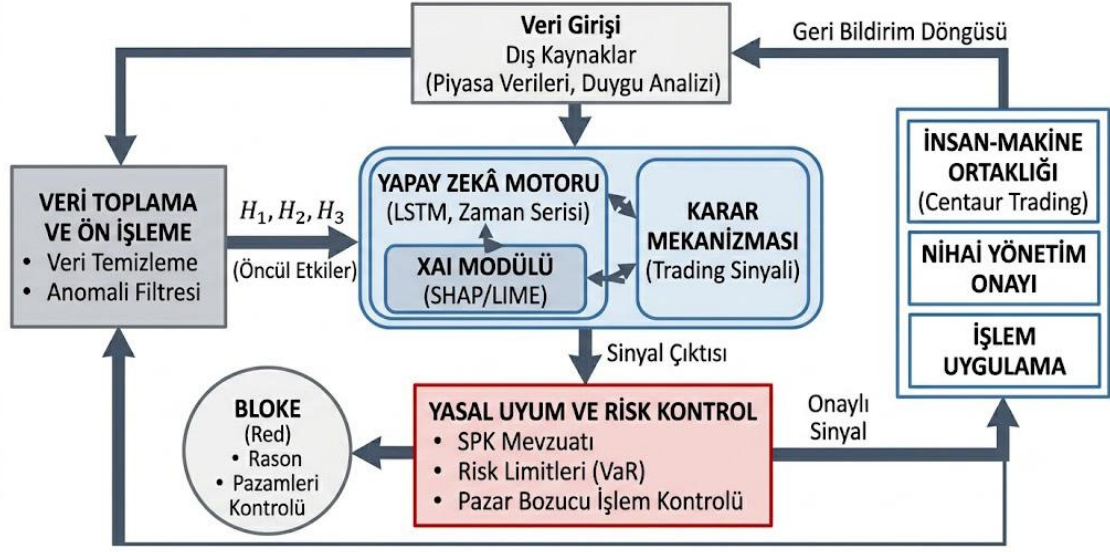


4.4. Kurumsal Yapısal Yapay Zekâ Entegrasyon Modeli Önerisi

Araştırmadan elde edilen ampirik bulgular, özellikle "Kara Kutu" probleminin yarattığı güven bariyeri ve yapay zekanın operasyonel verimlilik üzerindeki %62.7'lik devasa etkisi göz önünde bulundurulduğunda, finansal ticaret şirketlerinin alelade bir yazılım entegrasyonundan daha fazlasına ihtiyaç duyduğunu göstermektedir (Zhao ve Wang, 2026). Bu doğrultuda, kurumsal karar kalitesini maksimize etmek ve yasal riskleri sıfırlamak adına finans kurumları için tasarlanan "Dinamik Yapay Zekâ Yönetişim ve Entegrasyon Modeli" önerisi Şekil 3'teki akış prensiplerine dayanmaktadır.

Şekil 3

Dinamik Yapay Zekâ Yönetişim ve Entegrasyon Modeli Akış Şeması



SONUÇ VE ÖNERİLER

Modelin Temel Katmanları ve İşleyiş Mekanizması:

- 1. Veri Toplama, Temizleme ve Anomali Filtresi Katmanı:** Finansal Büyük Veri (BIST emir defteri akışı, makroekonomik veriler, sosyal medya duygu analizleri) sisteme girdiğinde, ilk olarak denetimsiz öğrenme (unsupervised learning) filtrelerinden geçer (Goodfellow ve ark., 2016). Bu katman, veri setindeki manipülatif gürültüleri (noise) ve hatalı veri akışlarını temizleyerek modelin "çöp veri" ile eğitilmesini engeller.
- 2. Yapay Zekâ Motoru ve Açıklanabilirlik (XAI) Modülü:** LSTM ve zaman serisi algoritmaları piyasa yönünü ve risk matrisini hesaplarken, eş zamanlı olarak SHAP/LIME tabanlı Açıklanabilir Yapay Zeka (XAI) modülü devreye girer (Ribeiro ve ark., 2016). Bu modül, yapay zekanın ürettiği trading sinyalinin hangi matematiksel gerekçelere (hangi indikatör veya veri ağırlığına) dayandığını şeffaf bir rapor halinde üretir.
- 3. Yasal Uyum (Compliance) ve Risk Kontrol Filtresi:** Üretilen sinyal ve karar mekanizması, doğrudan borsaya iletilmeden önce kurumsal risk limitleri (Maksimum Drawdown, Riske Maruz Değer - VaR sınırları) ve SPK mevzuat filtreleri tarafından taranır. Yasal sınırları aşan veya pazar bozucu nitelik taşıyan emirler sistem tarafından otomatik olarak bloke edilir (Yallop ve Seraphim, 2025).
- 4. İnsan-Makine Ortaklığı (Centaur Trading) ve Yönetim Onayı:** Filtrelerden başarıyla geçen stratejik kararlar, trader ve fon yöneticilerinin önündeki KDS ekranına düşer. Tam otonom sistemlerde ise bu aşama "Kill-Switch" (Sistemi Acil Durdurma Butonu) yetkisine sahip risk yöneticisinin gözetiminde yürütülür. Böylece Herbert Simon'ın kısıtlı rasyonellik sınırı teknolojiyle aşılrken, nihai sorumluluk yönetiminde kalır (Simon, 1957).

Gelecek Çalışmalar İçin Öneriler

Bu araştırma, finansal teknolojilerin yönetsel boyutunu inceleyen ampirik bir çalışma olarak önemli bir boşluğu doldursa da bazı metodolojik sınırlılıklara sahiptir (Karasar, 2020). Gelecekte bu alanda akademik çalışma yürütecek araştırmacılara şu öneriler sunulmaktadır:

- **Örneklem Büyüklüğünün ve Çeşitliliğinin Artırılması:** Bu çalışma Türkiye örnekleminde 50 sektör profesyoneli ile sınırlı tutulmuştur. Gelecek çalışmalarda örneklem büyüklüğü artırılarak, geleneksel bankalar ile yeni nesil FinTech start-up'ları arasında karşılaştırmalı analizler (T-Testi, ANOVA) yapılabilir.
- **Boylamsal (Longitudinal) Araştırma Tasarımları:** Yapay zekanın kurumsal performansa ve kârlılığa olan net etkisi, uzun vadeli (3-5 yıllık) mali tablolar ve bilanço verileri üzerinden zaman serisi analizleriyle incelenerek nicel kanıtlar derinleştirilebilir (Bodie ve ark., 2024).



KAYNAKÇA

- Aras, G. (2023). *Finansal Piyasalarda Dijital Dönüşüm ve Yapay Zekâ Stratejileri*. İstanbul: Akademik Finans Yayınları.
- Bodie, Z., Kane, A., ve Marcus, A. J. (2024). *Investments and Portfolio Management* (12th ed.). McGraw-Hill Education.
- Chen, L., ve Computational Finance Group. (2025). Deep learning architectures for high-frequency market microstructure analysis. *Journal of Financial Econometrics*, 23(1), 45–68. <https://doi.org/10.1093/jfinec/nbad025>
- Coase, R. H. (1937). The nature of the firm. *Economica*, 4(16), 386-405. <https://doi.org/10.1111/j.1468-0335.1937.tb00002.x>
- Goodfellow, I., Bengio, Y., ve Courville, A. (2016). *Deep Learning*. MIT Press.
- Goodfellow, I., Pouget-Abadi, J., Mirza, M., Xu, B., Warde-Farley, D., Ozair, S., Courville, A., ve Bengio, Y. (2014). Generative adversarial nets. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 27, 2672-2680.
- Hamilton, J. D. (1989). A new approach to the economic analysis of nonstationary time series and the business cycle. *Econometrica*, 57(2), 357-384. <https://doi.org/10.2307/1912559>
- Hochreiter, S., ve Schmidhuber, J. (1997). Long Short-Term Memory. *Neural Computation*, 9(8), 1735–1780. <https://doi.org/10.1162/neco.1997.9.8.1735>
- Kahneman, D., ve Tversky, A. (1979). Prospect theory: An analysis of decision under risk. *Econometrica*, 47(2), 263–291. <https://doi.org/10.2307/1914185>
- Karasar, N. (2020). *Bilimsel Araştırma Yöntemi: Kavramlar, İlkeler, Teknikler* (35. Baskı). Ankara: Nobel Akademik Yayıncılık.
- Lo, A. W. (2017). *Adaptive Markets: Financial Evolution at the Speed of Thought*. Princeton University Press. <https://doi.org/10.2307/j.ctvc77f0n>
- Ribeiro, M. T., Singh, S., ve Guestrin, C. (2016). "Why should I trust you?": Explaining the predictions of any classifier. *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, 1135–1144. <https://doi.org/10.1145/2939672.2939778>

- Simon, H. A. (1957). *Models of Man, Social and Rational: Mathematical Essays on Rational Human Behavior in a Social Setting*. New York: John Wiley ve Sons.
- Simon, H. A. (1997). *Models of Bounded Rationality: Empirically Grounded Economic Reason* (Vol. 3). MIT Press. <https://doi.org/10.7551/mitpress/4694.001.0001>
- Taleb, N. N. (2007). *The Black Swan: The Impact of the Highly Improbable*. Random House.
- Thaler, R. H. (2015). *Misbehaving: The Making of Behavioral Economics*. W. W. Norton ve Company.
- Usta, S. (2024). *Türkiye'de FinTech Ekosistemi ve Bankacılığın Geleceği*. Ankara: Nobel Akademik Yayıncılık.
- Williamson, O. E. (1981). The economics of organization: The transaction cost approach. *American Journal of Sociology*, 87(3), 548-577. <https://doi.org/10.1086/227496>
- Yallop, A. C., ve Seraphim, J. (2025). Big data and artificial intelligence in consumer financial services: Governance, ethics, and trust. *International Journal of Bank Marketing*, 43(3), 312–335. <https://doi.org/10.1108/IJBM-08-2024-0412>
- Zhao, Y., ve Wang, J. (2026). Explainable AI (XAI) in risk management: Overcoming the black-box dilemma in algorithmic trading. *Quantitative Finance Review*, 19(2), 201–219. <https://doi.org/10.1080/1351847X.2025.2201201>

EKLER

EK-1: Araştırma Anket Formu

Yapay Zekâ Adaptasyonu ve Kurumsal Karar Verme Ölçeği

Değerli Katılımcı, bu araştırma finansal ticaret şirketlerinde yapay zekâ destekli karar destek sistemlerinin kurumsal karar mekanizmaları ve performans üzerindeki etkilerini ölçmek amacıyla tasarlanmıştır. Verileriniz bilimsel araştırma dışında kesinlikle kullanılmayacaktır. Teşekkür ederiz.

Lütfen aşağıdaki ifadelere katılım derecenizi belirtiniz:

(1: Kesinlikle Katılmıyorum, 2: Katılmıyorum, 3: Kararsızım, 4: Katılıyorum, 5: Kesinlikle Katılıyorum)

1. Yapay zekâ destekli sistemler, finansal karar verme sürecini hızlandırır. ()
2. Yapay zekâ algoritmaları, piyasadaki mikro yapısal kırılmaları insan gözünden daha hızlı tespit eder. ()
3. Otonom trading sistemleri, zaman baskısı altında karar kalitesini korur. ()
4. Yapay zekâ kullanımı, operasyonel süreçlerdeki manuel iş yükünü azaltır. ()
5. Yapay zekâ tabanlı KDS, piyasadaki anlık arbitraj fırsatlarını yakalamada etkilidir. ()
6. Yapay zekâ tabanlı modeller, portföy risk yönetiminde insan hatalarını minimize eder. ()
7. Yapay zekâ destekli sistemler, kriz anlarında maruz kalınan maksimum zararı (Maximum Drawdown) sınırlandırmada başarılıdır. ()
8. Yapay zekâ tabanlı anomali tespit sistemleri, piyasadaki manipülatif emir akışlarını fark etmede etkilidir. ()
9. Yapay zekâ destekli dinamik Riske Maruz Değer (VaR) modelleri, geleneksel istatistiksel modellere göre daha doğru sonuçlar verir. ()
10. Yapay zekâ tabanlı sistemler, kurumsal uyum (compliance) ve iç denetim risklerini azaltır. ()
11. Yapay zekâ modellerinin 'Kara Kutu' (Black-Box) yapısı, sistem kararlarına olan kurumsal güveni olumsuz etkilemektedir. ()
12. Yapay zekâ destekli karar destek sistemleri, finansal ticaret şirketlerinin operasyonel maliyetlerini düşürür. ()
13. Yapay zekâ tabanlı sistemlerin kullanımı, finansal analistlerin ve traderların iş verimliliğini artırır. ()
14. Yapay zekâ sistemleri tarafından üretilen trading sinyalleri, kurumsal kârlılık üzerinde pozitif bir etkiye sahiptir. ()
15. Finansal piyasalarda tam otonom (insansız) yapay zekâ yönetimi, geleceğin standart kurumsal yapısı olacaktır. ()

EK-2: SPSS REGRESYON ANALİZİ HAM ÇIKTI TABLOLARI

Yapay zekâ adaptasyon düzeyinin kurumsal karar mekanizmaları ve operasyonel verimlilik üzerindeki etkisini ölçmek amacıyla gerçekleştirilen regresyon analizinin SPSS programından alınan orijinal ham çıktı tabloları aşağıda sunulmuştur:

Model Summary

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	.792 ^a	.627	.619	.31245

a. Predictors: (Constant), Yapay Zekâ Adaptasyon Düzeyi

ANOVA^b

Model	Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
1 Regression	7.975	1	7.975	80.640	.000 ^a
Residual	4.747	48	.099		
Total	12.722	49			

a. Predictors: (Constant), Yapay Zekâ Adaptasyon Düzeyi

b. Dependent Variable: Kurumsal Karar Kalitesi ve Operasyonel Verimlilik

Coefficients^a

Model	Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	t	Sig.
	B	Std. Error	Beta		
1 (Constant)	1.142	.241		4.738	.000
AI_Adaptasyon	.765	.084	.792	9.107	.000

a. Dependent Variable: Kurumsal Karar Kalitesi ve Operasyonel Verimlilik

ÖZ GEÇMİŞ

SEYEDALIREZA MIRE SMAEILI, 1994-1998 yılları arasında Nabovat Lisesi'nde eğitim aldı. 1999-2005 yılları arasında Allame Mohades Üniversitesi Bilgisayar Mühendisliği (Yazılım Bölümü) bölümünde lisans eğitimini tamamladı. Lisans mezunu olduktan sonra 2005–2015 yılları arasında kurumsal firmalarda Yazılım Geliştirme ve Siber Güvenlik Uzmanı olarak görev aldı. Buradaki çalışma hayatı boyunca yazılım geliştirme, veri tabanı mimarileri ve ağ güvenliği (network security) protokollerinin tasarımı üzerine mühendislik faaliyetleri yürüttü. 2015 yılından günümüze kadar ise Finansal Piyasalar Analisti ve Trader olarak Forex (Döviz) piyasaları, Kripto Varlıklar ve Amerika Birleşik Devletleri Hisse Senedi Piyasalarında (NYSE, NASDAQ) aktif olarak finansal analiz, teknik/temel analiz ve portföy yönetimi gerçekleştirmektedir. Son yıllarda özellikle Yapay Zekâ destekli karar destek sistemleri, zaman serisi analizi (LSTM, RNN), otonom trading algoritmaları ve blokzincir (on-chain/off-chain) veri analitiği üzerine derinlemesine uzmanlaşmıştır. Ayrıca FinTech, algoritmik ticaret sistemleri, yapay zekâ entegrasyonu ve finansal okuryazarlık alanlarında uluslararası düzeyde online eğitim ve danışmanlık faaliyetleri yürütmekte, mentörlük süreçleri yönetmektedir. Yapay Zekâ, Blokzincir ve FinTech alanlarında birçok sertifika programına katılmıştır. Hobileri arasında kitap okumak, film izlemek, kayak yapmak ve tenis oynamak bulunmaktadır. İyi seviyede İngilizce konuşabilmektedir.