

T.C.
İSTANBUL TİCARET ÜNİVERSİTESİ
SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ
İŞLETME ANALİTİĞİ ANABİLİM DALI
İŞLETME ANALİTİĞİ YÜKSEK LİSANS PROGRAMI

İŞLETMELERDE KARAR ALMA SÜREÇLERİNDE
YAPAY ZEKÂ KULLANIMI VE BANKACILIK
SEKTÖRÜNDE BİR UYGULAMA

Yüksek Lisans Tezi

İsmail DERE
200031801

İSTANBUL - 2024

T.C.
İSTANBUL TİCARET ÜNİVERSİTESİ
SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ
İŞLETME ANALİTİĞİ ANABİLİM DALI
İŞLETME ANALİTİĞİ YÜKSEK LİSANS PROGRAMI

İŞLETMELERDE KARAR ALMA SÜREÇLERİNDE
YAPAY ZEKÂ KULLANIMI VE BANKACILIK
SEKTÖRÜNDE BİR UYGULAMA

Yüksek Lisans Tezi

İsmail DERE

200031801

Danışman: Prof. Dr. Münevver TURANLI

Eş Danışman: Doç. Dr. Selçuk ALP

İSTANBUL - 2024

ETİK BEYAN SAYFASI

Hazırlamış olduğum tez özgün bir çalışma olup Yükseköğretim Kurulu ve İstanbul Ticaret Üniversitesi Lisansüstü Yönetmeliklerine uygun olarak hazırlanmıştır. Ayrıca, bu çalışmayı yaparken bilimsel etik kurallarına tamamıyla uyduğumu; yararlandığım tüm kaynakları gösterdiğimi ve hiçbir kaynaktan yaptığım ayrıntılı alıntı olmadığını beyan ederim. Bu tezin ihtiva ettiği tüm hususlar şahsi görüşüm olup İstanbul Ticaret Üniversitesinin resmi görüşünü yansıtmamaktadır.

İSMAİL DERE

ÖZET

21. yüzyıl rekabet ortamında doğru ve hızlı kararlar alabilmek, işletmelerin başarısı için büyük önem taşımaktadır. Finansal hizmetlerin sunulduğu ve ekonomi açısından kritik öneme sahip olan bankacılık sektöründe ise karar alma süreçleri banka performansının, operasyonel verimliliğin ve müşteri memnuniyetinin artırılmasında son derece önemli bir aşama olarak değerlendirilmektedir. Bununla birlikte, karar alma süreçlerinde genel olarak geçmiş deneyimlere ve sezgilere dayanan geleneksel yöntemlerin büyük veri setlerinin analiz edilmesinde yetersiz kaldığı görülmektedir. Bu çerçevede, büyük veri setlerinin analizinde yapay zekâ kullanımının, karar alma süreçlerinin hızını ve doğruluğunu artırarak önemli avantajlar sağlayacağı değerlendirilmektedir. Dolayısıyla, büyük veri setlerinin etkin kullanımı, karar alma süreçlerinin optimize edilmesi ve banka başarısının artırılmasında yapay zekâ kullanımı önemli bir araç olarak ön plana çıkabilmektedir.

Bu çalışmada, Türk bankacılık sektöründe yer alan bankaların faaliyetleri açısından başarısını belirleyen faktörlerin neler olduğu ve banka başarısı açısından karar alma süreçlerinde hangi faktörlerin dikkate alınması gerektiği, makine öğrenmesi yöntemiyle incelenmiştir. 24 bankanın 2012-2022 dönemini kapsayan çalışmada ele alınan 43 finansal oran, sermaye yeterliliği, kârlılık, likidite, aktif kalitesi, bilanço yapısı ve gelir-gider yapısından oluşan 6 ana grupta sınıflandırılmış, böylece söz konusu ana gruplar bağlamında banka başarısını belirleyen faktörlerin etkileri analiz edilmiştir. Ayrıca, 43 finansal oranın tümünün kullanıldığı bütünlük analiz ile banka başarısını belirleyen faktörlerin genel bir incelemesi gerçekleştirilmiştir. Makine öğrenmesinin farklı sınıflandırma ve değerlendirme ölçütlerinin uygulandığı çalışmada, söz konusu yöntemin yüksek doğruluk oranlarıyla karar alma, izleme ve denetleme süreçlerinde etkin bir şekilde kullanılabileceği sonucuna ulaşılmıştır.

Anahtar Kelimeler: Banka Başarısı, Karar Alma Süreçleri, Yapay Zekâ, Makine Öğrenmesi

ABSTRACT

In the competitive environment of the 21st century, making accurate and swift decisions is of great importance for the success of businesses. In the banking sector, which provides financial services and is critical to the economy, decision-making processes are considered a crucial step in enhancing bank performance, operational efficiency, and customer satisfaction. However, traditional methods that generally rely on past experiences and intuition are found to be inadequate for analyzing large data sets. In this context, it is considered that the use of artificial intelligence in analyzing large data sets will provide significant advantages by increasing the speed and accuracy of decision-making processes. Therefore, the effective use of large data sets, optimization of decision-making processes, and the use of artificial intelligence to increase bank success can be highlighted as important tools.

In this study, the factors determining the success of banks operating in the Turkish banking sector and the factors that should be considered in decision-making processes for bank success were examined using machine learning methods. The study, which covers the period from 2012 to 2022 for 24 banks, classified 43 financial ratios into six main groups: capital adequacy, profitability, liquidity, asset quality, balance sheet structure, and income-expenditure structure. Thus, the effects of factors determining bank success in the context of these main groups were analyzed. Additionally, a comprehensive analysis using all 43 financial ratios was conducted to provide a general examination of the factors determining bank success. The study concluded that machine learning methods, with their high accuracy rates, can be effectively used in decision-making, monitoring, and auditing processes.

Keywords: *Bank Success, Decision-Making Processes, Artificial Intelligence, Machine Learning*

ÖNSÖZ

Yoğun bir özveri ve çaba ile hazırlamış olduğum Yüksek Lisans tezimi tamamlamış olmanın heyecan ve gururunu yaşamaktayım. Bu bölümü, çalışma sürecimde benden yardımlarını esirgemeyen ve beni; araştırmaya, öğrenmeye, bilime katkı sağlamaya teşvik eden değerli insanlara teşekkür etmek için bir fırsat olarak kullanmak istiyorum.

Öncelikle, çalışmamda bana yön gösteren, destek ve emeklerini esirgemeyen, öğrencisi olduğum için her zaman gurur duyacağım tez danışmanlarım Sayın Prof. Dr. Münevver Turanlı ve Doç. Dr. Selçuk Alp hocalarıma içtenlikle teşekkür ederim. Sizlerin rehberliği ve bilgi birikimi, bu çalışmanın başarıyla tamamlanmasında en büyük etkenlerden biri olmuştur.

Ayrıca, çalışma sürecimde destekleyici ve cesaretlendirici tavrıyla bana yardımcı olan, en zor anlarımda sahip olduğu bilgi birikimi ve tecrübelerini hiç sakınmadan benimle paylaşarak yolumu aydınlatan çok değerli hocalarım Prof. Dr. Nazım Ekren'e, kardeşlerim Dr. Mefule Fındıkçı Erdoğan ve Dr. Hüseyin Karagöz'e çalışmamdaki katkılarından dolayı teşekkür ederim. Sizlerin desteği ve katkıları benim için paha biçilmezdir.

Hayatımda var olduğu günden itibaren bana olan güveni ve inancıyla beni her anlamda daha güçlü kılan, çalışmamın başından sonuna kadar en büyük destekçim olan değerli eşim Sevda Dere'ye ve hayatımızın küçük kahramanı sevgili oğlum Doruk Asım Dere'ye sonsuz teşekkürlerimi sunarım. Sizlerin varlığı ve desteği olmadan bu süreçte başarılı olamazdım.

Son olarak, hayatımda bana sunmuş oldukları maddi ve manevi tüm imkânlar ve üzerimdeki emeklerinden dolayı hayattaki en büyük şanslarım olan kıymetli annem ve babama beni sonsuz sevgiyle büyüttükleri için minnettarım. Sizlerin desteği ve sevgisi, bu başarıya ulaşmamda en büyük motivasyon kaynağım olmuştur.

İsmail Dere

İÇİNDEKİLER

Sayfa No.

ÖZET	iii
ABSTRACT.....	iv
ÖNSÖZ	v
TABLO LİSTESİ	ix
ŞEKİL LİSTESİ.....	x
KISALTMALAR	xi
GİRİŞ	1
1. İŞLETMELERDE KARAR ALMA SÜREÇLERİNE İLİŞKİN GENEL BİLGİLER.....	5
1.1. Karar Alma Kavramı.....	5
1.2. Karar Alma Süreçleri	5
1.3. Karar Alma Tipleri	6
1.4. Karar Alma Süreçlerinde Karşılaşılan Zorluklar	7
1.5. Karar Alma Süreçlerini Etkileyen Faktörler	8
2. YAPAY ZEKÂ KAVRAMI.....	11
2.1. Yapay Zekâ Tanımı.....	11
2.2. Yapay Zekânın Tarihsel Gelişimi	12
2.3. Yapay Zekâ Teknikleri ve Uygulama Alanları	14
2.4. İşletmelerde Yapay Zekâ Kullanımı	16
2.4.1. Yapay Zekâ Uygulamalarının İşletmelere Katkıları	18
2.4.2. Yapay Zekâ Kullanımının Karar Alma Süreçlerine Etkisi	19
2.4.3. İşletmelerde Yapay Zekâ Kullanımının Avantajları ve Dezavantajları	20
2.5. Literatür Taraması	22
3. MAKİNE ÖĞRENMESİ	29

3.1.	Makine Öğrenmesi Uygulamaları	29
3.1.1.	Sınıflandırma	29
3.1.2.	Kümeleme	30
3.1.3.	Regresyon	31
3.1.4.	Optimizasyon	33
3.1.5.	Bulanık Mantık	34
3.1.6.	Uzman Sistemler	36
3.2.	Makine Öğrenmesinde Sınıflandırma Yöntemleri	37
3.2.1.	Lojistik Regresyon	38
3.2.2.	K-En Yakın Komşu (KNN)	40
3.2.3.	Destek Vektör Makineleri (SVM)	42
3.2.4.	Yapay Sinir Ağları (YSA)	43
3.2.5.	CART Algoritması	46
3.2.6.	Rastgele Orman (Random Forest) Algoritması	49
3.2.7.	Gradyan Arttırma Yöntemi (Gradient Boosting)	51
3.2.8.	XGBoost (eXtreme Gradient Boosting) Algoritması	53
3.2.9.	LightGBM	55
3.2.10.	Kategorik Arttırma Yöntemi (CatBoost)	56
3.3.	Sınıflandırma Model Performanslarının Değerlendirme Ölçütleri	57
3.3.1.	Doğruluk (Accuracy)	58
3.3.2.	Kesinlik (Precision)	59
3.3.3.	Duyarlılık/Hassasiyet (Sensitivity/Recall)	60
3.3.4.	F1 ölçütü (F1-measure)	61
4.	UYGULAMA: BANKACILIK ÖRNEĞİ	63
4.1.	Veri Seti	63
4.2.	Bulgular	65
4.2.1.	Sermaye Yeterlilik Oranları	65

4.2.2.	Kârlılık Oranları.....	67
4.2.3.	Likidite Oranları	69
4.2.4.	Aktif Kalitesi Oranları	71
4.2.5.	Bilanço Yapısı Oranları	74
4.2.6.	Gelir Gider Yapısı Oranları	76
4.2.7.	Bütünleşik Oran Analizi	78
SONUÇ VE ÖNERİLER.....		82
KAYNAKLAR		86



TABLO LİSTESİ

Sayfa No.

Tablo 1. Oranlar	63
Tablo 2. Sermaye Yeterlilik Oranları Tanımlayıcı İstatistikler	65
Tablo 3. Sermaye Yeterlilik Oranları için Makine Öğrenmesi Yöntemlerine İlişkin Parametreler	66
Tablo 4. Sermaye Yeterliliği Oranlarına İlişkin Doğruluk Metrikleri	66
Tablo 5. Kârlılık Oranları Tanımlayıcı İstatistikler	67
Tablo 6. Kârlılık Oranları için Makine Öğrenmesi Yöntemlerine İlişkin Parametreler	68
Tablo 7. Karlılık Oranlarına İlişkin Doğruluk Metrikleri	68
Tablo 8. Likidite Oranları Tanımlayıcı İstatistikler	69
Tablo 9. Likidite Oranları için Makine Öğrenmesi Yöntemlerine İlişkin Parametreler	70
Tablo 10. Likidite Oranlarına İlişkin Doğruluk Metrikleri	70
Tablo 11. Aktif Kalitesi Oranları Tanımlayıcı İstatistikler	72
Tablo 12. Aktif Kalitesi Oranları için Makine Öğrenmesi Yöntemlerine İlişkin Parametreler	72
Tablo 13. Aktif Kalitesi Oranlarına İlişkin Doğruluk Metrikleri	73
Tablo 14. Bilanço Yapısı Oranları Tanımlayıcı İstatistikler	74
Tablo 15. Bilanço Yapısı Oranları için Makine Öğrenmesi Yöntemlerine İlişkin Parametreler	74
Tablo 16. Bilanço Yapısı Oranlarına İlişkin Doğruluk Metrikleri	75
Tablo 17. Gelir-Gider Yapısı Oranları Tanımlayıcı İstatistikler	76
Tablo 18. Gelir Gider Yapısı Oranları için Makine Öğrenmesi Yöntemlerine İlişkin Parametreler	77
Tablo 19. Gelir Gider Yapısı Oranlarına İlişkin Doğruluk Metrikleri	77
Tablo 20. Tüm Oranlar için Makine Öğrenmesi Yöntemlerine İlişkin Parametreler	79
Tablo 21. Tüm Oranlara İlişkin Doğruluk Metrikleri	79

ŞEKİL LİSTESİ

Sayfa No.

Şekil 1. Bulanık Sistemin Genel Yapısı	36
Şekil 2. Uzman Sistemin Genel Yapısı	37
Şekil 3. Lojistik Regresyon fonksiyon grafiği.....	39
Şekil 4. KNN Algortiması Veri Dağılımı.....	40
Şekil 5. KNN Algortiması K Değer Seçimi	41
Şekil 6. Destek Vektör Makineleri (SVM) Optimal Doğru Çizimi.....	42
Şekil 7. Yapay Sinir Ağı Model Tasarısı.....	45
Şekil 8. CART Algoritması Karar Ağacı Gösterimi.....	47
Şekil 9. Gradient Boosting Algoritmasının İşleyiş Süreci.....	52
Şekil 10. Sermaye Yeterlilik Oranları İçin Değişkenlerin Önem Skorları	67
Şekil 11. Kârlılık Oranları İçin Değişkenlerin Önem Skorları	69
Şekil 12. Likidite Oranları İçin Değişkenlerin Önem Skorları.....	71
Şekil 13. Aktif Kalitesi Oranları İçin Değişkenlerin Önem Skorları	73
Şekil 14. Bilanço Yapısı Oranları İçin Değişkenlerin Önem Skorları	76
Şekil 15. Gelir Gider Yapısı Oranları İçin Değişkenlerin Önem Skorları.....	78
Şekil 16. Tüm Oranlar İçin Değişkenlerin Önem Skorları	80
Şekil 17. Oranlara Göre En İyi Makine Öğrenmesi Bulguları	81

KISALTMALAR

YZ: Yapay Zekâ

MÖ: Makine öğrenmesi

CRM: Müşteri İlişkileri Yönetimi

VZA: Veri Zarflama Analizi

YP: Yabancı Para

TP: Türk Parası

YSA: Yapay sinir ağları

DVM: Destek Vektör Makineleri

LR: Lojistik Regresyon

KAP: Kamuyu Aydınlatma Platformu

KNN: K-En Yakın Komşu (K-Nearest Neighbors)

SVM: Destek Vektör Makineleri

GİRİŞ

Günümüzün hızla dijitalleşen dünyasında teknolojik yenilikler işletmelerin çalışma yöntemlerini köklü bir şekilde değiştirmektedir. Bilgi sistemlerinin gelişimiyle birlikte işletmelerin iş yapma biçimleri de dönüşüme uğramaktadır. Bu dönüşümde önemli bir rol oynayan yapay zekâ (YZ), işletmelerin karar alma süreçlerini daha hızlı, doğru ve verimli hale getirmelerine önemli katkılar sağlamaktadır. Yapay zekânın sunduğu bu fırsatlardan faydalanan sektörlerin başında bankacılık sektörü gelmekte ve yapay zekâ müşteri hizmetlerinden risk yönetimine, dolandırıcılık tespitinden yatırım stratejilerine kadar geniş bir yelpazede yoğun bir şekilde kullanılmaktadır.

İşletmelerde karar alma süreçleri, her seviyedeki yöneticinin sorumluluk alanına giren, titizlikle yönetilmesi gereken karmaşık süreçleri içermektedir. Bu süreçler, stratejik hedeflere ulaşmak, kaynakları verimli kullanmak ve rekabet avantajı elde etmek açısından büyük önem taşımaktadır. Doğru ve zamanında alınan kararlar, işletmenin başarısını doğrudan etkileyerek sürdürülebilir büyümeye katkı sağlamaktadır. Karar alma kavramı, bu süreçlerin işleyişi ve karşılaşılan zorluklar, işletme yönetimi literatüründe önemli bir yer tutmaktadır. Karar alma tipleri, bu süreçlerde karşılaşılan zorluklar, işletmelerin etkili ve verimli kararlar alabilmesi için ayrıntılı bir şekilde incelenmelidir. Ayrıca, karar alma süreçlerini etkileyen faktörlerin bilinmesi, işletmelerin stratejik planlama ve uygulama aşamalarında karşılaşılabilecekleri engelleri aşmalarına yardımcı olmaktadır. Bu faktörlerin anlaşılması, yöneticilere daha iyi karar verme yetkinliği kazandırarak, işletmenin genel performansını ve rekabet gücünü artırmaktadır.

Yapay zekâ ve makine öğrenimi, karar alma süreçlerinde devreye girerek, işletmelerin büyük veri setlerini analiz etmelerine ve bu verilerden anlamlı sonuçlar çıkarmalarına olanak tanımaktadır. Yapay zekâ ile makine öğreniminin tarihsel gelişimi, temel teknikleri ve çeşitli uygulama alanları, bu teknolojinin iş dünyasında nasıl bir dönüşüm yarattığını anlamak için önemlidir. Yapay zekânın işletmelere sağladığı katkılar ve karar alma süreçlerine olan etkileri, bu teknolojinin neden bu kadar kritik olduğunu ortaya koymaktadır. İşletmelerde yapay zekâ kullanımının avantajları, işletmelerin daha hızlı, doğru ve stratejik kararlar almasına yardımcı olurken, dezavantajlarının da dikkatle değerlendirilmesi gerekmektedir. Yapay zekânın potansiyel riskleri ve sınırlamalarının,

bu teknolojinin doğru ve etkili bir şekilde kullanılması için göz önünde bulundurulması büyük önem taşımaktadır.

Makine öğrenmesi (MÖ), yapay zekânın bir alt dalı olarak, işletmelerin çeşitli problemlerini çözmek için kullanılan güçlü bir araçtır. Sınıflandırma, kümeleme, regresyon, optimizasyon, uzman sistemler ve bulanık mantık gibi makine öğrenmesi teknikleri, işletmelerin büyük veri setlerini anlamlandırmasına ve geleceğe yönelik tahminler yapmasına olanak tanımaktadır. Bankacılık sektöründe makine öğrenmesi algoritmaları, müşteri segmentasyonu, kredi risk analizi, dolandırıcılık tespiti ve pazarlama stratejilerinin geliştirilmesi gibi alanlarda etkin bir şekilde kullanılmaktadır.

Literatürde yer alan birçok çalışma, kurumsal sıkıntı ve finansal verimliliğin analiz edilmesinde makine öğreniminin faydalarına işaret etmektedir. Bu çalışmalarda makine öğreniminin özellikle bankaların kârlılığını, varlık kalitesini ve kredi verme davranışını modellemek için başarıyla uygulandığı görülmektedir (Assous, 2022) (Ozgur, Karagol, & Ozbugday, 2021) (Balci & Ogul, 2021) (BoneLLo, BrÉdart, & VeLLa, 2018). Bununla birlikte, gelişmekte olan bir piyasa bağlamında geniş bir finansal oranlar yelpazesi kullanılarak genel banka performansının ve başarısının değerlendirmesine yönelik makine öğrenimi uygulaması ise literatürde sınırlı sayıdaki çalışmanın konusunu oluşturmuştur.

Bu çalışmada, Türk bankacılık sektöründe yer alan bankaların faaliyetleri bağlamında başarılı olup olmadıkları, henüz literatürde sınırlı sayıdaki çalışmada uygulama alanı bulan yapay zekâ ve makine öğrenimi kullanılarak incelenmiştir. Bu bağlamda, dört ana bölümden oluşan çalışmanın ilk bölümünde, işletmelerde karar alma süreçlerinin teorik çerçevesine yer verilmiş, karar alma tipleri, karşılaşılan zorluklar ve karar alma süreçlerini etkileyen faktörler üzerinde durulmuştur.

İkinci bölümde, yapay zekânın kavramsal ve analitik çerçevesi ele alınmıştır. Bu bağlamda ilk olarak yapay zekânın tanımına, tarihsel gelişimine ve uygulama alanlarına yer verilmiş, daha sonra ise işletmelerde yapay zekâ kullanımı, yapay zekâ uygulamalarının işletmelere katkıları, karar alma süreçlerine etkileri ve işletmeler açısından avantaj ve dezavantajları üzerinde durulmuştur. Ayrıca bu bölümde, çalışmanın konusuyla ilgili geniş bir literatür özetine de yer verilmiştir.

Üçüncü bölümde, ilk olarak makine öğrenmesinin kavram ve uygulamaları ele alınmış ve sınıflandırma, kümeleme, regresyon, optimizasyon, bulanık mantık ve uzman sistemler gibi uygulamalara yer verilmiştir. Daha sonra, makine öğrenmesinde sınıflandırma yöntemleri üzerinde durularak, lojistik regresyon, K-En yakın komşu (KNN), destek vektör makineleri (SVM), yapay sinir ağları (YSA), CART algoritması, Rastgele Orman (Random Forest) algoritması, gradyan arttırma yöntemi (Gradient Boosting), XGBoost (eXtreme Gradient Boosting) algoritması, LightGBM ve kategorik arttırma yöntemi (CatBoost) gibi çeşitli teknikler detaylı bir şekilde ele alınmıştır. Bölümün son aşamasında ise sınıflandırma model performanslarının değerlendirme ölçütlerine, doğruluk (accuracy), kesinlik (precision), duyarlılık/hassasiyet (sensitivity/recall) ve F1 ölçütü (F1-measure) çerçevesinde yer verilmiştir.

Dördüncü bölümde, çalışmanın amacı doğrultusundaki uygulamalara ve elde edilen bulgulara yer verilmiştir. Türkiye’de faaliyet gösteren 24 bankanın 2012-2022 dönemini kapsayan çalışmada geniş bir finansal oranlar yelpazesi ele alınmıştır. Bu bağlamda, bankaların sadece faaliyetleri kapsamında elde ettikleri kârlarını/zararlarını ifade eden net faaliyet kârı (zararı) değerinin toplam varlıklara oranı, çalışmanın bağımlı değişkeni olarak belirlenmiş, ilgili değişkenin 2012-2022 dönemindeki her yıl için ortalaması alınarak, ortalamanın üstünde kalan bankalar başarılı, altında kalan bankalar ise başarısız olarak kodlanmıştır. İlgili dönemin her yılı için değişkenin ortalamasının alınmasıyla konjonktürel olarak ortaya çıkan fırsat ve kırılganlıkların göz önünde bulundurulması amaçlanmıştır. Diğer taraftan, çalışmanın bağımsız değişkenleri ise sermaye yeterliliği, kârlılık, likidite, aktif kalitesi, bilanço yapısı ve gelir-gider yapısı olmak üzere 43 finansal göstergelyi içeren 6 ana gruptan oluşmuştur. Bu bağlamda, söz konusu değişkenler kullanılarak ve farklı makine öğrenmesi algoritmalarının performansları karşılaştırılarak banka başarısının en etkili ve en doğru yöntemlerle tespit edilmesinin hedeflendiği çalışmanın bu bölümünde, sermaye yeterlilik oranları, kârlılık oranları, likidite oranları, aktif kalitesi oranları, bilanço yapısı oranları ve gelir-gider yapısı oranlarından oluşan 6 ana grup için yapılan analizlerin bulgularına ve bu ana grupları oluşturan finansal göstergelerin gruplandırma yapılmaksızın aynı anda ele alındığı bütünleşik oran analizi bulgularına yer verilmiştir.

Bankacılık sektöründe yapay zekâ ve makine öğrenmesi teknikleriyle başarı ölçümünü gerçekleştirmeyi ve karar alma süreçlerinin iyileştirilmesine katkı sunacak bir model

geliřtirmeyi amalayan bu tez alıřması, sz konusu tekniklerin bankacılık sektrnde daha etkin kullanımına ynelik bir neri sunmaktadır. zellikle, geliřmekte olan bir piyasa baėlamında kapsamlı bir finansal gstergeler dizisini incelemesi aısından n plana ıkan alıřmanın literatre nemli katkılar sunması beklenmektedir.



1. İŞLETMELERDE KARAR ALMA SÜREÇLERİNE İLİŞKİN GENEL BİLGİLER

1.1. Karar Alma Kavramı

Karar alma, bireylerin veya organizasyonların belirli bir hedefe ulaşmak veya bir problemi çözmek amacıyla bir veya birden fazla seçenek arasından birini seçme sürecini ifade etmektedir (Tekin & Ehtiyar, 2010). Bir diğer ifadeyle karar alma, birçok farklı disiplinde önemli bir kavramdır ve genellikle belirli bir hedefe ulaşmak için mevcut alternatifler arasından en uygun olanını seçme sürecini ifade etmektedir (Güngör & Özcan, 2022). Bu süreç, genellikle bir dizi adımdan oluşmakla birlikte çeşitli aşamaları içermektedir. İlk olarak, bir problem belirlenir veya bir fırsat tanımlanır. Ardından, gerekli bilgiler toplanarak seçenekler belirlenir ve bu seçeneklerin avantajları, dezavantajları ve sonuçları değerlendirilir. Bu aşamadan sonra, en uygun seçeneğin belirlenmesi ve bir kararın alınması gereklidir. Karar alıcılar, bilgi eksikliği, belirsizlik, zaman baskısı ve farklı paydaşların çeşitli beklentileri gibi faktörlerle karşılaşabilmektedir. Karar alma süreci, kişisel düzeyde bireylerin günlük hayatında alınan basit kararlardan, işletme yönetimi veya uluslararası politika gibi karmaşık karar alma süreçlerine kadar geniş bir yelpazede kullanılmaktadır. Bu süreç, etkili ve verimli kararlar almayı amaçlamakla birlikte genellikle bir strateji veya planın temelini oluşturmaktadır (Coşkun Ü. , 2020).

1.2. Karar Alma Süreçleri

Karar alma süreci, bireylerin veya kurumların, karşılaştıkları durumlarla ilgili alternatifleri analiz ederek en uygun seçeneği belirlemek için izledikleri analitik bir süreçtir. Bu süreç, problemin algılanması, gerekli bilgilerin toplanması, alternatiflerin değerlendirilmesi ve en uygun seçeneğin belirlenmesi aşamalarından oluşmaktadır. Karar alma, bu sürecin sonucunu ifade etmektedir (Bayraktaroğlu & Demir, 2011).

İşletmeler, faaliyetlerini sürdürürken bir dizi karar alma süreciyle karşı karşıyadır. İşletmelerde karar alma süreci, işverenin işletmesi ile ilgili her türlü kararı alabilmesi

anlamına gelmektedir. Bu süreç, işletmenin başarısı ve geleceği için kritik öneme sahiptir (Bodur, 2015).

Bu süreçler, belirli bir problemin çözümü veya hedefin gerçekleştirilmesi için izlenen adımlardan oluşmaktadır. Genellikle karar alma süreçleri şu aşamalardan meydana gelmektedir (Lezki, Sönmez, Işıklar, Özdemir, & Alptekin, 2016):

- **Problem Tanımlama:** Karar alma süreci, bir sorunun veya fırsatın tanımlanmasıyla başlamaktadır. Bu aşamada, net bir problem veya hedef belirlenmekte ve anlaşılır hale getirilmektedir.
- **Bilgi Toplama:** Sorunun anlaşılması için gerekli bilgiler toplanmaktadır. Veri analizi, kaynak incelemesi, pazar araştırması veya uzman görüşleri gibi farklı kaynaklardan bilgi edinilmektedir.
- **Alternatiflerin Belirlenmesi:** Farklı çözüm seçenekleri veya alternatifler dikkatlice incelenerek bu süreçte çeşitli yaklaşım veya çözüm önerileri oluşturulmaktadır.
- **Alternatiflerin Değerlendirilmesi:** Belirlenen seçeneklerin avantajları, dezavantajları ve riskleri değerlendirilir. Değerlendirme, belirli kriterler veya ölçütler kullanılarak gerçekleştirilir.
- **Karar Verme:** Değerlendirme aşamasında elde edilen bilgilere dayanarak bir karar verilmektedir. En uygun veya en kabul edilebilir alternatif seçilmektedir.
- **Kararın Uygulanması:** Seçilen alternatifin gerçek hayata geçirilmesi için gerekli adımlar atılmaktadır.
- **Sonuçların İzlenmesi ve Değerlendirilmesi:** Kararın uygulanmasıyla elde edilen sonuçlar takip edilmekte ve değerlendirilmektedir. Bu aşama, alınan kararın etkinliğinin ölçülmesi için önem arz etmektedir.

1.3. Karar Alma Tipleri

Karar alma süreçleri, genellikle işletmelerde stratejik, taktiksel ve operasyonel düzeylerde alınan kararlarla ilişkilidir. Stratejik kararlar, işletmenin uzun vadeli hedefleriyle ilgilidir ve üst düzey yönetim tarafından alınmaktadır. Taktiksel kararlar ise stratejik hedeflerin uygulanması için alınan daha orta vadeli kararlardır. Operasyonel kararlar ise günlük işletme faaliyetlerini etkilemekle birlikte genellikle alt düzey

yöneticiler veya çalışanlar tarafından alınmaktadır (Özen, 2021). Ayrıca, kararlar programlı veya programlı olmayan olarak da sınıflandırılabilir. Programlı kararlar, belirli kurallara veya prosedürlere dayandırılarak yapılandırılmış kararlardır. Programlı olmayan kararlar ise daha esnek ve belirsiz durumlarda alınan kararlardır. Karar alma süreçleri, işletmelerin başarıyla ilerlemesi ve hedeflerine ulaşması için kritik öneme sahiptir. Her bir karar, belirli bir sorunu çözmek veya bir fırsattan yararlanmak için farklı bir yaklaşımın gerekli olduğu şeklinde ifade edilmektedir.

1.4. Karar Alma Süreçlerinde Karşılaşılan Zorluklar

Karar alma süreci hem bireysel hem de yönetsel bir süreç olarak kabul edilmekle birlikte, bu süreç bilişsel psikoloji, ekonomi ve yönetim gibi çeşitli akademik disiplinler tarafından incelenmektedir. Karar verme, yöneticilerin en zor ve en riskli işlerinden biri olarak kabul edilmektedir. Ancak, bu süreçte karşılaşılan zorluklar, kararların etkinliğini ve doğruluğunu etkilemektedir.

Özellikle, karar vericilerin duyguları, algıları ve tutumları, karar alma sürecinde kritik bir faktör olarak görülmektedir. Duygular, karar verme sürecindeki operasyonel etkilerin yanı sıra, karar vericilerin sahip olduğu sınırlı bilgilerle karar verilecek konuda evrene dağılmış olan sınırsız bilgi alternatiflerini değerlendirmelerine yardımcı olmaktadır. Ancak, bu süreçte yaşanan endişe, gerginlik ve kaygı gibi olumsuz duygular, alınan kararlarda farklılık yaratabilmekte ve bireylerin hayatında kısa ya da uzun vadede etkili olabilmektedir (Altan, 2020).

Karar verme süreci, karar vericiler açısından oldukça zorlu bir süreçtir. Bu süreçte bireyler, sorunları algılayarak ve içinde bulundukları koşulları göz önünde bulundurarak çözüm arayışına girmektedir. Ancak bazen bu süreç, karar vericilerin sürece direnç göstermesine neden olabilmektedir. Çünkü karar alma evreleri, karar vericilerin aktif bir rol üstlenmelerini gerektirmektedir (Yaşar, 2016). Ayrıca, kolektif karar alma sürecinde, özellikle bazı konular hakkında karar almak, oy verecek birey sayısının önemli bir kısmının oyunu gerektirebilmektedir. Bu durum, karar alma sürecini daha karmaşık hale getirebilmekte ve karar vericilerin sürece direnç göstermesine neden olabilmektedir (Ünlükaplan, 2013). Karar vericiler, karşılaştıkları zorluklar, zamanla gelişen bazı mekanizmalar ve dışsal etkenler nedeniyle enerji kaybı ve bıkkınlık yaşamaktadır. Bu

unsurlar, karar vericilerin enerjilerini tüketerek mücadele hissini azaltmaktadır. Bu durum, bazen karar vericinin kişisel özelliklerinden kaynaklanabilirken bazen de kurumsal faktörlerden kaynaklanmaktadır (Aydın, 2008). Bu nedenle, karar verme sürecinde karar vericilerin hem bireysel hem de organizasyonel düzeyde dikkate almaları gereken pek çok etken bulunmaktadır. Bu etkenler, karar almayı karmaşık ve zorlu hale getirebildiğinden, karar vericilerin sürece direnç göstermesine veya bıkkınlık yaşamasına yol açabilmektedir (Koçoğlu, 2010). Sonuç olarak, karar alma süreci, birçok zorluğu beraberinde getirmektedir. Bu zorlukların üstesinden gelmek için karar vericilerin duygusal, bilişsel ve tutumsal faktörleri dikkate alarak, karar verme sürecini etkin bir şekilde yönetmeleri gerekmektedir. Bu, kararların daha doğru ve etkili olmasını sağlayabilmekte, karar vericilerin karşılaştığı zorlukları en aza indirmektedir (Badak & Önal, 2023).

1.5. Karar Alma Süreçlerini Etkileyen Faktörler

Karar alma süreçleri, bireylerin veya grupların belirli bir sonuca ulaşmak için izledikleri yöntemleri içermektedir. Bu süreçleri etkileyen bir dizi faktör bulunmaktadır. Karar alma süreçlerini etkileyen önemli faktörler şu şekilde özetlenebilir (Sinnaiah, Adam, & Mahadi, 2023):

- **Bilgi ve Bilgiye Erişim:** Karar alma sürecinin temelini bilgi oluşturmaktadır. Karar veren kişinin veya grubun sahip olduğu bilgi miktarı, niteliği ve doğruluğu kararın kalitesini doğrudan etkilemektedir. Ayrıca, bilgiye erişim kolaylığı da karar alma sürecini etkileyen bir faktördür. Bilgi eksikliği veya yanlış bilgiye erişim, kararın doğruluğunu ve etkililiğini azaltmaktadır.
- **Zaman Kısıtlamaları:** Zaman, bir kararın alınması için belirleyici bir faktördür. Acil durumlar veya belirlenmiş bir zaman çerçevesi, karar verenlerin zamanı etkin bir şekilde kullanmasını gerektirmekte, bu da karar alma sürecini etkilemektedir (Yılmaz & Talas, 2010).
- **Risk Toleransı ve Belirsizlik:** Karar verenlerin risk toleransı, aldıkları kararları etkileyen önemli bir faktördür. Bazı kişiler riskli kararları tercih ederken, diğerleri ise daha güvenli ve belirgin seçenekleri tercih etmektedir. Ayrıca, belirsizlik durumları da karar alma sürecini etkilemekte, karar verenlerin nasıl hareket edeceğini belirlemektedir.

- **Kişisel Değerler ve Önyargılar:** Karar alma süreci genellikle bireylerin kişisel değerleri, inançları ve önyargıları tarafından etkilenmektedir. Bu değerler ve önyargılar, karar verenin tercihlerini ve karar alma sürecindeki tutumunu şekillendirmektedir.
- **Sosyal ve Kültürel Faktörler:** Karar alma süreci, sosyal ve kültürel normlar tarafından da etkilenmektedir. Bir grup içindeki hiyerarşi, liderlik tarzı, iletişim şekilleri ve grup dinamikleri gibi faktörler, karar alma sürecini belirlemektedir (Dietrich, 2010).
- **Ekonomik Koşullar:** Ekonomik faktörler, özellikle iş dünyasında karar alma sürecini etkilemektedir. Maliyet-fayda analizi, bütçe kısıtlamaları, piyasa koşulları ve rekabet gibi faktörler karar verme sürecini yönlendirmektedir (Yaralıoğlu, 2010).
- **Psikolojik Durumlar:** Karar alma süreci sırasında karar verenlerin duygusal ve psikolojik durumları da önemlidir. Stres, endişe, motivasyon ve duygusal durumlar, karar alma yeteneğini etkilemektedir.
- **Önceki Deneyimler:** Geçmiş deneyimler, karar alma sürecini etkileyen önemli bir faktördür. Daha önce benzer durumlarla karşılaşmış olmak, karar verenlerin mevcut durumu daha iyi anlamasına ve daha iyi kararlar almasına yardımcı olmaktadır.
- **Duygular:** Karar alma sürecinde duyguların önemli bir rolü vardır. Özellikle karar vericilerin duyguları, algıları ve tutumları karar alma sürecinde kritik bir faktör olarak görülmektedir. Duygusal durumlar, karar verme yeteneğini etkileyerek karar verme sürecinin sonuçlarını doğrudan etkilemektedir (Winkielman, Knutson, Paulus, & Trujillo, 2007).
- **Yasalar ve Yönetmelikler:** Yöneticiler gibi bazı karar vericiler için, karar alma süreçlerini etkileyen faktörlerin ilk sırasında yasa ve yönetmelikler yer almaktadır. Bu, karar vericinin hangi eylemlerin yasal olduğunu ve hangi eylemlerin yasal olmadığını anlamasını gerektirir (Mombourquette, 2017).
- **Etik Değerler:** Karar verme süreçlerini etkileyen bir diğer önemli faktör de etik değerlerdir. Bu, karar vericinin hangi eylemlerin etik olduğunu ve hangi eylemlerin etik olmadığını anlamasını gerektirir (Hitt & Collins, 2007).

Bu faktörler, karar alma sürecinin karmaşıklığını ve çeşitliliğini yansıtmaktadır. Karar verme sürecinin her adımında, bu faktörlerin dikkate alınarak analiz edilmesi önem arz etmektedir (Kozioł-Nadolna & Beyer, 2021).



2. YAPAY ZEKÂ KAVRAMI

2.1. Yapay Zekâ Tanımı

Yapay zekâ (YZ), bilgisayar sistemlerinin insan benzeri zekâyâ sahip olmasını amaçlayan bir bilim dalıdır. Bu kavram, ilk olarak Alan Turing tarafından 1950’de “Makineler düşünebilir mi?” sorusuyla ortaya atılmıştır. Ancak, “yapay zekâ” terimi resmi olarak ilk defa 1956 yılında John McCarthy tarafından "Dartmouth Çalıştayı"nda kullanılmıştır (Gülşen, 2019). Yapay zekâ, bir bilgisayar programının canlılardaki akıl yürütme süreçlerini taklit ederek kendi başına karar alma yeteneğine sahip olan makine öğrenmesi yöntemidir. Makine öğrenmesi, mevcut girdi verilerinden çıkarımlar yapabilen algoritmalar aracılığıyla bilinmeyene dair tahminlerde bulunmayı sağlayan bir paradigma olarak tanımlanmaktadır (Çolakoğlu, 2020). Yapay zekâ, bir makinenin kendi deneyimlerinden öğrenmesine ve bu öğrenimler doğrultusunda kararlar almasına olanak tanımaktadır (Kurbanoğlu, 1992).

Yapay zekâ, bir bilgisayar programının canlılardaki akıl yürütme süreçlerini taklit ederek kendi başına karar alma yeteneğine sahip olan makine öğrenmesi yöntemidir. Yapay zekâ, makinelerin bilgi işleme, öğrenme, karar verme, dil anlama, problem çözme gibi insan benzeri zekâ yeteneklerini simüle etmeye yönelik çalışmaları kapsamaktadır (Alpaydın, 2011). Yapay zekâ, genellikle bilgisayar programları ve algoritmalar aracılığıyla veri analizi, örüntü tanıma, otomatik karar verme gibi karmaşık görevleri yerine getirebilen sistemlerin geliştirilmesini hedeflemektedir. Bu sistemler, makine öğrenmesi, derin öğrenme, doğal dil işleme, uzman sistemler, otonom araçlar gibi farklı alt alanlardaki teknolojik gelişmeleri içermektedir (Sucu, 2019).

Yapay zekâ, insan zekâsının birçok yönünü taklit etmeye çalışmaktadır. Bunlar arasında sağlık sektörü, otomasyon, finans, ulaşım, eğitim, oyunlar, dil çevirisi, robotik ve birçok endüstri bulunmaktadır. Yapay zekâ, sürekli olarak gelişmekte olan bir alan olup, insanlara yardımcı olmak ve çeşitli problemlere yenilikçi çözümler sunmak için çalışmalarını sürdürmektedir (Gür, Ayden, & Yücel, 2019).

Yapay zekâ, bilgisayar biliminin yanı sıra, matematik, psikoloji, dil bilimi, nöroloji ve felsefe gibi birçok disiplini içermektedir. Bu çok disiplinli yaklaşım, yapay zekânın

karmaşık problemleri çözme yeteneğini artırarak daha geniş bir uygulama alanı sunmaktadır. Yapay zekâ, veri madenciliği, görüntü işleme, ses tanıma, doğal dil işleme ve robotik gibi birçok alanda kullanılmaktadır (Ballı, 2020).

Yapay zekâ, ayrıca, büyük veri analizi, bulut bilişim, nesnelerin interneti (IoT) ve siber güvenlik gibi teknolojik trendlerle de yakından ilişkilidir. Bu teknolojiler, yapay zekânın potansiyelini daha da artırmakta ve yeni uygulama alanları yaratmaktadır. Yapay zekâ, gelecekteki teknolojik gelişmelerin ve inovasyonların anahtarını oluşturacak ve toplumumuzun her yönünü şekillendirecektir. Bu nedenle, yapay zekâ üzerine yapılan araştırmalar ve geliştirmeler, bilim ve teknoloji alanında önemli bir öncelik haline gelmiştir (Deveci, 2022).

Yapay zekâ, bilgisayar sistemlerinin insan benzeri zekâyâ sahip olmasını amaçlayan bir bilim dalıdır. Bu alandaki araştırmalar ve geliştirmeler, teknolojinin ve toplumun geleceğini şekillendirecek ve çeşitli endüstrilerde yenilikçi çözümler sunacaktır. Yapay zekâ, sürekli olarak gelişmekte olan bir alan olup, insanlara yardımcı olmak ve çeşitli problemlere yenilikçi çözümler sunmak için çalışmalarını sürdürmektedir. Bu nedenle, yapay zekâ üzerine yapılan araştırmalar ve geliştirmeler, bilim ve teknoloji alanında önemli bir öncelik haline gelmiştir (Sucu & Ataman, 2020).

2.2. Yapay Zekânın Tarihsel Gelişimi

Yapay zekânın tarihsel gelişimi, insanlığın uzun bir süreç boyunca teknoloji ve bilimin ilerlemesiyle şekillenmiştir. Yapay zekâ kavramı, insan zekâsının bilgisayarlar veya makineler aracılığıyla taklit edilmesi fikrine dayanmaktadır. İnsanların düşünme, öğrenme ve problem çözme yeteneklerini makineler üzerinde uygulama çabası, yapay zekâ alanının temelini oluşturmaktadır (Coşkun & Gülleroğlu, 2021). Yapay zekâ kavramının kökenleri, antik çağlara kadar uzanmaktadır. Antik Yunan felsefecileri ve matematikçileri, mekanik hesaplama ve düşünce süreçleri üzerine düşünceler geliştirmişlerdir. Bununla birlikte, modern yapay zekâ çalışmaları 20. yüzyılın başlarında ivme kazanmıştır (Doğan, 2002). Alan Turing'in 1950'de yayımladığı "Bilgisayarlar ve Zekâ" adlı makalesi, yapay zekâ çalışmalarında dönüm noktası olmuştur. Turing, makinaların düşünebilme yeteneğini sorgulamış ve bu düşünceler, "Turing Testi" olarak bilinen bir testin ortaya çıkmasına yol açmıştır. Bu testte, bir makine veya bilgisayarın

insan benzeri düşünme yeteneğine sahip olup olmadığı değerlendirilmiştir (Turing, 1980).

1950'ler ve 1960'lar, yapay zekâ alanında temel algoritmaların ve programlama dillerinin geliştirilmesi için önemli dönemler olmuştur. Ancak, yapay zekâ çalışmalarında bu dönemde beklentilerin ötesine geçilememiştir. Bu durum, "yapay zekâ kışı" olarak adlandırılan bir döneme yol açmıştır. Bilim insanları, yapay zekâ çalışmalarının sınırlılıklarını anlamak ve yeni yaklaşımlar geliştirmek için çaba sarf etmişlerdir. 1980'lerden itibaren, yapay zekâ alanında derin öğrenme ve uzman sistemler gibi yeni tekniklerin geliştirilmesiyle birlikte ilerleme kaydedilmiştir. Bilgisayarların daha güçlü hale gelmesi ve veri toplama yeteneklerinin artmasıyla birlikte, yapay zekâ uygulamaları da çeşitlenmiş ve yaygınlaşmıştır (Coşkun & Gülleroğlu, 2021). Günümüzde, yapay zekâ birçok alanda kullanılmaktadır; sağlık, otomotiv endüstrisi, finans, eğitim, iletişim ve daha pek çok alanda yapay zekâ teknolojileri geliştirilmekte ve kullanılmaktadır. Makinelerin öğrenme kapasitesi, veri analitiği ve karmaşık problemleri çözme yetenekleri giderek artmakta ve yapay zekâ, insanlığın birçok alandaki yaşamını etkileyen önemli bir faktör haline gelmektedir. Yapay zekâ, sürekli olarak gelişmekte olan bir alan olup, ileri teknolojik yenilikler, etik sorunlar ve güvenlik konularıyla da yakından ilişkilidir. Bu nedenle, yapay zekâ alanındaki araştırmalar ve gelişmeler, teknolojinin ve toplumun geleceğini şekillendirmede önemli bir rol oynamaya devam edecektir (Kambur, 2022).

Yapay zekânın gelişimine ek olarak, son yıllarda özellikle büyük veri ve bulut bilişim teknolojilerinin gelişmesi, yapay zekânın uygulama alanlarını genişletmiştir. Büyük veri, karmaşık ve büyük miktarda verinin hızlı bir şekilde işlenmesini sağlamaktadır. Bu, yapay zekânın, özellikle derin öğrenme algoritmalarının, büyük veri setlerinden öğrenmesine ve daha doğru tahminler yapmasına olanak sağlamaktadır (Erkul, 2021).

Bulut bilişim ise yapay zekâ uygulamalarının daha geniş bir kitleye ulaşmasına imkân tanımaktadır. Bulut bilişim platformları, yapay zekâ algoritmalarının geliştirilmesi ve dağıtılması için gerekli olan hesaplama gücü, depolama alanı ve diğer kaynakları sağlamaktadır. Bu ise küçük ve orta ölçekli işletmelerin bile karmaşık yapay zekâ uygulamalarını kullanmalarına olanak tanımaktadır (Editör Kurulu, 2019).

Son olarak, yapay zekânın etik ve güvenlik konuları, teknolojinin hızlı gelişimine paralel olarak önem kazanmaktadır. Yapay zekâ uygulamalarının, özellikle otomatik karar verme

sistemlerinin, bireylerin gizlilik haklarını ve toplumun adalet anlayışını nasıl etkilediği konusu, yapay zekâ araştırmalarının önemli bir parçasını oluşturmaktadır (Öztürk Dilek, 2019).

2.3. Yapay Zekâ Teknikleri ve Uygulama Alanları

Yapay zekâ (YZ), makinelerin bilgi işlemek için insan beynini taklit etme kabiliyetidir. Yapay zekâ, geniş veri setlerini analiz eden algoritmalar ve kurallardan yararlanarak, karar verme modellerinin temelini oluşturan örüntüleri belirlemektedir. Yapay zekâ, makinelerin zekâsını geliştirmek için birlikte çalışan çeşitli teknoloji ve metodolojilerden oluşmaktadır (Liu, ve diğerleri, 2021). Yapay Zekâ, bilgisayar sistemlerinin insan benzeri düşünme ve problem çözme yeteneklerini geliştirmek için tasarlanmış bir dizi teknolojiyi kapsamaktadır. Yapay zekânın çeşitli teknikleri ve uygulama alanları, günümüzde birçok endüstride büyük etkiler yaratmaktadır.

Yapay zekâ teknikleri arasında Makine Öğrenimi (ML), Derin Öğrenme (DL) ve Doğal Dil İşleme (NLP) bulunmaktadır (Castiglioni, ve diğerleri, 2021).

- Makine Öğrenimi (ML): Bilgisayarların veri analizi yaparak desenler öğrenmesini sağlayan bir tekniktir. Denetimli, denetimsiz ve takviyeli öğrenme gibi alt dalları bulunmaktadır. Sınıflandırma, regresyon, kümeleme gibi birçok algoritma Makine Öğreniminin (ML) önemli bileşenleridir (Baxt, 1995).
- Derin Öğrenme (Deep Learning): Yapay sinir ağları ve büyük veri setlerini kullanarak karmaşık problemleri çözmeye odaklanmaktadır. Derin öğrenme, karmaşık veri setlerinde otomatik öğrenme ve özellik çıkarma yetenekleriyle tanınmaktadır (Castiglioni, ve diğerleri, 2021).
- Doğal Dil İşleme (NLP): Bilgisayarların insan dilini anlamasını ve işlemesini sağlayan bir alandır. Metin analizi, konuşma tanıma, dil çevirisi gibi uygulamalar doğal dil işlemenin alt kollarıdır (Castiglioni, ve diğerleri, 2021). Yapay zekâ uygulamaları günümüzde finans ve pazarlama gibi sektörlerden üretim ve ulaşım kadar birçok alanda kendine yer bulmuştur. Bu yapay zekâ uygulamaları, insan beyninin ve doğadaki canlı sistemlerin akıllı davranışlarını taklit etmeyi amaçlayarak işlerini mükemmel bir şekilde yerine getiren yapay sistemleri içermektedir. Diğer taraftan yapay zekâ, günlük hayatın çeşitli alanlarında sadece

ürünler sunmakla kalmamakta, aynı zamanda tahmin, sınıflandırma, kümeleme gibi amaçlar için de kullanılmaktadır (Riedl, 2019)

Karar verme sürecinde kullanılan çeşitli yapay zekâ uygulamaları ve sistemleri bulunmaktadır. Önemli yapay zekâ uygulamalarının arasında uzman sistemler, bulanık mantık, genetik algoritmalar ve yapay sinir ağları bulunmaktadır (Demirhan, Kılıç, & İnan, 2010). İnsan zekânını taklit eden bu sistemlerden biri olan "yumuşak programlama" yaklaşımı, uzman sistemler, yapay sinir ağları, bulanık mantık ve genetik algoritmaların bir arada kullanılmasını ifade etmektedir. Bu sayede yapay zekâ uygulamaları, birbirlerinin eksik kaldığı noktalarda birbirlerini tamamlamaktadır. Yumuşak programlama, tek başına oldukça etkili olan yapay zekâ uygulamalarının yanı sıra işletmelerin neredeyse her alanında kullanılabilmekte ve önemli faydalar sağlamaktadır (Pirim, 2006).

Yapay zekâ, hızla gelişen bir teknoloji alanıdır ve birçok farklı sektörde geniş uygulama alanları bulunmaktadır. Önemli uygulama alanları aşağıdaki gibi özetlenebilir:

- Eğitim: Yapay zekâ, eğitimde bilginin yönetimi olmak üzere doğrudan eğitim ve öğretim sürecine katkıda bulunmaktadır. Öğrencinin ve okulların değerlendirilmesi, adaptif öğrenme yöntemleri ve kişiselleştirilmiş öğrenme yaklaşımları gibi tekniklerle yapay zekâ, eğitimde önemli bir rol oynamaktadır. Ayrıca eğitim yöneticileri, bütçeleme, öğrenci başvuruları ve kayıt, ders yönetimi, satın alma faaliyetleri, gider yönetimi ve tesisler gibi çeşitli idari ihtiyaçlara yardımcı olmak için akıllı asistanlardan faydalanmaktadır (İşler & Kılıç, 2021).
- Sağlık: Yapay zekâ, sağlık sektöründe hastalık teşhisi, tedavi planlaması, tıbbi görüntüleme ve ilaç geliştirme gibi bir dizi alanda kullanılmaktadır ve bu alanda geniş bir uygulama yelpazesine sahiptir. Kanseri, Diyabet, Covid-19, Alzheimer, Demans, Parkinson, Çölyak, Epilepsi, Multiple Skleroz, Beyin Tümörü, İnfertilite, Tiroid, Anemi, Uyku Apnesi, Glokom, Obsesif Kompulsif Bozukluk, Kalp Ritim Bozukluğu, Bakteriyel Cilt Enfeksiyonu, Yanık ve İşitme Kaybı gibi pek çok sağlık sorununda yapay zekâ teknolojilerinin güvenilir ve başarılı bir biçimde kullanıldığı bilinmektedir (Hoşgör & Güngördü, 2022).
- Finans: Yapay zekâ, finansal süreçlerde önemli bir rol oynamaktadır. Sahtekarlık tespiti, hisse senedi analizi ve kredi riski değerlendirmesi gibi alanlarda kullanılmaktadır (Hoşgör & Güngördü, 2022).

- Yetenek Yönetimi: Yapay zekâ, yetenek yönetiminde önemli bir rol oynamaktadır. Yapay zekâ uygulamaları, yetenekleri bulma ve işe alma, verileri analiz etme, verileri toplama, işyerindeki iş yükünü azaltma, işyeri verimliliğini artırma ve maliyetleri azaltma gibi pozitif bireysel ve örgütsel çıktılara ulaşmada katkılar sağlamaktadır (Akça, 2023).
- Sosyo-Ekonomik Alanlar: Yapay zekâ tekniklerinden biri olan yapay sinir ağlarının sosyo-ekonomik alanda bir uygulaması gerçekleştirilmiştir. Gerçekleştirilen uygulama ile YSA'ların sosyal alanlara da başarıyla uygulanabileceği görülmüştür (Uysal, 2009).
- Perakende ve Pazarlama: Müşteri davranışlarının analiz edilmesi, kişiselleştirilmiş önerilerin sunulması ve stok yönetimi gibi alanlarda yapay zekâ kullanılmaktadır. Bu ise müşteri deneyimini kişiselleştirmeye ve satışları artırmaya yardımcı olmaktadır.
- Otomasyon ve İmalat: Yapay zekâ, robotik sistemlerde, otomasyon süreçlerinde ve üretim hatlarında kullanılmakta ve verimlilik artırılmaktadır. Bu ise üretim süreçlerini daha hızlı, daha verimli ve daha az hata eğilimli hale getirmektedir (Uslu, 2023).
- Ulaşım: Sürücüsüz araçlar, trafik tahmini, rotalama ve lojistik yönetimi gibi alanlarda yapay zekâ teknikleri kullanılarak çözümler üretilmektedir. Bu, ulaşım süreçlerini daha verimli ve güvenli hale getirmektedir (Toprak, Özel, & Çalışkan, 2022).

Bu örnekler, yapay zekânın geniş uygulama alanlarına sahip olduğunu göstermektedir. Yapay zekâ, hızla gelişen bir teknoloji olduğu için, uygulama alanları da sürekli olarak genişlemektedir. Bu nedenle, yapay zekânın potansiyelini tam olarak anlamak ve kullanmak için sürekli araştırma ve öğrenme gerekmektedir. Yapay zekânın etkisi her geçen gün artmakla birlikte yeni uygulama alanları keşfedilmektedir.

2.4. İşletmelerde Yapay Zekâ Kullanımı

Yapay zekâ (YZ), işletmelerin çeşitli alanlarına, tedarikten pazarlamaya, finanstan yönetim alanlarına kadar, verimliliği artırmak için entegre edilebilmektedir. Yapay zekâ, iş süreçlerini otomatikleştirerek ve verimliliği artırarak iş dünyasında devrim yaratmaktadır. Şirketler, yapay zekâ uygulamaları sayesinde müşteri hizmetleri, satış ve

pazarlama, tedarik zinciri yönetimi gibi alanlarda daha hızlı ve etkin kararlar alabilme yeteneğine sahip olmaktadır. Yapay zekâ olarak adlandırılan bu yenilikçi sistem, işletmelerin iş yapış şekillerinde daha önce öngörülmeven farklı çözümler sunarak büyük bir dönüşüm sağlayacaktır (EY Türkiye, 2024). Yapay zekâ uygulamaları, işletme fonksiyonlarının geniş bir yelpazesinde, insan kaynaklarından pazarlamaya, finanstan üretime kadar kullanılmaktadır. Yapay Zekâ uygulamaları, işletmeler için çağın gereksinimlerine uyum sağlayarak önemli bir dönüşüm ve verimlilik artışı sağlamaktadır (Ünal & Kılınç, 2020). Yapay zekânın işletmelere sunduğu hızlı veri analizi, otomasyon ve öngörü yetenekleri, iş süreçlerini optimize ederek maliyet avantajı elde etmelerini sağlamaktadır. Küresel rekabetin giderek arttığı bu ortamda, başarılı olmak isteyen işletmelerin YZ uygulamalarını işleyişlerine entegre etmeleri kritik bir öneme sahiptir. Bu entegrasyon, işletmelerin daha doğru kararlar almasını, müşteri deneyimini iyileştirmesini ve operasyonel süreçlerini daha etkin bir şekilde yönetmesini sağlayarak rekabet avantajı elde etmelerine yardımcı olmaktadır (SAS, 2024).

Ayrıca, yapay zekâ, insan kaynakları yönetiminin önemini artırarak bu alanda fark yaratmaktadır. İnsan kaynakları yönetiminde yapay zekânın temel işlevi, çalışanlara destek sağlamak, onların eğitim ve gelişim süreçlerine katkıda bulunarak daha uzman hale gelmelerini sağlamaktır. Günümüzde insan kaynakları iş süreçlerinde yoğun bir şekilde kullanılan yapay zekâ, bu süreçlerin hızlanmasına ve olası insan hatalarının azaltılmasına önemli ölçüde katkı sağlamaktadır (Akduman, 2019).

Sonuç olarak, yapay zekânın işletmelerdeki kullanımı, iş süreçlerini hızlandırma ve hataları azaltma potansiyeli taşımaktadır. Bu da işletmelerin daha verimli ve etkin olmalarını sağlamaktadır. Bununla birlikte, yapay zekânın etkin bir şekilde kullanılabilmesi için, işletmelerin yapay zekâ teknolojilerini anlama ve bu teknolojileri mevcut iş süreçlerine entegre etme becerisine sahip olmaları gerekmektedir. Bu entegrasyon süreci, işletmelerin mevcut sistemleriyle uyumlu yapay zekâ çözümlerini belirleyip uygulamalarını, verimliliklerini artırmak ve rekabet avantajı elde etmek amacıyla kullanmalarını sağlamaktadır. Ayrıca, bu teknolojilerin işletme ihtiyaçlarına uygun şekilde özelleştirilmesi ve doğru veriyle beslenmesi de önemlidir. Bu sayede yapay zekâ, işletmelerin daha akıllı kararlar almasına yardımcı olmakla birlikte süreçlerin daha verimli ve etkin bir şekilde yönetilmesini sağlamaktadır (GTECH, 2021).

2.4.1. Yapay Zekâ Uygulamalarının İşletmelere Katkıları

Yapay zekâ günümüzde işletmeler için büyük bir dönüşüm ve katma değer sağlayan bir teknoloji haline gelmiştir. İşletmeler, yapay zekâ uygulamalarını kullanarak verimliliğini artırabilmekte, maliyetlerini düşürebilmekte, daha iyi müşteri deneyimleri sunabilmekte ve rekabet avantajı elde etmektedir. Yapay zekâ, işletmelerin karar alma süreçlerini optimize etmelerine, veri analizi yapmalarına ve süreçlerini otomatikleştirmelerine olanak tanımaktadır (Wamba, Akter, Edwards, Chopin, & Gnanzou, 2015).

Birincil katkılardan biri, yapay zekânın işletmeler için büyük veri analizi yapabilmesidir. İşletmeler günümüzde büyük miktarda veriye sahiptir ve bu verilerin analiz edilerek anlamlı bilgilere dönüştürülmesi gerekmektedir. Yapay zekâ, bu veri yığınları üzerinde derin öğrenme ve makine öğrenme teknikleriyle analizler yaparak işletmelere stratejik karar alma süreçlerinde rehberlik etmektedir (Chen & Popovich, 2003). Bu analizler, işletmelerin pazar trendlerini, müşteri davranışlarını ve operasyonel verimliliği daha iyi anlamalarını sağlamaktadır.

Müşteri ilişkileri yönetimi (CRM) alanında yapay zekâ, müşteri davranışlarını analiz ederek daha kişiselleştirilmiş ve etkili bir müşteri deneyimi sunma imkânı sağlamaktadır. Örneğin, öneri sistemleri müşterilere daha önce tercih ettikleri ürün veya hizmetleri önerirken, doğal dil işleme (NLP) uygulamaları müşteri geri bildirimlerini analiz ederek şikayetleri veya talepleri daha hızlı ve etkin bir şekilde çözüme kavuşturmaktadır (Verhoef, ve diğerleri, 2009). Bu, müşteri memnuniyetini artırarak müşteri sadakatini güçlendirmektedir.

Üretim ve operasyonel süreçlerde yapay zekâ, tedarik zinciri yönetiminden kalite kontrolüne kadar birçok alanda kullanılmaktadır. Örneğin, tahminsel analizler sayesinde talep tahmini daha doğru bir şekilde yapılarak stok yönetimi optimize edilmektedir. Aynı zamanda, yapay zekâ destekli robotlar veya otomatik sistemler, üretim hattında verimliliği artırarak hataları minimize etmektedir (Mammadli, 2021). Bu, işletmelerin operasyonel maliyetlerini düşürerek üretim süreçlerini hızlandırmaktadır.

Finansal işlemlerde yapay zekâ, dolandırıcılığı tespit etmek için kullanılmaktadır. Yapay zekâ algoritmaları, büyük veri setlerini analiz ederek anormal davranışları belirleyebilmekte ve potansiyel dolandırıcılık vakalarını tespit etmektedir. Bu, işletmelerin finansal kayıpları önlemelerine yardımcı olmaktadır (Gümüş, Medetoğlu, &

Tutar, 2020). Dolayısıyla, işletmelerin risk yönetimini geliştirmekte ve güvenli bir iş ortamı sağlamaktadır.

Yapay zekâ uygulamalarının işletmelere sağladığı katkılar, sürekli gelişen bir alan olması nedeniyle sürekli olarak artmaktadır. Ancak, bu teknolojinin etik ve güvenlik konuları da göz önünde bulundurulmalıdır. Kişisel verilerin korunması ve algoritmaların tarafsızlığı gibi konular, yapay zekâ kullanımının etik boyutlarını oluşturmaktadır. Bu, işletmelerin müşteri güvenini korumasına ve düzenleyici uyumu sağlamasına yardımcı olmaktadır.

2.4.2. Yapay Zekâ Kullanımının Karar Alma Süreçlerine Etkisi

Yapay Zekâ, karar alma şeklimizde devrim yaratmış, çok miktarda veriyi analiz etme yeteneği sayesinde çeşitli sektörlerdeki işletmeler ve kuruluşlar için önemli bir araç haline gelmiştir. Dolayısıyla, yapay zekâ kullanımının karar verme süreçleri üzerinde önemli bir etkisi olmuş ve bu da doğruluğun ve verimliliğin artmasına yol açmıştır (Power, 2002).

İnce, İmamoğlu ve İmamoğlu (2021)'nin çalışmasına göre yapay zekânın karar verme süreçlerinde kullanılmasının birçok faydası bulunmaktadır. Yapay zekânın en büyük avantajlarından biri, büyük miktarda veriyi hızlı ve doğru bir şekilde analiz edebilme yeteneğidir. Yapay zekâ sayesinde işletmeler gerçek zamanlı verilere dayalı kararlar alabilmektedir. Bu da verimliliğin artmasını ve daha iyi sonuçların elde edilmesini sağlamaktadır.

Ayrıca yapay zekâ, kuruluşların başka türlü göremeyecekleri kalıpları ve eğilimleri belirlemelerine yardımcı olmaktadır. Yapay zekâ, birden fazla kaynaktan gelen verileri analiz ederek işletmelerin daha bilinçli kararlar almasına yardımcı olabilecek bilgileri sağlamaktadır.

Diğer taraftan, karar verme süreçlerinde yapay zekâ kullanımının zorlukları da bulunmaktadır. Yapay zekâ kullanmanın en büyük zorluklarından biri, kullanılan algoritmaların tarafsız olmasını ve mevcut önyargıları sürdürmemesini sağlamaktır. Bu, özellikle sağlık veya finans gibi insanların yaşamları üzerinde önemli etkisi olan karar alma süreçlerinde son derece önem taşımaktadır.

Bu sorunu çözmek için işletmelerin ve kuruluşların yapay zekâ sistemlerinin adil ve tarafsız olacak şekilde tasarlandığından ve eğitildiğinden emin olması gerekmektedir. Bu, dikkatli algoritma seçimi, kapsamlı veri toplama ve analiz ile sürekli izleme ve değerlendirmenin bir kombinasyonu yoluyla başarılacaktır (Demirkaya, 2023).

Sonuç olarak, yapay zekânın karar verme süreçlerinde kullanılması, çeşitli sektörlerdeki işletmeler ve kuruluşlar üzerinde önemli bir etkiye sahip olmaktadır. Algoritmaların tarafsız olmasını sağlamak gibi yapay zekâ kullanımıyla ilgili zorluklar olsa da faydaları açıktır. Büyük miktarda veriyi hızlı ve doğru bir şekilde analiz etme yeteneği sayesinde yapay zekâ, karar verme süreçlerini iyileştirmek ve rekabette öne geçmek isteyen işletmeler için önemli bir araçtır.

Büyük veri, şirketlerin daha iyi kararlar alabilmesi için önem arz eden korelasyonların, modellerin, eğilimlerin ve tercihlerin keşfedilmesi amacıyla büyük veri kümelerinde gelişmiş bilgi işlem teknolojilerinin kullanılmasıdır. Aynı zamanda büyük veri, sürekli artan oranlarda büyüyen büyük, çeşitli bilgi kümelerini ifade etmektedir (Cordeiro, Ordóñez, & Ferro, 2019).

Yapay zekâ ve büyük veri, işletmelerin ve kuruluşların daha bilinçli ve etkili kararlar almasını sağlamaktadır. Bu hem işletmelerin rekabet gücünü artırmakta hem de müşteri memnuniyetini ve genel iş performansını iyileştirmektedir. Ancak, bu teknolojilerin etkin bir şekilde kullanılabilmesi için işletmelerin ve kuruluşların bu teknolojileri anlamaları, doğru şekilde uygulamaları etik ve yasal gerekliliklere uygun olarak kullanmaları gerekmektedir.

2.4.3. İşletmelerde Yapay Zekâ Kullanımının Avantajları ve Dezavantajları

Yapay zekâ, daha önce de ifade edildiği üzere işletmelerin çeşitli alanlarında kullanılmaktadır. Yapay zekâ, işletmelerin operasyonel süreçlerini optimize etmek, verimliliği artırarak rekabet avantajı elde etmek amacıyla giderek daha fazla kullanılan bir teknoloji halini almaktadır. Ancak, yapay zekâ kullanımının hem avantajları hem de dezavantajları bulunmaktadır (Özçetin, 2022). Bu noktada, yapay zekânın avantajları aşağıdaki gibi özetlenebilir;

- Verimlilik Artışı: Yapay zekâ, işletmelerin rutin ve tekrarlayan görevleri otomatikleştirmelerine olanak tanımaktadır. Bu, çalışanların daha stratejik ve yaratıcı görevlere odaklanmalarını sağlayarak genel verimliliği artırmaktadır (Brynjolfsson & McAfee, 2014).
- Hızlı ve Hassas Kararlar: Yapay Zekâ, büyük veri setlerini hızla analiz ederek anlamlı bilgiler üretmektedir. Bu da işletmelerin daha hızlı ve doğru kararlar almasına yardımcı olmaktadır (Davenport & Harris, 2017) .
- Maliyet Tasarrufu: Yapay zekâ ile işletmelerin operasyonel maliyetleri azaltılarak otomatikleştirilmiş süreçler, insan hatasını en aza indirmekte ve işletmelerin kaynaklarını daha etkili ve verimli bir şekilde kullanmalarını sağlamaktadır.
- Müşteri Hizmetleri İyileştirmeleri: Chatbot'lar ve diğer yapay zekâ destekli sistemler, müşteri hizmetleri süreçlerini geliştirerek müşterilere 7/24 erişim sağlama ve hızlı sorun çözme imkânı sunarak müşteri memnuniyetini artırmaktadır (Li, 2010).
- Rekabet Avantajı: Yapay zekâ, pazarda rekabet avantajı elde etmek için kullanılmaktadır. Veri analizi ve öngörü modelleri, pazar trendlerini anlamak ve gelecekteki talepleri tahmin etmek için işletmelere bir avantaj sağlamaktadır (Porter & Heppelmann, 2014).

Bu avantajların dışında yapay zekâ kullanımının işletmeler açısından yaratacağı dezavantajlar şu şekilde özetlenebilir;

- İnsan İşsizliği Endişesi: Yapay zekâ, otomasyon nedeniyle bazı geleneksel iş rollerinin ortadan kalkmasına neden olabilmektedir. Bu da işsizlik endişelerine yol açmaktadır. (Arntz & Terry, 2016).
- Etik Sorunlar: Yapay zekâ, algoritmik kararlar ve otomatik sistemlerle ilgili etik sorunlara yol açmaktadır. Veri güvenliği ve kullanımı konusundaki etik standartların belirlenmesi ve uygulanması önem arz etmektedir (Floridi & Cowls, 2022).
- Yüksek Başlangıç Maliyetleri: Yapay zekâ uygulamalarının geliştirilmesi ve uygulanması genellikle yüksek maliyetli olmaktadır. Bu durum ise özellikle küçük işletmeler için bir engel oluşturmaktadır (Bughin, Hazan, Sree Ramaswamy, DC, & Chu, 2017).

- Veri Güvenliği Riskleri: Yapay zekâ, büyük miktarda veriye dayandığı için veri güvenliği riskleri doğurmaktadır. Veri sızıntıları ve kötü niyetli saldırılar, işletmelerin güvenilirliğini zedelemektedir (Goodfellow, Bengio, & Courville, Deep learning, 2016).
- Teknik Sınırlamalar: Yapay zekâ, duygusal zekâ ve karmaşık problem çözme konularında hala teknik sınırlamalara sahiptir (Russell & Norvig, 2010).

İşletmelerin yapay zekâyı kullanmaya karar vermeden önce, bu avantajları ve dezavantajları dikkatlice değerlendirmeleri, teknolojinin iş süreçlerine uygun bir şekilde entegre edilmesi için stratejik bir yaklaşım benimsemeleri önem arz etmektedir.

Yapay zekânın işletmelerdeki kullanımı, iş süreçlerinin otomasyonu, veri analizi ve müşteri hizmetlerinin iyileştirilmesi gibi alanlarda önemli faydalar sağlamaktadır. Ancak, bu teknolojinin etkin bir şekilde kullanılabilmesi için, daha önce de ifade edildiği üzere işletmelerin bu teknolojileri anlamaları, doğru şekilde uygulamaları ve etik ve yasal gerekliliklere uygun olarak kullanmaları gerekmektedir. Bu, işletmelerin rekabet avantajı elde etmelerine ve genel iş performanslarını iyileştirmelerine yardımcı olacaktır.

2.5. Literatür Taraması

Literatürde yer alan çalışmalar genellikle bankacılık ve finans sektöründe yapay zekâ ve veri analizi yöntemlerinin verimlilik, risk yönetimi, müşteri ilişkileri ve mali performans gibi çeşitli alanlarda nasıl etkin bir şekilde kullanılabileceğine odaklanmaktadır.

Halkos ve Salamouris (2004) çalışmalarında, Yunan bankacılık sektörünün performansını değerlendirmede parametrik olmayan bir analitik yöntem olan veri zarflama analizi (VZA) yöntemini kullanmışlardır. Çalışmada, 1997-1999 dönemine ait bir dizi finansal verimlilik oranı temel alınarak Yunan bankalarının etkinliği analiz edilmiştir.

Wu, Yang, ve Liang (2006) çalışmalarında, Kanada'da faaliyet gösteren bir bankanın Toronto bölgesindeki 142 şubesi için göreceli şube verimliliğini incelemek amacıyla veri zarflama analizini ve sinir ağlarını (NN'ler) entegre etmişlerdir. Elde edilen bulgular, standart veri zarflama analizine göre, yapay sinir ağları (YSA) birleşiminin daha etkin sonuçlar sunduğunu göstermiştir.

Nur Ozkan-Gunay ve Ozkan (2007) tarafından yapılan çalışmada, gelişmekte olan finansal piyasalardaki banka başarısızlıkları yapay sinir ağları kullanılarak Türkiye örneğiyle açıklanmaya çalışılmıştır. 1999-2001 döneminde Türkiye’de faaliyet gösteren 59 bankadan 23’ünün iflas ettiği, kapatıldığı veya başka bir banka ile birleştirildiği ifade edilmiş ve başarısız olan bu bankalarda belirtilerin çok önceden ortaya çıktığı, dolayısıyla finansal oranların analiziyle tahmin edilebileceği ileri sürülmüştür. Bu noktada, başarılı ve başarısız olarak değerlendirilen 29 bankanın 1990-2000 dönemine ilişkin veriler kullanılarak gerçekleştirilen YSA testlerinde sorunlu olarak tespit edilen bankaların iflas eden, kapatılan veya bir başka banka ile birleştirilen bankalar olduğu, başarılı bankaların ise bu testler yoluyla %90 oranında doğru tahmin edildiği sonuçlarına ulaşılmıştır. Sonuç olarak, banka yöneticileri ve denetçilerinin riskleri daha iyi yönetmelerinde, finansal istikrarın korunmasında ve olası riskler açısından erken uyarı sinyallerinin tespit edilebilmesinde YSA modelinin önemli bir katkı sağlayacağı ifade edilmiştir.

Dumanoğlu ve Ergül (2010) tarafından yapılan çalışmada, İstanbul Menkul Kıymetler Borsası’nda işlem gören 11 teknoloji şirketinin mali tabloları kullanılarak, 2006-2009 sürecinde yer alan dört dönem için şirketlerin mali performansları TOPSIS yöntemi ile analiz edilmiştir. Mali performans ölçümünde ilk olarak finansal oranlar belirlenmiş ve oran analizi kullanılarak finansal oranlar her bir şirket için ayrı ayrı hesaplanmıştır. Bulgularda, teknoloji şirketlerinin mali performanslarına ilişkin analiz sonuçlarının temel analiz sonuçlarını doğrular nitelikte olmasının, TOPSIS yönteminin başarısını gösterdiği ifade edilmiştir. Teknoloji sektöründe faaliyette bulunan benzer şirketlerin aynı kriterler ile karşılaştırılarak mali başarılarının belirlenmesine ve sıralamalarına olanak veren TOPSIS yönteminin, teknoloji şirketlerinin mali performansının hem sektör için hem de şirket bazında daha başarılı değerlendirilmesine olanak sağladığı belirtilmiştir.

Bulut (2019), bankaların bireysel ve kurumsal müşterilerinden elde ettikleri bilgiler kullanılarak daha iyi piyasa analizinin ve daha iyi müşteri segmentasyonunun yapılabilmesine, ürün ve hizmetlerin doğru müşteri kesimlerine daha az emekle satılabilmesine olanak tanıyan yapay zekâ tabanlı Müşteri İlişkileri Yönetimi (CRM) uygulamasının yapısını ele almıştır. Bilişim alanındaki veri madenciliği algoritmaları kullanılarak özgün bir yapay destek modeli önerisinin geliştirilmesini amaçlayan bu çalışmada, farklı veri madenciliği uygulamaları ve süreç tanımlamalarıyla bankacılık ve müşteri ilişkileri yönetimi alanlarına yeni bir perspektif kazandırılması hedeflenmiştir.

Bu bağlamda, CRM uygulamalarının önemine, aşamalarına, karşılaşılabilecek problemlere ve bu problemler karşısındaki çözüm önerilerine, gerçek kişi ve tüzel kişilerden oluşan banka müşterilerinin özneliliklerine ve bankacılıkta bilgi teknolojileri uygulamalarına teorik olarak yer verilmiş, sektörde özgün ve ihtiyaca uygun karar destek modelinin geliştirilmesinde kullanılabilecek algoritmalar üzerine durulmuştur.

Leo, Sharma ve Maddulety (2019) çalışmalarında, bankacılık sektöründe risk yönetimi bağlamında araştırılan makine öğrenimi tekniklerini analiz etmeyi ve değerlendirmeyi amaçlamıştır. Küresel finansal krizden bu yana bankalarda risk yönetiminin daha fazla önem kazandığı bir dönemde gerçekleştirilen araştırmada risklerin nasıl tespit edildiği, ölçüldüğü, raporlandığı ve yönetildiği konusunda sürekli bir odaklanma olmuştur. Elde edilen bulgulara, piyasa riski, kredi riski, operasyonel risk ve likidite riski gibi bankacılık risklerinin yönetiminde makine öğreniminin kullanıldığı görülmüştür. Akademide ve endüstride yapılan önemli araştırmalar, bankacılık ve risk yönetimi alanındaki gelişmeleri, mevcut ve ortaya çıkan zorlukları ele almıştır.

Malali ve Gopalakrishnan (2020) tarafından yapılan çalışmada, Hindistan bankacılık ve finans sektöründe yapay zekâ ve güçlendirilmiş teknolojilerin uygulanması ele alınmıştır. Bu çalışma, bankacılık ve finans kurumlarının işleyişini yeniden tanımlamak, çığır açan ürün ve hizmetler sunmak ve en önemlisi müşteri deneyimini etkilemek için yapay zekâyı kullanmalarını önermektedir. Çalışmada, makine çağında bankaların, sofistike teknolojileri kullanarak insan çalışanların tamamen veya kısmen yerine koyan fintech şirketleriyle mücadele etmeleri gerektiği vurgulanmıştır. Keskin bir rekabet avantajı sağlamak için bankacılık ve finans şirketlerinin iş stratejilerine ve operasyonlarına yapay zekâyı dahil etmeleri gerektiği ifade edilmiştir. Ayrıca çalışmada, bankacılık ve finans sektöründeki yapay zekâ ekosistemini incelenmekte ve bu alanın kritik çözülmemiş sorunlarına odaklanılmaktadır. Sonuç olarak, yapay zekânın bankacılık ve finansal hizmet endüstrisinin iş yapma ortamı üzerindeki etkileri ve önemi vurgulanmıştır.

Königstorfer ve Thalmann (2020) çalışmalarında, bankacılık sektöründe yapay zekânın kullanımını ele almışlardır. Çalışmada, yapay zekânın bankacılık sektöründe nasıl uygulanabileceği, nasıl bir araştırma gündemi oluşturulabileceği konusunda bir yol haritası oluşturulmuştur. Bu bağlamda, derin öğrenme ve doğal dil işleme gibi yapay zekâ teknolojileri, müşteri geri bildirimlerini etkin bir şekilde anlama ve bu geri bildirimlere hızla yanıt verme kapasitesine sahiptir. Bu teknolojiler, müşteri tercihlerini ve

alışkanlıklarını derinlemesine analiz ederek büyük bir potansiyele sahip olup, makine öğrenimi algoritmalarıyla müşteri etkileşimlerini analiz ederek daha etkili pazarlama stratejileri geliştirme ve kişiselleştirilmiş ürün ve hizmet önerileri sunma imkânı sağlamaktadır. Bulgulara göre, yapay zekânın iş dünyasında ve toplumda giderek daha fazla ilgi gördüğü vurgulanmıştır. Bankacılık sektöründe yapay zekânın, müşteri deneyimini iyileştirmek, risk yönetimini optimize etmek, sahtekarlık tespiti yapmak ve daha verimli iş süreçleri oluşturmak gibi bir dizi alanda potansiyel olarak büyük faydalar sağladığı belirtilmiştir. Ayrıca, makine öğrenimi algoritmalarının, büyük veri setlerini analiz ederek dolandırıcılık girişimlerini tespit edebildiği ve bu sayede bankaların güvenliğini artırdığı belirtilmiştir.

Korkmaz (2020) tarafından yapılan çalışmada, sınıflandırma yöntemleri üzerine odaklanılmış ve yapay zekâ tabanlı yöntemler ile geleneksel yöntemler karşılaştırılmıştır. Sınıflandırma yöntemleri arasında yapay zekâ tabanlı olan yapay sinir ağları ve destek vektör makineleri (DVM), geleneksel yöntemler arasında ise lojistik regresyon (LR) yöntemi kullanılarak bir bankadan elde edilen kurumsal müşteri veri kümesi üzerinde iki ayrı şekilde uygulanmıştır. Veri kümesine (kurumsal veri ve dengeli kurumsal veri) uygulanan yöntemler arasında yapay sinir ağları ve destek vektör makineleri daha iyi sonuçlar vermiştir. Özellikle YSA, en yüksek doğruluk oranını göstermiştir. Ayrıca, DVM yöntemi en düşük standart sapmaya sahip yöntem olarak öne çıkmıştır. Bu çalışma, yapay zekâ tabanlı yöntemlerin geleneksel yöntemlere kıyasla daha iyi sınıflandırma performansı sergilediğini göstermiştir.

Appiahene, Missah ve Najim (2020) çalışmalarında, bankacılık sektöründe operasyonel verimliliği tahmin etmek için makine öğrenimi algoritmalarının karşılaştırmalı analizini gerçekleştirmişlerdir. Çalışma, Gana'da 2015-2018 yılları arasında yaşanan finansal krizin, bankaların verimliliği ve mevduat sahiplerinin güvenliği ile ilgili çeşitli sorunları gündeme getirdiği bir dönemde gerçekleştirilmiştir. Bankacılık sektöründeki verimlilik ve performans analizi, bankacılık sektörünü iyileştirmek ve müşteri güvenliğini yeniden sağlamak için önemli bir konu haline gelmiştir. Bu, paydaşların bankacılık sektöründeki verimsizliklerin temel nedenlerini tespit etmeleri gerektiği anlamına gelmektedir. Verimlilik ve performansın iyi bir ölçüsü olarak Veri Zarflama Analizi gibi parametrik olmayan yöntemler önerilmiştir. Ayrıca, makine öğrenim algoritmaları, çeşitli parametrik olmayan ve doğrusal olmayan problemleri tahmin etmek için iyi bir araç olarak

görülmüştür. Çalışmada, veri zarflama analizi ile üç makine öğrenimi yaklaşımının birleşimi sunularak 444 Ganalı banka şubesi (Karar Birimi) kapsamında banka verimliliği ve performansı değerlendirilmiştir. Bulgular, karar ağacı (DT) (Decision Tree) ve C5.0 algoritmasının en iyi tahmin modelini sağladığını göstermiştir. Bu çalışma, Gana'daki bankaların kendi verimliliklerini tahmin etmek için bu sonuçları kullanabileceğini önermektedir.

Gümüş, Medetoğlu ve Tutar (2020) çalışmalarında, bankacılık sektöründe yapay zekâ uygulamalarının bireylerin ödeme, tasarruf ve birikim gibi alışkanlıkları üzerindeki etkisini incelemiştir. Çalışmada finans sektörünün önemli kurumlarından biri olan bankaların işlevleri ve fonksiyonları açıklanmıştır. Ayrıca, yapay zekâ kavramı tanımlanmış ve finans sektöründe yapay zekânın işleyişi incelenmiştir. Yapay zekânın kullanımı, maliyetleri azaltma, işlemleri hızlı gerçekleştirme, güvenlik uygulamaları ve her zaman erişilebilir olma gibi avantajlar sağlamaktadır. Çalışmada, makine öğrenimi yöntemlerini kullananlar finans sektöründe ve bankacılık sektöründe yapay zekânın etkili kullanımının nasıl olduğu gösterilmiştir. Bulgulara göre, kullanıcıların yapay zekâyı kullanma şekilleri yaş, cinsiyet, meslek ve gelir dağılımına göre farklılık göstermiştir. Finans sektöründe yapay zekânın etkili bir şekilde kullanılmasının, kullanıcılar için büyük bir kolaylık sağlamadığı ifade edilmiştir.

Dönerçark ve Tecim (2020) tarafından yapılan çalışmada, hızlı ve güvenilir kararların kurumlar için hayati öneme sahip olduğu vurgulanmıştır. Belirsizlik içeren kararlar alınırken yöneticilerin, sezgilerini ve kurumsal hafızayı destekleyen entegre veri sistemlerinden gelen bilgileri dayanak olarak kullandıkları belirtilmiştir. Geçmiş bilgilerin modellenerek yöneticilere sunulmasının ve yöneticilerin öngörülerini doğrultusunda bunları manipüle edebilmesinin, karar destek sistemleri ile mümkün olduğu ifade edilmiştir. Bu çerçevede, çalışmada kurumsal karar destek sistemlerinde yapay zekânın uygulanabilirliği araştırılmış, yapay zekânın tanımı, zaman içindeki gelişimi, kurumsal karar destek sistemlerinde kullanımı ve bir örnek tasarım ve uygulama ile savunulan tezin hayatın olağan akışında uygulanabilirliği ele alınmıştır. Çalışma kapsamında, orta düzey yöneticilerin taktiksel düzeyde ve belirsizlik içeren kararlar alırken yararlanabilecekleri bir model tabanlı ve yapay zekâ destekli uzman sistem karar destek sistemi geliştirilmesi amaçlanmıştır. Bu sistemin, doğru yöntemlerle işlenmiş bilgilerin yapay zekâ kullanımıyla kurumsal karar destek sistemlerine bilgi

temelli ve model odaklı karar alma süreçlerinde ne tür faydalar sağlayacağını göstermek için bir örnek tasarım ve uygulama gerçekleştirilmiştir.

Kandemir (2021) çalışmasında, ekonomik ve toplumsal sonuçları büyük önem taşıyan denetim faaliyetlerinin daha etkin hale getirilmesi amacıyla yüksek teknoloji ve yapay zekâdan nasıl yararlanılabileceğini araştırmıştır. Dijitalleşme ve yapay zekâ teknolojileri, uyumluluk ve denetim alanında derin değişikliklere yol açmıştır. Bankacılık sektöründe, yapay zekânın daha yaygın bir şekilde benimsenmesiyle uyumluluk ve denetim ortamının gelişmesinin oldukça muhtemel olduğu belirtilmiş ve bu teknolojilerin denetim sürecini kolaylaştırmak, makine tarafından okunabilir düzenlemeler getirmek ve denetim amaçlı veri toplamayı otomatikleştirmek suretiyle bankacılık kesiminde yeni bir dönemi işaret ettiği ifade edilmiştir. Bu çerçevede çalışmada, SupTech (Denetim Teknolojisi) ve yapay zekânın bankacılık sektöründeki gelişimine odaklanılmış, günümüz koşullarında yapay zekâ ve denetim alanında insanın yerini almasa da denetim sürecini kolaylaştırdığı ve etkinliği artırdığı ileri sürülmüştür. Ayrıca, finansal istikrarı korumak isteyen düzenleyiciler için yeni fırsatlar ve zorlukların bulunduğu belirtilmiştir.

Salur (2021), işletmelerin finansal başarısızlığını önceden tahmin etmek amacıyla yapay sinir ağları modeli kullanarak erken uyarı sistemi geliştirmeyi amaçlamıştır. Finansal başarısızlığın erken teşhisi, işletme sahipleri ve yöneticilere zamanında müdahale imkânı sağlayarak, işletmelerin iflasa kadar varabilecek finansal krizlerden kurtulmalarına yardımcı olmaktadır. Bu çerçevede çalışmada, 2008-2013 yılları arasında BİST'te işlem gören ve faaliyet gösteren 144 işletme incelenmiş, işletmelerin finansal verileri Kamuyu Aydınlatma Platformu (KAP) üzerinden elde edilerek finansal tablolardan işletmelere ait finansal oranlar belirlenmiştir. İşletmelerin finansal tablolarından yararlanarak finansal durumlarının tahmin edilmesine yönelik MATLAB programı ile bir model geliştirilmiştir. Modelde, yapay sinir ağları kullanılarak finansal başarısızlık tahmini yapılmıştır. Çalışmanın sonuçlarına göre, yapay sinir ağları modeli seçilen örneklem üzerinde finansal başarısızlığı tahmin etmede yüksek bir performans sergilemiştir.

Fares, Butt ve Lee (2023) çalışmalarında, 2005 yılından bu yana bankacılık sektöründe yapay zekâ kullanımı üzerine yapılan literatürün bütünsel ve sistemli bir incelemesini yapmışlardır. Çalışmada, 44 akademik makale tematik ve içerik analiz yöntemiyle incelenerek bankacılık sektöründeki yapay zekâ uygulamaları, fırsatları, zorlukları ve etkileri ortaya konulmuştur. Çalışmanın bulguları, yapay zekâ ve bankacılık literatüründe

üç ana araştırma alanının nasıl şekillendiğini ortaya koymuştur: Stratejik Planlama, Operasyonel Süreçler ve Müşteri İlişkileri. Bu bulguların, bankacılık sektöründeki karar vericilere, yapay zekâ teknolojilerinin bankacılık faaliyetlerinde etkin bir şekilde nasıl kullanılacağına dair stratejik yönlendirmeler sağlayacağı düşünülmüştür.

Umamaheswari ve Valarmathi (2023), finans sektöründe yapay zekâ uygulamalarının etkisini incelemişlerdir. Çalışmada, bankaların tanımı, işlevleri ve fonksiyonlarına odaklanılarak finans sektöründe yapay zekânın nasıl kullanıldığı araştırılmış ve yapay zekânın finans sektöründe maliyetleri azaltma, işlemleri hızlandırma, güvenlik uygulamaları sunma ve her zaman erişilebilir olma gibi avantajlar sağladığı vurgulanmıştır. Çalışmada, 500 kişi ile yapılan anket çalışmasıyla kullanıcıların yaş, gelir ve eğitim düzeylerine göre yapay zekâyı nasıl kullandıkları incelenmiş, yaş, gelir ve eğitim düzeyleri arttıkça yapay zekâya olan güvenin de arttığı sonucuna ulaşılmıştır. Ayrıca, finans sektöründe yapay zekânın etkin kullanımının kullanıcılar için büyük kolaylıklar sağladığı ortaya konulmuştur.

Doumpos, Zopounidis, Gounopoulos, Platanakis, Zhang (2023) tarafından yapılan çalışmada, yapay zekânın bankacılık sektöründe şu anda nasıl kullanıldığı ve gelecekte nasıl kullanılabileceği araştırılmıştır. Çalışmada, yapay zekânın müşteri hizmetleri, dolandırıcılık tespiti, risk yönetimi, kredi değerlendirmesi ve pazarlama gibi çeşitli alanlarda nasıl kullanılabileceğine dair örnekler sunulmuş ve yapay zekânın bankacılık sektöründe daha etkin ve verimli bir şekilde çalışmasını sağlamak için araştırma yöntemlerinin nasıl kullanılabileceği tartışılmıştır. Yazarlara göre yapay zekâ, bankacılık sektöründe dönüşüm yaratma potansiyeline sahip güçlü bir araç olarak değerlendirilmiştir. Yapay zekâ yöntemlerinin entegrasyonunun, bankaların daha etkin ve verimli bir şekilde çalışmasını sağlayacağı ifade edilmiştir. Ayrıca yeni araştırmaların, yapay zekânın bankacılık sektöründe sorumlu ve etik bir şekilde kullanılmasına yardımcı olduğu belirtilmiştir.

3. MAKİNE ÖĞRENMESİ

3.1. Makine Öğrenmesi Uygulamaları

Makine öğrenmesi, çeşitli veri setlerinden öğrenme ve tahmin yapma yeteneği ile birçok farklı uygulama alanında kullanılmaktadır. Bu bölümde, makine öğrenmesinin ana uygulama alanları, sınıflandırma, kümeleme, regresyon, optimizasyon, bulanık mantık ve uzman sistemler başlıkları altında detaylı olarak incelenecektir.

3.1.1. Sınıflandırma

Sınıflandırma, eğitim verilerini inceleyen ve bu verilere dayanarak hangi sınıfa ait olduklarını tahmin etmek için kullanılabilecek bir model geliştiren bir makine öğrenme yöntemidir (Raul & Holban, 2011). Sınıflandırma, makine öğrenmesinin denetimli öğrenme kategorisinde yer alan bir uygulaması olup veri noktalarını önceden belirlenmiş sınıflara ayırmayı amaçlamaktadır. Makine öğrenmesi literatüründe sınıflandırma, bir veri kümesindeki elemanları istenilen belirli sayıda sınıfa atayarak verilerin bu sınıflara dağıtılmasını sağlayan denetimli öğrenme yöntemidir. Yeni veri girişleri yapıldığında, eğitim verilerini kullanarak öğrendiği sınıflara uygun bir şekilde veriyi sınıflandırmaktadır. Sınıflandırma algoritmaları, verilerin özelliklerini kullanarak öğrenmekte ve bu özelliklere göre veriyi çeşitli sınıflara ayırmaktadır. Sınıflandırma yönteminin performansı, büyük ölçüde doğru özelliklerin seçilmesine bağlı olmaktadır. Bu nedenle, sınıflandırma yönteminin uygulanmasından önce, veri kümesindeki ayırt edici özelliklerin belirlenmesi ve gürültü yaratabilecek, sınıflandırmaya katkı sağlamayan özelliklerin elenmesi önemlidir. Literatürde, öznitelik seçimi ve boyut indirgeme yöntemleri arasında birçok teknik bulunmaktadır; bunlar arasında en yaygın olanlar diskriminant analizi, temel bileşen analizi ve faktör analizidir. Bu yöntemlerin ortak noktaları, doğrusallık varsayımına dayanarak vektörleri ölçeklendirmek için özdeğer ve özvektör kullanmalarıdır. Ancak, bu yöntemler, kullanım amaçları ve dikkate aldıkları kriterler açısından farklılık göstermektedir. Bu teknik, özellikle tıbbi teşhis, finansal kararlar ve pazarlama gibi alanlarda büyük önem taşımaktadır. Örneğin, tıbbi teşhis sistemlerinde, hastaların belirtilerine göre hastalık sınıflandırması yapılabilmektedir.

Aynı şekilde, finans sektöründe kredi başvurularının risk değerlendirmesi de sınıflandırma algoritmaları ile yapılmaktadır. Destek vektör makineleri (SVM), karar ağaçları ve yapay sinir ağları, sınıflandırma problemlerinde yüksek performans göstermektedir (Duda, Hart, & Stork, 2001). Ayrıca, (Brownlee, 2019) tarafından yapılan çalışmalar, görüntü sınıflandırma ve nesne tanıma gibi alanlarda derin öğrenme yöntemlerinin etkili olduğunu göstermektedir.

3.1.2. Kümeleme

Kümeleme analizleri, nesnelerin belirli kriterlere göre gruplandırılmasını sağlayan denetimsiz öğrenme algoritmalarıdır. Makine öğrenme alanında önemli bir yere sahip olan bu algoritmalar, veri setindeki benzer özelliklere sahip veri noktalarını gruplar halinde ayırmayı amaçlamaktadır. Kümeleme algoritmaları, veri setindeki gizli kalıpları ve yapıları ortaya çıkarmak için kullanılmaktadır. Ayrıca istatistik, makine öğrenmesi, veri madenciliği, örüntü tanıma, konuşma tanıma, görüntü ve ses işleme gibi çeşitli alanlarda da kullanılmaktadır. Örneğin, işletmelerde müşteri tercihlerinin, coğrafi konumları ve demografik yapıları göz önüne alınarak, satın alma davranışlarına göre gruplara ayrılması mümkün olmaktadır. Ayrıca, sosyal ağ analizleri, anahtar kelime aramaları, trend topiklerin belirlenmesi (Bayrakçı, 2015), satış hareketleri ve çağrı merkezi kayıtlarının analizinde de kullanılmaktadır. Kümeleme işleminin sınıflandırmadan farkı, sınıfların tanımının önceden bilinmemesidir.

Kümeleme algoritmaları, büyük veri analitiği ve veri madenciliği tekniklerinde benzer nitelikteki grupların ve alt grupların belirlenmesinde veya farklılıkların ortaya çıkarılmasında kullanılmaktadır. K-Means, Bulanık C-ortalamlar, Kohonen Yapay Sinir Ağları, K-Medoids, Canopy, Mean Shift, MinHash ve Latent Dirichlet Allocation gibi çeşitli kümeleme algoritmaları bulunmaktadır. Yaygın olarak kullanılan kümeleme algoritmaları arasında K-means, hiyerarşik kümeleme ve DBSCAN bulunmaktadır. Bu algoritmalar, pazarlama stratejilerinin belirlenmesinde, biyolojik veri analizinde ve sosyal ağ analizlerinde sıkça kullanılmaktadır (Jain, 2010). Bu algoritmalar, büyük veri kümeleri ile çalışmak üzere ölçeklenebilirliği ve hızları artırılarak güçlendirilmiştir.

Büyük veri kümeleme teknikleri, genel olarak tek makine kümeleme teknikleri ve çoklu makine kümeleme teknikleri olmak üzere iki ana kategoriye ayrılmaktadır. Çoklu makine

kümeleme teknikleri, ölçeklenebilirlik açısından esneklik sunmakta ve kullanıcılara daha hızlı yanıt verme kapasitesine sahip olmaktadır. Tek makine kümeleme teknikleri arasında örneklem temelli teknikler ve boyut azaltma teknikleri bulunurken, çoklu makine kümeleme teknikleri paralel kümeleme ile MapReduce tabanlı kümeleme tekniklerini içermektedir. MapReduce, başlangıçta Google tarafından sunulmuş olup, Hadoop gibi açık kaynak kodlu kütüphanelerle büyük veri işleme süreçlerinde kullanılmaktadır (Shirkhorshidi, Aghabozorgi, Wah, & Herawan, 2014).

3.1.3. Regresyon

Regresyon analizi, bir bağımlı değişken ile bir veya daha fazla bağımsız değişken arasındaki ilişkiyi modellemeye çalışan bir analiz yöntemidir. Bu yöntem, özellikle finansal tahminler, satış tahminleri ve mühendislik problemlerinde yaygın olarak kullanılmaktadır. Örneğin, bir şirketin gelecekteki satışlarını tahmin etmek için geçmiş satış verileri ile ekonomik göstergeler arasındaki ilişki regresyon analizi ile incelenebilmektedir. Lineer regresyon, lojistik regresyon ve polinomial regresyon, bu tür analizlerde kullanılan başlıca yöntemleri ifade etmektedir. Her bir teknik, farklı veri yapılarına ve problem türlerine uygun çözümler sunmaktadır (Montgomery, Peck, & Vining, 2021). (Maulud & Abdulazeez, 2020), regresyon analizinde kullanılan çeşitli teknikleri detaylı bir şekilde inceleyerek, hangi durumlarda hangi yöntemin daha etkili olduğunu ortaya koymaktadır.

Regresyon analizinde genellikle nicel (quantitative) değişkenler kullanılmaktadır. Ancak hem sosyal bilimlerde hem de doğal bilimlerde analiz edilen değişkenler bazen nitel (qualitative) olmaktadır. Nitel bilgi sağlayan değişkenlere örnek olarak; bireylerin cinsiyeti, yaşadıkları bölge, eğitim düzeyi ve göz rengi verilebilir. Bu tür değişkenler, kategorilere ayrılmış değerler sunarak analiz yapılmasını sağlamaktadır. Nitel değişkenler, hem bağımsız değişken hem de bağımlı değişken olarak kullanılmaktadır. Çoğunlukla, kategorik farklılıkların açıklanmak istenen olguya etkisini ölçmek amacıyla bağımsız değişken olarak kullanılmaktadır. Örneğin, mevsim etkisinin analiz edilmesi bu şekilde yapılmaktadır. Kitaplarda sıkça verilen örneklerden biri, cinsiyet farklılıklarının ücretler üzerindeki etkisini inceleyen regresyon denklemidir. Bu tür araştırmalarda, cinsiyet ayrımcılığının ücret üzerindeki etkisini belirlemek için cinsiyet bir kukla değişken olarak kullanılmaktadır (Wooldridge, 2013).

Bir kategorinin belirli bir özelliğe sahip olmasının ne gibi faktörlerden etkilendiğini araştırmak gerektiğinde, kukla değişken bağımlı değişken rolünü üstlenmektedir. Bu tür modellerin tahmininde yaygın olarak kullanılan yöntemler arasında Doğrusal Olasılık Modeli (DOM), Probit Modeli (PM), Tobit Modeli (TM) ve Lojistik Regresyon Modeli (LRM) bulunmaktadır (Güriş & Çağlayan, 2005).

Doğrusal Olasılık Modeli, bağımlı değişkenin kategorik olup iki değer (0 ve 1) aldığı, bağımsız değişkenin ise sürekli olduğu durumlarda kullanılan bir analiz yöntemidir. Bu modelde en küçük kareler tekniğinin kullanılmasının bazı sakıncaları bulunmaktadır (İnal, Topuz, & Uçan, 2006) Bu sakıncalar şunlardır:

- Tahmin hatalarının normal dağılmaması,
- Değişen varyans problemi,
- $P_i = E(Y_i = 1/X_i)$ Olasılık değerinin X_i değişkeninin değerleri ile paralel olarak arttığı varsayımı,
- Uyum iyiliği göstergesi olan R^2 değerinin düşük çıkması,
- $0 \leq E(Y_i / X_i) \leq 1$ koşulunun sağlanamaması.

Bu koşulların sağlanamaması nedeniyle çoğu durumda Logit modeli tercih edilmektedir (İnal, Topuz, & Uçan, 2006).

Bağımlı değişkenin bir özelliğin varlığına veya yokluğuna bağlı olarak kurulduğu model türlerinden birisi lojistik regresyon modelidir. Bu modelde, 0 ve 1 gibi kesikli değerler alan nitel bağımlı değişkenin, nicel sürekli bağımsız değişkenler ile açıklanması söz konusudur. Model, $0 \leq E(Y|X_i) \leq 1$ şartını sağlamak için geliştirilmiştir.

Lojistik regresyon analizinde bir olayın gerçekleşme olasılığı ile gerçekleşmeme olasılığı oranı, bahis oranı (odds ratio) olarak adlandırılmaktadır.

Makine öğrenmesinde sınıflandırmanın temel amacı, birimlerin önceden bilinen sınıflardan hangisine ait olduğunu, özellikleri yardımıyla mümkün olduğunca doğru tahmin etmektir. Lojistik regresyon analizinde de birimlerin belirli bir sınıfa ait olma olasılıkları belirlenmekte ve bu olasılıklar üzerinden sınıflandırmaya gidilmektedir.

Sonuç olarak, lojistik regresyon analizi, kategorik bağımlı değişkenler için güçlü ve esnek bir modelleme aracıdır. Bu analiz yöntemi, biyoloji, tıp, sosyal bilimler, bankacılık ve finans gibi çeşitli alanlarda geniş bir uygulama yelpazesine sahiptir. Lojistik regresyonun

sağladığı bahis oranları ve olasılık tahminleri, araştırmacılara ve uygulayıcılara karmaşık ilişkileri anlamada ve karar destek sistemlerinde önemli bilgiler sunmaktadır. Modelin doğruluğu ve gücü, doğru değişken seçimi ve veri kalitesine bağlıdır. Lojistik regresyon analizi, verilerin yapısına uygun olarak doğru uygulandığında, etkili ve güvenilir sonuçların elde edilmesini sağlamaktadır. Gelecekte, bu yöntemin daha da geliştirilmesi ve farklı alanlarda kullanılması, veri analitiği ve karar verme süreçlerine önemli katkılar sağlayacaktır.

3.1.4. Optimizasyon

Optimizasyon, belirli bir hedefe ulaşmak için en iyi çözümü bulmayı amaçlayan bir süreci ifade etmektedir. Bu süreç, çeşitli parametrelerin ve kısıtlamaların dikkate alınarak en uygun çözümün bulunmasını içermektedir. Makine öğrenmesi, optimizasyon problemlerinin çözümünde etkili bir araçtır ve büyük veri setlerinde karmaşık problemlerin çözülmesine olanak tanımaktadır. Özellikle, yüksek boyutlu ve çok değişkenli veri setlerinde makine öğrenmesi algoritmaları, geleneksel yöntemlere kıyasla daha hızlı ve daha etkili çözümler sunmaktadır.

Örneğin, üretim süreçlerinde maliyetlerin minimize edilmesi veya kaynakların en verimli şekilde kullanılması için optimizasyon teknikleri uygulanmaktadır. Bu teknikler, üretim hattındaki verimliliği artırarak maliyetleri düşürmek ve kaliteyi iyileştirmek amacıyla kullanılmaktadır (Nocedal & Wright, 1999). Genetik algoritmalar, parçacık sürü optimizasyonu ve gradyan inişi, optimizasyon problemlerinde sıkça kullanılan yöntemlerdir. Genetik algoritmalar, doğal seleksiyon ve genetik çaprazlama prensiplerine dayanan bir optimizasyon yöntemidir ve karmaşık problemler için etkili çözümler sunmaktadır. Parçacık sürü optimizasyonu, sosyal davranış ve işbirliği prensiplerine dayanarak çözümler aramakta ve özellikle çok boyutlu optimizasyon problemlerinde kullanılmaktadır. Gradyan inişi ise, fonksiyonun minimum veya maksimum noktalarını bulmak için türev bilgilerini kullanmakta ve sürekli veri setlerinde hızlı ve etkili çözümler sunmaktadır.

Bu teknikler, mühendislik tasarımı, rota planlama ve kaynak tahsisi gibi alanlarda yaygın olarak uygulanmaktadır (Wright, 2006). Mühendislik tasarımında optimizasyon teknikleri, ürünlerin performansını artırmak ve maliyetleri düşürmek için kullanılmaktadır. Rota planlama, özellikle lojistik ve ulaşım sektörlerinde önemlidir; en

kısa ve en hızlı rotaların belirlenmesi, yakıt tasarrufu ve zaman yönetimi açısından kritik öneme sahiptir. Kaynak tahsisi ise sınırlı kaynakların en verimli şekilde kullanılması için yapılan optimizasyon sürecini ifade etmekte ve sağlık hizmetlerinden proje yönetimine kadar birçok alanda uygulanmaktadır.

Theissler, Pérez-Velázquez, Kettelgerdes ve Elger, (2021), otomotiv endüstrisinde tahmine dayalı bakım uygulamaları için makine öğrenmesi tekniklerinin kullanımını incelemektedir. Tahmine dayalı bakım, araçların arıza yapmadan önce bakım ihtiyaçlarını belirleyerek, bakım maliyetlerinin azaltılmasına ve araçların kullanım ömrünün uzatılmasına katkı sağlamaktadır. Bu tür uygulamalar, sensör verilerinin analizi ve arıza tahmin modellerinin oluşturulması yoluyla gerçekleştirilmektedir. Makine öğrenmesi, bu tür büyük ve karmaşık veri setlerini analiz ederek, daha doğru ve zamanında tahminler yapılmasını sağlamaktadır. Optimizasyon, bu süreçlerde sensör verilerinin en etkin şekilde değerlendirilmesini ve bakım süreçlerinin en verimli hale getirilmesini sağlamaktadır.

Genel olarak, optimizasyon teknikleri ve makine öğrenmesi algoritmaları, endüstriyel süreçlerin iyileştirilmesi, maliyetlerin düşürülmesi ve verimliliğin artırılması için güçlü araçlar sunmaktadır. Bu tekniklerin doğru bir şekilde uygulanması, işletmelerin rekabet gücünü artırırken, aynı zamanda sürdürülebilirlik ve yenilikçilik açısından da önemli katkılar sağlamaktadır (Nocedal & Wright, 2006), (Theissler, Spinnato, Schlegel, & Guidotti, 2022).

3.1.5. Bulanık Mantık

Bulanık mantık, belirsiz ve kesin olmayan verilerle çalışabilen bir makine öğrenmesi tekniğidir. Bu yaklaşım, klasik ikili mantık sistemlerinden farklı olarak, gerçek dünyadaki belirsizliklerin ve doğrusal olmayan ilişkilerin modellenmesinde esneklik sağlamaktadır. Bulanık mantık, özellikle kontrol sistemleri ve karar destek sistemlerinde yaygın olarak kullanılmaktadır. Örneğin, ev otomasyonu sistemlerinde sıcaklık ve nem kontrolü için bulanık mantık kullanılarak daha hassas ve kullanıcı dostu çözümler elde edilmektedir. Bulanık mantık, aynı zamanda finansal risk analizi ve müşteri davranış tahmini gibi alanlarda da uygulanmaktadır (Zadeh, 1965). Bulanık mantık, dilbilimsel kurallarla çalıştığı için karmaşık sistemlerin modellenmesinde ve kontrolünde esneklik

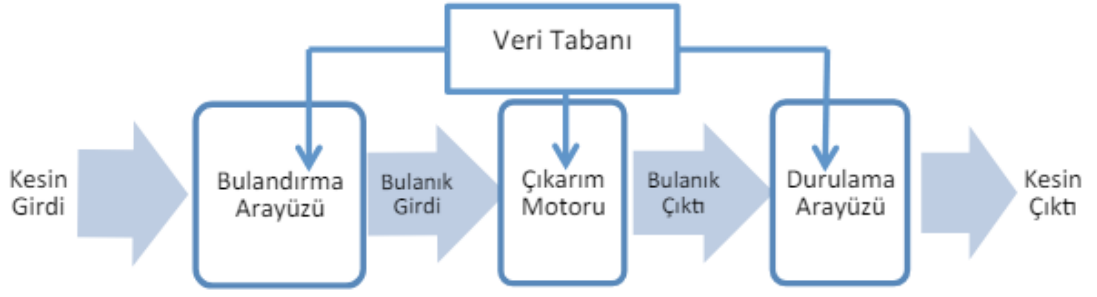
sağlamaktadır. Örneğin, Japon araştırmacılar tarafından buhar makinesi kontrolünde bulanık mantık kullanılarak başarılı sonuçlar elde edilmiştir (Girgin, 2020)

1965 yılında Prof. Lotfi Asker Zadeh'in "Fuzzy Sets" başlıklı makalesi ile bulanıklık kavramı yeni bir döneme girmiş, bu kavram geniş ilgi görmeye başlamıştır (Yang & Liu, 2003). Bulanık mantık, klasik mantığın kesin sınırlarla belirlenmiş aralıkları yerine, tanımlanan fonksiyonlarla örtüşen birçok aralık kullanmaktadır. Başka bir ifadeyle, bulanık küme teorisi, klasik matematiğin kesinliğine uygun olmayan ya da belirsizlik içeren karar süreçlerine matematiksel kesinlik getiren kavramlar ve yöntemler bütünü olarak tanımlanabilmektedir (Yenilmez, 2001). Bu teorinin geliştirilmesiyle, insan gibi düşünebilen, karar verebilen ve seçim yapabilen sistemlerin oluşturulması hedeflenmiştir. Bulanık mantığı ve bu mantığa dayanan matematiksel çerçeveyi kullanan sistemlere "bulanık sistemler" denilmektedir.

Bulanık sistemlerde bulanık kümelerin veya bulanık mantığın kullanımı birkaç şekilde olmaktadır (Baykal & Beyan, 2004):

- Sistem, "eğer-o halde" şeklindeki kurallarla tanımlanmaktadır. Bu tür sistemlere kural tabanlı bulanık sistemler adı verilmektedir.
- Sistem parametreleri, gerçek sayılar yerine bulanık sayıların kullanılmasıyla tanımlanarak, parametre değerlerindeki belirsizlik ifade edilmektedir.
- Sistemin giriş, çıkış ve durum değişkenleri, insan algısıyla ilişkili nicelikleri veya sözel bilgiyi ifade ediyorsa, bu değişkenler bulanık kümelerle tanımlanmaktadır.

Bu tür bulanık modeller, kullanım alanlarına, kurulma süreçlerindeki yaklaşımlara ve vurgulanan boyutlarına göre farklı isimler almaktadır. Bunlar arasında bulanık çıkarım sistemi, kural tabanlı bulanık sistem, bulanık uzman sistemler ve bulanık mantık denetleyicileri bulunmaktadır. Bulanık mantığa dayalı sistemler genellikle dört ana bileşenden oluşmaktadır. Bunlar, bulandırma arayüzü, çıkarım motoru (karar verme mekanizması), durulama arayüzü ve bilgi tabanıdır.



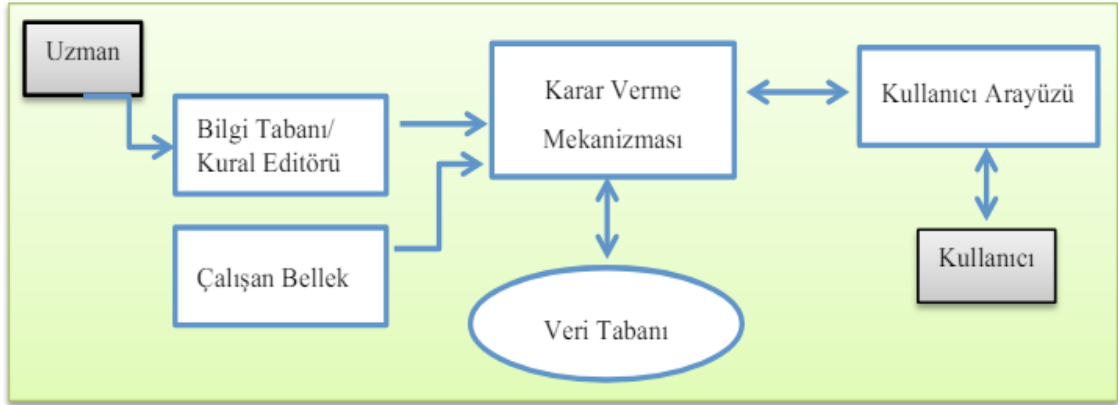
Şekil 1. Bulanık Sistemin Genel Yapısı
Kaynak: (Baykal & Beyan, 2004).

3.1.6. Uzman Sistemler

Uzman sistemler, uzmanlık gerektiren problemleri bilgi ve mantıksal çıkarım yoluyla çözebilen bilgisayar tabanlı sistemlerdir. Bu sistemler, bir uzman kişinin bilgi ve mantıksal çıkarım süreçlerini modellemeyi amaçlamaktadır (Harmon & King, 1995). Uzman sistemler, bilgileri depolayarak, karşılaşılan problemlere bu bilgileri kullanarak çözümler üretmektedir. Böylece insan zekâsının muhakeme yeteneğinin bilgisayarın kesinlik ve hızı ile birleştirilmesi amaçlanmaktadır. Bu sistemler, uzmanların bilgi ve deneyimlerini modelleyerek karmaşık problemleri çözebilmekte ve kullanıcıya önerilerde bulunabilmektedir. Uzman sistemler, tıbbi teşhis, finansal analiz ve mühendislik tasarımı gibi alanlarda yaygın olarak kullanılmaktadır. Örneğin, tıbbi teşhis sistemlerinde, hastaların belirtileri ve test sonuçları değerlendirilerek olası hastalıklar hakkında önerilerde bulunulabilmesi mümkün olmaktadır. Uzman sistemler, bilgi tabanları ve çıkarım motorları kullanarak çalışmakta ve bu sayede karmaşık karar verme süreçlerini otomatikleştirmektedir (Jackson, 1998). Uzman sistemler mühendislik ve üretim süreçlerinde optimizasyon sağlamak amacıyla kullanılırken, aynı zamanda taşıma ve lojistik alanlarında da büyük avantajlar sağlamaktadır. Örneğin, ulaşım sistemlerinde trafik yönetimi ve rota optimizasyonu gibi uygulamalarda kullanılarak verimliliği artırmakta ve maliyetleri düşürmektedir.

Uzman sistemler şu temel bileşenlerden oluşmaktadır: Bilgi tabanı (kural tabanı), veri tabanı, çalışan bellek (yardımcı yorumlama modülü), çıkarım motoru (karar verme mekanizması, mantıksal çıkarım modülü) ve kullanıcı arayüzü. Bilgi tabanı, sistemin beyni ve yapı taşıdır; burada tutulan bilgilerden yeni bilgiler üretilmektedir. Veri tabanı, bilgi tabanı ile sürekli etkileşim halindedir (Nabiyev, 2012). Kullanıcı arayüzü, bilgi kazanma, bilgi tabanında hata ayıklama ve deneme, test durumlarını çalıştırma, özet

sonuçlar üretme, sonuca ulaşan nedenleri açıklama ve sistem performansını değerlendirme gibi işlevleri yerine getirmektedir. Çıkarım motoru, uygun bilgiyi bulmak için bilgi tabanını taramakta ve mevcut problem verilerine dayanarak çıkarım yapmaktadır. Çalışan bellekte ise problem ile ilgili soruların cevapları ve tanısal testlerin sonuçları gibi mevcut problem verileri saklanmaktadır (Balaban & Kartal, 2015).



Şekil 2. Uzman Sistemin Genel Yapısı
Kaynak: (Baykal & Beyan, 2004).

3.2. Makine Öğrenmesinde Sınıflandırma Yöntemleri

Makine öğrenmesi, son yıllarda hızla gelişen ve geniş bir uygulama yelpazesi bulunan bir alan olarak ön plana çıkmaktadır. Özellikle büyük veri kümelerinin analiz edilmesi ve bu verilerden anlamlı sonuçlar çıkarılması gereksinimi, makine öğrenmesi yöntemlerinin önemini artırmaktadır. Sınıflandırma, makine öğrenmesinin en temel ve yaygın uygulama alanlarından birini ifade etmektedir. Sınıflandırma yöntemleri, verileri önceden belirlenmiş kategorilere ayırarak, karar verme süreçlerinde etkin bir şekilde kullanılmaktadır. Makine öğrenimi yöntemleri, gelecekteki trendleri tahmin etme ve doğru sınıflandırma algoritmaları kullanarak veri bilimi sürecine katkıda bulunmaktadır (Baran, 2020). Makineye öğretilecek olan algoritmaların seçilmesi ve tasarlanması aşamasında, en iyi performansı sergilemeleri beklenmektedir. Sınıflandırma problemleri, tıbbi teşhislerden, spam e-posta tespitine, finansal risk analizinden, müşteri segmentasyonuna kadar birçok alanda kritik rol oynamaktadır. Bu yöntemlerin başarısı, kullanılan algoritmaların doğruluğu ve verilerin niteliği ile doğrudan ilişkilidir. Çalışmamın bu bölümünde, en yaygın makine öğrenmesi sınıflandırma yöntemleri detaylı bir şekilde ele alınmaktadır. Bu yöntemler arasında lojistik regresyon, k-en yakın

komşu, destek vektör makineleri, cart algoritması ve yapay sinir ağları gibi temel teknikler bulunmaktadır.

3.2.1. Lojistik Regresyon

Lojistik regresyon, sınıflandırma problemlerinde yaygın olarak kullanılan bir istatistiksel yöntemdir. Özellikle ikili sınıflandırma problemlerinde tercih edilen bu yöntem, bağımlı değişkenin kategorik olduğu durumlarda etkili sonuçlar sunmaktadır. Lojistik regresyon modeli, bağımsız değişkenlerin bir kombinasyonunu kullanarak, belirli bir sınıfa ait olma olasılığını tahmin etmektedir. Bu tahmin, lojistik fonksiyon (sigmoid fonksiyon) kullanılarak gerçekleştirilmekte ve model, olasılıkların 0 ile 1 arasında bir değer almasını sağlamaktadır (Hosmer & Lemeshow , 2013).

Lojistik regresyonun temel amacı, olasılıkları logit dönüşümü ile modellemektir. Bu dönüşüm, lineer bir kombinasyon ile ifade edilebilen ve kolayca optimize edilebilen bir form oluşturmaktadır. Logit fonksiyonu, bir olayın gerçekleşme olasılığı (p) ile gerçekleşmeme olasılığı (1-p) arasındaki logaritmik oranı ifade etmekte ve şu şekilde tanımlanmaktadır:

$$\text{Logit Function} = \log\left(\frac{p}{1-p}\right)$$

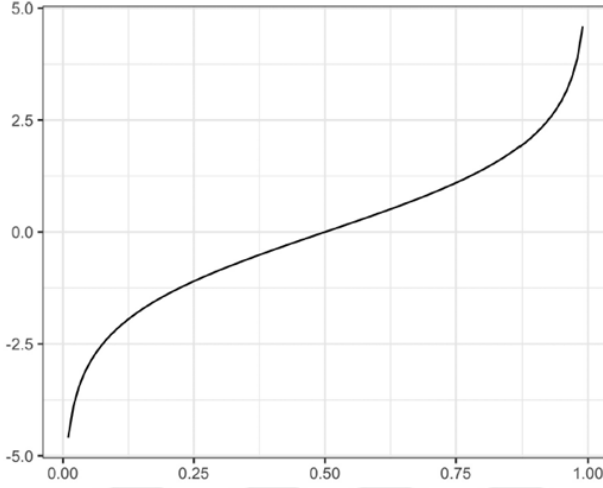
Bu dönüşüm sayesinde, bağımsız değişkenlerin bağımlı değişken üzerindeki etkilerini lineer regresyon yöntemleriyle analiz etmek mümkün hale gelmektedir. Modelin tahmin edici (prediktif) kapasitesi, maksimum olabilirlik (maximum likelihood) yöntemi kullanılarak optimize edilmektedir. Bu yöntem, gözlemlenen veri setinin model parametreleri altında gerçekleşme olasılığını maksimize etmektedir (Menard, 2002).

Lojistik regresyon modeli, özellikle bağımlı değişkenin ikili (binary) olduğu durumlarda yaygın olarak kullanılmaktadır. Model, aşağıdaki formülle ifade edilmektedir:

$$\text{logit}(p) = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n$$

Burada, β_0 modelin sabit terimini, $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n$ ise bağımsız değişkenlerin katsayılarını temsil etmektedir. Bağımsız değişkenlerin her biri, bağımlı değişken üzerindeki logit olasılığını artırıcı veya azaltıcı etkiye sahiptir. Bu modelin tahmin sonuçları, belirli bir

olayın olasılığının hesaplanmasında kullanılmakta ve bu olasılıklar genellikle 0 ile 1 arasında bir değer almaktadır (Field, 2013).



Şekil 3. Lojistik Regresyon fonksiyon grafiği

Kaynak: (Özdemir, 2021).

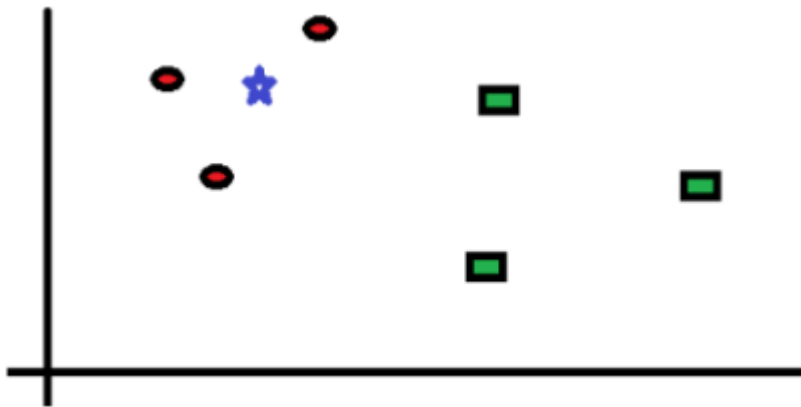
Lojistik regresyonun birçok avantajı bulunmaktadır. Öncelikle, modelin çıktısının olasılık olarak yorumlanabilmesi, sonuçların anlaşılabilirliğini artırmaktadır. Ayrıca, bağımsız değişkenlerin etkilerini doğrudan inceleme imkânı sunmakta ve parametrik yapısı nedeniyle kolay bir şekilde yorumlanmaktadır. Ancak, lojistik regresyonun bazı sınırlamaları da bulunmaktadır. Özellikle doğrusal olmayan ilişkileri modellemekte zorlanabilmekte ve çoklu doğrusal bağlantı (multicollinearity) gibi sorunlara duyarlı olabilmektedir (Peng, Lee, & Ingersoll, 2002).

Lojistik regresyon, sağlık bilimlerinden, finansal analizlere, sosyal bilimlerden mühendislik problemlerine kadar geniş bir uygulama yelpazesinde kullanılmaktadır. Örneğin, tıbbi teşhislerde hastalığın varlığını tahmin etmek, müşteri davranışlarını analiz etmek ve kredi riskini değerlendirmek gibi birçok alanda lojistik regresyon modellerinden yararlanılmaktadır. Lojistik regresyon modeli, ayrıca modelin doğruluğunu ve geçerliliğini test etmek için bir dizi istatistiksel test ve değerlendirme metriği sunmaktadır. Örneğin, Wald testi, her bir bağımsız değişkenin modelde anlamlı olup olmadığını değerlendirirken, Hosmer-Lemeshow testi modelin uyumunu test etmektedir (Hosmer D. W., 2000).

Sonuç olarak, lojistik regresyon modeli ve logit dönüşümü, kategorik bağımlı değişkenlerle çalışmak için güçlü ve esnek bir yöntem sunmaktadır. Bu yöntem, çeşitli alanlarda sınıflandırma ve tahmin problemlerinin çözümünde yaygın olarak kullanılarak, önemli bilgiler ve karar destek mekanizmaları sağlamaktadır.

3.2.2. K-En Yakın Komşu (KNN)

K-En Yakın Komşu (K-Nearest Neighbors, KNN) algoritması, denetimli öğrenme yöntemlerinden biridir ve sınıflandırma ile regresyon problemlerinde yaygın olarak kullanılmaktadır. KNN algoritmasının temel prensibi, yeni bir veri noktasını sınıflandırmak veya tahmin etmek için bu noktanın en yakın k komşusunun özelliklerini kullanmaktır. Bu algoritma, veri noktaları arasındaki benzerlikleri mesafe ölçümleriyle değerlendirerek karar vermektedir (Kılınç, ve diğerleri, 2016).



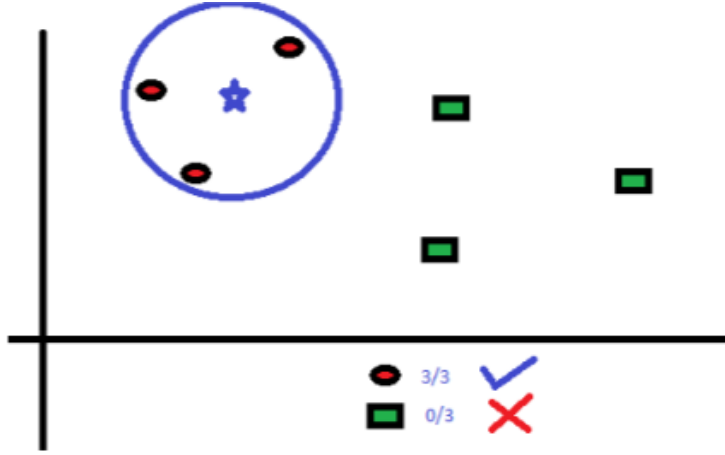
Şekil 4. KNN Algoritması Veri Dağılımı

Kaynak: (Baran, 2020).

KNN algoritması, "K" değeri ile belirtilen komşu sayısına göre çalışmaktadır. Varsayalım ki elimizde kırmızı ve yeşil olmak üzere iki sınıfa ait veri noktaları bulunmaktadır. Ayrıca, iki boyutlu bir düzlemde gösterilen ve hangi sınıfa ait olduğu belirlenmesi gereken mavi bir yıldız ile temsil edilen yeni bir veri noktası bulunmaktadır.

KNN algoritmasında, "K" değeri, bu yeni veri noktasının çevresindeki en yakın komşu veri noktalarının sayısını ifade etmektedir. Örneğin, K=3 olarak seçildiğinde, yeni veri noktasının en yakın üç komşusu belirlenerek bu komşuların hangi sınıfa ait olduğuna bakılmakta ve çoğunluk sınıfı yeni veri noktasına atanmaktadır. Yani, K=3 için, mavi

yıldızın en yakınındaki üç veri noktasının sınıflarına göre mavi yıldızın sınıfı belirlenmektedir.



Şekil 5. KNN Algoritması K Değer Seçimi

Kaynak: (Baran, 2020).

Mavi yıldızın etrafında bulunan 3 adet noktayı kapsayan KNN algoritmasında, K parametresinin seçilen değeri büyük bir öneme sahiptir. K etrafında bulunan noktaların uzaklıkları, 3 farklı yöntemle hesaplanabilir: Öklidyen, Manhattan ve Minkowski. Bu yöntemler arasında en bilinen ve en yaygın olarak kullanılan ise Öklidyen mesafe hesaplama yöntemidir. Ancak, veri setinin yapısına ve özelliklerine göre diğer mesafe ölçümleri de tercih edilmektedir.

Öklidyen Mesafe (Euclidean Distance):

İki nokta arasındaki düz çizgi mesafesini hesaplamaktadır. İki nokta $\mathbf{p}=(p_1,p_2,\dots,p_n)$ ve $\mathbf{q}=(q_1,q_2,\dots,q_n)$ arasındaki Öklidyen mesafe şu şekilde hesaplanmaktadır:

$$d(p, q) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (p_i - q_i)^2}$$

Manhattan Mesafesi (Manhattan Distance):

İki nokta arasındaki dikey ve yatay uzaklıkların toplamını hesaplamaktadır. İki nokta $\mathbf{p}$ ve $\mathbf{q}$ arasındaki Manhattan mesafesi şu şekilde hesaplanmaktadır:

$$d(p, q) = \sum_{i=1}^n |p_i - q_i|$$

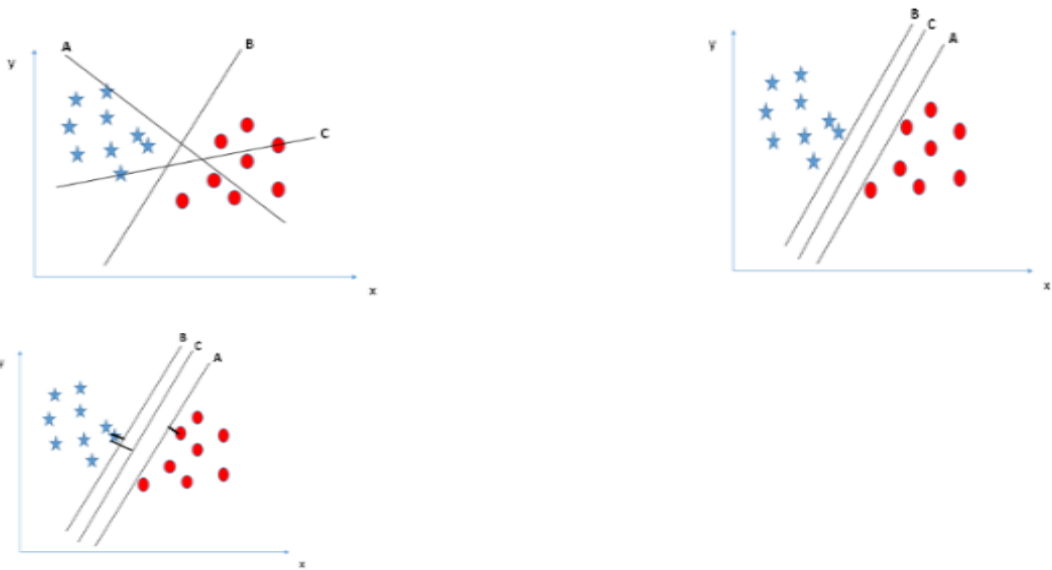
Minkowski Mesafesi (Minkowski Distance):

Öklidyen ve Manhattan mesafelerinin genel bir formunu temsil etmektedir. Minkowski mesafesi, p parametresine bağlı olarak hesaplanmaktadır. İki nokta p ve q arasındaki Minkowski mesafesi şu şekilde hesaplanmaktadır:

$$d(p, q) = \left(\sum_{i=1}^n |p_i - q_i|^p \right)^{\frac{1}{p}}$$

3.2.3. Destek Vektör Makineleri (SVM)

Destek vektör makineleri (SVM), regresyon ve sınıflandırma amacıyla kullanılan, güçlü istatistiksel teoriler üzerine inşa edilmiş bir makine öğrenme algoritmasıdır (Güner & Çomak, 2011). SVM, temel olarak iki sınıfa ait verileri en uygun şekilde ayırmayı amaçlamaktadır. Bu yöntem, eğitim verisini kullanarak elde edilen bir karar fonksiyonu yardımıyla verileri doğrusal olarak ayırmaktadır. Bu yöntemle, eğitim verisi üzerindeki gözlemleri farklı kategorilere atayan bir model oluşturulmakta ve genellikle doğrusal bir sınıflandırıcı kullanılmaktadır. Sınıfları en iyi şekilde ikiye bölen bu doğruya "karar doğrusu" denilmektedir. Çok sayıda doğru çizilebilse de SVM'nin amacı optimal karar doğrusunu belirlemektir (Cristianini & Shawe-Taylor, 2000).



Şekil 6. Destek Vektör Makineleri (SVM) Optimal Doğru Çizimi

Kaynak: (Baran, 2020).

A, B ve C doğruları, yıldız ve daireleri sınıflandırmak amacıyla oluşturulmuştur. Solda yer alan ilk grafikte, en uygun doğrunun B doğrusu olduğu görülmektedir. İkinci grafikte, üç hiperdüzlem arasında en optimal olanının nasıl belirlendiği incelendiğinde, grafikteki en yakın veri noktası veya sınıflar arasındaki mesafeleri maksimize etmenin en doğru kararın verilmesine yardımcı olduğu anlaşılmaktadır. Sağdaki üçüncü grafikte bu mesafeler gösterilmekte ve bu mesafelere "marj" denilmektedir. Üçüncü şekilde, C hiperdüzleminin hem A'ya hem de B'ye göre sınıflarla olan mesafesinin yaklaşık olarak eşit olduğu görülmektedir. Bu durumda, C hiperdüzleminin en ideal düzlem olduğunu söylemek yanlış olmayacaktır. Diğer iki durumda, yani A veya B'nin seçilmesi durumunda marjın daha düşük tutulması söz konusu olduğundan, sınıflandırmanın hatalı olma olasılığı artmaktadır.

SVM, örnekleri uzaydaki noktalar olarak haritalamakta ve bu noktalar arasındaki geniş aralıklarla ayrımı gerçekleştirmektedir. Eğitim sürecinde model, veriyi sınıflandırmak için en geniş marjini sağlayan hiper düzlem bulundurmaktadır. Test verisindeki gözlemler, bu hiper düzlemin hangi tarafında yer aldığına bağlı olarak sınıflandırılmaktadır. Bu sayede, SVM modeli gözlemler arasındaki ayrımı net bir şekilde yaparak yüksek doğruluk oranları elde etmektedir.

3.2.4. Yapay Sinir Ağları (YSA)

Yapay sinir ağları, insan beyninin öğrenme kapasitesinden ilham alarak, bilgileri keşfetme, hafızaya kaydetme, işleme ve yeni bilgiler üretme yeteneğiyle problem çözme kapasitesine sahip bilgi işleme sistemleridir. Bu ağlar, karmaşık problemlere yönelik daha hızlı, pratik ve düşük hata payıyla çözümler üreterek tahminlerde bulunmaktadır.

Yapay sinir ağları, geleneksel programlama yaklaşımlarından farklı olarak, insan beyninin işleyişine benzer şekilde öğrenme süreçlerinin matematiksel olarak modellenmesiyle geliştirilmiştir. Yapay zekâ, bilgisayar veya makinelerin insana özgü yetenekler olan anlam çıkarma, akıl yürütme, yargılama, karar verme ve öğrenme gibi işlevleri yerine getirebilmesini sağlamaktadır (Russell & Norvig, 2016)

YSA sisteminin temelleri, Amerikalı bilim insanı Warren McCulloch tarafından atılmıştır. McCulloch, öğrencisi Walter Pitts ile birlikte 1943 yılında basit bir sinir hücresi modeli geliştirmiştir. Bu öncü çalışmadan ilham alarak, Frank Rosenblatt 1957'de

“algılayıcı” (perceptron) olarak adlandırılan bir YSA modeli tasarlamıştır. Ancak, iki katmanlı ağların belirli problemlerin çözümünde yetersiz kaldığını savunan Marvin Minsky ve John Hopfield, bu ağların tüm problemleri çözmede etkili olamayacağını belirtmişlerdir. 1974 yılında ise Paul Werbos, geri yayılım (backpropagation) öğrenme yöntemini formülleştirek önemli bir adım atmış ve bu yöntem modern YSA'ların geliştirilmesinde kritik bir rol oynamıştır (Werbos, 1974).

YSA'ların eğitim süreci, genellikle geri yayılım (backpropagation) algoritması ile gerçekleştirilmektedir. Bu algoritma, ağın çıktısı ile beklenen çıktı arasındaki hatayı minimize etmek için ağırlıkları ayarlayan bir hata düzeltme mekanizmasıdır. Bu süreç, birçok iterasyon boyunca tekrarlandığından ağın performansı giderek iyileşmektedir (Rumelhart, Hinton, & Williams, 1986).

YSA'ların öğrenme yapısı, insan beynindeki nöronların işleyişine benzer özellikler taşımaktadır. Bu yöntemle, modelin öğrenmesi, eğitilmesi ve karar vermesi amaçlanmaktadır. İnsan beynindeki nöronların da bilgileri öğrenme, hafızada tutma ve veriler arasındaki ilişkileri çözebilme yeteneklerine sahip olduğu bilinmektedir (Keskenler & Keskenler, 2017).

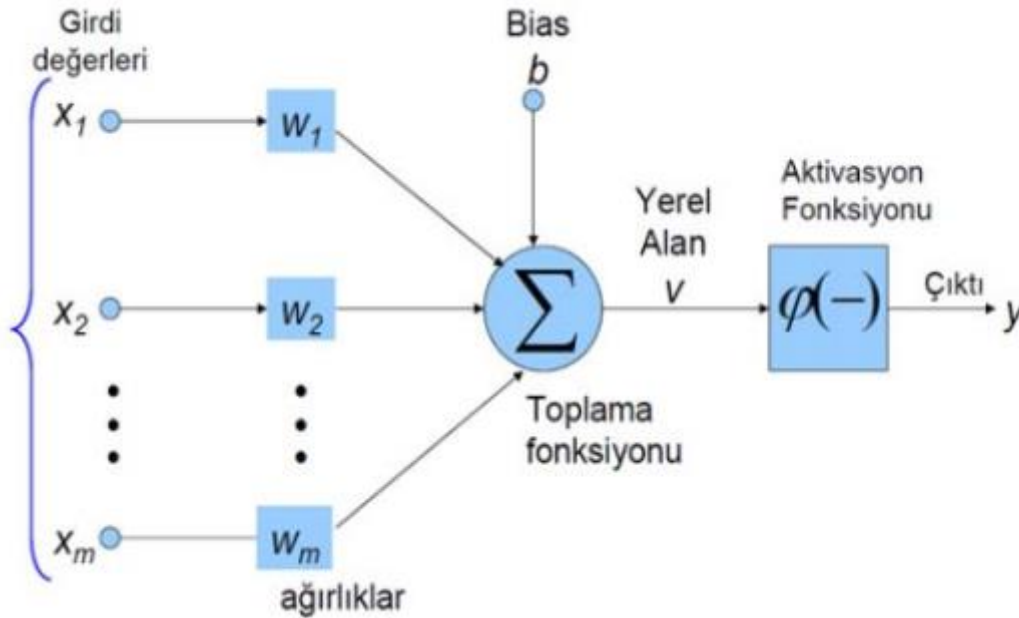
Bir yapay sinir ağı, birbirine bağlı yapay nöronlardan oluşmakta ve bu nöronlar, katmanlar halinde düzenlenmektedir. Bu katmanlar genellikle giriş katmanı, bir veya daha fazla gizli katman ve çıkış katmanı olarak sınıflandırılmaktadır. Her nöron, kendisine gelen girdileri almakta, belirli bir ağırlıkla çarpmakta ve bir aktivasyon fonksiyonu kullanarak bir çıktı üretmektedir (LeCun, Bengio, & Hinton, 2015) .

Yapay sinir ağları, sadece tahminleme değil, aynı zamanda kümeleme ve sınıflandırma problemlerinde de etkili bir şekilde kullanılmaktadır. Ayrıca, analiz ve ilişkilendirme yetenekleri ile veri tabanlarında anlamlı bağlantılar kurmaktadır (LeCun, Bengio, & Hinton, 2015). Yapay sinir ağlarının en önemli avantajlarından biri, karmaşık ve doğrusal olmayan ilişkileri öğrenebilme yetenekleridir. Bu özellik, YSA'ları görüntü tanıma, ses işleme, doğal dil işleme ve finansal tahmin gibi çeşitli uygulamalarda çok değerli kılmaktadır. Özellikle derin öğrenme teknikleri, büyük veri kümelerinden anlamlı bilgileri çıkarma konusunda YSA'ların gücünü daha da artırmaktadır (Schmidhuber, 2015).

Yapay sinir ağlarının performansı, ağın mimarisi, kullanılan aktivasyon fonksiyonları, eğitim verisinin kalitesi ve miktarı gibi birçok faktörden etkilenmektedir. Bu nedenle, YSA'ların başarılı bir şekilde uygulanabilmesi için bu faktörlerin dikkatlice seçilmesi ve optimize edilmesi gerekmektedir.

Yapay sinir ağları, öğrenme yetenekleri sayesinde çeşitli algoritmalar ile çalıştırılabilen esnek ve güçlü bilgi işleme sistemleridir. YSA sistemleri, tahmin etmenin yanı sıra, sınıflandırma, veri ilişkilendirme, veri yorumlama ve teşhis gibi çeşitli problemlere de etkili çözümler sunabilmektedirler.

YSA'lar, giriş, çıkış ve gizli katmanlar olarak adlandırılan katmanlardan oluşmaktadır. Girdi katmanı, ham verileri almakta ve bu verileri gizli katmanlara iletilmektedir. Gizli katmanlar, veriler arasındaki karmaşık ilişkileri öğrenmekte ve bu bilgileri işleyerek çıkış katmanına aktarmaktadır. Çıkış katmanı ise, işlenen bilgileri nihai sonuçlar olarak sunmaktadır. Her bir nöron, aldığı girdileri belirli ağırlıklarla çarpmakta, bir aktivasyon fonksiyonu aracılığıyla işleyerek bir çıktı üretmektedir (Goodfellow, Bengio, & Courville, 2016). Yapay sinir ağların model yapısı aşağıdaki şekilde gösterilmektedir.



Şekil 7. Yapay Sinir Ağı Model Tasarısı
Kaynak: (Mijwil, 2017).

Girdi katmanı, dış dünyadan gelen gerçek verilerin gizli katmana iletildiği katmandır. Bu katmanın görevi, X_n değişkeni olarak belirtilen değerlerin gizli katmana taşınmasıdır. Gizli katman, toplam fonksiyonu olarak gösterilir ve girdi katmanından gelen verilerin

işlendiği katmandır. Sinir ağının eğitilmesi ve veriler arasındaki ilişkilerin ortaya çıkarılması bu katmanda gerçekleşir. Birden fazla gizli katman bulunabilir ve bu katmanlar, ağın karmaşıklığını ve kapasitesini artırmaktadır. Çıktı katmanı ise gizli katmanın işlediği veri çıktılarını dış dünyaya iletmektedir. Bu katmanın işlevi, Y değişkeni olarak belirtilen çıktıların dış dünyaya iletilmesidir. Gizli katmandaki nöron sayısı, ağın performansını önemli ölçüde etkilemekte, en yüksek performansı gösteren nöron sayısı modelde parametre olarak kullanılmaktadır (Çuhadar & Kayacan, 2005).

Yapay sinir ağlarının çeşitli avantajları ve dezavantajları bulunmaktadır. Avantajları arasında, örneklerden öğrenebilme, hızlı işlem yapabilme ve paket programlarla kolayca uygulanabilme özellikleri bulunmaktadır. Ancak, bazı dezavantajlar da söz konusu olabilmektedir. Örneğin, ağın performansını etkileyen parametrelerin belirlenmesinde belirli bir kural bulunmamakta ve bu kullanıcıya bağlı olmaktadır. Ayrıca, ağın eğitiminin ne zaman bitirilmesi gerektiği konusunda sistem tarafından önerilen bir zaman olmadığından, belirli bir hata oranına göre eğitimin sonlanmasına kullanıcı karar vermektedir. Ağın kullandığı fonksiyonların nasıl ve nereden üretildiği açıkça gözlemlenememekte ve ağın öğrenme süreci uzun zaman alabilmektedir.

Sonuç olarak, gelişmiş algoritmalar ve öğrenme teknikleri sayesinde, YSA'lar karmaşık ve doğrusal olmayan problemlerin üstesinden gelebilmekte, daha önce keşfedilmemiş veri ilişkilerini ortaya çıkarabilmekte ve yüksek doğrulukla tahminlerde bulunabilmektedir. Geri yayılım (backpropagation) gibi öğrenme algoritmaları, ağın çıktısını optimize etmek için kullanılmakta ve bu süreç ağın performansını sürekli olarak iyileştirmektedir (Rumelhart, Hinton, & Williams, 1986).

3.2.5. CART Algoritması

CART (Classification and Regression Trees) algoritması, hem sınıflandırma hem de regresyon problemlerinde kullanılan güçlü ve esnek bir makine öğrenme yöntemidir. 1984 yılında Breiman ve arkadaşları tarafından geliştirilen bu algoritma, veri madenciliği ve tahmin modelleri oluşturma sürecinde yaygın olarak kullanılmaktadır (Breiman, Friedman, Olshen, & Stone, 1984).

Breiman ve diğerlerinin 1984 yılında önerdiği CART tekniği, ID3 algoritmasında olduğu gibi dallanma için optimal kriteri seçerken entropiyi kullanmaktadır. Ancak, ID3 ve

C4.5'ten farklı olarak, en uygun kriteri belirlemek için farklı bir formül uygulanmaktadır. CART algoritmasıyla oluşturulan karar ağaçları, her düğümde keskin bir şekilde ikili dallanmalar içermektedir. Kayıp veriler, CART dallanma kriteri hesaplanırken dikkate alınmamaktadır. CART algoritmasında entropi değeri şu şekilde hesaplanmaktadır (Larose & Larose, 2014); Tüm niteliklerin mevcut olduğu değerler dikkate alınarak eşleşmeler sonucunda twoing ve gini algoritması ile iki farklı bölünme elde edilmektedir.

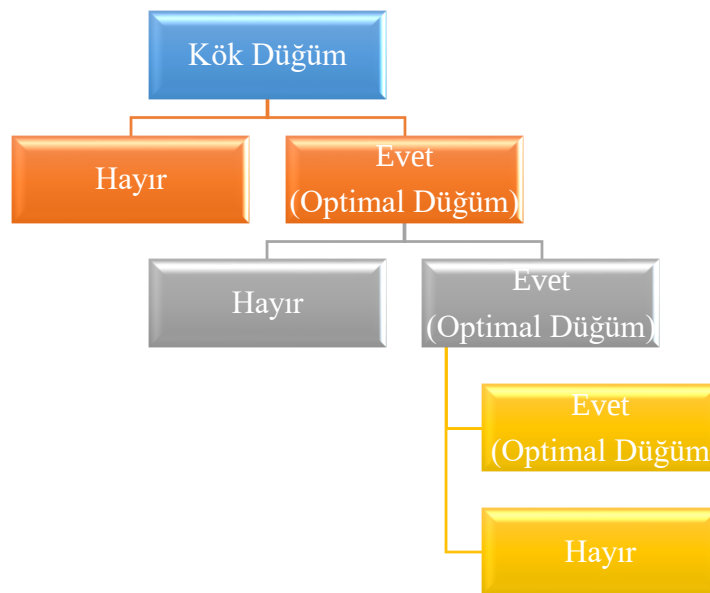
Twoing algoritmasında, sağ ve sol olarak adlandırılan iki dal bulunmakta ve her bir dal için olasılıklar hesaplanmaktadır.

Herhangi bir t düğümündeki s dallanma kriteri $\phi(s/t)$ olarak ifade edilirse;

$$\phi(s/t) = 2P_L P_R \sum_{j=1}^{sınıflar} |P(J/t_L) - P(J/t_R)|$$

Denkleminde t : Dallanmanın yapılacağı düğümü, R : Ağacın sağ bölümünü, L : Ağacın sol bölümünü, P_L , P_R : Öğrenim kümesindeki bir verinin sağda ve solda olma olasılıklarını, $P(J/t_L)$ ve $P(J/t_R)$: C_J sınıfındaki bir verinin sağda ve solda olma olasılıklarını ifade etmektedir.

CART algoritması ile elde edilen karar ağacının ikili dallanma yapısını gösteren şekil aşağıda verilmiştir.



Şekil 8. CART Algoritması Karar Ağacı Gösterimi

CART algoritmasında, veri setini daha homojen alt gruplara bölmek amacıyla binary (ikili) ağaç yapıları kullanılmaktadır. Bu süreçte, ağaç yapısı, her bir düğümde veriyi iki alt gruba ayıran bir karar kuralı içermektedir. Sınıflandırma ağaçları için bu karar kuralları, belirli bir değişkenin belirli bir eşik değerini geçip geçmediğine dayanır. Regresyon ağaçları için ise, hedef değişkenin değeri üzerinden bölme işlemi gerçekleştirilir (Hastie, Tibshirani, Friedman, & Friedman, 2009).

CART algoritmasının işleyişi birkaç adımdan oluşmaktadır:

- Ağacın Büyütülmesi: Algoritma, veri setindeki her bir değişken ve olası eşik değerlerini değerlendirerek en iyi bölmeyi seçmektedir. Bölme işlemi, gini indeksi veya entropi gibi saflık ölçütleri kullanılarak gerçekleştirilir. Sınıflandırma problemlerinde, t düğümündeki i sınıfına ait örneklerin oranı $p(i|t)$ ise gini indeksi şu şekilde hesaplanmaktadır:

$$Gini(t) = 1 - \sum_{i=1}^j P(i|t)^2$$

Burada m , sınıf sayısını temsil etmektedir. Regresyon problemlerinde ise bölme kriteri olarak genellikle varyans azalması kullanılmaktadır. Varyans, t düğümündeki örneklerin hedef değerleri y ile gösterildiğinde şu şekilde hesaplanmaktadır:

$$Var(t) = \frac{1}{|t|} \sum_{i \in t} (y_i - \bar{y}_t)^2$$

- Ağacın Budanması: Büyütülen ağaç genellikle çok büyük ve karmaşık olabilmektedir. Aşırı öğrenmeyi (overfitting) önlemek için gereksiz dallar kesilerek daha basit ve genelleştirilebilir bir model elde etmek amacıyla ağaç budanmaktadır. Bu süreç, genellikle çapraz doğrulama (cross-validation) ile desteklenmektedir (Breiman, Friedman, Olshen, & Stone, 1984).

CART algoritmasının temel avantajları şu şekilde sıralanabilmektedir (Loh, 2011):

- Esneklik: Hem kategorik hem de sürekli veri ile çalışmaktadır.
- Yorumlanabilirlik: Karar ağaçları, sonuçları açıklamak ve görselleştirmek için oldukça uygundur.

- Az sayıda parametre: Diğer karmaşık modellerle karşılaştırıldığında, ayar gerektiren daha az sayıda hiperparametre bulunmaktadır.

Diğer taraftan, CART algoritmasının bazı dezavantajları da bulunmaktadır. Bunlar (Hastie, Tibshirani, Friedman, & Friedman, 2009):

- Aşırı öğrenme riski: Ağaçlar fazla büyüdüğünde, model veri setine aşırı uyum sağlayarak genelleştirme yeteneğini kaybedebilmektedir.
- Değişkenlik: Küçük veri değişiklikleri bile ağacın yapısını önemli ölçüde değiştirebilmekte ve bu durum modelin kararlılığını etkilemektedir.

CART algoritması, tıp, finans ve pazarlama gibi çeşitli alanlarda uygulanarak karmaşık veri setlerinden anlamlı bilgiler çıkarılmasına yardımcı olmaktadır. Örneğin, müşteri segmentasyonu, kredi risk değerlendirmesi ve hastalık teşhisi gibi problemlerde etkin bir şekilde kullanılmaktadır.

3.2.6. Rastgele Orman (Random Forest) Algoritması

Rastgele Ormanlar yöntemi, sınıflandırma ve regresyon problemlerini çözmek için kullanılan denetimli bir makine öğrenme algoritmasıdır. Bu yöntem, eğitim verisi üzerinde birbirinden bağımsız rastgele örneklemelerle oluşturulan birçok karar ağacının birleşiminden oluşmaktadır. Karar ağaçlarının dallandırılmasında en iyi özellikler yerine rastgele bir alt küme kullanılmakta, bu da modelin çeşitliliğini artırarak, aşırı öğrenmeyi (overfitting) azaltmaktadır (Breiman, 2001).

Rastgele Ormanlar, temel olarak karar ağaçları, torbalama (bagging) ve artırma (boosting) yöntemlerinin birleşiminden oluşmakta ve topluluk (ensemble) algoritmaları arasında yer almaktadır. Breiman, bu yöntemi oylama mekanizmasıyla literatüre kazandırmıştır. Model, veri seti üzerinde rastgele seçilen alt uzaylarla oluşturulan birçok karar ağacının çoğunluk oyu aracılığıyla sınıflandırma yapması prensibine dayanmaktadır (Liaw & Wiener, 2002).

Rastgele Ormanlar, aykırı değerler ve aşırı gürültü gibi sorunlara karşı dayanıklıdır ve genellikle AdaBoost gibi yöntemlere göre daha doğru sonuçlar vermektedir. Ayrıca, torbalama ve artırma yöntemlerine kıyasla daha hızlı çalışmaktadır (Cutler, ve diğerleri, 2007).

Karar ağaçları, verideki değişkenlere dayanarak bir ağaç yapısı oluşturarak tahminler yapmaktadır. Ağaç, kök düğümünden başlayarak dallanarak, karar noktalarında düğümler oluşturmaktadır (Bell, 2014). Torbalama (bagging) yöntemi, eğitim setini bootstrap örnekleme ile daha küçük parçalara bölmektedir. Bu farklı eğitim setleri kullanılarak modeller oluşturulmakta ve sonuçlar oylanarak veya ortalamaları alınarak birleştirilmektedir. Bu şekilde, modelin hata varyansını azaltarak daha iyi tahminler elde edilmesi amaçlanmaktadır. Adaboost yöntemi de benzer şekilde çalışmaktadır. Ancak yanlış tahminleri tekrar test ederek doğru tahminlere ağırlık vermektedir. Boosting, her aşamada elde edilen özellikleri kullanarak ağaçların etkileşimli şekilde büyümesini sağlamaktadır (Breiman, Bagging Predictors. , 1996).

Torbalama yönteminde, eğitim setinden rastgele seçilen bootstrap örnekleri ile ağaçlar oluşturulmaktadır. Rastgele Ormanlar yöntemi, torbalama ve özellik seçimini birlikte kullanmaktadır. Rastgele vektörler Q ile ağaçlar oluşturulmakta, her ağaç için OOB (Out-of-Bag) hataları hesaplanarak doğruluğun artırılması amaçlanmaktadır (Breiman, 2001).

Rastgele Ormanlar yöntemi, çoklu sınıflandırma ve regresyon görevlerinde kullanılmakla birlikte, büyük veri setleriyle başa çıkma yeteneğine sahip olduğundan hızlı eğitim ve test süreçleri de sunmaktadır. Ayrıca, farklı sınıflar için ağırlıklandırma yapabilme kapasitesine sahip olması nedeniyle sonuçların görselleştirilmesine de olanak tanımaktadır. Bu özelliklerinden dolayı, çeşitli uygulamalarda yaygın olarak tercih edilmektedir.

Rastgele Ormanlar, Breiman (2001) tarafından tanıtılmıştır, ancak bu fikir daha önceki çalışmalardan da etkilenmiştir. Ho (1995), "Rastgele Orman" terimini kullanmış ve 1998'de "rastgele alt uzay" yöntemi ile her ağacı büyütmek için özelliklerin rastgele seçimini önermiştir. Kleinberg (1990) ve daha sonra Amit ve Geman (1997), aşırı uyumu önlemek için ortalamaların kullanılmasını önererek rastgele ağaçları sınıflandırma amacıyla kullanmışlardır. Breiman (1996) torbalama yöntemini tanıtmıştır. Dietterich (1998), her düğümde en iyi k bölmeleri arasından rastgele seçim yaparak torbalama yöntemini geliştirmiştir. Friedman ve Hall (2007), değiştirilmeden yapılan alt örnekleme torbalama için etkili bir alternatif olduğunu ve $N/2$ boyutundaki örneklerden büyüyen ağaçların sapma ve varyans açısından torbalama ile yaklaşık eşdeğer olduğunu göstermiştir (James, Witten, Hastie, & Tibshirani, 2013).

Breiman'ın çalışmaları, Rastgele Ormanlar'ın günümüzde en yaygın ve etkili yöntemlerden biri olarak kabul edilmesini sağlamış ve ana kaynak olarak değerlendirilmiştir.

Rastgele Ormanlar, rastgele değişkenlerin yapılandığı ağaç tabanlı bir topluluğu ifade etmektedir. p boyutlu rastgele bir vektör $X = (X_1, X_2, \dots, X_p)^T$ ve yanıt değişkeni y için ortak dağılım $P_{XY}(X, Y)$ amacı, y 'yi tahmin etmek için bir tahmin fonksiyonu $f(X)$ bulmaktır. Bu fonksiyon, kayıp fonksiyonu $L(Y, f(X))$ ile belirlenmekte ve kaybın beklenen değerini en aza indirmek için şu şekilde tanımlanmaktadır:

$$E_{XY}(L(Y, f(X)))$$

Burada, $L(y, f(X))$, $f(X)$ 'in Y 'ye ne kadar yakın olduğunun bir ölçüsüdür ve Y 'den uzak olan $f(X)$ değerlerini cezalandırır. Regresyon için tipik olarak $L(Y, f(X)) = (Y - f(X))^2$ hata kaybı kullanılır ve sınıflandırma için sıfır bir kayıptır:

$$L(Y, f(X)) = I(Y \neq f(X)) = \begin{cases} 0, & Y = f(X) \\ 1, & \text{diğer durumlarda} \end{cases}$$

Kare hata kaybı için $E_{XY}(L(Y, f(X)))$ 'yi en aza indirmek koşullu beklentiyi verir:

$$f(x) = E(Y|X = x)$$

Bu, regresyon fonksiyonu olarak bilinmektedir. Sınıflandırmada, Y 'nin olası değerler kümesi y ile gösterilir ve sıfır kayıp için $E_{XY}(L(Y, f(X)))$ en aza indirilir:

$$f(x) = \operatorname{argmax}_{y \in Y} P(Y = y|X = x)$$

Bu, Bayes kuralı olarak bilinir. Topluluklar, temel öğrenenler $h_1(x), \dots, h_J(x)$ 'ler ile $f(x)$ oluşturur. Sınıflandırmada en çok tahmin edilen sınıf $f(x)$ olarak belirlenir.

Rastgele Ormanlarda, j 'inci temel öğrenici, rastgele değişkenler koleksiyonu Q_j 'nin olduğu $h_j(X, Q_j)$ ile gösterilen bir ağaçtır ve Q_j 'ler bağımsızdır. Rastgele Orman algoritmasını anlamak için, kullanılan ağaç türleri hakkında temel bilgiye sahip olmak önem taşımaktadır (Cutler, Cutler, & Stevens, 2012)

3.2.7. Gradyan Arttırma Yöntemi (Gradient Boosting)

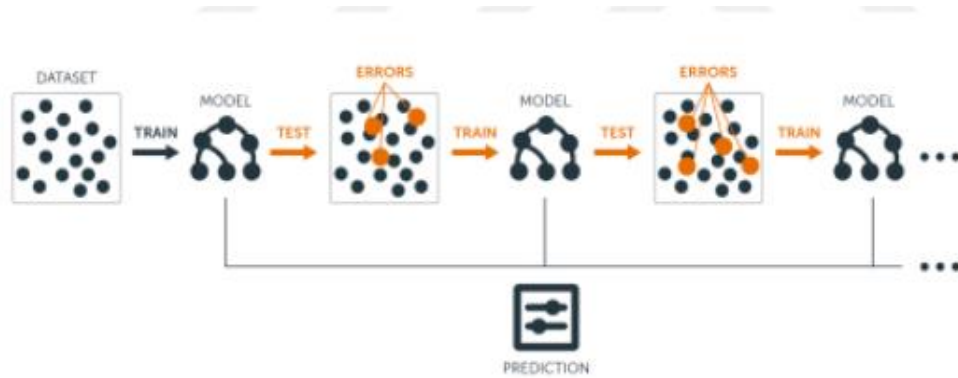
Gradyan Arttırma, tahminleme modellerini daha güçlü ve etkili hale getirmek için kullanılan bir topluluk yöntemidir. Bu yöntem, ardışık zayıf tahminleyiciler (genellikle

karar ağaçları) ekleyerek modelin doğruluğunu arttırmayı amaçlamaktadır. Her bir yeni model, bir önceki modelin hatalarını düzeltmeye odaklanmakta ve bu süreç gradyan iniş algoritması ile optimize edilmektedir (Friedman, 2001).

Gradient Boosting algoritması, veri setinin tamamını kullanarak çalışan bir yöntemdir ve veri setini alt kümelere bölmemektedir. Bu yöntem, veri setinden bir karar ağacı oluşturarak başlamakta ve bu ağacın hatalarını dikkate alarak yeni bir karar ağacı oluşturmaktadır. Her bir yeni ağaç, bir önceki ağacın hatalarını minimize etmeye yönelik olarak inşa edilmektedir. Bu süreçte her yeni ağaç, önceki ağacın hata oranını düşürmeyi hedeflerken, gerçek değerler ile tahmin edilen değerler arasındaki farkın sıfıra yaklaşmasını amaçlamaktadır. Böylece, modelin doğruluğu artmakla birlikte hataları kademeli olarak azalmaktadır (Kelle & Yüce, 2022).

Gradient Boosting algoritmasının işleyiş süreci aşağıdaki gibidir (Bayrakçı, Çiçekdemir, & Özkahraman, 2021):

- İlk olarak bir regresyon ağacı oluşturulmaktadır.
- Bu ağacın oluşturulmasından sonra, hedef değerler ile tahmin edilen değerler arasındaki fark hesaplanarak hata oranı belirlenmektedir.
- Hesaplanan hata oranları, yeni gözlem değerleri olarak kullanılmaktadır.
- Her yeni oluşturulan ağaçta, hata oranının düşürülmesi hedeflenmektedir.
- Hata oranının sıfıra yaklaşması amaçlanmakta ve bu süreç, hata oranı minimize edilene kadar devam etmektedir.



Şekil 9. Gradient Boosting Algoritmasının İşleyiş Süreci

Kaynak: (Kurtgeri, 2024)

Gradyan artırma yöntemi, özellikle sınıflandırma ve regresyon problemlerinde etkili sonuçlar vermektedir. Bu yöntem, model karmaşıklığını ve aşırı öğrenmeyi (overfitting) kontrol etmek için çeşitli hiperparametre ayarları sunmaktadır. Örneğin, öğrenme oranı (learning rate) ve maksimum derinlik (max depth) gibi parametreler, modelin performansının ve genelleme yeteneğinin ayarlanmasında büyük önem taşımaktadır (Natekin & Knoll, 2013).

3.2.8. XGBoost (eXtreme Gradient Boosting) Algoritması

XGBoost, Extreme Gradient Boosting'in kısaltması olmakla birlikte, sınıflandırma, regresyon ve sıralama gibi çeşitli görevler için yaygın olarak kullanılan, (Chen & Guestrin, 2016) tarafından geliştirilen ve son yıllarda makine öğrenmesi alanında büyük popülerlik kazanan bir makine öğrenmesi algoritmasıdır. Bu algoritma, gradient boosting yönteminin optimize edilmiş bir versiyonu olmakla birlikte, özellikle büyük veri kümeleri ve yüksek boyutlu özellik alanları ile çalışırken etkileyici performans göstermektedir. XGBoost'un temel özellikleri ve avantajları şunlardır:

- **Verimlilik ve Hız:** Hesaplama hızını ve bellek kullanımını optimize eden çeşitli teknikler kullanmaktadır. Bu da büyük veri kümelerinde dahi hızlı bir şekilde model eğitimi yapmasına olanak sağlamaktadır (Chen & Guestrin, 2016).
- **Genelleme Yeteneği:** Aşırı uyum (overfitting) riskini azaltmak için düzensizleştirme (regularization) tekniklerini entegre etmektedir. Bu sayede modelin eğitim verisine aşırı uyum sağlaması, genelleme yeteneğinin azalması engellenmektedir.
- **Sınırlı Bellek Kullanımı:** Veri kümelerini bölümlere ayırıp bölümler üzerinde çalışarak bellek kullanımını optimize etmektedir. Bu, özellikle sınırlı bellek kapasitesine sahip sistemlerde önemli bir avantaj sağlamaktadır (Chen, ve diğerleri).
- **Eksik Veri Desteği:** XGBoost, eksik verilere karşı duyarlı bir şekilde çalışarak algoritmanın performansını korumaktadır. Bu özellik, veri ön işleme sürecini basitleştirerek zaman kazandırmaktadır.
- **Paralel Hesaplama:** XGBoost, modern çok çekirdekli işlemcilerin ve dağıtık bilgi işlem ortamlarının avantajlarından yararlanarak paralel hesaplama yapmaktadır. Bu, model eğitimi süresini önemli ölçüde azaltmaktadır.

XGBoost'un bu özellikleri, onu Kaggle yarışmaları gibi rekabetçi veri bilimi platformlarında popüler bir araç haline getirmiştir. Örneğin, birçok Kaggle yarışmasında kazanan modellerin XGBoost kullanılarak geliştirildiği bilinmektedir (Mougan & Nielsen, 2023).

XGBoost'un çalışma yapısı, temel olarak gradient boosting prensiplerine dayanmaktadır. Gradient boosting, bir dizi zayıf öğreniciyi ardışık olarak eğiterek hataları minimize etmeyi amaçlamaktadır. Her yeni model, önceki modelin hatalarını düzeltmeye çalışmaktadır. XGBoost, bu süreci daha verimli ve etkili hale getirmek için çeşitli iyileştirmeleri içermektedir. XGBoost, model karmaşıklığını kontrol etmek ve aşırı uyumu önlemek için L1 (Lasso) ve L2 (Ridge) düzenleme tekniklerini kullanmaktadır. Paralel hesaplama yeteneği sayesinde, modern çok çekirdekli işlemcilerle hızlı model eğitimi sağlamaktadır. Eksik verilerle başa çıkabilme yeteneği sayesinde, veri ön işleme sürecini kolaylaştırmaktadır. Ayrıca, ağaç yapılarını oluştururken kazanç hesaplamaları yaparak gereksiz dalları budamakta, modelin verimliliğini artırmakta ve aşırı uyumu önlemektedir. Böylece, modelin tahmin doğruluğu kademeli olarak artmaktadır (Ramraj, Uzir, Sunil, & Banerjee, 2016).

XGBoost modelini kurma sürecinde (Cherif & Kortebi, 2019):

- Model eğitimi, hedef değişkenin ortalaması veya medyanı gibi basit bir başlangıç tahmini ile başlamaktadır.
- İlk tahminlerin hatalarını öğrenmek için bir karar ağacı gibi zayıf öğreniciler eklenerek, hataları minimize edecek şekilde eğitilmektedir.
- Yeni öğreniciler ardışık olarak eklenmektedir. Her yeni öğrenici, önceki modellerin hatalarını düzelterek genel doğruluğu artırmaktadır.
- Model, düzenleme terimleri hiperparametre optimizasyonu ile iyileştirilmekte ve böylece genelleme yeteneği ile performansı optimize edilmektedir.
- Çapraz doğrulama teknikleri kullanılarak modelin performansı değerlendirilmekte ve aşırı uyum riski kontrol edilmektedir.

Sonuç olarak, XGBoost, yüksek performansı, esnekliği ve ölçeklenebilirliği ile öne çıkan güçlü bir makine öğrenmesi algoritması olarak bilinmektedir. Araştırma ve

uygulamalarda geniş bir kullanım alanına sahiptir ve veri bilimi projelerinde önemli bir araç olarak kabul edilmektedir.

3.2.9. LightGBM

LightGBM (Light Gradient Boosting Machine), XGBoost algoritmasının performansını artırmayı amaçlayan bir makine öğrenimi algoritmasıdır. Microsoft tarafından geliştirilmiştir. Karar ağacı tabanlı bir algoritmadır ve regresyon ve sınıflandırma problemlerinde kullanılmaktadır. LightGBM, bazen XGBoost algoritmasından daha iyi performans göstermektedir. XGBoost gibi, bagging ve boosting işlemleri yapmaktadır. LightGBM, diğer karar ağacı algoritmalarından farklı olarak ağaç tabanlı büyüme yerine yaprak tabanlı büyüme gerçekleştirmektedir. LightGBM, özellikle hız ve verimlilik açısından öne çıkmakta ve bu özellikleriyle makine öğrenimi modellerinde yaygın olarak kullanılmaktadır. LightGBM'in tercih edilmesinin en önemli sebeplerinden biri, doğruluğa odaklı bir algoritma olmasıdır. Algoritmada 100'den fazla parametre bulunmakla birlikte, algoritmaya istenilen esnekliği kazandırmaktadır. LightGBM, diğer karar ağaçlarına kıyasla yüksek performans göstererek büyük veri setlerinde çalışırken hızlı sonuçlar üretmektedir. Bu özellikleri nedeniyle sıkça tercih edilen bir algoritmadır (Ke, ve diğerleri, 2017).

LightGBM'nin en önemli avantajlarından biri, histogram tabanlı öğrenme algoritmasını kullanmasıdır. Bu algoritma, veri setini bir dizi kesikli bin'e bölerek bu şekilde karar ağaçlarını daha hızlı, daha az bellek kullanarak oluşturmaktadır. Ayrıca, LightGBM, leaf-wise (yaprak bazlı) büyüme stratejisini kullanarak daha derin ve karmaşık ağaçlar oluşturmaktadır. Bu, özellikle büyük veri setleri ve yüksek boyutlu verilerle çalışırken performans kazancı sağlamaktadır (Wang, Li, & Zhao, 2022).

LightGBM'nin bazı temel özellikleri şunlardır:

- Hız ve Verimlilik: Büyük veri setleri üzerinde diğer gradient boosting algoritmalarına göre daha hızlı çalışmakta ve daha az bellek kullanmaktadır.
- Doğruluk: Leaf-wise büyüme stratejisi sayesinde genellikle daha yüksek doğruluk oranları sağlamaktadır.
- Ölçeklenebilirlik: Paralel öğrenme ve dağıtık eğitim desteği ile büyük veri setlerini kolayca ölçeklendirmektedir.

- **Özellik Önemi:** Modelin karar sürecinde hangi özelliklerin daha önemli olduğunu belirlemek için kullanılmaktadır.

LightGBM'nin bu özellikleri, onu çeşitli makine öğrenimi görevleri için ideal bir seçim haline getirmektedir. Örneğin, sınıflandırma, regresyon ve sıralama gibi problemler için yaygın olarak kullanılmaktadır. Bu nedenlerle LightGBM, yüksek performans ve doğruluk gerektiren uygulamalar için tercih edilen bir makine öğrenimi aracıdır (Meng, ve diğerleri, 2016).

3.2.10. Kategorik Arttırma Yöntemi (CatBoost)

CatBoost, özellikle kategorik özelliklerle çalışırken yüksek performans gösteren bir gradient boosting algoritmasıdır. Bu algoritmanın temel özelliklerinden biri, kategorik verileri doğrudan işleyebilme yeteneğidir. (Prokhorenkova, Gusev, Vorobev, Dorogush, & Gulin, 2018) tarafından belirtildiği üzere CatBoost, kategorik özelliklerin işlenmesinde yanlılığı azaltarak daha doğru ve güvenilir tahminler elde etmektedir. Bu, özellikle karmaşık veri kümeleri üzerinde çalışırken önemli bir avantaj sağlamaktadır.

CatBoost'un geliştirilmesindeki bir diğer önemli unsur, algoritmanın hızlı ve etkili olmasını sağlayan yenilikçi tekniklerdir. (Dorogush, Ershov, & Gulin, 2018), CatBoost'un, geleneksel gradient boosting algoritmalarına kıyasla daha iyi performans gösterdiğini ve özellikle kategorik özelliklerin sayısının fazla olduğu durumlarda üstünlük sağladığını vurgulamaktadır. Ayrıca, algoritmanın aşırı öğrenmeyi önlemede başarılı olduğu ve bu sayede daha uygun modeller üretebildiği belirtilmektedir.

CatBoost, temel olarak gradient boosting algoritması üzerine kurulmuştur, ancak onu diğer boosting algoritmalarından ayıran birkaç önemli yenilik içermektedir. İlk olarak, CatBoost, kategorik verileri doğrudan işleyebilme yeteneğine sahiptir. Bu, kategorik verilerin önceden işlenmesi gerekliliğini ortadan kaldırmakta ve modelin bu verilerle daha verimli çalışmasını sağlamaktadır (Prokhorenkova, Gusev, Vorobev, Dorogush, & Gulin, 2018). CatBoost kategorik verileri işlemekte sıralı numaralandırma ve hedef kodlama gibi teknikler kullanmaktadır. İkinci olarak, CatBoost, her bir zayıf öğrencinin eğitiminde rastgeleleştirilmiş yeniden örnekleme yöntemiyle yanlılığı azaltarak, modelin genel performansını artırmaktadır (Dorogush, Ershov, & Gulin, 2018). Ayrıca, modelin eğitim sürecinde simetrik ağaç yapıları kullanılmakta, bu da modelin daha hızlı ve verimli

bir şekilde eğitilmesini sağlamaktadır. Bu yenilikler, CatBoost'un eğitim sürecinin hızlanmasına ve genel performansının artmasına katkıda bulunurken, algoritmanın çeşitli uygulama alanlarında etkin bir şekilde kullanılmasını sağlamaktadır. Örneğin, kısa vadeli hava tahminlerinde CatBoost'un dalga denoising teknikleri ile birleştirildiğinde yüksek doğruluk oranları sağladığı görülmüştür (Diao, Niu, Zang, & Chen, 2019). Ayrıca, (Bakhareva, ve diğerleri, 2019) çalışmasında, CatBoost'un kurumsal ağlarda saldırı tespiti için etkili bir araç olduğu gösterilmiştir. Bu da algoritmanın siber güvenlik alanında da kullanılabilirliğini ortaya koymuştur. CatBoost, finansal teknolojilerde de yaygın olarak kullanılmaktadır. Örneğin, (Xia, He, Li, Liu, & Ding, 2020), CatBoost'u kullanarak peer-to-peer kredi sistemlerinde temerrüt tahminleri yapmışlar ve bu yöntemle yüksek doğruluk oranlarına ulaştıklarını belirtmişlerdir.

Örneğin CatBoost kütüphanesi kullanılarak CatBoostRegressor algoritması ile temel bir model oluşturulduğunda ve modelin performansını optimize etmek amacıyla iterations, learning rate ve max_depth parametre kombinasyonları kullanıldığında, Cross-validation katsayısı 5 olarak belirlenmiştir. Böyle bir durumda Iterations parametresi, modelde kullanılacak ağaç sayısını ifade ederken, learning rate parametresi 0 ile 1 arasında bir değere sahip olmakta ve ağaçların etkisini ölçeklendirmektedir. Max_depth ise ağacın maksimum derinliğini belirlemektedir. Ardından Model, düzenlenmiş haliyle daha önce görülmemiş test verileri üzerinde tahminler yapmakta ve bu tahminler gerçek verilerle karşılaştırılarak performans analizleri gerçekleştirilmektedir. Performans değerlendirmesi için RMSE (Ortalama Kare Hata Karekökü) ve R^2 (Determinasyon Katsayısı) kullanılmaktadır. Sonuç olarak, RMSE değerinin 8156,15 ve R^2 değerinin 0,85 olduğunu göstermektedir (Kurtgeri, 2024).

Bu çalışmalar, CatBoost'un çeşitli veri türleri ve uygulama alanlarında yüksek performans gösterdiği ni ve bu nedenle makine öğrenimi modelleri arasında önemli bir yer edindiğini göstermektedir.

3.3. Sınıflandırma Model Performanslarının Değerlendirme Ölçütleri

Makine öğrenmesi sınıflandırma yöntemlerinin etkinliğini belirlemek ve karşılaştırmak için çeşitli değerlendirme ölçütlerine bakmak gerekmektedir. Bu ölçütler, hangi yöntemin daha başarılı sonuçlar verdiğini belirlemede ve yöntemlerin performansını karşılaştırmada kullanılmaktadır. Tek bir ölçütün başarı göstergesi olarak kabul edilmesi

yanıltıcı olabileceğinden, birden fazla ölçütün birlikte değerlendirilmesi önem taşımaktadır. Başarılı bir sınıflandırma yöntemi, eğitim ve test verisini en doğru şekilde ayırarak en iyi sonuçları üretmelidir. Ayrıca, sınıflandırma yönteminin performansını ölçerken, veri setinin dengeli olması ve model parametrelerinin veriyi en iyi şekilde açıklaması da dikkate alınmalıdır.

3.3.1. Doğruluk (Accuracy)

Doğruluk (accuracy), bir sınıflandırma modelinin ne kadar doğru tahmin yaptığını gösteren temel bir performans ölçütüdür. Bu ölçüt, modelin doğru sınıflandırdığı örneklerin toplam örnek sayısına oranı olarak tanımlanmaktadır. Başka bir ifadeyle, doğru pozitifler (DP) ve doğru negatiflerin (DN) toplamının, tüm pozitifler (DP) ve negatifler (DN) toplamına bölünmesiyle hesaplanmaktadır. Matematiksel olarak doğruluk, aşağıdaki formülle ifade edilir:

$$\text{Doğruluk Oranı (ACC)} = \frac{DP + DN}{DP + DN + YP + YN}$$

Burada:

- DP (Doğru Pozitifler): Gerçek değeri 1 olan ve model tarafından da 1 olarak tahmin edilen örnekler.
- DN (Doğru Negatifler): Gerçek değeri 0 olan ve model tarafından da 0 olarak tahmin edilen örnekler.
- YP (Yanlış Pozitifler): Gerçek değeri 0 iken model tarafından 1 olarak tahmin edilen örnekler.
- YN (Yanlış Negatifler): Gerçek değeri 1 iken model tarafından 0 olarak tahmin edilen örnekler.

Doğruluk oranı, doğru pozitifler (DP) ve doğru negatiflerin (DN) toplamının, tüm örneklem sayısına (DP + DN + YP + YN) oranlanmasıyla hesaplanmaktadır. Bu metrik, bir sınıflandırma modelinin performansını değerlendirirken, gerçek değeri 1 olan gözlemlerin doğru bir şekilde 1 olarak sınıflandırılmasını ve gerçek değeri 0 olan gözlemlerin doğru bir şekilde 0 olarak sınıflandırılmasını dikkate almaktadır. Böylece,

modelin ne ölçüde doğru tahminler yaptığını belirlememize olanak sağlamaktadır. Doğruluk, modelin genel performansını değerlendirmede yaygın olarak kullanılmakla birlikte, özellikle veri setinin sınıflar arasında dengesiz olduğu durumlarda tek başına yeterli bir ölçüt değildir. Böyle durumlarda, modelin performansını daha doğru değerlendirebilmek için ek ölçütlerin de (hassasiyet, özgüllük, F1 skoru gibi) göz önünde bulundurulması gerekmektedir. Doğruluk, dengeli veri setlerinde modelin ne kadar başarılı olduğunu anlamak için güçlü bir gösterge olmakla birlikte, sınıf dağılımının dengesiz olduğu veri setlerinde yanıltıcı olabilmektedir.

3.3.2. Kesinlik (Precision)

Kesinlik (precision), bir sınıflandırma modelinin ne kadar doğru pozitif tahmin yaptığını belirten bir performans ölçütüdür. Başka bir deyişle, modelin pozitif olarak sınıflandırdığı örneklerin ne kadarının gerçekten pozitif olduğunu gösterir. Kesinlik, özellikle dengesiz veri setlerinde ve yüksek yanlış pozitif maliyetinin olduğu durumlarda önemli bir değerlendirme kriteridir. Matematiksel olarak kesinlik, doğru pozitiflerin (DP), doğru pozitifler (DP) ve yanlış pozitiflerin (YP) toplamına oranı olarak hesaplanır:

$$Kesinlik (Precision) = \frac{DP}{DP + YP}$$

Burada:

- DP (Doğru Pozitifler): Gerçek değeri pozitif olan ve model tarafından da pozitif olarak tahmin edilen örnekler.
- YP (Yanlış Pozitifler): Gerçek değeri negatif olan ancak model tarafından pozitif olarak tahmin edilen örnekler.

Bu ölçüt, doğru olarak sınıflandırılan pozitif değerlerin (DP) veya pozitif girdilerin, toplam pozitif değerlere (DP + YP) oranıdır ve pozitif öngörü oranı olarak da bilinmektedir. Veri seti içerisindeki doğru pozitif tahminlerin ne kadar gerçeğe yakın olduğunu gösterir. Kesinlik değeri, yüksek bir hassasiyet (recall) ile birlikte değerlendirildiğinde anlam kazanmaktadır. Düşük bir hassasiyet oranına sahip bir sınıflandırma modelinde, kesinlik değeri yanıltıcı olabilmekte ve doğru sonuç vermeyebilmektedir. Kesinlik değeri, modelin pozitif sınıflandırmalarının doğruluğunu ölçtüğü için yüksek çıkması beklenen ve istenilen bir durumu ifade etmektedir. Yüksek

kesinlik, modelin yaptığı pozitif tahminlerin büyük çoğunluğunun doğru olduğunu göstermektedir. Bu durum, özellikle yanlış pozitiflerin maliyetinin yüksek olduğu alanlarda kritiktir. Örneğin, tıbbi teşhislerde bir hastalığın varlığını doğru bir şekilde tespit etmek önem taşımaktadır. Çünkü yanlış pozitif bir teşhis gereksiz tedavilere ve kaynak israfına yol açmaktadır. Kesinlik, duyarlılık (recall) ile birlikte kullanıldığında daha kapsamlı bir değerlendirme sağlamaktadır. Kesinlik ve duyarlılığın birlikte değerlendirilmesi, modelin genel performansını ve dengesini daha iyi anlamaya yardımcı olmaktadır. Bu iki ölçütün dengelenmesi, F1 skoru gibi bileşik ölçütlerin kullanılmasını gerektirebilmekte, bu da hem kesinlik hem de duyarlılığı dikkate alarak model performansını daha doğru bir şekilde değerlendirmeyi sağlamaktadır.

3.3.3. Duyarlılık/Hassasiyet (Sensitivity/Recall)

Duyarlılık veya hassasiyet (sensitivity/recall), bir sınıflandırma modelinin pozitif sınıfı ne kadar doğru tespit edebildiğini gösteren bir performans ölçütüdür. Bu ölçüt, modelin gerçek pozitifleri doğru bir şekilde tanıma kabiliyetini ifade etmektedir. Duyarlılık, doğru pozitiflerin (DP), gerçek pozitiflerin (DP + YN) toplamına oranı olarak hesaplanmaktadır:

$$\text{Duyarlılık (Recall)} = \frac{DP}{DP + YN}$$

Burada:

- DP (Doğru Pozitifler): Gerçek değeri pozitif olan ve model tarafından da pozitif olarak tahmin edilen örnekler.
- YN (Yanlış Negatifler): Gerçek değeri pozitif olan ancak model tarafından negatif olarak tahmin edilen örnekler.

Duyarlılık, modelin pozitif örnekleri tanımada ne kadar başarılı olduğunu göstermektedir. Yüksek duyarlılık, modelin az sayıda yanlış negatif (YN) ürettiği ve dolayısıyla pozitif sınıfı iyi tanıdığı anlamına gelmektedir. Özellikle tıbbi teşhis, güvenlik taramaları gibi alanlarda duyarlılığın yüksek olması kritik öneme sahiptir. Çünkü bu tür uygulamalarda pozitif durumların kaçırılması ciddi sonuçlar doğurabilmektedir. Duyarlılık, modelin gerçek pozitifleri ne kadar doğru bir şekilde tespit ettiğini gösterdiği için, yanlış negatiflerin maliyetinin yüksek olduğu senaryolarda büyük önem taşımaktadır. Örneğin,

bir hastalığın varlığını doğru bir şekilde belirlemek, yanlış negatiflerin minimumda tutulmasını gerektirmektedir. Aksi bir durumda hastalık tespit edilememekte ve gerekli tedavi uygulanamamaktadır.

Ancak, duyarlılık tek başına modelin genel performansını değerlendirmek için yeterli değildir. Kesinlik (precision) ile birlikte kullanıldığında, modelin hem pozitif sınıflandırma doğruluğunu hem de pozitifleri tanıma kabiliyetini daha iyi anlamak mümkündür. Bu iki ölçüt arasındaki dengeyi sağlamak için F1 skoru gibi bileşik ölçütler kullanılır. F1 skoru, duyarlılık ve kesinlik arasındaki dengeyi göstererek modelin genel performansını daha kapsamlı bir şekilde değerlendirmektedir.

3.3.4. F1 ölçütü (F1-measure)

F1 ölçütü (F1-measure), bir sınıflandırma modelinin performansını değerlendirmek için kullanılan bileşik bir metriktir. F1 skoru, modelin kesinlik (precision) ve duyarlılık (recall) değerlerini birleştirmekte ve bu iki ölçüt arasındaki dengeyi sağlamaktadır. Bu ölçüt, özellikle veri setlerinde sınıflar arasında dengesizlik olduğunda veya yanlış pozitif ve yanlış negatif hataların maliyetlerinin yüksek olduğu durumlarda önemlidir.

F1 skoru, kesinlik ve duyarlılığın harmonik ortalaması olarak hesaplanmakta ve aşağıdaki formül yardımıyla ifade edilmektedir:

$$F1 \text{ Ölçütü} = \frac{2 * Duyarlilik * Kesinlik}{Duyarlilik + Kesinlik}$$

Burada:

- Kesinlik (Precision): Doğru pozitif tahminlerin, toplam pozitif tahminlere oranı.
- Duyarlılık (Recall): Doğru pozitif tahminlerin, toplam gerçek pozitiflere oranı.

F1 skoru, 0 ile 1 arasında bir değer almaktadır. Burada 1, modelin mükemmel performans gösterdiğini, 0 ise modelin tamamen başarısız olduğunu belirtmektedir. Yüksek bir F1 skoru, modelin hem kesinlik hem de duyarlılık açısından dengeli ve iyi performans gösterdiği anlamına gelmektedir. Örneğin, bir model yüksek duyarlılığa sahip iken kesinliği düşük ise birçok yanlış pozitif üretebilmektedir. Benzer şekilde, yüksek kesinlik düşük duyarlılıkla birlikte geldiğinde ise birçok yanlış negatif oluşabilmektedir. F1 skoru,

bu tür durumlarda denge sağlayarak modelin genel performansını daha doğru bir şekilde yansıtmaktadır.

F1 ölçütü, özellikle dengesiz veri setlerinde ve yanlış sınıflandırmanın yüksek maliyetli olduğu durumlarda kullanılmaya uygundur. Örneğin, tıbbi teşhislerde yanlış negatiflerin kaçırılması kritik sonuçlar doğurabileceği için F1 skoru, model performansının kapsamlı bir değerlendirmesini sağlamaktadır.

F1 skoru, model performansının tek bir ölçütü ifade edilmesinin yeterli olmadığı durumlarda kesinlik ve duyarlılığı dengeleyerek daha güvenilir bir performans değerlendirmesi sunmaktadır. Bu nedenle, sınıflandırma modellerinin değerlendirilmesinde sıkça tercih edilen bir ölçüt olarak kullanılmaktadır.

4. UYGULAMA: BANKACILIK ÖRNEĞİ

4.1. Veri Seti

Çalışmada bankacılık sektöründe yer alan bankaların faaliyetleri bağlamında başarılı olup olmadığının finansal oranlar açısından incelenmesi amaçlanmaktadır. Bu bağlamda Türkiye’de faaliyet gösteren bankalardan seçilmiş 24 bankanın 2012-2022 dönemine ilişkin finansal performansını değerlendirmek için makine öğrenimi teknikleri (LR, kNN, SVM, ANN, CART, RF, ve GB) kullanılmaktadır. Çalışmada, bankaların faaliyetleri bağlamında başarısının ölçülebilmesi için sadece faaliyetlerden elde edilen kârları/zararları ifade eden net faaliyet kârı (zararı) değerinin toplam varlıklara oranı bağımlı değişken olarak belirlenmiştir. Ele alınan dönemdeki her yıl için ilgili değişkenin ortalaması alınmış ve ortalamanın üstünde kalan bankalar başarılı, altında kalan bankalar ise başarısız olarak kodlanmıştır. İncelenen dönem bazında özellikle her yıl için alınan ortalamalar, konjonktürel farklılıklar gözetildiğinde ortaya çıkacak kırılگانlık ya da fırsatların da dikkate alınmasına olanak sağlamıştır.

Çalışmanın bağımsız değişkenleri ise geniş bir finansal oranlar dizisinden oluşmuştur. Bu çerçevede ele alınan 43 finansal oran, sermaye yeterliliği, kârlılık, likidite, aktif kalitesi, bilanço yapısı, gelir-gider yapısı olmak üzere 6 ana grup altında sınıflandırılmıştır. Böylece farklı makine öğrenmesi teknikleri kullanılarak, gelişmekte olan bir piyasa bağlamında geniş kapsamlı bir finansal oranlar dizisiyle banka başarısında etkili olan kriterlerin belirlenmesi, izleme, denetim ve karar alma aşamalarında fayda sağlayacak bir model önerisinin geliştirilmesi hedeflemiştir.

Tablo 1. Oranlar

Oran	Kod	Alt Oran
Bankacılık Faaliyeti	S	Net Faaliyet Kârı (Zararı) / Toplam Varlıklar
Sermaye Yeterliliği %	D1	Sermaye Yeterliliği Oranı
	D2	Özkaynaklar / Toplam Aktifler
	D3	(Özkaynaklar-Duran Aktifler) / Toplam Aktifler
	D4	Özkaynaklar / (Mevduat + Mevduat Dışı Kaynaklar)
	D5	Bilanço içi Döviz Pozisyonu / Özkaynaklar
	D6	Net Bilanço Pozisyonu / Özkaynaklar
	D7	(Net Bilanço Pozisyonu + Net Nazım Hesap Pozisyonu) / Özkaynaklar
Karlılık	D8	Ortalama Aktif Karlılığı

%	D9	Ortalama Özkaynak Karlılığı
	D10	Vergi Öncesi Kar / Toplam Aktifler
	D11	Net Dönem Karı (Zararı) / Ödenmiş Sermaye
Likidite %	D12	Likit Aktifler / Toplam Aktifler
	D13	Likit Aktifler / Kısa Vadeli Yükümlülükler
	D14	TP Likit Aktifler / Toplam Aktifler
	D15	Likit Aktifler / (Mevduat + Mevduat Dışı Kaynaklar)
	D16	YP Likit Aktifler / YP Pasifler
Aktif Kalitesi %	D17	Finansal Varlıklar (Net) / Toplam Varlıklar
	D18	Toplam Krediler / Toplam Varlıklar
	D19	Toplam Krediler / Toplam Mevduat
	D20	Donuk Alacaklar / Toplam Krediler
	D21	Duran Varlıklar / Toplam Varlıklar
	D22	Tüketici Kredileri / Toplam Krediler
Bilanço Yapısı %	D23	TP Varlıklar / Toplam Varlıklar
	D24	YP Varlıklar / Toplam Varlıklar
	D25	TP Yükümlülükler / Toplam Yükümlülükler
	D26	YP Yükümlülükler / Toplam Yükümlülükler
	D27	YP Varlıklar / YP Yükümlülükler
	D28	TP Mevduat / Toplam Mevduat
	D29	TP Krediler / Toplam Krediler
	D30	Toplam Mevduat / Toplam Varlıklar
	D31	Alınan Krediler / Toplam Varlıklar
Gelir-Gider Yapısı %	D32	Özel Karşılıklar Sonrası Net Faiz Geliri / Toplam Varlıklar
	D33	Özel Karşılıklar Sonrası Net Faiz Geliri / Faaliyet Brüt Karı
	D34	Faiz Dışı Gelirler (Net) / Toplam Varlıklar
	D35	Faiz Dışı Gelirler (Net) / Diğer Faaliyet Giderleri
	D36	Diğer Faaliyet Giderleri / Faaliyet Brüt Karı
	D37	Kredi Karşılıkları / Toplam Varlıklar
	D38	Faiz Gelirleri / Faiz Giderleri
	D39	Toplam Gelirler / Toplam Giderler
	D40	Faiz Gelirleri / Toplam Varlıklar
	D41	Faiz Giderleri / Toplam Varlıklar
	D42	Faiz Gelirleri / Toplam Gelirler
	D43	Faiz Giderleri / Toplam Giderler

*Veriler TBB veri bankasından alınmıştır.

Yapılan sınıflandırmalar içerisinde sermaye yeterliliği, bir bankanın potansiyel kayıplara dayanma yeteneğini ölçtüğünden, finansal istikrarın kritik bir göstergesini oluşturmaktadır. Benzer şekilde, kârlılık oranları bir bankanın kazanma kapasitesi ve verimliliği hakkında fikir verirken, likidite oranları da bankanın kısa vadeli yükümlülüklerini karşılama kapasitesini ifade etmektedir (Albulescu, 2015). Literatürde yer alan çalışmalar, kârlılık ve likidite oranlarının finansal sıkıntının güçlü belirleyicileri olduğunu ortaya koymaktadır (Sagita ve Nugraha, 2022). Diğer taraftan, takipteki krediler ve kredi zarar karşılıkları gibi ölçümlere yansıyan aktif kalitesi bir bankanın kredi portföyünün genel sağlığına ışık tutarken, varlık ve yükümlülüklerin kompozisyonunu içeren bilanço yapısı, bir bankanın mali durumuna ilişkin kapsamlı bir görünüm

sunmaktadır. Gelir-gider yapısı oranları ise bankanın gelir yaratma yeteneklerini ve maliyet yönetimi uygulamalarını göstermektedir (Aupperle ve Sarhan, 1995).

Bağımsız değişkenlerin 6 ana grupta sınıflandırılmasıyla, bankanın başarısında farklı alan ve ölçeklerde önemli olan kriterlerin belirlenmesi amaçlanmıştır. Ayrıca, sınıflandırma yapılmaksızın tüm finansal oranların aynı anda ele alındığı bütünlük bir analiz de gerçekleştirilmiştir.

4.2. Bulgular

4.2.1. Sermaye Yeterlilik Oranları

Bankaların faaliyetleri bağlamında başarılı olup olmadığını tespit etmek amacıyla sermaye yeterliliği ana grubunda yer alan sermaye yeterliliği oranı, özkaynaklar / toplam aktifler, (özkaynaklar-duran aktifler) / toplam aktifler, özkaynaklar / (mevduat + mevduat dışı kaynaklar), bilanço içi döviz pozisyonu / özkaynaklar, net bilanço pozisyonu / özkaynaklar ve (net bilanço pozisyonu + net nazım hesap pozisyonu) / özkaynaklar ele alınmıştır. Oranların tanımlayıcı istatistik değerleri aşağıdaki tabloda verilmiştir.

Tablo 2. Sermaye Yeterlilik Oranları Tanımlayıcı İstatistikler

	N	Ortalama	std	min	25%	50%	75%	mak
D1	264	18.19	4.78	12.19	15.02	17.03	19.58	49.36
D2	264	11.15	3.95	2.88	8.62	10.61	13.16	39.70
D3	264	7.24	4.47	-3.59	4.53	6.45	8.89	36.80
D4	264	13.99	5.89	3.61	10.45	13.39	16.36	70.87
D5	264	75.22	66.26	-79.00	29.09	62.55	117.87	338.70
D6	264	-48.36	59.16	-242.60	-82.32	-41.71	-3.29	137.12
D7	264	4.23	34.98	-32.02	-1.67	1.13	5.45	538.21

Sınıflandırma algoritmaları, bir verinin önceden bilinen sınıflardan hangisine dahil edileceğini belirlemek için kullanılmaktadır. Bu çalışmada 24 bankanın 2012-2022 dönemine ilişkin 264 verisi makine öğrenmesi yöntemleri (LR, kNN, SVM, ANN, CART, RF, ve GB) kullanılarak tahmin edilmiştir. Grid search yöntemi ile parametreler farklı kombinasyonlarla sermaye yeterlilik oranları dikkate alınarak denenmiş ve en iyi

sonucu veren parametrelere göre analizler gerçekleştirilmiştir. Tablo 3'te kullanılan yöntemlere ilişkin parametrelerin değerleri sunulmuştur.

Tablo 3. Sermaye Yeterlilik Oranları için Makine Öğrenmesi Yöntemlerine İlişkin Parametreler

Makine Öğrenmesi Yöntemleri	Parametreler
Lojistik Regresyon (Logistic Regression)	-
K-En Yakın Komşu (KNN):	K=6
Destek Vektör Makineleri (SVM):	C=1, Kernel = Linear
Yapay Sinir Ağları:	solver = "lbfgs", activation='logistic', alpha = 0.1, hidden_layer_sizes = (3,5))
CART (Classification and Regression Tree):	max_depth = 5, min_samples_split = 5
Random Forests:	max_features = 3, min_samples_split = 5, n_estimators = 500
Gradient Boosting Machines:	learning_rate = 0.1, max_depth = 3, n_estimators = 100
XGBoost:	learning_rate= 0.1, max_depth= 5, n_estimators= 100, subsample= 0.8
Light GBM:	learning_rate= 0.01, max_depth= 35, n_estimators= 500
CatBoost:	depth= 4, iterations= 200, learning_rate= 0.03

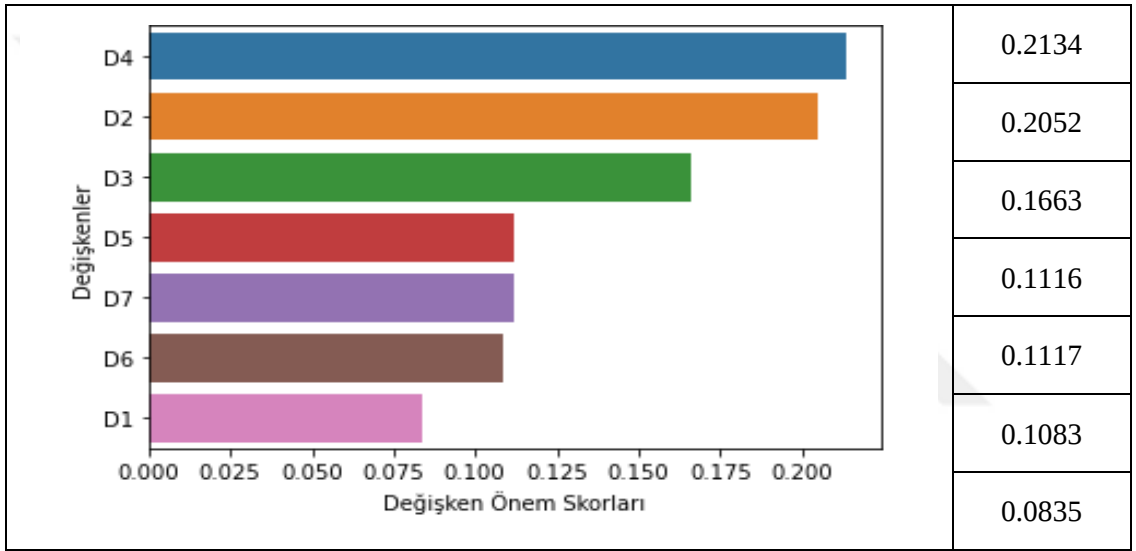
Makine öğrenimi algoritmalarının tahmin başarısını ölçmek için Doğruluk (Accuracy) değeri kullanılmıştır. Çalışmada kullanılan makine öğrenmesi yöntemlerinde kullanılan doğruluk, kesinlik, duyarlılık ve F1 ölçütü değerleri verilmiştir. Kullanılan yapay zekâ algoritmalarının doğruluk metrikleri tabloda verilmiştir. En yüksek değeri lojistik regresyon, en düşük değeri ise KNN göstermiştir.

Tablo 4. Sermaye Yeterliliği Oranlarına İlişkin Doğruluk Metrikleri

Makine Öğrenmesi Yöntemleri	Doğruluk	Kesinlik	Duyarlılık	F1- ölçütü
Lojistik Regresyon	0.77	0.77	0.77	0.77
KNN	0.62	0.62	0.61	0.61
Destek Vektör Makineleri	0.66	0.68	0.66	0.66
Yapay Sinir Ağları	0.66	0.66	0.66	0.66
CART	0.66	0.71	0.66	0.65
Random Forests	0.71	0.72	0.71	0.71

Gradient Boosting	0.68	0.68	0.68	0.67
XGBoost	0.68	0.68	0.68	0.67
Light GBM	0.65	0.66	0.65	0.65
CatBoost	0.69	0.70	0.69	0.69

Sermaye oranları açısından bulgular incelendiğinde, bankanın faaliyeti bakımından başarılı olup olmadığının belirlenmesinde en etkili olan kriterlerin sırası ile özkaynaklar / (mevduat + mevduat dışı kaynaklar), özkaynaklar / toplam aktifler ve (özkaynaklar-duran aktifler) / toplam aktifler olduğu görülmüştür.



Şekil 10. Sermaye Yeterlilik Oranları İçin Değişkenlerin Önem Skorları

4.2.2. Kârlılık Oranları

Bankaların bankacılık faaliyetleri bağlamında başarısını belirlemek için kârlılık ana grubunda yer alan ortalama aktif kârlılığı, ortalama özkaynak kârlılığı, vergi öncesi kar / toplam aktifler ve net dönem karı (zararı) / ödenmiş sermaye oranları kullanılmıştır. Oranların tanımlayıcı istatistik değerleri aşağıdaki tabloda verilmiştir.

Tablo 5. Kârlılık Oranları Tanımlayıcı İstatistikler

	N	Ortalama	std	min	25%	50%	75%	mak
D8	264	1.39	1.70	-11.90	0.64	1.29	1.80	9.80
D9	264	12.00	16.65	-176.68	6.89	12.14	15.35	60.92

D10	264	1.61	1.92	-11.31	0.70	1.46	2.13	10.07
D11	264	146.83	518.46	-68.91	9.88	43.18	107.14	6569.86

Grid search yöntemi ile parametreler farklı kombinasyonlarla kârlılık oranları dikkate alınarak denenmiş ve en iyi sonucu veren parametrelere göre analizler gerçekleştirilmiştir. Tablo 6’da kullanılan yöntemlere ilişkin parametrelerin değerleri sunulmuştur.

Tablo 6. Kârlılık Oranları için Makine Öğrenmesi Yöntemlerine İlişkin Parametreler

Makine Öğrenmesi Yöntemleri	Parametreler
Lojistik Regresyon (Logistic Regression)	-
K-En Yakın Komşu (KNN)	K=19
Destek Vektör Makineleri (SVM)	C=1, Kernel = Linear
Yapay Sinir Ağları	solver = "lbfgs", activation='logistic', alpha = 0.1, hidden_layer_sizes = (100, 100, 1000))
CART (Classification and Regression Tree)	max_depth = 1, min_samples_split = 2
Random Forests	max_features = 3, min_samples_split = 5, n_estimators = 200
Gradient Boosting Machines	learning_rate = 0.01, max_depth = 2, n_estimators = 300
XGBoost	learning_rate= 0.001, max_depth= 3, n_estimators= 500, subsample= 0.6
Light GBM	learning_rate= 0.1, max_depth= 35, n_estimators= 200
CatBoost	depth= 8, iterations= 500, learning_rate= 0.1

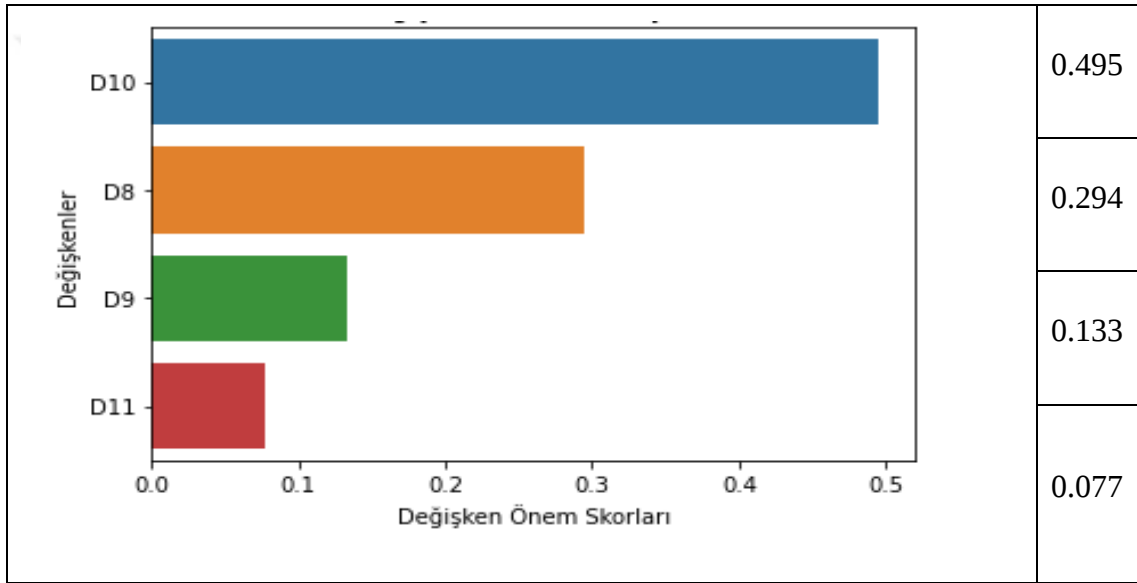
Çalışmada, makine öğrenmesi yöntemlerinde kullanılan doğruluk, kesinlik, duyarlılık ve F1 ölçütü değerleri verilmiştir. Kullanılan yapay zekâ algoritmalarının doğruluk metrikleri Tablo 7’de yer almaktadır. En yüksek değeri XGBoost, CatBoost, en düşük değeri ise KNN göstermiştir.

Tablo 7. Karlılık Oranlarına İlişkin Doğruluk Metrikleri

Makine Öğrenmesi Yöntemleri	Doğruluk	Kesinlik	Duyarlılık	F1- ölçütü
Lojistik Regresyon	0.83	0.83	0.83	0.83
KNN	0.76	0.76	0.76	0.76
Destek Vektör Makineleri	0.83	0.83	0.82	0.82
Yapay Sinir Ağları	0.84	0.84	0.84	0.84

CART	0.81	0.86	0.82	0.81
Random Forests	0.85	0.85	0.85	0.85
Gradient Boosting	0.85	0.85	0.85	0.85
XGBoost	0.88	0.88	0.88	0.88
Light GBM	0.86	0.86	0.86	0.86
CatBoost	0.88	0.87	0.87	0.87

Kârlılık oranları açısından bulgular incelendiğinde, bankanın faaliyeti bakımından başarılı olup olmadığının belirlenmesinde en etkili olan kriterlerin sırası ile vergi öncesi kar / toplam aktifler, aktif karlılığı ve ortalama özkaynak karlılığı olduğu görülmüştür.



Şekil 11. Kârlılık Oranları İçin Değişkenlerin Önem Skorları

4.2.3. Likidite Oranları

Bankaların bankacılık faaliyetlerindeki başarısını belirlemek üzere, çalışmanın bu aşamasında likidite ana grubu içerisinde yer alan likit aktifler / toplam aktifler, likit aktifler / kısa vadeli yükümlülükler, TP likit aktifler / toplam aktifler, likit aktifler / (mevduat + mevduat dışı kaynaklar) ve YP likit aktifler / YP pasifler ele alınmıştır. Oranların tanımlayıcı istatistik değerlerine Tablo 8’de yer verilmiştir.

Tablo 8. Likidite Oranları Tanımlayıcı İstatistikler

Oranlar	N	Ortalama	std	min	25%	50%	75%	mak
D12	264	26.7213	12.0664	8.37	18.8225	24.055	30.485	66.64

D13	264	50.0485	26.6104	13.54	34.44	44.525	57.2175	197.53
D14	264	10.5084	10.6795	0.3	3.22	8.1	12.7175	58.27
D15	264	33.2485	15.4936	9.99	23.2175	29.76	37.6475	113.29
D16	264	34.0642	12.375	10.86	25.4775	32.325	40.165	75.64

Grid search yöntemi ile parametreler farklı kombinasyonlarla likidite oranları dikkate alınarak denenmiş ve en iyi sonucu veren parametrelere göre analizler gerçekleştirilmiştir. Tablo 9’da kullanılan yöntemlere ilişkin parametrelerin değerleri sunulmuştur.

Tablo 9. Likidite Oranları için Makine Öğrenmesi Yöntemlerine İlişkin Parametreler

Makine Öğrenmesi Yöntemleri	Parametreler
Lojistik Regresyon (Logistic Regression)	
K-En Yakın Komşu (KNN)	K=45
Destek Vektör Makineleri (SVM)	C=5, Kernel = rbf
Yapay Sinir Ağları	solver = "lbfgs", activation='logistic', alpha = 0.03, hidden_layer_sizes = (3, 5))
CART (Classification and Regression Tree)	max_depth = 8, min_samples_split = 200
Random Forests	max_features = 3, min_samples_split = 20, n_estimators = 200
Gradient Boosting Machines	learning_rate = 0.01, max_depth = 2, n_estimators = 500
XGBoost	learning_rate= 0.001, max_depth= 3, n_estimators= 1000, subsample= 0.6
Light GBM	learning_rate= 0.01, max_depth= 35, n_estimators= 500
CatBoost	depth= 4, iterations= 200, learning_rate= 0.01

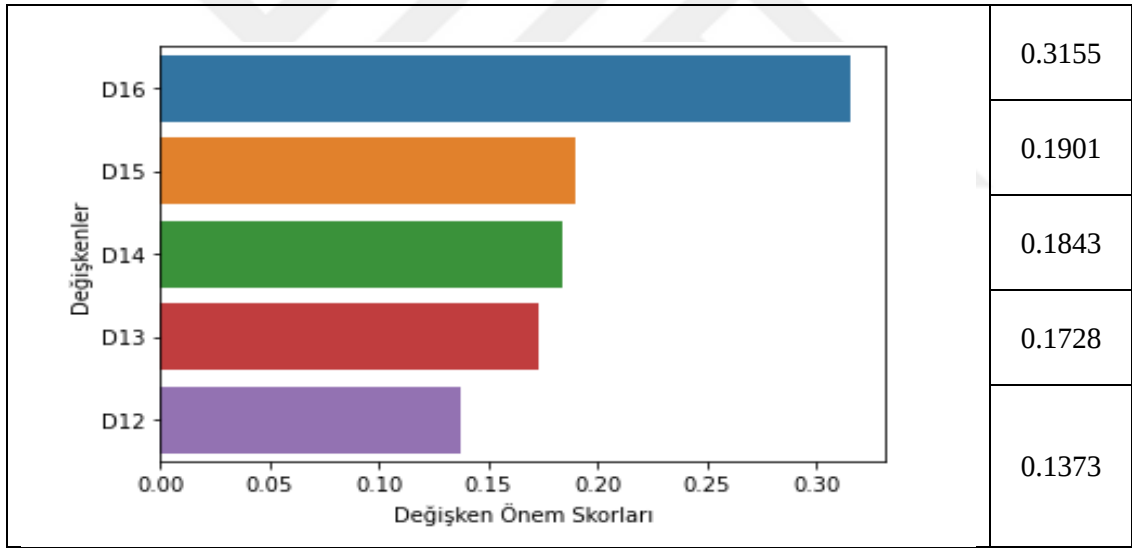
Çalışmada, makine öğrenmesi yöntemlerinde kullanılan doğruluk, kesinlik, duyarlılık ve F1 ölçütü değerleri verilmiştir. Kullanılan yapay zekâ algoritmalarının doğruluk metrikleri likidite oranları için Tablo 10’da yer almaktadır. En yüksek değeri Light GBM, en düşük değeri ise CART göstermiştir.

Tablo 10. Likidite Oranlarına İlişkin Doğruluk Metrikleri

Makine Öğrenmesi Yöntemleri	Doğruluk	Kesinlik	Duyarlılık	F1- ölçütü
Lojistik Regresyon	0.64	0.64	0.64	0.64
KNN	0.62	0.63	0.63	0.62

Destek Vektör Makineleri	0.60	0.60	0.60	0.60
Yapay Sinir Ağları	0.65	0.66	0.65	0.65
CART	0.56	0.56	0.56	0.56
Random Forests	0.61	0.61	0.61	0.61
Gradient Boosting	0.65	0.65	0.65	0.65
XGBoost	0.64	0.64	0.64	0.64
Light GBM	0.68	0.67	0.67	0.67
CatBoost	0.65	0.65	0.65	0.65

Likidite oranları açısından elde edilen bulgular incelendiğinde, bankanın faaliyeti bakımından başarılı olup olmadığının belirlenmesinde en etkili olan kriterlerin sırası ile yabancı para likit aktifler/yabancı para pasifler, likit aktifler / (mevduat + mevduat dışı kaynaklar) ve TL likit aktifler / toplam aktifler oranları olduğu belirlenmiştir.



Şekil 12. Likidite Oranları İçin Değişkenlerin Önem Skorları

4.2.4. Aktif Kalitesi Oranları

Çalışmanın bu aşamasında, bankaların faaliyetleri bağlamında başarılı olup olmadığını tespit etmek amacıyla, aktif kalitesi ana grubunda yer alan finansal varlıklar (net) / toplam varlıklar, toplam krediler / toplam varlıklar, toplam krediler / toplam mevduat, donuk alacaklar / toplam krediler, duran varlıklar / toplam varlıklar ve tüketici kredileri / toplam krediler ele alınmıştır. Oranların tanımlayıcı istatistik değerleri Tablo 11’de verilmiştir.

Tablo 11. Aktif Kalitesi Oranları Tanımlayıcı İstatistikler

Oranlar	N	Ortalama	std	min	25%	50%	75%	mak
D17	264	22.95	13.71	0.61	12.83	20.56	30.59	75.82
D18	264	60.06	11.53	24.01	55.56	62.53	67.65	82.58
D19	264	100.37	28.93	29.79	85.52	101.31	112.85	287.25
D20	264	4.48	5.19	0.00	2.18	3.58	5.47	48.59
D21	264	3.90	2.23	0.18	2.33	3.66	5.21	10.48
D22	264	16.37	14.18	0.00	1.57	14.70	28.20	62.26

Grid search yöntemi ile parametreler farklı kombinasyonlarla aktif kalitesi oranları dikkate alınarak denenmiş ve en iyi sonucu veren parametrelere göre analizler gerçekleştirilmiştir. Tablo 12’de kullanılan yöntemlere ilişkin parametrelerin değerlerine yer verilmiştir.

Tablo 12. Aktif Kalitesi Oranları için Makine Öğrenmesi Yöntemlerine İlişkin Parametreler

Makine Öğrenmesi Yöntemleri	Parametreler
Lojistik Regresyon (Logistic Regression)	-
K-En Yakın Komşu (KNN)	K=3
Destek Vektör Makineleri (SVM)	C=3, Kernel = linear
Yapay Sinir Ağları	solver = "lbfgs", activation='logistic', alpha = 0.1, hidden_layer_sizes = (100, 100))
CART (Classification and Regression Tree)	max_depth = 10, min_samples_split = 2
Random Forests	max_features = 3, min_samples_split = 5, n_estimators = 200
Gradient Boosting Machines	learning_rate = 0.05, max_depth = 8, n_estimators = 500
XGBoost	learning_rate= 0.1, max_depth= 7, n_estimators= 1000, subsample= 1
Light GBM	learning_rate= 0.1, max_depth= 35, n_estimators= 500
CatBoost	depth= 8, iterations= 500, learning_rate= 0.1

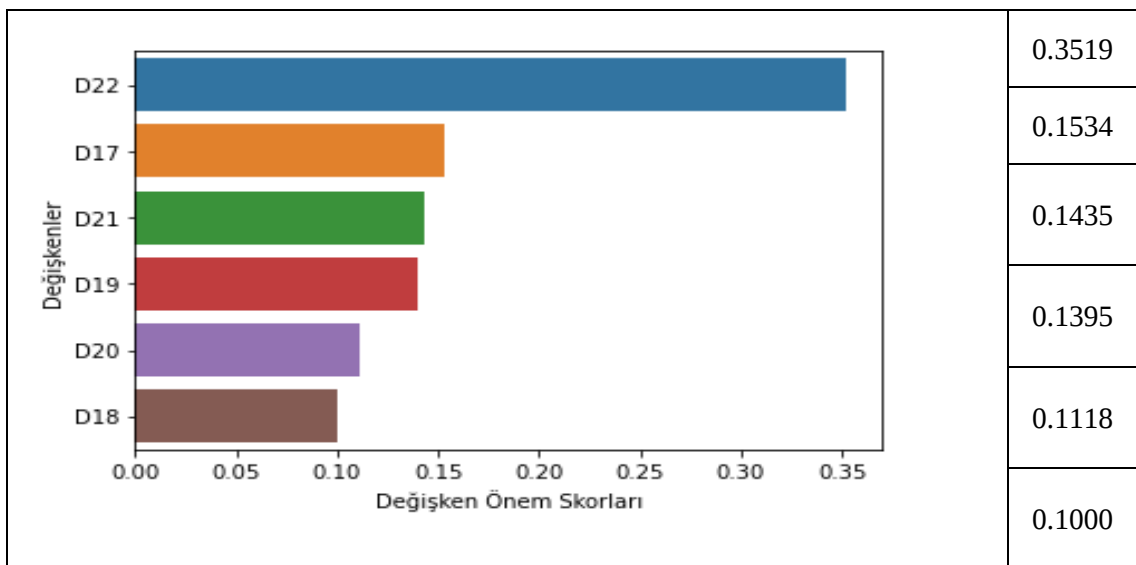
Çalışmada, makine öğrenmesi yöntemlerinde kullanılan doğruluk, kesinlik, duyarlılık ve F1 ölçütü değerleri verilmiştir. Kullanılan yapay zekâ algoritmalarının doğruluk metrikleri aktif kalitesi oranları için Tablo 13’de yer almaktadır. En yüksek değeri CART

gösterirken, en düşük değeri Destek Vektör Makineleri ve Lojistik Regresyon yöntemleri vermiştir.

Tablo 13. Aktif Kalitesi Oranlarına İlişkin Doğruluk Metrikleri

Makine Öğrenmesi Yöntemleri	Doğruluk	Kesinlik	Duyarlılık	F1- ölçütü
Lojistik Regresyon	0.65	0.65	0.65	0.65
KNN	0.69	0.69	0.69	0.69
Destek Vektör Makineleri	0.65	0.66	0.66	0.65
Yapay Sinir Ağları	0.73	0.72	0.72	0.72
CART	0.79	0.79	0.79	0.79
Random Forests	0.75	0.75	0.75	0.75
Gradient Boosting	0.71	0.71	0.71	0.71
XGBoost	0.76	0.76	0.76	0.76
Light GBM	0.74	0.74	0.73	0.74
CatBoost	0.73	0.72	0.72	0.72

Aktif kalitesi oranları açısından bulgular incelendiğinde, bankanın faaliyeti bakımından başarılı olup olmadığının belirlenmesinde en etkili olan kriterlerin sırası Tüketici Kredileri / toplam krediler, finansal varlıklar (net) / toplam varlıklar ve duran varlıklar / toplam varlıklar olduğu tespit edilmiştir.



Şekil 13. Aktif Kalitesi Oranları İçin Değişkenlerin Önem Skorları

4.2.5. Bilanço Yapısı Oranları

Bankaların faaliyet açısından başarısını belirlemek için çalışmanın bu aşamasında bilanço yapısı ana grubunda yer alan TP varlıklar / toplam varlıklar, YP varlıklar / toplam varlıklar, TP yükümlülükler / toplam yükümlülükler, YP yükümlülükler / toplam yükümlülükler, YP varlıklar / YP yükümlülükler, TP mevduat / toplam mevduat, TP krediler / toplam krediler, toplam mevduat / toplam varlıklar ve alınan krediler / toplam varlıklar oranları kullanılmıştır. Oranların tanımlayıcı istatistik değerleri Tablo 14’te yer almaktadır.

Tablo 14. Bilanço Yapısı Oranları Tanımlayıcı İstatistikler

Oranlar	N	Ortalama	std	min	25%	50%	75%	mak
D23	264	59.39	14.17	15.93	52.83	60.96	68.85	84.32
D24	264	40.61	14.17	15.68	31.16	39.04	47.18	84.07
D25	264	51.88	13.20	16.04	44.90	53.44	61.51	78.01
D26	264	48.12	13.20	21.99	38.49	46.56	55.10	83.96
D27	264	83.83	13.95	41.63	74.95	85.00	93.55	150.25
D28	264	51.01	16.13	0.78	43.02	54.06	61.90	91.50
D29	264	66.07	14.88	10.93	57.96	68.43	76.89	96.04
D30	264	62.31	11.58	19.19	56.86	62.50	69.22	84.53
D31	264	11.71	11.03	0.00	5.28	9.07	13.61	57.20

Grid search yöntemi ile parametreler farklı kombinasyonlarla bilanço yapısı oranları dikkate alınarak denenmiş ve en iyi sonucu veren parametrelere göre analizler gerçekleştirilmiştir. Tablo 15’te kullanılan yöntemlere ilişkin parametrelerin değerleri verilmiştir

Tablo 15. Bilanço Yapısı Oranları için Makine Öğrenmesi Yöntemlerine İlişkin Parametreler

Makine Öğrenmesi Yöntemleri	Parametreler
Lojistik Regresyon (Logistic Regression)	-
K-En Yakın Komşu (KNN)	K=4
Destek Vektör Makineleri (SVM)	C=9, Kernel = rbf
Yapay Sinir Ağları	solver = "lbfgs",activation='logistic', alpha = 0.01, hidden_layer_sizes = (3,5))
CART (Classification and Regression Tree)	max_depth = 3, min_samples_split = 2

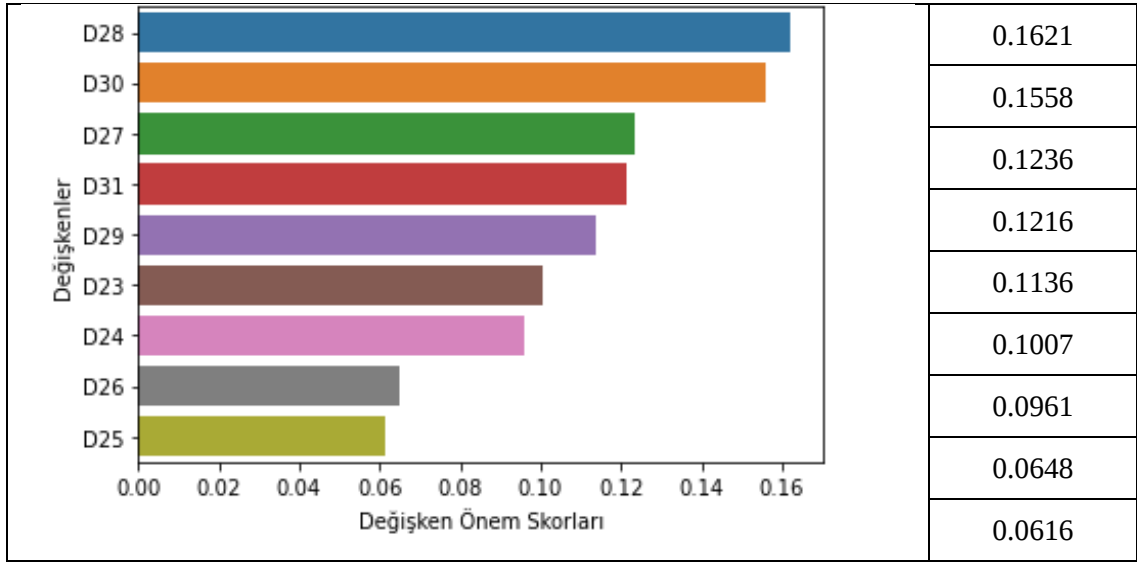
Random Forests	max_features = 7, min_samples_split = 2, n_estimators = 500
Gradient Boosting Machines	learning_rate = 0.1, max_depth = 2, n_estimators = 300
XGBoost	learning_rate= 0.01, max_depth= 3, n_estimators= 500, subsample= 0.8
Light GBM	learning_rate= 0.1, max_depth= 1, n_estimators= 100
CatBoost	depth= 5, iterations= 500, learning_rate= 0.1

Çalışmada kullanılan makine öğrenmesi yöntemlerinde dikkate alınan doğruluk, kesinlik, duyarlılık ve F1 ölçütü değerleri verilmiştir. Kullanılan yapay zekâ algoritmalarının doğruluk metrikleri bilanço yapısı oranları için Tablo 16’da yer almaktadır. En yüksek değeri CatBoost, en düşük değeri ise Yapay Sinir Ağları yöntemi göstermiştir.

Tablo 16. Bilanço Yapısı Oranlarına İlişkin Doğruluk Metrikleri

Makine Öğrenmesi Yöntemleri	Doğruluk	Kesinlik	Duyarlılık	F1- ölçütü
Lojistik Regresyon	0.64	0.64	0.64	0.64
KNN	0.57	0.58	0.57	0.56
Destek Vektör Makineleri	0.60	0.60	0.60	0.60
Yapay Sinir Ağları	0.54	0.54	0.54	0.54
CART	0.56	0.56	0.56	0.56
Random Forests	0.63	0.62	0.62	0.62
Gradient Boosting	0.62	0.62	0.62	0.62
XGBoost	0.64	0.64	0.63	0.63
Light GBM	0.57	0.57	0.57	0.57
CatBoost	0.65	0.65	0.65	0.65

Bilanço yapısı oranları açısından bulgular incelendiğinde, bankanın faaliyeti bakımından başarılı olup olmadığının belirlenmesinde en etkili olan kriterlerin sırası ile TL mevduat / toplam mevduat, toplam mevduat / toplam varlıklar ve yabancı para varlıklar/yabancı para yükümlülükler olduğu tespit edilmiştir.



Şekil 14. Bilanço Yapısı Oranları İçin Değişkenlerin Önem Skorları

4.2.6. Gelir Gider Yapısı Oranları

Bankaların faaliyetleri açısından başarısını belirlemek için gelir-gider yapısı ana grubu içerisinde yer alan ortalama aktif karlılığı, ortalama özkaynak karlılığı, vergi öncesi kar / toplam aktifler ve net dönem kârı (zararı) / ödenmiş sermaye oranları ele alınmıştır. Oranların tanımlayıcı istatistik değerleri Tablo 17’de verilmiştir.

Tablo 17. Gelir-Gider Yapısı Oranları Tanımlayıcı İstatistikler

Oranlar	N	Ortalama	std	min	25%	50%	75%	mak
D32	264	2.93	2.03	-6.53	2.10	2.79	3.40	19.29
D33	264	52.85	66.84	-956.33	44.10	58.40	68.51	174.06
D34	264	1.32	1.08	-4.41	0.78	1.25	1.74	6.54
D35	264	81.57	74.06	-159.26	38.34	62.44	113.19	407.69
D36	264	43.31	32.18	10.77	24.25	40.66	53.70	448.34
D37	264	1.10	0.99	-2.90	0.66	0.99	1.42	9.25
D38	264	216.35	122.55	101.14	167.76	187.95	213.87	1510.66
D39	264	157.19	49.84	82.70	130.08	143.64	163.91	473.86
D40	264	8.46	2.44	1.21	7.01	8.16	9.56	23.24
D41	264	4.49	1.84	0.34	3.49	4.28	5.27	13.09
D42	264	86.54	9.39	57.37	81.25	86.92	91.62	137.36
D43	264	67.11	15.14	16.56	57.94	67.58	79.42	92.23

Grid search yöntemi ile parametreler farklı kombinasyonlarla gelir-gider oranları dikkate alınarak denenmiş ve en iyi sonucu veren parametrelere göre analizler gerçekleştirilmiştir. Tablo 18’de kullanılan yöntemlere ilişkin parametrelerin değerleri sunulmuştur.

Tablo 18. Gelir Gider Yapısı Oranları için Makine Öğrenmesi Yöntemlerine İlişkin Parametreler

Makine Öğrenmesi Yöntemleri	Parametreler
Lojistik Regresyon (Logistic Regression)	-
K-En Yakın Komşu (KNN)	K=39
Destek Vektör Makineleri (SVM)	C=9, Kernel = rbf
Yapay Sinir Ağları	solver = "lbfgs", activation='logistic', alpha = 0.005, hidden_layer_sizes = (3, 5))
CART (Classification and Regression Tree)	max_depth = 5, min_samples_split = 20
Random Forests	max_features = 5, min_samples_split = 5, n_estimators = 100
Gradient Boosting Machines	learning_rate = 0.01, max_depth = 2, n_estimators = 300
XGBoost	learning_rate= 0.01, max_depth= 3, n_estimators= 1000, subsample= 0.6
Light GBM	learning_rate= 0.1, max_depth= 2, n_estimators= 100
CatBoost	depth= 5, iterations= 100, learning_rate= 0.01

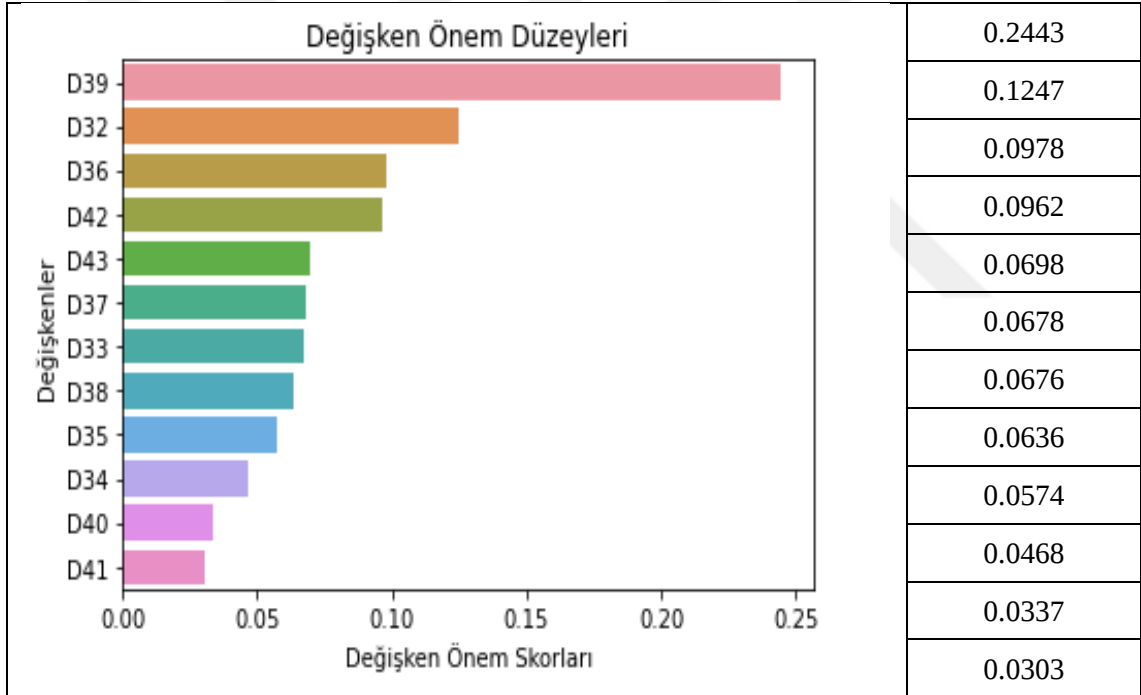
Çalışmada kullanılan makine öğrenmesi yöntemlerinde dikkate alınan doğruluk, kesinlik, duyarlılık ve F1 ölçütü değerleri verilmiştir. Kullanılan yapay zekâ algoritmalarının doğruluk metrikleri gelir-gider yapısı oranları için Tablo 19’da yer almaktadır. En yüksek değeri XGBoost, en düşük değeri ise KNN yöntemi vermiştir.

Tablo 19. Gelir Gider Yapısı Oranlarına İlişkin Doğruluk Metrikleri

Makine Öğrenmesi Yöntemleri	Doğruluk	Kesinlik	Duyarlılık	F1- ölçütü
Lojistik Regresyon	0.81	0.81	0.81	0.81
KNN	0.75	0.77	0.76	0.75
Destek Vektör Makineleri	0.80	0.81	0.80	0.80
Yapay Sinir Ağları	0.78	0.80	0.78	0.77

CART	0.78	0.77	0.77	0.77
Random Forests	0.86	0.87	0.87	0.86
Gradient Boosting	0.84	0.84	0.84	0.84
XGBoost	0.86	0.87	0.87	0.86
Light GBM	0.84	0.84	0.84	0.84
CatBoost	0.80	0.81	0.80	0.80

Gelir-gider yapısı oranları açısından bulgular incelendiğinde, bankanın faaliyeti bakımından başarılı olup olmadığının belirlenmesinde en etkili olan kriterlerin sırası ile toplam gelirler / toplam giderler, özel karşılıklar sonrası net faiz geliri / toplam varlıklar ve diğer faaliyet giderleri / faaliyet brüt kârı olduğu görülmüştür.



Şekil 15. Gelir Gider Yapısı Oranları İçin Değişkenlerin Önem Skorları

4.2.7. Bütünleşik Oran Analizi

Banka başarısının ana gruplara göre analiz edilmesinin ardından çalışmanın bu aşamasında, bankacılık sektöründe yer alan bankaların faaliyetleri bağlamındaki başarısı tüm finansal oranların aynı anda ele alınmasıyla analiz edilmektedir. Bu bağlamda, Grid search yöntemi ile parametreler farklı kombinasyonlarla tüm oranlar dikkate alınarak

denenmiş ve en iyi sonucu veren parametrelere göre analizler gerçekleştirilmiştir. Tablo 20’de kullanılan yöntemlere ilişkin parametrelerin değerlerine yer verilmiştir.

Tablo 20. Tüm Oranlar için Makine Öğrenmesi Yöntemlerine İlişkin Parametreler

Makine Öğrenmesi Yöntemleri	Parametreler
Lojistik Regresyon (Logistic Regression)	-
K-En Yakın Komşu (KNN)	K=21
Destek Vektör Makineleri (SVM)	C=1, Kernel = Linear
Yapay Sinir Ağları	solver = "lbfgs",activation='logistic', alpha = 1, hidden_layer_sizes = (10,10))
CART (Classification and Regression Tree)	max_depth = 3, min_samples_split = 5
Random Forests	max_features = 3, min_samples_split = 2, n_estimators = 500
Gradient Boosting Machines	learning_rate = 0.01, max_depth = 3, n_estimators = 100
XGBoost	learning_rate= 0.1, max_depth= 5, n_estimators= 500, subsample= 0.8
Light GBM	learning_rate= 0.1, max_depth= 35, n_estimators= 200
CatBoost	depth= 4, iterations= 500, learning_rate= 0.01

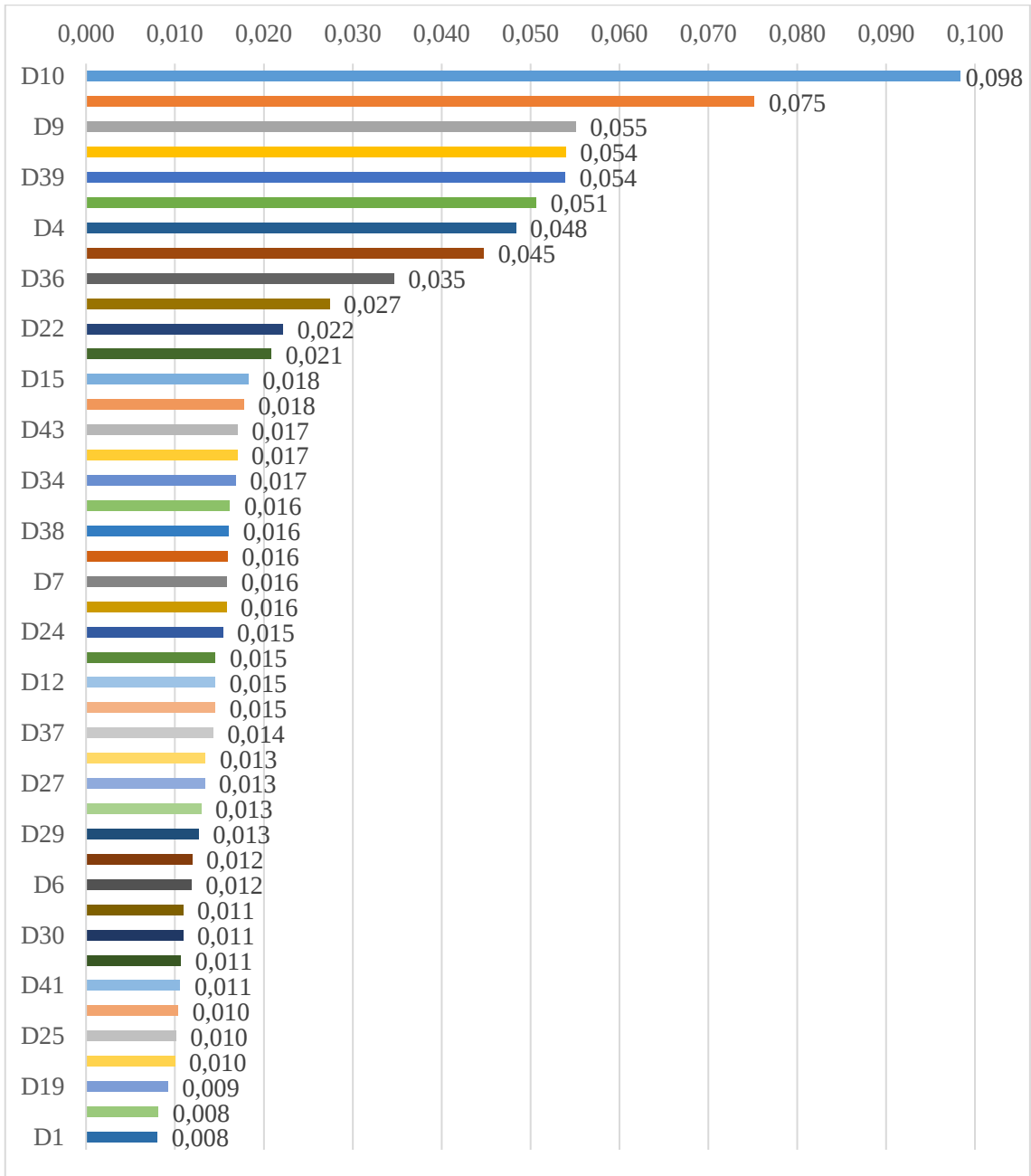
Çalışmada kullanılan makine öğrenmesi yöntemlerinde dikkate alınması gereken doğruluk, kesinlik, duyarlılık ve F1 ölçütü değerleri verilmiştir. Kullanılan yapay zekâ algoritmalarının doğruluk metrikleri tüm oranlar için Tablo 21’de gösterilmektedir. En yüksek değeri Lojistik regresyon, en düşük değeri ise KNN göstermiştir.

Tablo 21. Tüm Oranlara İlişkin Doğruluk Metrikleri

Makine Öğrenmesi Yöntemleri	Doğruluk	Kesinlik	Duyarlılık	F1- ölçütü
Lojistik Regresyon	0.91	0.91	0.91	0.91
KNN	0.71	0.74	0.72	0.71
Destek Vektör Makineleri	0.79	0.79	0.79	0.79
Yapay Sinir Ağları	0.79	0.79	0.79	0.79
CART	0.81	0.82	0.82	0.81
Random Forests	0.88	0.87	0.87	0.87
Gradient Boosting	0.82	0.83	0.83	0.83

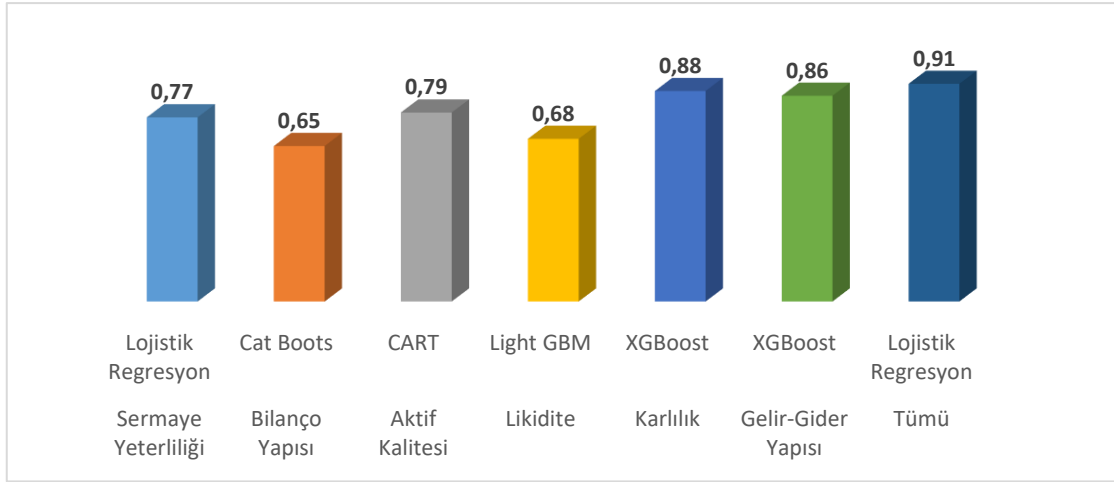
XGBoost	0.90	0.90	0.90	0.90
Light GBM	0.84	0.84	0.84	0.84
CatBoost	0.90	0.90	0.90	0.90

Tüm oranları açısından bulgular incelendiğinde, bankaların faaliyetleri bakımından başarılı olup olmadıklarının belirlenmesinde en etkili olan kriterlerin sırası ile vergi öncesi kâr / toplam aktifler, ortalama özkaynak kârlılığı ve toplam gelirler/toplam giderler olduğu belirlenmiştir.



Şekil 16. Tüm Oranlar İçin Değişkenlerin Önem Skorları

Bankaların faaliyetleri açısından başarısının analizinde tüm verilerin kullanılması en iyi sonuçları vermekle birlikte, ana gruplandırmalar çerçevesinde yapılan analizlerin, tüm veri setlerinin elde edilemediği veya kullanıcının ihtiyacı ya da ilgi alanının farklılaştığı durumlarda önemli bir yaklaşım olabileceği değerlendirilmektedir.



Şekil 17. Oranlara Göre En İyi Makine Öğrenmesi Bulguları

SONUÇ VE ÖNERİLER

Bankacılık sektörü, hanehalkı ve işletmeler için finansal hizmetler sunmakta, tüketim, yatırım ve tasarruflar açısından ekonomide önemli bir rol oynamaktadır. Ödemelerin kolaylaştırılması, finansman sağlanması, danışmanlık hizmetleri ve KOBİ'lerin desteklenmesi gibi ekonomi açısından önemli hizmetler sunan bankacılık sektörü, aynı zamanda altyapı ve özel finansman yatırımlarında da kritik bir rol oynamaktadır. Modern piyasa ekonomisinin işleyişinde hayati bir öneme sahip olan bankaların bu işlevlerini yerine getirmeleri ise sağlıklı bir yapıya kavuşmasıyla mümkün olmaktadır. Bankaların sağlıklı bir yapıda olması hem faaliyetlerin etkin biçimde sürdürülmesi hem de ekonomik istikrarın sağlanması açısından önem taşımaktadır.

Bankaların sağlıklı yapıda olması, öncelikli olarak kârlılık seviyeleriyle ilgili bir durumu ifade etmektedir. Kârlılıkları düşük olan bankaların finansman ihtiyacını karşılamada zorluklar yaşaması, risk ve kırılganlıklar karşısında savunmasız kalması muhtemel görülmektedir. Bu durum ise bankanın kendi kurumsal kimliği yanında tüm bankacılık sektörünü ve dolayısıyla da tüm ekonomiyi yakından ilgilendirmektedir. Diğer bir ifadeyle ekonominin sağlıklı bir yapıya sahip olması, gelişimini sürdürmesi, risk ve kırılganlıklara karşı direnç göstermesi, bankaların sağlıklı yapısıyla, başka bir ifadeyle bankaların başarısıyla mümkün olmaktadır. Bankaların kârlılık seviyelerini iyileştirerek sağlıklı yapıya kavuşması için etkin bir şekilde yönetilmeleri gerekmektedir. Bu noktada, bankacılık sektörünün ve sektörde faaliyet gösteren bankaların analiz edilmesi hem finansal hem de ekonomik büyüme ve istikrar açısından kritik bir öneme sahiptir.

Bu çalışmada, bankacılık sektöründe yer alan bankaların, faaliyetleri bağlamında başarılı olup olmadığı finansal oranlar açısından geniş bir perspektifte incelenmiştir. Bu bağlamda, Türkiye'de faaliyet gösteren bankalardan seçilmiş 24 bankanın 2012-2022 dönemine ilişkin finansal başarısını değerlendirmek için yapay zekâ ve makine öğrenimi teknikleri kullanılmıştır. Çalışmada, bankanın sadece faaliyetleri kapsamında elde ettiği kârları/zararları ifade eden net faaliyet kârı (zararı) değerinin toplam varlıklara oranı bağımlı değişken olarak ele alınmıştır. İlgili dönemde her yıl bu değişkenin ortalaması alınmış ve ortalamanın üstünde kalan bankalar başarılı, altında kalan bankalar ise başarısız olarak kodlanmıştır. Çalışmanın bağımsız değişkenleri ise sermaye yeterliliği,

kârlılık, likidite, aktif kalitesi, bilanço yapısı, gelir-gider yapısı olmak üzere 6 ana grup altında toplanmış olan 43 finansal orandan oluşmuştur.

Uygulanan yöntemde, sınıflandırma algoritmaları bir verinin önceden bilinen sınıflardan hangisine dahil edileceğini belirlemek için kullanıldığından çalışmada öncelikle Grid search yöntemi ile parametreler farklı kombinasyonlarla sermaye yeterlilik oranları dikkate alınarak denenmiş ve en iyi sonucu veren parametrelere göre analizler gerçekleştirilmiştir. Çalışma bulguları, farklı makine öğrenmesi algoritmalarının performanslarını karşılaştırma imkânı sunmuş ve bu sayede en etkili ve doğru sonuçları veren yöntemler tespit edilmiştir. Makine öğrenmesi algoritmalarının tahmin başarısını ölçmek için Doğruluk (Accuracy) değeri kullanılmıştır. Elde edilen bulgulara göre, sermaye yeterliliği oranı açısından en yüksek doğruluk değerine lojistik regresyon, en düşük değere ise KNN (K-en yakın komşu) yöntemi ulaşmıştır.

Kârlılık oranları açısından en yüksek değerlere XGBoost ve CatBoost, en düşük değere ise KNN yöntemi ulaşırken, Likidite oranları açısından en yüksek değeri LightGBM, en düşük değeri CART (Classification and Regression Trees) yöntemi, Aktif Kalitesi oranları açısından en yüksek değeri CART, en düşük değeri Destek Vektör Makineleri ve Lojistik Regresyon yöntemleri, Bilanço Yapısı oranları açısından en yüksek değeri CatBoost, en düşük değeri Yapay Sinir Ağları yöntemi, Gelir-Gider Yapısı açısından ise en yüksek değeri XGBoost, en düşük değeri KNN yöntemi göstermiştir. Tüm finansal oranların bir arada ele alındığı bütünleşik modelde ise en yüksek değerler lojistik regresyon ile elde edilirken, en düşük değerler KNN yöntemi ile elde edilmiştir. Alt oranlar bazında doğruluk değerleri 0,54-0,88 aralığında değişkenlik gösterirken tüm veri setinin bir arada kullanıldığı bütünleşik analizde 0.91 seviyesine kadar yükselmiştir. Tüm verilerin kullanıldığı durumda en iyi sonuçlara ulaşmakla birlikte, tüm veri setlerinin mevcut olmadığı durumlarda analizin kullanıcının ilgi alanına göre alt endekslere ayrıştırılarak yapılmasının da önemli bulgular sağladığı görülmüştür. Oranların kendi iç dinamikleri, banka başarısını tahmin etmek için en etkili ve doğru yöntemin değişkenlik göstermesine neden olmuştur.

Kapsamlı bir finansal oranlar dizisini ele alan çalışmanın bulguları, banka başarısında etkili kriterlerin sıralanmasına olanak tanımıştır. İlk olarak, Sermaye Yeterliliği oranları açısından yapılan analizin bulguları incelendiğinde, ele alınan 7 finansal gösterge

içerisinde bankanın faaliyeti bakımından başarısını belirleyen en etkili kriterlerin sırasıyla Özkaynaklar/(Mevduat+Mevduat Dışı Kaynaklar), Özkaynaklar/Toplam Aktifler ve (Özkaynaklar-Duran Aktifler)/Toplam Aktifler olduğu görülmüştür.

Kârlılık oranları açısından yapılan analizin bulguları incelendiğinde, ele alınan 4 finansal gösterge içerisinde bankanın faaliyeti bakımından başarılı olup olmadığının belirlenmesinde en etkili kriterlerin sırasıyla Vergi Öncesi Kâr/Toplam Aktifler, Ortalama Aktif Kârlılığı ve Ortalama Özkaynak Kârlılığı olduğu belirlenmiştir. Diğer taraftan, Likidite oranları açısından yapılan analizlerde bankanın başarısını belirlemede ele alınan 5 gösterge içerisinde en etkili kriterlerin sırasıyla YP Likit Aktifler/YP Pasifler, Likit Aktifler/(Mevduat+Mevduat Dışı Kaynaklar) ve TL Likit Aktifler/Toplam Aktifler olduğu belirlenirken, Aktif kalitesi oranları açısından ele alınan 6 gösterge içerisinde en etkili kriterlerin sırasıyla Tüketici Kredileri/Toplam Krediler, Finansal Varlıklar (net)/Toplam Varlıklar ile Duran Varlıklar/Toplam Varlıklar olduğu, Bilanço yapısı oranları açısından ele alınan 9 gösterge içerisinde en etkili kriterlerin sırasıyla TL Mevduat/Toplam Mevduat, Toplam Mevduat/Toplam Varlıklar ile YP Varlıklar/YP Yükümlülükler olduğu, Gelir-gider yapısı oranları açısından ise ele alınan 12 gösterge içerisinde en etkili kriterlerin sırasıyla Toplam Gelirler/Toplam Giderler, Özel Karşılıklar Sonrası Net Faiz Geliri/Toplam Varlıklar ile Diğer Faaliyet Giderleri/Faaliyet Brüt Kârı olduğu tespit edilmiştir.

Son olarak, gruplandırma yapılmaksızın tüm oranlar ile yapılan bütünsel analizlerin sonuçları ise ele alınan 43 finansal gösterge içerisinde bankanın faaliyet bakımından başarılı olup olmadığının belirlenmesinde en etkili kriterlerin sırasıyla Vergi Öncesi Kâr/Toplam Aktifler, Ortalama Özkaynak Kârlılığı ve Toplam Gelirler/Toplam Giderler olduğunu göstermiştir.

Gerek ana gruplandırmalar çerçevesinde yapılan analizlerden gerekse de tüm finansal oranların ele alındığı bütünsel analizlerden elde edilen bulgular, banka faaliyetlerinde başarı kriteri olarak ele alınan Net Faaliyet Kârı (Zararı)/Toplam Varlıklar oranı için sağlam bir sermaye tabanı oluşturma/koruma, kârlılığı optimize etmenin, yeterli likiditeyi sağlamanın ve varlık kalitesini yönetmenin son derece önemli olduğunu göstermektedir. Bu, aynı zamanda banka faaliyetlerinin uzun vadeli sürdürülebilirliğinin sağlanması ve rekabet gücünün artırılması ve/veya korunması açısından da dikkate

alınması gereken kriterlere işaret etmektedir. Çalışma, ele alınan verilerin kapsamı, uygulama yöntemi ve elde edilen bulgularıyla, bankaların faaliyetlerindeki başarılarına ve finansal sağlıklarına ilişkin kapsamlı bir değerlendirme sağlarken, paydaşların bilinçli kararlar almasına, sürdürülebilir büyüme ve istikrar için stratejiler geliştirmesine olanak sağlamak açısından bir model önerisi de sunmaktadır.



KAYNAKLAR

- Akça, C. (2023). Yetenek yönetiminde yapay zekâ uygulamaları,. *Ahi Evran Akademi*, 4(1), 49-63.
- Akduman, G. (2019). Dijital işe alım: Dijital dünya'nın insan kaynakları işe alım fonksiyonuna etkisinin kavramsal ve uygulama örnekleriyle değerlendirilmesi. *International Journal of Arts and Social Studies*, 2(3), 24-44.
- Albulescu, C. T. (2015). Banks' profitability and financial soundness indicators: A macro-level investigation in emerging countries. *Procedia economics and finance*, 23, 203-209.
- Alpaydın, E. (2011). *Yapay Öğrenme*. İstanbul: Boğaziçi Üniversitesi Yayınevi.
- Altan, S. (2020). Karar alma sürecinde duyguların rolü ve etkileri. *Uluslararası İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi*, 6(2), 52-65.
- Appiahene, P., Missah, Y. M., & Najim, U. (2020). Predicting bank operational efficiency using machine learning algorithm: comparative study of decision tree, random forest, and neural networks. *Advances in fuzzy systems*, 2020, 12.
- Arntz , M., & Terry, G. (2016). The Risk of Automation for Jobs in OECD Countries: A Comparative Analysis. *OECD Social, Employment and Migration Working Papers*(189), 1-34.
- Assous, H. F. (2022). Prediction of banks efficiency using feature selection method: comparison between selected machine learning models. *Complexity*, 2022(1), 3374489.
- Aupperle, K. E., & Sarhan, M. H. (1995). Assessing financial performance in the capstone, strategic management course: A proposed template. *Journal of Education for Business*, 71(2), 72-77.
- Aydın, C. (2008). *Karar Verme Süreçlerinde Kurumsal Bilginin Önemi: Kültür Ve Turizm Bakanlığında Bir Uygulama* . Uzmanlık Tezi, Kültür ve Turizm Bakanlığı , Ankara.

- Badak, S., & Önal, İ. (2023). Yönetim ve karar süreçlerinde “Tasarım teorisi”, simon ve topalian metotları üzerinde bir inceleme. *Hak İş Uluslararası Emek ve Toplum Dergisi*, 12(34), 406-426.
- Bakhareva, N., Shukhman, A., Matveev, A., Polezhaev, P., Ushakov, Y., & Legashev, L. (2019). Attack detection in enterprise networks by machine learning methods. In: *2019 international Russian automation conference (RusAutoCon)* (s. (pp. 1-6)). Sochi, Russia: IEEE.
- Balaban, M. E., & Kartal, E. (2015). *Veri Madenciliği ve Makine Öğrenmesi*. İstanbul: Çağlayan Kitabevi.
- Balci, T., & Ogul, H. (2021). Predicting Bank Return on Equity (ROE) using Neural Networks. In *2021 IE In 2021 IEEE 19th World Symposium on Applied Machine Intelligence and Informatics (SAMI)* (s. 000279-000286). IEEE.
- Ballı, Ö. (2020). Yapay zekâ ve sanat uygulamaları üzerine güncel bir değerlendirme. *Sanat Ve Tasarım Dergisi*, 26, 277-306.
- Baran, M. (2020). *Makine Öğrenmesi Yöntemleriyle Çoklu Etiketli Verilerin Sınıflandırılması*. Sivas: Cumhuriyet Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi.
- Baxt, W. G. (1995). Application of artificial neural networks to clinical medicine. *The lancet*, 346(8983), 1135-1138.
- Baykal, N., & Beyan, T. (2004). *Bulanık Mantık Uzman Sistemler ve Denetleyiciler*. Ankara: Bıçaklar Kitabevi.
- Bayrakçı, H. C., Çiçekdemir, R. S., & Özkahraman, M. (2021). Tarım Arazilerinde Harcanan Su Miktarını Yapay Zekâ Teknikleri Kullanarak Belirlenmesi1. *Düzce Üniversitesi Bilim ve Teknoloji Dergisi*, 9(6), 237-250.
- Bayrakçı, S. (2015). *Sosyal Bilimlerdeki Akademik Çalışmalarda Büyük Veri Kullanımı*. Marmara Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi,.

- Bayraktaroğlu, S., & Demir, K. (2011). *İşyerinde Karar Verme ve Problem Çözme Yöntemleri*. Ankara: İş ve Meslek Danışmanlığı içinde, İş ve Meslek Danışmanlığı Derneği Yayınları.
- Bell, J. (2014). *Machine Learning : Hands-On for Developers and Technical Professionals*. USA: John Wiley & Sons Inc.
- Bodur, M. Y. (2015). İşverenin işletmesel karar alma özgürlüğü. *İş ve Hayat*, 1(2), 137-167.
- BoneLlo, J., BrÉdart, X., & VeLLa, V. (2018). Machine learning models for predicting financial distress. *Journal of Research in Economics*, 2(2), 174-185.
- Breiman, L. (1996). Bagging Predictors. . *Machine Learning* , 24(2): 123-140.
- Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine learning*, 45, 5-32.
- Breiman, L., Friedman, J., Olshen, R., & Stone, C. (1984). *Classification and Regression Trees (1st ed.) (1 b.)*. Chapman and Hall/CRC. <https://doi.org/10.1201/9781315139470> adresinden alındı
- Brownlee, J. (2019). *Deep learning for computer vision: image classification, object detection, and face recognition in python*. Machine Learning Mastery.
- Brynjolfsson, E., & McAfee, A. (2014). *The second machine age: Work, progress, and prosperity in a time of brilliant technologies*. WW Norton & Company.
- Bughin, J., Hazan, E., Sree Ramaswamy, P., DC, W., & Chu, M. (2017). *Artificial intelligence the next digital frontier*. Mıckinsey Global Institute.
- Bulut, F. (2019). Bankacılık sektöründe makine öğrenmesi yöntemleriyle müşteri ilişkileri yönetiminin zenginleştirilmesi. *Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi*, 382-394.
- Castiglioni, I., Rundo, L., Codari, M., Di Leo, G., Salvatore, C., Interlenghi, M., & Sardanelli, F. (2021). AI applications to medical images: From machine learning to deep learning. *Physica Medica* , 83, 9-24.

- Chen, I. J., & Popovich, K. (2003). Understanding customer relationship management (CRM): People, process and technology. *Business process management journal*, 9(5), 672-688.
- Chen, T., & Guestrin, C. (2016). Xgboost: A scalable tree boosting system. In *Proceedings of the 22nd acm sigkdd international conference on knowledge discovery and data mining*, (s. 785-794). August 2016 tarihinde alındı
- Chen, T., He, T., Benesty, M., Khotilovich, V., Tang, Y., Cho, H., ... & Zhou, T. (2015). Xgboost: extreme gradient boosting. *R package version 0.4-2*, 1(4), 1-4.
- Cherif, I. L., & Kortebi, A. (2019). On using extreme gradient boosting (XGBoost) machine learning algorithm for home network traffic classification. In *2019 Wireless Days (WD)* (s. 1-6). IEEE.
- Cordeiro, G. A., Ordóñez, R. E., & Ferro, R. (2019). Theoretical proposal of steps for the implementation of the Industry 4.0 concept. *Brazilian Journal of Operations & Production Management*, 16(2), 166-179.
- Coşkun, F., & Gülleroğlu, H. D. (2021). Yapay zekânın tarih içindeki gelişimi ve eğitimde kullanılması. *Ankara University Journal of Faculty of Educational Sciences (JFES)*, 54(3), 947-966.
- Coşkun, Ü. (2020). Karar ve karar verme süreci. *Ulakbilge Sosyal Bilimler Dergisi*, 8(53), 1181-1191.
- Cristianini, N., & Shawe-Taylor, J. (2000). *An introduction to support vector machines and other kernel-based learning methods*. . Cambridge university press.
- Cutler, A., Cutler, D., & Stevens, J. (2012). Ensemble machine learning: Methods and applications. *Random forests*. (s. 157-175). içinde
- Cutler, D. R., Edwards Jr, T. C., Beard, K. H., Cutler, A., Hess, K. T., Gibson, J., & Lawler, J. J. (2007). Random forests for classification in ecology. *Ecology*, 88(11), 2783-2792.
- Çolakoğlu, A. A. (2020). *Makine öğrenmesi algoritmaları ile Avrupa havalimanları analizi*. Yayımlanmamış Yüksek Lisans Tezi, Pamukkale Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Denizli.

- Çuhadar, M., & Kayacan, C. (2005). Yapay Sinir Ağları Kullanılarak Konaklama İşletmelerinde Doluluk Oranı Tahmini: Türkiye'deki Konaklama İşletmeleri Üzerine Bir Deneme. *Anatolia: Turizm Araştırmaları Dergisi*, 16(1), 24-30.
- Davenport, T., & Harris, J. (2017). *Competing on analytics: Updated, with a new introduction: The new science of winning*. Harvard Business Press.
- Demirhan, A., Kılıç, Y. A., & İnan, G. (2010). Tıpta yapay zeka uygulamaları. *Yoğun Bakım Dergisi*, 9(1), 31-41.
- Demirkaya, T. Ö. (2023, Kasım 4). *YAPAY ZEKA DESTEKLİ KARAR VERME: ORGANİZASYONLAR, SEKTÖRLER VE ETİK BOYUTLAR*. Ocak 5, 2024 tarihinde ictmedia: <https://ictmedia.com.tr/yazar/icerik/907> adresinden alındı
- Deveci, M. (2022). Yapay zekâ uygulamalarının sanat ve tasarım alanlarına yansıması. *Vankulu Sosyal Araştırmalar Dergisi*, 9, 118-140.
- Diao, L., Niu, D., Zang, Z., & Chen, C. (2019). Short-term weather forecast based on wavelet denoising and catboost. In *2019 Chinese control conference (CCC)* (s. (pp. 3760-3764)). Guangzhou, China: IEEE. doi:10.23919/ChiCC.2019.8865324
- Dietrich, C. (2010). Decision making: Factors that influence decision making, heuristics used, and decision outcomes. *Inquiries Journal*, 2(02).
- Doğan, A. (2002). *Yapay zekâ*. Ankara: Kariyer Yayıncılık.
- Dorogush, A. V., Ershov, V., & Gulin, A. (2018). *CatBoost: gradient boosting with categorical features support*. arXiv preprint arXiv:1810.11363.
- Doumpos, M., Zopounidis, C., Gounopoulos, D., Platanakis, E., & Zhang, W. (2023). Operational research and artificial intelligence methods in banking. *European Journal of Operational Research*, 36(1), 1-16.
- Dönerçark, M., & Tecim, V. (2020). Kurumsal karar destek sistemlerinde yapay zekâ kullanımı: Tasarım ve uygulama. *Yönetim Bilişim Sistemleri Dergisi*, 6(2), 77-103.
- Duda, R. O., Hart, P. E., & Stork, D. G. (2001). *Pattern classification*. new york: NY: Wiley-Interscience.

- Dumanoğlu, S., & Ergül, N. (2010). İMKB’de İşlem Gören Teknoloji Şirketlerinin Mali Performans Ölçümü. *Muhasebe Ve Finansman Dergisi*(48), 101-111.
- Editör Kurulu, B. D. (2019). Bilgi yönetimi ve bilgi güvenliği: eBelge-eDevlet-bulut bilişim-büyük veri-yapay zeka. *Bilgi Yönetimi*, 2(2), 191-192.
- Erkul, R. E. (2021). Yapay zekâ ve büyük veri nasıl bir gelecek vadediyor? *TRT Akademi*, 6(11), 192-201.
- EY Türkiye. (2024, Ocak 2). *Şirketler için AI (Yapay Zekâ)*. Ocak 15, 2024 tarihinde EY Türkiye: https://www.ey.com/tr_tr/ai/sirketler-icin-ai-yapay-zeka adresinden alındı
- Fares, O. H., Butt, I., & Lee, S. H. (2023). Utilization of artificial intelligence in the banking sector: a systematic literature review. *Journal of Financial Services Marketing*, 28(4), 835-852.
- Field, A. (2013). *Discovering statistics using IBM SPSS statistics*. sage.
- Floridi, L., & Cowls, J. (2022). A unified framework of five principles for AI in society. *Machine learning and the city: Applications in architecture and urban design*, 535-545.
- Friedman, J. H. (2001). Greedy function approximation: a gradient boosting machine. *Annals of Statistics*, 29(5), 1189-1232.
- Girgin, E. (2020, Haziran 23). *Bulanık Mantık Nedir? Avantajları ve Uygulamaları*. IİENSTITU: <https://www.iienstitu.com/blog/bulanik-mantik-nedir-avantajlari-ve-uygulamalari> adresinden alındı
- Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep learning*. MIT press.
- GTECH. (2021, Eylül 9). *Yapay Zeka Nedir, Yapay Zeka Hakkında Bilmeniz Gerekenler*. Ocak 25, 2024 tarihinde GTECH: <https://www.gtech.com.tr/yapay-zeka-nedir-yapay-zeka-hakkinda-bilmeniz-gerekenler/> adresinden alındı
- Gülşen, İ. (2019). İşletmelerde yapay zeka uygulamaları ve faydaları: Perakende sektöründe bir derleme. *Tüketici ve Tüketim Araştırmaları Dergisi*, 11(2), 407-436.

- Gümüş, E., Medetoğlu, B., & Tutar, S. (2020). Finans ve bankacılık sisteminde yapay zekâ kullanımı: kullanıcılar üzerine bir uygulama. *Bucak İşletme Fakültesi Dergisi*, 3(1), 28-53.
- Güner, N., & Çomak, E. (2011). Mühendislik Öğrencilerinin Matematik I Derslerindeki Başarısının Destek Vektör Makineleri Kullanılarak Tahmin Edilmesi. *Pamukkale University Journal of Engineering Sciences*, 17(2).
- Güngör, S., & Özcan, U. (2022). Karar kuramı ve karar verme. *Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi*, 33, 119-125.
- Gür, Y. E., Ayden, C., & Yücel, A. (2019). Yapay zekâ alanındaki gelişmelerin insan kaynakları yönetimine etkisi. *Fırat Üniversitesi Uluslararası İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi*, 3(2), 137-158.
- Güriş, S., & Çağlayan, E. (2005). *Ekonometri Temel Kavramlar*. İstanbul: Der Yayınları.
- Güven, H., & Ayvaz-Güven, E. T. (2023). Yapay Zekâ Uygulamalarının E-Ticarete Kullanımı. *International Journal of Management and Administration*, 7(13), 69-94.
- Halkos, G. E., & Salamouris, D. S. (2004). Efficiency measurement of the Greek commercial banks with the use of financial ratios: a data envelopment analysis approach. *Management Accounting Research*, 15(2), 201-224.
- Harmon, P., & King, D. (1995). *Expert Systems: Artificial Intelligence in Business*. New York: John Wiley and Sons.
- Hastie, T., Tibshirani, R., Friedman, J. H., & Friedman, J. H. (2009). *The elements of statistical learning: data mining, inference, and prediction* (Cilt 2). New York: springer.
- Hitt, M. A., & Collins, J. D. (2007). Business ethics, strategic decision making, and firm performance. *Business Horizons*, 50(5), 353-358.
- Hosmer, D. W. (2000). *Applied logistic regression* (2 b.).
- Hosmer, W., & Lemeshow, S. (2013). *Applied Logistic Regression*. Canada: 3. Baskı, John Wiley & Sons, ISBN: 978-1-118-54835-6, 398.

Hoşgör, H., & Güngördü, H. (2022). Sağlıkta Yapay Zekanın Kullanım Alanları Üzerine Nitel Bir Araştırma. *Avrupa Bilim Ve Teknoloji Dergisi*, 35, 395-407.

<https://techvidvan.com/tutorials/contact-us/>. (tarih yok).

İnal, M. E., Topuz, D., & Uçan, O. (2006). Doğrusal olasılık ve logit modelleri ile parametre tahmini. *Sosyoekonomi*, 3(3).

İnce, H., İmamoğlu, S. E., & İmamoğlu, S. Z. (2021). Yapay zeka uygulamaların karar verme üzerine etkileri: Kavramsal bir çalışma. *International Review of Economics and Management*, 9(1), 50-63.

İşler, B., & Kılıç, M. (2021). Eğitimde yapay zekâ kullanımı ve gelişimi. *Yeni Medya Elektronik Dergisi*, 5(1), 1-11.

Jackson, P. (1998). *Introduction to expert systems*. United States.

Jain, A. K. (2010). Data clustering: 50 years beyond K-means. *Pattern recognition letters*, 31(8), 651-666.

James, G., Witten, D., Hastie, T., & Tibshirani, R. (2013). *An introduction to statistical learning* (Cilt 112). New York: springer.

Kambur, E. (2022). Yapay zeka çağında insan kaynakları yönetimi konusunda yazılmış türkçe makaleler üzerine bir araştırma. *Pamukkale Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, (48), 139-152.

Kandemir, Ş. (2021). Bankacılık ve finansın denetiminde denetim teknolojisi (SupTech) ve yapay zekâ. *Çağ Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 18(1), 59-81.

Ke, G., Meng, Q., Finley, T., Wang, T., Chen, W., Ma, W., & Liu, T. Y. (2017). Lightgbm: A highly efficient gradient boosting decision tree. *Advances in neural information processing systems*, 30.

Kelle, A. C., & Yüce, H. (2022). MQTT Trafiğinde DoS Saldırılarının Makine Öğrenmesi ile Sınıflandırılması ve Modelin SHAP ile Yorumlanması. *Journal of Materials and Mechatronics:A*, 3(1), 50-62.

Keskenler, M. F., & Keskenler, E. F. (2017). Geçmişten günümüze yapay sinir ağları ve tarihçesi. *Takvim-i Vekayi*, 5(2), 8-18.

- Kılınç, D., Borandağ, E., Yücalar, F., Tunalı, V., Şimşek, M., & Özçift, A. (2016). KNN algoritması ve r dili ile metin madenciliği kullanılarak bilimsel makale tasnifi. *Marmara Fen Bilimleri Dergisi*, 28(3), 89-94.
- Koçoğlu, E. (2010). *İşletmelerde Yöneticilerin Karar Verme Süreci ve Bu Süreçte Bilişim Sistemlerinin Kullanımı: Ankara İli Örneği*. Yüksek Lisans Tezi, Atılım Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Ankara.
- Korkmaz, G. (2020). Yapay zekâ yöntemleriyle sınıflandırma ve finans sektöründe bir uygulama. *Akademik Yaklaşımlar Dergisi*, 11(2), 91-109.
- Kozioł-Nadolna, K., & Beyer, K. (2021). Determinants of the decision-making process in organizations. *Procedia Computer Science*, 192, 2375-2384.
- Königstorfer, F., & Thalmann, S. (2020). Applications of Artificial Intelligence in commercial banks—A research agenda for behavioral finance. *Journal of behavioral and experimental finance*, 27, 100352.
- Kurbanoglu, S. (1992). Uzman sistemler. *Türk Kütüphaneciliği*, 6(4), 189-193.
- Kurtgeri, B. (2024). *Yapay sinir ağları ve makine öğrenmesi ile otomobil satış tahmininin yapılması ve zaman serileri analizi ile karşılaştırılması*. Sakarya: Sakarya Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi.
- Larose, D. T., & Larose, C. D. (2014). *Discovering knowledge in data: an introduction to data mining* (Cilt 4). John Wiley & Sons.
- LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. *nature*, 521(7553), 436-444.
- Leo, M., Sharma, S., & Maddulety, K. (2019). Machine learning in banking risk management: A literature review. *Risks*, 29(1), 29.
- Lezki, Ş., Sönmez, H., Işıklar, E., Özdemir, A., & Alptekin, N. (2016). İşletmelerde karar verme teknikleri. *Eskişehir: Anadolu Üniversitesi Yayınları*.
- Li, C. (2010). Groundswell. Winning in a world transformed by social technologies. *Strategic Direction*, 26(8).
- Liaw, A., & Wiener, M. (2002). Classification and regression by randomForest. *R news*, 2(3), 18-22.

- Liu, P. R., Lu, L., Zhang, J. Y., Huo, T. T., Liu, S. X., & Ye, Z. W. (2021). Application of artificial intelligence in medicine: an overview. *Current Medical Science*, 41(6), 1105-1115.
- Loh, W. Y. (2011). Classification and regression trees. *Wiley interdisciplinary reviews: data mining and knowledge discovery*, 1(1), 14-23.
- Malali, A. B., & Gopalakrishnan, S. (2020). Application of artificial intelligence and its powered technologies in the indian banking and financial industry: An overview. *IOSR Journal Of Humanities And Social Science*, 25(4), 55-60.
- Mammadli, E. (2021). The role of artificial intelligence in business management system. *Annals of Spiru Haret University. Economic Series*, 21(4), 145-161.
- Maulud, D., & Abdulazeez, A. M. (2020). A review on linear regression comprehensive in machine learning. *Journal of Applied Science and Technology Trends*, 1(2), 140-147.
- Menard, S. (2002). *Applied logistic regression analysis* (Vol. 106). Sage.
- Meng, Q., Ke, G., Wang, T., Chen, W., Ye, Q., Ma, Z. M., & Liu, T. Y. (2016). A communication-efficient parallel algorithm for decision tree. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 29.
- Mijwil, M. (2017). *Yapay Sinir Ağlar Yapısı ve Fonksiyonu*. <https://doi.org/10.13140/RG.2.2.32068.14723>
- Mombourquette, C. (2017). The Role of Vision in Effective School Leadership. *International Studies in Educational Administration (Commonwealth Council for Educational Administration & Management (CCEAM))*, 45(1).
- Montgomery, D. C., Peck, E. A., & Vining, G. G. (2021). *Introduction to linear regression analysis*. John Wiley & Sons.
- Mougan, C., & Nielsen, D. S. (2023). Monitoring model deterioration with explainable uncertainty estimation via non-parametric bootstrap. *In Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 37(12), s. 15037-15045.
- Nabiyev, V. V. (2012). *Yapay Zekâ*. Ankara: Seçkin Yayıncılık.

- Natekin, A., & Knoll, A. (2013). Gradient boosting machines, a tutorial. *Frontiers in neurorobotics*, 7(21).
- Nocedal, J., & Wright, S. J. (1999). *Numerical optimization*. New York: NY: Springer New York.
- Nur Ozkan-Gunay, E., & Ozkan, M. (2007). Prediction of bank failures in emerging financial markets: an ANN approach. *The Journal of Risk Finance*, 8(5), 465-480.
- Ozgun, O., Karagol, E. T., & Ozbugday, F. C. (2021). Machine learning approach to drivers of bank lending: evidence from an emerging economy. *Financial Innovation*, 7, 1-29.
- Özçetin, N. (2022). Muhasebe denetiminde yapay zekâ. *Uşak Üniversitesi Uygulamalı Bilimler Fakültesi Dergisi*, 2(1), 29-41.
- Özdemir, R. (2021). Makine Öğrenmesindeki Sınıflandırma Yöntemlerinin Karşılaştırılması ve E-Ticaret Üzerinde Bir Uygulama. *Fen Bilimleri Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi, İstanbul*.
- Özen, Ş. O. (2021). Decision making processes and audit, examples of turkey and the european union. *Denetim*, 22, 89-115.
- Öztürk Dilek, G. (2019). Yapay Zekanın Etik Gerçekliği. *Ankara Uluslararası Sosyal Bilimler Dergisi*, 2(4), 47-59.
- Peng, C. Y., Lee, K. L., & Ingersoll, G. M. (2002). An introduction to logistic regression analysis and reporting. *The journal of educational research*, 96(1), 3-14.
- Pirim, H. (2006). Yapay zeka. *Journal of Yasar University*, 1(1), 81-93.
- Porter, M. E., & Heppelmann, J. E. (2014). How smart, connected products are transforming competition. *Harvard business review*, 92(11), 64-88.
- Power, D. J. (2002). *Decision support systems: concepts and resources for managers*. Quorum Books.
- Prokhorenkova, L., Gusev, G., Vorobev, A., Dorogush, A. V., & Gulin, A. (2018). CatBoost: unbiased boosting with categorical features. *Advances in neural information processing systems*, 31.

- Ramraj, S., Uzir, N., Sunil, R., & Banerjee, S. (2016). Experimenting XGBoost algorithm for prediction and classification of different datasets. *International Journal of Control Theory and Applications*, 9(40), 651-662.
- Raul, R., & Holban, S. (2011). A genetic algorithm for classification. *Recent Researches in Computers and Computing - International Conference on Computers and Computing* (s. 52-56). ICC'C'11.
- Riedl, M. O. (2019). Human-centered artificial intelligence and machine learning. *Human behavior and emerging technologies*, 1(1), 33-36.
- Rumelhart, D. E., Hinton, G. E., & Williams, R. J. (1986). Learning representations by back-propagating errors. *nature*, 323(6088), 533-536.
- Russell, S. J., & Norvig, P. (2010). *Artificial intelligence a modern approach*. London.
- Russell, S. J., & Norvig, P. (2016). *Artificial intelligence: a modern approach*. Pearson.
- Salur, M. N. (2021). Finansal başarısızlık tahmininde yapay sinir ağları modelinin kullanımı: Borsa istanbul'da bir uygulama. *Journal of Economics Finance and Accounting*, 8(1), 17-30.
- Sagita, B H., & Nugraha, N. (2022, January 1). Does Liquidity or Profitability Influence Firm Financial Distress Most? Empirical Study on Manufacturing Companies Listed in Indonesia Stock Exchange (2015-2019). *Atlantis Press*. <https://doi.org/10.2991/aebmr.k.220701.013>
- SAS. (2024, Ocak 25). *Artificial Intelligence*. SAS: https://www.sas.com/tr_tr/insights/analytics/what-is-artificial-intelligence.html adresinden alındı
- Schmidhuber, J. (2015). Deep learning in neural networks: An overview. *Neural networks*, 61, 85-117.
- Shirkhorshidi, A. S., Aghabozorgi, S., Wah, T. Y., & Herawan, T. I.–I.–J. (2014). Big data clustering: a review. In *Computational Science and Its Applications–ICCSA 2014: 14th International Conference, Guimarães, Portugal, June 30–July 3, 2014, Proceedings, Part V 14* (s. 707-720). Springer International Publishing.

- Sinnaiah, T., Adam, S., & Mahadi, B. (2023). A strategic management process: the role of decision-making style and organisational performance. *Journal of Work-Applied Management*, 15(1), 37-50.
- Sucu, İ. (2019). Yapay zekanın toplum üzerindeki etkisi ve yapay zekâ (AI) filmi bağlamında yapay zekaya bakış. *Uluslararası Ders Kitapları ve Eğitim Materyalleri Dergisi*, 2(2), 203-215.
- Sucu, İ., & Ataman, E. (2020). Dijital evrenin yeni dünyası olarak yapay zeka ve her filmi üzerine bir çalışma. *Yeni Medya Elektronik Dergisi*, 4(1), 40-52.
- Tekin, Ö., & Ehtiyar, R. (2010). Yönetimde karar verme: Batı Antalya bölgesindeki beş yıldızlı otellerde çalışan farklı departman yöneticilerin karar verme stilleri üzerine bir araştırma. *Journal of Yasar University*, 20(5), 3394-3414.
- Theissler, A., Spinnato, F., Schlegel, U., & Guidotti, R. (2022). Explainable AI for time series classification: a review, taxonomy and research directions. *IEEE Access*, 10, 100700-100724.
- Theissler, A., Pérez-Velázquez, J., Kettelgerdes, M., & Elger, G. (2021). Predictive maintenance enabled by machine learning: Use cases and challenges in the automotive industry. *Reliability engineering & system safety*, 215, 107864.
- Toprak, M., Özel, D., & Çalışkan, S. (2022). Yapay zeka kullanımı ve insan kaynakları yönetimi. *Uluslararası Eşitlik Politikası Dergisi*, 2(2), 76-103.
- Turing, A. M. (1980). Bilgisayar makineleri ve istihbarat. *Yaratıcı Hesaplama*, 6(1), 44-53.
- Umamaheswari, S., & Valarmathi, A. (2023). Role of artificial intelligence in the banking sector. *Journal of Survey in Fisheries Sciences*, 10(4), 2841-2849.
- Uslu, B. (2023). Üniversitelerde yapay zekanın kullanım alanları: Potansiyel yararları ve olası zorluklar. *Eğitimde Kuram ve Uygulama*, 19(2), 224-236.
- Uysal, A. E. (2009). *Yapay zekanın temelleri ve bir yapay sinir ağı uygulaması*. (Doctoral dissertation, Marmara Üniversitesi (Turkey)).
- Ünal, A., & Kılınç, İ. (2020). Yapay zekâ işletme yönetimi ilişkisi üzerine bir değerlendirme. *Yönetim Bilişim Sistemleri Dergisi*, 6(1), 51-78.

- Ünlükaplan, A. (2013). Kolektif karar alma sürecinde temel sorunlar. *Çukurova Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi* Yıl:2003, 11(11).
- Verhoef, P. C., Lemon, K. N., Parasuraman, A., Roggeveen, A., Tsiros, M., & Schlesinger, L. A. (2009). Customer experience creation: Determinants, dynamics and management strategies. *Journal of retailing*, 85(1), 31-41.
- Wamba, S. F., Akter, S., Edwards, A., Chopin, G., & Gnanzou, D. (2015). How ‘big data’ can make big impact: Findings from a systematic review and a longitudinal case study. *International journal of production economics*, 165, 234-246.
- Wang, D. N., Li, L., & Zhao, D. (2022). Corporate finance risk prediction based on LightGBM. *Information Sciences*, 602, 259-268.
- Werbos, P. (1974). *Beyond regression: New tools for prediction and analysis in the behavioral sciences*. Committee on Applied Mathematics. Cambridge, MA: Harvard University.
- Winkielman, P., Knutson, B., Paulus, M., & Trujillo, J. L. (2007). Affective influence on judgments and decisions: Moving towards core mechanisms. *Review of General Psychology*, 11(2), 179-192.
- Wooldridge, J. M. (2013). *Ekonometriye Giriş: Modern Yaklaşım*. (E. Çağlayan, Çev.) Ankara: Nobel Akademik Yayıncılık.
- Wright, S. J. (2006). *Numerical optimization*. Second Edition. USA: Springer
- Wu, D. D., Yang, Z., & Liang, L. (2006). Using DEA-neural network approach to evaluate branch efficiency of a large Canadian bank. *Expert systems with applications*, 31(1), 108-115.
- Xia, Y., He, L., Li, Y., Liu, N., & Ding, Y. (2020). Predicting loan default in peer-to-peer lending using narrative data. *Journal of Forecasting*, 39(2), 260-280.
- Yang, M. S., & Liu, H. H. (2003). Fuzzy least-squares algorithms for interactive fuzzy linear regression models. *Fuzzy Sets and systems*, 135(2), 305-316.
- Yaralıoğlu, K. (2010). *Karar Verme Yöntemleri* (1.Baskı b.). Ankara: Detay.

Yaşar, O. (2016). *Davranışsal karar verme, düşünme, problem çözme*. Ankara: Detay Yayıncılık.

Yenilmez, K. (2001). *Bulanık Doğrusal Programlama Problemleri için Yeni Çözüm Yaklaşımları ve Duyarlılık analizi*. Yayınlanmamış Doktora Tezi, Osmangazi Üniversitesi.

Yılmaz, M., & Talas, M. (2010). Bilgi merkezinde karar verme süreci. *Zeitschrift Für DieWelt Der Türken: Journal of World of Turks*, 2(1).

Zadeh, L. A. (1965). Fuzzy sets. *Information and control*, 8(3), 338-353.

