



T.C.

**OSMANIYE KORKUT ATA ÜNİVERSİTESİ
LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ
İŞLETME ANA BİLİM DALI**

**FİNANSAL ORANLAR ARACILIĞIYLA
KREDİ DEĞERLENDİRME RİSKİNİN
VERİ MADENCİLİĞİ YÖNTEMLERİYLE
ANALİZİ**

DOKTORA TEZİ

Fevzi APAYDIN

OSMANIYE / 2025

T.C.
OSMANİYE KORKUT ATA ÜNİVERSİTESİ
LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ
İŞLETME ANA BİLİM DALI

FİNANSAL ORANLAR ARACILIĞIYLA
KREDİ DEĞERLENDİRME RİSKİNİN
VERİ MADENCİLİĞİ YÖNTEMLERİYLE
ANALİZİ

DOKTORA TEZİ

FEVZİ APAYDIN

Danışman: Dr. Öğr. Üyesi Servet ÖNAL

Jüri Üyesi: Prof. Dr. Mehmet CİHANGİR

Jüri Üyesi: Prof. Dr. Alpaslan YAŞAR

Jüri Üyesi: Doç. Dr. Emre YAKUT

Jüri Üyesi: Doç. Dr. İsa KILIÇ

OSMANİYE / 2025

Osmaniye Korkut Ata Üniversitesi Lisansüstü Eğitim Enstitüsü Müdürlüğüne;

“Finansal Oranlar Aracılığıyla Kredi Değerlendirme Riskinin Veri Madenciliği Yöntemleriyle Analizi” başlıklı çalışma, jürimiz tarafından Ana Bilim Dalında DOKTORA TEZİ olarak kabul edilmiştir.

Başkan: Dr. Öğr.Üyesi Servet ÖNAL

(Danışman)

Üye: Prof. Dr. Mehmet CİHANGİR

Üye: Prof. Dr. Alpaslan YAŞAR

Üye: Doç. Dr. Emre YAKUT

Üye: Doç. Dr. İsa KILIÇ

ONAY

Yukarıdaki imzaların, adı geçen öğretim elemanlarına ait olduklarını onaylıyorum.

.../.../2025

Prof. Dr. Hasan DEMİR
Enstitü Müdürü

NOT: Bu tezde kullanılan ve başka kaynaktan yapılan bildirişlerin, çizelge, şekil ve fotoğrafların kaynak gösterilmeden kullanımı, 5846 sayılı Fikir ve Sanat Eserleri Kanunu'ndaki hükümlere tabidir.

T.C.
OSMANİYE KORKUT ATA ÜNİVERSİTESİ
Lisansüstü Eğitim Enstitüsü Müdürlüğüne

Osmaniye Korkut Ata Üniversitesi Lisansüstü Eğitim Enstitüsü Tez Yazım kurallarına uygun olarak hazırladığım; "Finansal Oranlar Aracılığıyla Kredi Değerlendirme Riskinin Veri Madenciliği Yöntemleriyle Analizi" başlıklı **Doktora** Tez çalışmamda;

Sunulan verilerin; gerekli izinleri alınmış ve denetimli laboratuvar koşullarında tarafımdan veya ilgili görevlilerce elde edildiğini ya da izin belgesine dayalı olarak ve kaynak göstermek suretiyle kullanıldığını

Kullanılan veriler üzerinde herhangi bir değişiklik veya eksiltme yapılmaksızın etik kurallara uygun olarak işlenip sunulduğunu

Maddi veya manevi destek sağlamış olan Kurum, Kuruluş ve kişilere destek türü de belirtilerek, varsa proje protokol numarası ile yoksa ismen Ön Söz/Teşekkür Bölümlerinde yer verildiğini

Yararlanılan kaynaklara Tez metni içinde atıf göstermek suretiyle değinildiğini ve bunların Kaynaklar Bölümüne eklendiğini

Tez çalışmamda, Yükseköğretim Kurumları Bilimsel Araştırma ve Yayın Faaliyetlerinde Üretken Yapay Zekâ (ÜYZ) Kullanımına Dair Etik Rehberi çerçevesinde ÜYZ kullanıldığını

Teknik/Bilimsel Eser niteliği taşıyan Tezin özgün parçalarının bir başka ortamdan kopyalanarak alınmadığını ve bu parçaların bir başka Kurum/Kuruluş bünyesinde akademik amaç veya unvan almak amacıyla hiçbir suretle kullanılmadığını ve bir başkasının kullanımına izin verilmediğini

Burada belirttiğim hususların aksinin tespit edilmesi halinde tüm yasal sorumluluğun şahsıma ait olduğunu beyan ederim.

Gereğini bilgilerinize arz ederim.

İmza :

Tarih : 11.07.2025

Ad Soyad : Fevzi APAYDIN

(Lütfen tüm alanları doldurunuz.)

| | |
|-----------------------------|--|
| Öğrenci No | 1922501301 |
| Ana Bilim Dalı | İşletme |
| Programı | <input type="checkbox"/> Yüksek Lisans <input checked="" type="checkbox"/> Doktora |
| Enstitü Kayıt Tarihi | 27.01.2020 |

Bu form, Ana Bilim/ Ana Sanat Dalının üst yazısıyla Enstitüye iletilir.

DİKKAT

* Bilgilerde eksiklik ya da hata bulunan dilekçeler ile imzasız dilekçeler işleme konulmayacaktır.

Adres : Osmaniye Korkut Ata Üniversitesi
Rektörlüğü 80000 Merkez/OSMANİYE

Telefon : 0328 827 10 00
İnternet Adresi : www.osmaniye.edu.tr
E-Posta : info@osmaniye.edu.tr

Sayfa 1 / 1

ÖZET

FİNANSAL ORANLAR ARACILIĞIYLA KREDİ DEĞERLENDİRME RİSKİNİN VERİ MADENCİLİĞİ YÖNTEMLERİYLE ANALİZİ

Fevzi APAYDIN

Doktora Tezi, İşletme Anabilim Dalı
Danışman: Dr. Öğr. Üyesi Servet ÖNAL
Temmuz 2025, 170 sayfa

Günümüzde finansal tablolarda gerçekleştirilen hileler, bankacılık sektöründe kredi riskinin doğru değerlendirilmesini zorlaştırmakta ve finansal istikrarı tehdit etmektedir. Klasik istatistiksel veri madenciliği yöntemleri, bu tür karmaşık hileleri tespit etmede yetersiz kalmakta ve bankaları ciddi maddi zararlara uğratabilmektedir. Bu bağlamda, çalışmanın temel amacı, veri madenciliği yöntemlerinin finansal tablolar üzerinde uygulama potansiyelini araştırarak bankaların kredi değerlendirme süreçlerinde risklerin daha etkin biçimde tespit edilmesini sağlamaktır. Tez kapsamında, Osmaniye ilinde faaliyet gösteren KOBİ niteliğindeki 112 işletmenin finansal verileri analiz edilmiş; bu işletmelerin 56'sı kredi talebi onaylanan ve borçlarını düzenli ödeyenler olarak, diğer 56'sı ise kredi talebi reddedilen ve kredi riski taşıyan işletmeler olarak sınıflandırılmıştır.

Araştırmada, literatürde yaygın olarak kullanılan 13 finansal oran temel alınmış ve bu oranlara dayalı veri madenciliği modelleri oluşturulmuştur. Kullanılan analiz araçları arasında SPSS Modeler 18 ve MATLAB R2014a yazılımları yer almakta olup, C5.0, CHAID, CART (Gini ve Twoing), Random Trees, Logistik Regresyon, Discriminant Analizi, LSVM, Yapay Sinir Ağı (YSA) ve Bayesian Network algoritmaları kullanılmıştır. Her bir model için doğruluk oranları hesaplanmış ve sınıflandırma başarıları karşılaştırılmıştır. Elde edilen sonuçlara göre, kredi risksiz işletmelerin doğru sınıflandırılmasında %98,21 başarı oranı ile LSVM algoritması öne çıkarken, kredi riskli işletmelerin doğru tahmin edilmesinde %96,43 oranı ile C5.0 ve Random Trees

algoritmaları en yüksek performansı göstermiştir. Analiz yöntemleri açısından performans başarıları kıyaslandığında toplam başarı oranı (kredi riskli ve kredi risksiz) açısından %96,43'lük performans başarılarıyla Random Trees yöntemi en iyi performansı gösterirken, bunu sırasıyla %95,54'lük başarı performansı ile C5.0 algoritması ve %89,29'lük performansı ile YSA algoritması kaydetmiştir.

Araştırmada test edilen hipotezler doğrultusunda, veri madenciliği yöntemlerinin finansal oranlar aracılığıyla kredi değerlendirme risklerini tespit etmede yüksek doğrulukla kullanılabileceği görülmüş ve bu yöntemlerin klasik istatistiksel veri madenciliği analiz tekniklerine kıyasla üstün performans sergilediği sonucuna ulaşılmıştır. Bunun yanında, yalnızca finansal oranlara dayalı verilerle oluşturulan modellerin yüksek başarı sağlaması, veri madenciliği tekniklerinin kredi risklerinin tespitinde güvenilir ve geçerli bir yöntem olduğunu ortaya koymuştur. Ayrıca çalışmada, bankaların kredi değerlendirme süreçlerine bu tür veri madenciliği tabanlı erken uyarı sistemlerinin entegre edilmesi, kredi risklerinin zamanında belirlenmesini sağlayarak kredi risk yönetiminin güçlendirilmesine katkı sunabileceği belirtilmiştir.

Araştırmanın öneriler kısmında, gelecekteki çalışmalarda daha geniş veri setleriyle farklı sektörler ve bölgelerden örneklerin dahil edilmesi, finansal olmayan değişkenlerin (yönetim kalitesi, piyasa itibarı gibi) modele entegrasyonu ve derin öğrenme algoritmalarının (CNN, LSTM vb.) uygulanması önerilmektedir. Bu çerçevede geliştirilecek daha dinamik ve bütüncül modellerin, bankacılık sektörünün ihtiyaç duyduğu erken uyarı sistemlerinin temelini oluşturabileceği vurgulanmaktadır.

Bu çalışma, bankacılık sektörü özelinde kredi risk yönetiminde yeni bir yaklaşım sunmakta ve akademik literatüre özgün bir katkı sağlamaktadır. Tezin sonuçları, özellikle kredi risklerinin önlenmesi ve tespit edilmesi noktasında hem pratik hem de teorik düzeyde önemli açılımlar içermektedir.

Anahtar Kelimeler: Finansal tablolar, risk tespiti, veri madenciliği, bankacılık, risk yönetimi.

ABSTRACT

AN ANALYTICAL APPROACH TO CREDIT APPRAISAL RISK ASSESSMENT USING FINANCIAL RATIO ANALYSIS AND DATA MINING TECHNIQUES

Fevzi APAYDIN

Ph.D. Thesis, Department of Business

Supervisor: Asst.Prof.Dr. Servet ÖNAL

July 2025, 170 Pages

In the current banking landscape, fraudulent activities in financial statements pose significant challenges to the reliable evaluation of credit risk and jeopardize overall financial stability. Traditional statistical and data mining approaches often fall short in detecting these sophisticated forms of fraud, potentially leading to substantial financial losses for banks. Accordingly, this study aims to explore the effectiveness of applying data mining techniques to financial statement analysis as a means of enhancing the identification of risk within the credit evaluation processes of financial institutions.

Within the thesis framework, financial data for 112 Osmaniye-based SMEs were examined. These enterprises were stratified into two groups of 56: one group demonstrated creditworthiness through approved loans and consistent repayment, while the other group displayed credit risk, evidenced by loan rejections

The study is based on 13 financial ratios that are widely used in the literature and data mining models are created based on these ratios. The analysis tools used include SPSS Modeler 18 and MATLAB R2014a software and C5.0, CHAID, CART (Gini and Twoing), Random Trees, Logistic Regression, Discriminant Analysis, LSVM, Artificial Neural Network (ANN) and Bayesian Network algorithms were used.

Accuracy metrics were computed for each classification model, and their predictive performances were comparatively analyzed. The LSVM algorithm demonstrated the highest accuracy in identifying enterprises without credit risk, achieving a classification success rate of 98.21%. In contrast, the C5.0 and Random Trees algorithms excelled in predicting enterprises with credit risk, both attaining an accuracy

of 96.43%. When evaluating the overall classification performance across both risk categories, the Random Trees algorithm emerged as the most effective, with a total success rate of 96.43%, followed by the C5.0 algorithm at 95.54%, and the Artificial Neural Network (ANN) model at 89.29%.

The analysis supports the study's hypotheses, concluding that data mining approaches not only enable highly accurate credit risk detection based on financial ratios but also surpass the efficacy of classical statistical techniques used in data analysis. Furthermore, the strong predictive performance of models developed solely from financial ratio inputs underscores the reliability and validity of data mining methods in credit risk detection. The results also highlight the potential benefits of incorporating data mining-driven early warning systems into banks' credit evaluation frameworks, as such integration may enhance credit risk management by enabling the timely identification and mitigation of potential defaults.

The recommendations of the study propose that future research should expand the scope by incorporating larger datasets that encompass various sectors and geographical regions. Additionally, the inclusion of non-financial variables—such as managerial competence and market reputation—into the modeling process is advised. It is also recommended that advanced deep learning techniques, including Convolutional Neural Networks (CNN) and Long Short-Term Memory (LSTM) networks, be employed. Developing more comprehensive and adaptive models within this framework is expected to provide a robust foundation for the early warning systems required by the banking industry.

This research introduces an innovative perspective on credit risk management within the banking industry and offers a distinctive contribution to the existing academic literature. The findings of the study carry significant theoretical and practical implications, particularly in enhancing the detection and prevention of credit risk.

Keywords: Financial statements, risk detection, data mining, banking, risk management.

ÖN SÖZ

Finansal tablolar, işletmelerin finansal durumlarının, faaliyet performanslarının ve geleceğe yönelik sürdürülebilirliklerinin değerlendirilmesinde temel referans kaynaklardır. Ancak bu tabloların kasıtlı olarak manipüle edilmesi, özellikle kredi ilişkilerinde, finansal sistemin güvenilirliğini tehdit eden ciddi sonuçlar doğurabilmektedir. Bu çalışmada, finansal oranlar aracılığıyla kredi değerlendirme riskinin veri madenciliği yöntemleriyle analiz edilmesi konusu ele alınmış; modern analiz tekniklerinin bankacılık sektörü kredi risk yönetimi süreçlerine nasıl entegre edilebileceği detaylı olarak incelenmiştir.

Tez çalışması kapsamında, veri madenciliği algoritmalarının sınıflandırma gücü karşılaştırılmış, en uygun modellerin belirlenmesi amacıyla çeşitli analiz teknikleri kullanılmış ve uygulamalı verilerle doğrulama yapılmıştır. Bu süreçte; finansal hile türleri, hile tespit modelleri, veri madenciliğinin teorik altyapısı ve algoritmik yapıları ayrıntılı olarak incelenmiş, bankaların kredi karar süreçlerinde karşılaştığı zorluklara çözüm olabilecek nitelikte özgün katkılar sağlanmaya çalışılmıştır. Bu yönüyle çalışmanın hem akademik literatüre hem de uygulayıcı finans kuruluşlarına yol gösterici olacağı düşünülmektedir.

Akademik hayatım boyunca bana her zaman destek olan, engin tecrübe ve bilgisiyle bana yol ve yön gösteren, desteğini ve rehberliğini esirgemeyen, akademik bilgi birikimi ve vizyonuyla çalışmama yön veren değerli danışmanım Dr. Öğr. Üyesi Servet Önal'a şükranlarımı sunuyorum. Ayrıca, İstatistiksel analizler ve yazılım kullanımı konusunda teknik desteğiyle yol gösteren hocam Doç. Dr. Emre Yakut'a yardımları dolayısıyla teşekkür ediyorum.

Tez izleme komitesi üyesi ve jüri hocalarım Prof. Dr. Mehmet Cihangir ve Doç. Dr. Emre Yakut'a yapıcı eleştirileri ve bilimsel katkıları dolayısıyla teşekkür ederim. Çalışmama katkı sağlayan diğer hocalarım Prof. Dr. Alpaslan Yaşar ve Doç. Dr. İsa Kılıç'a da minnettarım. Araştırmanın veri toplama ve analiz aşamasında katkı sağlayan Osmaniye ilindeki banka şubelerinde görevli ilgili personellere ve işletme sahiplerine de teşekkür ederim.

Akademik yolculuğum boyunca sabırları, anlayışları ve manevi destekleriyle hep yanımda olan sevgili eşim ve çocuklarıma, bu zorlu süreçte beni yalnız bırakmayan akademik ve sosyal çevreme gönülden teşekkür ederim.

Bu alıřmanın, finansal tabloların gvenilirliđini artırmaya ynelik politikalar geliřtiren tm paydařlara katkı sunması ve bilim dnyasına kk de olsa bir iz bırakması en byk temennimdir.

Bu tez Osmaniye Korkut Ata niversitesi Bilimsel Arařtırma Projeleri Birimi tarafından OKUBAP-2023-PT2-041 proje numarasıyla desteklenmiř olup, alıřmaya desteklerinden dolayı teřekkr ederim.



İÇİNDEKİLER

| | Sayfa |
|-------------------------------|--------------|
| ÖZET | IV |
| ABSTRACT..... | VI |
| ÖN SÖZ | VIII |
| KISALTMALAR | XVIII |
| TABLolar LİSTESİ | XIX |
| ŞEKİLLER LİSTESİ | XX |
| GRAFİK LİSTESİ..... | XXII |

BÖLÜM I

GİRİŞ

| | |
|--|---|
| 1.1. Araştırmanın Amacı ve Önemi | 2 |
| 1.2. Araştırmanın Kapsamı ve Sınırlılıkları..... | 2 |
| 1.3. Araştırmanın Bölümleri | 3 |

BÖLÜM II

FİNANSAL TABLOLAR VE FİNANSAL TABLO

HİLELERİ İLE İLGİLİ KAVRAMLAR

| | |
|--|----|
| 2.1. Finansal Tablolar | 4 |
| 2.1.1. Finansal Tabloların Tanımı..... | 4 |
| 2.1.2. Finansal Tabloların Özellikleri ve Nitelikleri..... | 5 |
| 2.1.3. Finansal Tabloların Amacı..... | 6 |
| 2.1.4. Finansal Tabloların Önemi | 8 |
| 2.1.5. Finansal Tabloların Hazırlanması | 8 |
| 2.1.5.1. Finansal Raporlama Standartları..... | 9 |
| 2.1.5.2. Muhasebe İlkeleri | 9 |
| 2.1.6. Finansal Tabloların Kaynakları | 10 |
| 2.1.7. Finansal Tabloların Dönemleri | 10 |
| 2.1.8. Finansal Tabloların İşlevleri | 10 |
| 2.1.9. Finansal Tabloların Sınıflandırması..... | 10 |
| 2.1.9.1. Temel Finansal Tablolar | 11 |
| 2.1.9.1.1. Bilanço Tablosu | 11 |

| | |
|---|----|
| 2.1.9.1.1.1. Bilanço Tablosunun Tanımı..... | 11 |
| 2.1.9.1.1.2. Bilanço Tablosunun Öğeleri | 11 |
| 2.1.9.1.1.3. Bilanço Tablosunun Analizi | 12 |
| 2.1.9.1.2. Gelir Tablosu | 12 |
| 2.1.9.1.2.1. Gelir Tablosunun Tanımı..... | 12 |
| 2.1.9.1.2.2. Gelir Tablosunun Öğeleri | 13 |
| 2.1.9.1.2.3. Gelir Tablosunun Analizi..... | 13 |
| 2.1.9.2. Ek Finansal Tablolar | 13 |
| 2.1.9.2.1. Nakit Akış Tablosu | 13 |
| 2.1.9.2.2. Özkaynak Değişim Tablosu..... | 15 |
| 2.1.9.2.3. Fon Akım Tablosu | 16 |
| 2.1.9.2.4. Satışların Maliyeti Tablosu..... | 17 |
| 2.1.9.2.5. Kâr Dağıtım Tablosu | 17 |
| 2.1.10. Finansal Tabloların Analizi | 18 |
| 2.1.10.1. Finansal Analizde Kullanılan Finansal Tablolar | 19 |
| 2.1.10.2. Finansal Tablolar Analizinin Çeşitleri..... | 20 |
| 2.1.10.2.1. Yönetim Analizleri | 20 |
| 2.1.10.2.2. Yatırım Analizleri | 20 |
| 2.1.10.2.3. Kredi Analizleri | 21 |
| 2.1.10.3. Finansal Tablolar Analizi Teknikleri..... | 21 |
| 2.1.10.3.1. Yüzde Yöntemi ile Analiz (Dikey Analiz) | 21 |
| 2.1.10.3.2. Karşılaştırmalı Tablolar Analizi (Yatay Analiz) | 22 |
| 2.1.10.3.3. Eğilim Yüzdeleri ile (Trend) Analiz..... | 23 |
| 2.1.10.3.4. Oran Analizi (Rasyo Analizi) | 23 |
| 2.1.11. Finansal Tabloların Kullanım Yerleri..... | 24 |
| 2.1.12. Finansal Tablo Denetimi..... | 24 |
| 2.2. Finansal Tablo Hileleri ile İlgili Kavramlar | 25 |
| 2.2.1. Hata ve Hile Kavramı | 25 |
| 2.2.1.1. Hata Kavramı | 25 |
| 2.2.1.2. Hile Kavramı..... | 26 |
| 2.2.2. Hilenin Tarihçesi..... | 28 |
| 2.2.3. Hile Nedenleri..... | 30 |
| 2.2.3.1. Çeşitli Yolsuzlukları Gizlemek..... | 31 |

| | |
|--|----|
| 2.2.3.2. İşletmenin Durumunu Başka Göstermek..... | 31 |
| 2.2.3.3. Vergi Kaçırarak..... | 32 |
| 2.2.4. Hile Yapanların Karakteristik Özellikleri..... | 32 |
| 2.2.4.1. İşletmedeki Pozisyon..... | 33 |
| 2.2.4.2. Cinsiyet..... | 33 |
| 2.2.4.3. Eğitim Düzeyi..... | 33 |
| 2.2.4.4. Görev Süresi..... | 33 |
| 2.2.4.5. Hilekâr Sayısı..... | 33 |
| 2.2.4.6. Suç Geçmişi..... | 33 |
| 2.2.4.7. Medeni Durum..... | 34 |
| 2.2.4.8. Risk Alma Düzeyi..... | 34 |
| 2.2.4.9. Yaş Dağılımı..... | 34 |
| 2.2.4.10. Çalışma ve Yaşam Koşulları..... | 34 |
| 2.2.5. Hile Türleri..... | 35 |
| 2.2.5.1. Hileli Finansal Raporlama..... | 35 |
| 2.2.5.2. Çalışan Hileleri..... | 36 |
| 2.2.5.2.1. Nakit Varlıklara Dayanan Hileler..... | 36 |
| 2.2.5.2.1.1. Kayıt Öncesi Hileler..... | 37 |
| 2.2.5.2.1.2. Hileli Ödemeler..... | 37 |
| 2.2.5.2.1.3. Kayıt Sonrası Hileler..... | 37 |
| 2.2.5.2.2. Nakdi Olmayan Varlık Hileleri..... | 37 |
| 2.2.5.3. Yolsuzluk ve Ahlaki Olmayan Davranışlar..... | 38 |
| 2.2.6. Hile Modelleri..... | 38 |
| 2.2.6.1. Hile Üçgeni..... | 39 |
| 2.2.6.1.1. Baskı..... | 39 |
| 2.2.6.1.1.1. Mali İçerikli Baskılar..... | 39 |
| 2.2.6.1.1.2. Kötü Alışkanlıklardan Doğan Baskılar..... | 40 |
| 2.2.6.1.1.3. İş ile İlgili Baskılar..... | 40 |
| 2.2.6.1.2. Fırsat..... | 40 |
| 2.2.6.1.3. Haklı Gösterme..... | 40 |
| 2.2.6.2. Hile Elması (Karosu)..... | 41 |
| 2.2.6.3. Hile Beşgeni..... | 42 |
| 2.2.7. Hile Grupları..... | 43 |

| | |
|---|----|
| 2.2.7.1. Çalışan Hileleri | 44 |
| 2.2.7.2. Yönetim Hileleri | 45 |
| 2.2.7.3. Yatırım Hileleri..... | 45 |
| 2.2.7.4. Satıcı Hileleri | 45 |
| 2.2.7.5. Müşteri Hileleri..... | 45 |
| 2.2.8. Hile Tespit Yaklaşım ve Yöntemleri | 46 |
| 2.2.8.1. Pasif Yaklaşım | 48 |
| 2.2.8.2. Kırmızı Bayrak Yaklaşımı | 49 |
| 2.2.8.3. Reaktif Yaklaşım(Teknoloji Temelsiz) | 51 |
| 2.2.8.4. Proaktif Yaklaşım (Teknoloji Temelli)..... | 52 |

BÖLÜM III

FİNANSAL TABLOLARDAKİ RİSKLERİN BELİRLENMESİNDE KULLANILAN VERİ MADENCİLİĞİ YÖNTEMLERİ

| | |
|---|----|
| 3.1. Veri Madenciliği Hakkında Genel Bilgi..... | 54 |
| 3.2. Veri Madenciliği Tanımı | 54 |
| 3.3. Veri Madenciliği Tarihçesi | 55 |
| 3.4. Veri Madenciliği Özellikleri..... | 56 |
| 3.5. Veri Madenciliği Süreci..... | 57 |
| 3.5.1. Veri Toplama | 57 |
| 3.5.2. Veri Ön İşleme..... | 58 |
| 3.5.3. Veri Modelleme | 58 |
| 3.5.4. Veri Değerlendirme | 58 |
| 3.5.5. Veri Sunumu | 58 |
| 3.6. Veri Madenciliği Yöntemleri..... | 59 |
| 3.6.1. Klasik İstatistiksel Veri Madenciliği Yöntemleri | 59 |
| 3.6.1.1. Regresyon Analizi..... | 59 |
| 3.6.1.2. K-En Yakın Komşu (KNN) Analizi | 60 |
| 3.6.1.3. Kümeleme Analizi | 61 |
| 3.6.2.Yeni Nesil Veri Madenciliği Yöntemleri..... | 62 |
| 3.6.2.1. Bayesci Ağlar..... | 62 |
| 3.6.2.2. Birliktelik Kuralları..... | 63 |

| | |
|---|----|
| 3.6.2.2.1. Apriori Algoritması..... | 64 |
| 3.6.2.3. Genetik Algoritmalar | 65 |
| 3.6.2.4. Faktör Analizi | 67 |
| 3.6.2.4.1. Açıklayıcı (Keşfedici) Faktör Analizi | 67 |
| 3.6.2.4.2. Doğrulayıcı Faktör Analizi | 68 |
| 3.6.2.5. Karar Ağaçları..... | 70 |
| 3.6.2.5.1. ID3 Algoritmaları | 74 |
| 3.6.2.5.2. CHAID (Chi-Square Automatic Interaction Detector)..... | 75 |
| 3.6.2.5.3. SLIQ Algoritması | 76 |
| 3.6.2.5.4. SPRINT Algoritması..... | 77 |
| 3.6.2.5.5. C3.5 Algoritması..... | 77 |
| 3.6.2.5.6. C5.0 Algoritması..... | 78 |
| 3.6.2.5.7. CART Algoritması..... | 79 |
| 3.6.2.5.7.1. Twoing Algoritması..... | 80 |
| 3.6.2.5.7.2. Gini Algoritması..... | 80 |
| 3.6.2.5.8. Random Trees (Rastgele Ağaçlar)..... | 81 |
| 3.6.2.5.9. Discriminant Analizi (Ayrım Analizi)..... | 81 |
| 3.6.2.5.10. Lojistik Regresyon (Logistic Regression) | 82 |
| 3.6.2.6. Destek Vektör Makineleri..... | 82 |
| 3.6.2.6.1. Lineer Ayrılabilme Durumu | 84 |
| 3.6.2.6.2. Lineer Ayrılamama Durumu..... | 85 |
| 3.6.2.7. Yapay Sinir Ağları | 86 |
| 3.6.2.7.1. Tanımı | 86 |
| 3.6.2.7.2. Ağ Mimarisi | 87 |
| 3.6.2.7.3. Ağ Türleri | 89 |
| 3.6.2.7.4. Faydaları | 89 |
| 3.7. Veri Madenciliğinin Kullanım Alanları..... | 90 |
| 3.7.1. Pazarlama ve Satış | 90 |
| 3.7.2. Müşteri İlişkileri Yönetimi | 91 |
| 3.7.3. Finans ve Bankacılık..... | 91 |
| 3.7.4. Sağlık Sektörü..... | 91 |
| 3.7.5. E-ticaret..... | 92 |

BÖLÜM IV
ARAŞTIRMANIN YÖNTEMİ
KAYNAK TARAMASI VE METODOLOJİSİ

| | |
|---|-----|
| 4.1. Araştırma Yapılan Sektöre Ait Genel Bilgiler..... | 93 |
| 4.2. Araştırma Kaynak Taraması | 94 |
| 4.3. Araştırmanın Yöntemi ve Kullanılan Yazılımlar..... | 100 |
| 4.4. Araştırmada Kullanılan Programlar..... | 101 |
| 4.4.1. Microsoft Office Excel | 102 |
| 4.4.2. SPSS Modeller 18.0..... | 103 |
| 4.4.3. MATLAB R2014a (Matrix Laboratory)..... | 104 |
| 4.5. Araştırmada Kullanılan Veriler | 105 |
| 4.5.1. Likidite Oranları | 105 |
| 4.5.2. Faaliyet Oranları | 106 |
| 4.5.3. Borç (Kaldıraç) Oranları..... | 106 |
| 4.5.4. Kârlılık Oranları..... | 106 |
| 4.6. Araştırma verilerinin Analize Hazırlanması | 107 |
| 4.7. Araştırmanın Hipotezleri | 109 |

BÖLÜM V
FİNANSAL ORANLAR ARACILIĞIYLA KREDİ DEĞERLENDİRME
RİSKLERİNİN BELİRLENMESİNDE KULLANILAN VERİ MADENCİLİĞİ
YÖNTEMLERİ ANALİZ SONUÇLARI

| | |
|---|-----|
| 5.1. Analizde Kullanılan Karar Ağaçlarının Yorumları | 110 |
| 5.1.1. C5.0 Algoritması Tarafından Elde Edilen Karar Ağacı..... | 110 |
| 5.1.1.1. Özsermaye Kârlılığı Oranının Finansal Durum | |
| Sınıflandırılmasındaki Etkisi | 112 |
| 5.1.1.2. Borç- Özsermaye Oranının Finansal Durum Sınıflandırılmasındaki | |
| Etkisi | 112 |
| 5.1.1.3. Brüt Kâr Marjının Finansal Durum Sınıflandırılmasındaki Etkisi | 113 |
| 5.1.1.4. Borç Oranının Finansal Durum Sınıflandırılmasındaki Etkisi | 113 |
| 5.1.1.5. Brüt Kâr Marjının Finansal Durum Sınıflandırılmasındaki Etkisi | 114 |

| | |
|--|-----|
| 5.1.1.6. Varlık Devir Hızının Finansal Durum Sınıflandırılmasındaki Etkisi .. | 115 |
| 5.1.1.7. Özsermaye Kârlılığının Finansal Durum Sınıflandırılmasındaki Etkisi | 115 |
| 5.1.1.8. Brüt Kâr Marjının Finansal Durum Sınıflandırılmasındaki Etkisi | 116 |
| 5.1.1.9. Nakit Oranının Finansal Durum Sınıflandırılmasındaki Etkisi | 117 |
| 5.1.1.10. Varlık Devir Hızının Finansal Durum Sınıflandırılmasındaki Etkisi | 117 |
| 5.1.1.11. Alacakların Ortalama Tahsil Süresinin Finansal Durum Sınıflandırılmasındaki Etkisi | 118 |
| 5.1.1.12. Özsermaye Kârlılığının Finansal Durum Sınıflandırılmasındaki Etkisi | 119 |
| 5.1.2. CART (Gini ve Twoing) Algoritmasıyla Elde Edilen Karar Ağaçları | 119 |
| 5.1.2.1. Yatırımlar Üzerinden Kârlılık Oranının Finansal Durum Sınıflandırılmasındaki Etkisi | 122 |
| 5.1.2.2. Brüt Kâr Marjının Finansal Durum Sınıflandırılmasındaki Etkisi | 122 |
| 5.1.2.3. Alacakların Ortalama Tahsil Süresinin Finansal Durum Sınıflandırılmasındaki Etkisi | 123 |
| 5.1.3. CHAİD Algoritması Tarafından Elde Edilen Karar Ağacı..... | 124 |
| 5.1.3.1. Faaliyet Kâr Marjının Finansal Durum Sınıflandırılmasındaki Etkisi. | 125 |
| 5.1.3.2. Brüt Kar Marjının Finansal Durum Sınıflandırılmasındaki Etkisi | 126 |
| 5.1.3.3. Net Kar Marjının Finansal Durum Sınıflandırılmasındaki Etkisi..... | 126 |
| 5.1.3.4. Yatırımlar Üzerindeki Kârlılık Oranlarının Finansal Durum Sınıflandırılmasındaki Etkisi | 127 |
| 5.1.3.5. Kaynaklar Üzerindeki Kârlılık oranlarının Finansal Durum Sınıflandırılmasındaki Etkisi | 127 |
| 5.1.3.6. Alacakların Ortalama Tahsil Süresinin Finansal Durum Sınıflandırılmasındaki Etkisi | 128 |
| 5.1.4. Bayesian Network Modeli Analizi | 129 |
| 5.1.5. Yapay Sinir Ağı Modeli Analizi | 130 |
| 5.2. Analiz Yöntemlerinin Eğitim ve Test Seti Sınıflandırma Başarıları | 133 |
| 5.3. Analizde Kullanılan Modellere İlişkin Bulgular ve Yorumları | 133 |
| 5.3.1. C5.0 Algoritması Analizine İlişkin Bulgular | 133 |
| 5.3.2. CART (C&RT) Gini Algoritması Analizine İlişkin Bulgular | 134 |
| 5.3.3. CART (C&RT) Twoing Algoritması Analizine İlişkin Bulgular | 135 |

| | |
|---|-----|
| 5.3.4. Neural Net (YSA) Algoritması Analizine İlişkin Bulgular | 135 |
| 5.3.5. Destek Vektör Makinaları (LSVM) Algoritması Analizine İlişkin Bulgular | 136 |
| 5.3.6. Bayesian Network Algoritması Analizine İlişkin Bulgular | 136 |
| 5.3.7. CHAİD Algoritması Analizine İlişkin Bulgular | 137 |
| 5.3.8. Random Trees Algoritması Analizine İlişkin Bulgular | 138 |
| 5.3.9. Discriminant Algoritması Analizine İlişkin Bulgular..... | 138 |
| 5.3.10. Logistik Algoritması Analizine İlişkin Bulgular | 139 |
| 5.4. Makine Öğrenme Tekniklerinin Başarı Performansları..... | 139 |

BÖLÜM VI

SONUÇ VE DEĞERLENDİRME

| | |
|---|------------|
| 6.1. Sonuç ve Değerlendirmeler | 141 |
| 6.2. Öneriler | 144 |
| KAYNAKÇA..... | 146 |
| EKLER | 159 |
| EK-1 Kredi Riski Taşımayan İşletmelere Ait Finansal Oranlar | 159 |
| EK-2 Analizde Kullanılan Bağımsız Değişkenlerin Listesi | 160 |
| EK 3 C5.0 Modeli Veri Akışı | 161 |
| EK 4 CART Modeli Veri Akışı | 162 |
| EK 5 Destek Vektör Makinaları Modeli Veri Akışı | 163 |
| EK 6 Yapay Sinir Ağları (YSA) Genel Mimari Yapısı | 164 |
| EK 7 Bayesian Network Modeli Veri Akışı | 165 |
| EK 8 CHAİD Modeli Veri Akışı | 166 |
| EK 9 Random Tree (Rastgele Orman) Modeli Veri Akışı | 167 |
| EK 10 Discriminant Modeli Veri Akışı..... | 168 |
| EK 11 Logistik Modeli Veri Akışı | 169 |
| ÖZGEÇMİŞ | 170 |

KISALTMALAR

| | |
|---------|--|
| ACFE | : Uluslararası Suistimal İnceleme Uzmanları Birliđi |
| AID | : Otomatik Etkileşim Tespiti |
| ANN | : Artificial Neural Network |
| BAN | : BN Augmented Naive Bayes |
| BDS | : Bağımsız Denetim Standardı |
| BOBİ | : Büyük ve Orta Büyüklükteki İşletmeler |
| CHAID | : Ki-Kare Otomatik Etkileşim Dedektörü |
| CNN | : Evrişimsel Sinir Ağları |
| CT | : Classification Tree |
| DFA | : Doğrulayıcı faktör analizi |
| DVM | : Destek Vektör Makineleri |
| FA | : Faktör Analizi |
| FNN | : İleri Beslemeli Sinir Ağları |
| HFR | : Hileli Finansal Raporlama |
| IFAC | : Uluslararası Muhasebeciler Birliđi |
| GAN | : Üretken Çelişkili Ağlar |
| GBN | : Genel Bayesci Ağ |
| KGM | : Kamu Gözetimi, Muhasebe ve Denetim Standartları Kurumu |
| KNN - K | : En Yakın Komşu Analizi |
| LSTM | : Uzun Kısa Süreli Bellek Ağları |
| MDL | : Model Tanımlama Dili |
| MLP | : Çok Katmanlı Algılayıcı |
| OLAP | : On-Line Analytical Processing |
| RNN | : Tekrarlayan Sinir Ağları |
| ROE | : Yatırım kârlılığı Return on Equity |
| RT | : Regression Tree |
| TAN | : Tree Augmented Naive Bayes |
| TDMS | : Tek Düzen Muhasebe Sistemi |
| UFRS | : Uluslararası Muhasebe ve Finansal Raporlama Standartları |
| VM | : Veri madenciliđi |
| WWW | : World Wide Web |
| YSA | : Yapay Sinir Ağları |

TABLOLAR LİSTESİ

| | |
|--|-----|
| Tablo 1: Dünyada Büyük Çaplı Finansal Tablo Hilelerinden Örnekler | 30 |
| Tablo 2: Hile Grupları..... | 44 |
| Tablo 3: Excel Programında Veri Tablosunun Oluşturulması..... | 102 |
| Tablo 4: Excel Programında Çalışmada Kullanılacak Oranlar İçin Formül ve Veri Tablosu Oluşturulması | 103 |
| Tablo 5: Araştırmada Kullanılan Finansal Oranlar Ve Formülleri..... | 108 |
| Tablo 6: Değişkenlerin Hile Riski Üzerindeki Önemi..... | 130 |
| Tablo 7: Hile Riskli/Risksiz İşletmelerin Belirlenmesinde Kullanılan YSA Ağ Parametreleri | 130 |
| Tablo 8: C5.0 Algoritması Analiz Sonuçları | 134 |
| Tablo 9: CART (C&RT) Gini Algoritması Analiz Sonuçları..... | 134 |
| Tablo 10: CART (C&RT) Twoing Algoritması Analiz Sonuçları | 135 |
| Tablo 11: Neural Net (YSA) Algoritması Analiz Sonuçları..... | 135 |
| Tablo 12: Destek Vektör Makinaları (LSVM) Algoritması Analiz Sonuçları | 136 |
| Tablo 13: Bayesian Network Algoritması Analiz Sonuçları | 136 |
| Tablo 14: CHAİD Algoritması Analiz Sonuçları | 137 |
| Tablo 15: Random Trees Algoritması Analiz Sonuçları | 138 |
| Tablo 16: Discriminant Algoritması Analiz Sonuçları | 138 |
| Tablo 17: Logistic Algoritması Analiz Sonuçları..... | 139 |

ŞEKİLLER LİSTESİ

| | |
|--|-----|
| Şekil 1. Finansal Tabloların amacı | 7 |
| Şekil 2. İşletme İçi Hile Türleri | 35 |
| Şekil 3. Hile Üçgeni..... | 39 |
| Şekil 4. Hile Elması | 41 |
| Şekil 5. Hile Beşgeni | 43 |
| Şekil 6. Hilenin Ortaya Çıkartılmasında Yaklaşımlar | 47 |
| Şekil 7. Proaktif Yaklaşım | 53 |
| Şekil 8. Veri Madenciliğinin Tarihsel Gelişimi..... | 56 |
| Şekil 9. Veri Madenciliği Süreci..... | 57 |
| Şekil 10. KNN Algoritması | 60 |
| Şekil 11. Genetik Algoritmanın Akış Şeması..... | 66 |
| Şekil 12. Özdeğer Faktör Grafiği..... | 69 |
| Şekil 13. Dört Faktörlü Modele İlişkin DFA Sonuçları | 69 |
| Şekil 14. Bir Karar Ağacı Örneği | 71 |
| Şekil 15. Optimum Ayırıcı Düzlemler | 83 |
| Şekil 16. DVM Sınıflandırıcı..... | 84 |
| Şekil 17. Lineer Ayrılabilme Durumunda Optimum Ayırıcı..... | 84 |
| Şekil 18. Birbirinden Doğrusal Olarak Ayrılamayan Veriler | 85 |
| Şekil 19. Sinir Ağı Sisteminin Çalışma Şekli | 86 |
| Şekil 20. Yapay Sinir Ağı yapısı | 88 |
| Şekil 21. SPSS Modeller 18 Arayüzü | 104 |
| Şekil 22. MATLAB R2014a Arayüzü | 105 |
| Şekil 23. C5.0 Karar Ağacı Modeli | 111 |
| Şekil 24. Özsermaye Kârlılığı Oranının Finansal Durum Sınıflandırılmasındaki Etkisi | 112 |
| Şekil 25. Borç- Özsermaye Oranının Finansal Durum Sınıflandırılmasındaki Etkisi | 113 |
| Şekil 26. Brüt Kâr Marjının Finansal Durum Sınıflandırılmasındaki Etkisi | 113 |
| Şekil 27. Borç Oranının Finansal Durum Sınıflandırılmasındaki Etkisi | 114 |
| Şekil 28. Brüt Kâr Marjının Finansal Durum Sınıflandırılmasındaki Etkisi | 114 |
| Şekil 29. Varlık Devir Hızının Finansal Durum Sınıflandırılmasındaki Etkisi..... | 115 |
| Şekil 30. Özsermaye Kârlılığının Finansal Durum Sınıflandırılmasındaki Etkisi..... | 116 |
| Şekil 31. Brüt Kâr Marjının Finansal Durum Sınıflandırılmasındaki Etkisi | 116 |

| | |
|--|-----|
| Şekil 32. Nakit Oranının Finansal Durum Sınıflandırılmasındaki Etkisi | 117 |
| Şekil 33. Varlık Devir Hızının Finansal Durum Sınıflandırılmasındaki Etkisi..... | 118 |
| Şekil 34. Alacakların Ortalama Tahsil Süresinin Finansal Durum Sınıflandırılmasındaki Etkisi | 118 |
| Şekil 35. Özsermaye Kârlılığının Finansal Durum Sınıflandırılmasındaki Etkisi..... | 119 |
| Şekil 36. CART Gini Karar Ağacı Modeli | 120 |
| Şekil 37. CART Twoing Karar Ağacı Modeli..... | 121 |
| Şekil 38. Yatırımlar Üzerinden Kârlılık Oranının Finansal Durum Sınıflandırılmasındaki Etkisi | 122 |
| Şekil 39. Brüt Kâr Marjının Finansal Durum Sınıflandırılmasındaki Etkisi | 123 |
| Şekil 40. Brüt Kâr Marjının Finansal Durum Sınıflandırılmasındaki Etkisi | 123 |
| Şekil 41. Alacakların Ortalama Tahsil Süresinin Finansal Durum Sınıflandırılmasındaki Etkisi | 124 |
| Şekil 42. CHAİD Karar Ağacı Modeli | 124 |
| Şekil 43. Faaliyet Kâr Marjının Finansal Durum Sınıflandırılmasındaki Etkisi | 125 |
| Şekil 44. Brüt Kâr Marjının Finansal Durum Sınıflandırılmasındaki Etkisi | 126 |
| Şekil 45. Net Kâr Marjının Finansal Durum Sınıflandırılmasındaki Etkisi | 126 |
| Şekil 46. Yatırımlar Üzerindeki Kârlılık oranlarının Finansal Durum Sınıflandırılmasındaki Etkisi | 127 |
| Şekil 47. Kaynaklar Üzerindeki Kârlılık oranlarının Finansal Durum Sınıflandırılmasındaki Etkisi | 128 |
| Şekil 48. Alacakların ortalama tahsil süresinin Finansal Durum Sınıflandırılmasındaki Etkisi | 128 |
| Şekil 49. Bayesian Network modeli değişkenler arasındaki ilişki..... | 129 |
| Şekil 50. YSA Modeli Analizinin Mimari Yapısı | 131 |
| Şekil 51. YSA Analizinde Kullanılan Model Yapısı | 132 |

GRAFİK LİSTESİ

| | |
|--|-----|
| Grafik 1. Analiz Yöntemlerinin Eğitim ve Test Seti Sınıflandırma Başarıları..... | 133 |
| Grafik 2. Makine Öğrenme Tekniklerinin Başarı Performansları | 140 |



BÖLÜM I

GİRİŞ

Finansal tablolar, işletmelerin finansal performansını, varlık ve yükümlülüklerini, nakit akışlarını ve özkaynak değişimlerini yansıtan temel belgelerdir. Bu tablolar, yatırımcılar, kreditorler, devlet kurumları ve diğer paydaşlar için karar alma süreçlerinde kritik bir rol oynamaktadır. Ancak, finansal tablolarda yapılan hileler (financial fraud), bu belgelerin güvenilirliğini zedelemekte ve ekonomik sistemde ciddi riskler oluşturmaktadır. Özellikle bankaların ticari kredi süreçlerinde, işletmelerin sunduğu finansal tabloların doğruluğu, kredi riskinin yönetilmesi açısından büyük önem taşımaktadır. Bu nedenle, finansal oranlar aracılığıyla kredi riskinin tespiti hem bankalar hem de genel ekonomik istikrar için çok önemli bir konudur.

Hileli davranışların yol açtığı tahribatlar, gerçekleştirildikleri konu, branş veya sektöre göre değişiklik göstermektedir. Adli bir olayda hileli bir davranış ortaya çıktığında, ilgili delilin eksikliği davanın taraflarının yanlış tespit edilmesine sebep olabilirken; bir şirketin finansal verilerinde yapılan hileli işlemler, başarısız bir şirketin başarılıymış gibi gösterilmesine yol açabilir. Bu durum, her sektörde farklı sonuçlara neden olan hileli davranışların taraflarına birçok etkisi olduğunu gözler önüne sermektedir. İşletmeler açısından değerlendirildiğinde, hileli finansal işlemler yöneticiler, ortaklar, devlet, çalışanlar ve kısacası tüm bilgi kullanıcıları için ciddi maliyetler doğurmaktadır.

Günümüzde, büyük veri ve yapay zekâ teknolojilerindeki gelişmeler, finansal hilelerin tespitinde yeni yöntemlerin kullanılmasına imkân sağlamıştır. Veri madenciliği (data mining), büyük veri setlerinden anlamlı bilgilerin çıkarılması ve bu bilgilerin analiz edilerek tahminlerde bulunulması sürecidir. Bu yöntem, finansal tablolardaki anomali ve hile risklerinin tespitinde etkili bir araç olarak kullanılabilir. Özellikle sınıflandırma, kümeleme ve anomali tespiti gibi veri madenciliği teknikleri, hileli işlemlerin belirlenmesinde önemli bir potansiyele sahiptir.

Bankalar, ticari kredi süreçlerinde müşteri işletmelerin finansal tablolarını analiz ederek kredi riskini değerlendirir. Ancak, klasik istatistiksel veri madenciliği analiz yöntemleri, karmaşık ve sofistike hileleri tespit etmekte yetersiz kalabilmektedir. Bu durum, bankalar için ciddi finansal kayıplara ve itibar riskine yol açabilir. Bu nedenle, veri madenciliği yöntemlerinin bankaların ticari kredi süreçlerine entegre edilmesi, hile

riskinin erken tespit edilmesi ve kredi riskinin daha etkin bir şekilde yönetilmesi açısından büyük bir potansiyel sunmaktadır.

1.1. Araştırmanın Amacı ve Önemi

Bu araştırmanın amacı, finansal oranlar aracılığıyla kredi değerlendirme riskinin tespitinde kullanılan veri madenciliği yöntemlerinin, bankalarda ticari kredi kullanan işletmelerde nasıl uygulanabileceğini incelemektir. Bu kapsamda, öncelikle finansal hile türleri ve tespit yöntemleri literatür taraması ile ele alınacak, ardından veri madenciliği teknikleri tanıtılacaktır. Daha sonra, bankaların ticari kredi süreçlerinde kullanılabilecek bir model önerisi geliştirilecek ve bu modelin performansı değerlendirilecektir. Araştırmanın sonuçları hem akademik literatüre katkı sağlamayı hem de bankaların risk yönetimi süreçlerine pratik çözümler sunmayı hedeflemektedir.

Bu çalışma, finansal hile tespiti ve veri madenciliği alanlarının kesişiminde yer alan önemli bir boşluğu doldurmayı amaçlamaktadır. Ayrıca, bankaların ticari kredi süreçlerinde karşılaştıkları kredi risklerini azaltmak için yenilikçi bir yaklaşım sunarak, sektörel anlamda da katkı sağlamayı hedeflemektedir. Bu araştırmanın hem akademik hem de pratik alanda önemli bir referans kaynağı olacağı düşünülmektedir.

1.2. Araştırmanın Kapsamı ve Sınırlılıkları

Araştırma kapsamı, Osmaniye ilinde faaliyet gösteren bazı bankaların halka açık olmayan orta ölçekteki (KOBİ) ticari müşterilerinden oluşmaktadır. Bu nedenle, halka açık olmayan esnaf ve girişimci kategorisinde bulunan banka müşterilerinin kredi kuruluşlarına yönelik yaptığı manipülasyonların belirlenmesine yönelik çalışmalar gerçekleştirecek diğer araştırmacılara rehberlik etmesi ve farklı bir bakış açısı sunması açısından bu araştırma büyük bir önem taşımaktadır.

Bu çalışma, bankacılık sektörü üzerinde yapılan bir araştırma olup sektörden kredi talebinde bulunan şirketlerin finansal tablolarındaki kredi riskinin veri madenciliği yöntemleri kullanılarak ortaya konmasını hedeflemektedir. Bu kapsamda araştırma sadece bankacılık sektörüyle sınırlandırılmıştır. Ayrıca araştırmanın bir başka kısıtı ise araştırmanın kullanılan değişkenlerle sınırlandırılmış olmasıdır. Bu araştırma Osmaniye ilindeki bankalarla sınırlandırılmıştır. Kredi başvurusu onaylanan 56 ve kredi başvurusu reddedilen 56 KOBİ niteliğinde toplam 112 işletme incelenmiştir.

1.3. Araştırmanın Bölümleri

Bu araştırmanın birinci bölümünde araştırmanın amacı, önemi, kapsamı ve sınırlılıkları ile araştırmanın bölümleri anlatılmıştır. Araştırmanın ikinci bölümünde finansal tablolar, tabloların özellikleri, hazırlanması, analizi ve teknikleri ile finansal tablolardaki hile nedenleri, hile türleri, hile modelleri, hile tespit yaklaşım ve yöntemleri araştırılarak taranmıştır. Araştırmanın üçüncü bölümünde araştırmanın analiz yöntemi olan veri madenciliği hakkında bilgilere yer verilmiştir. Araştırmanın dördüncü bölümünde araştırmanın metodolojisi, yöntemi, araştırma kaynak taraması (literatür) ve araştırma yapılan sektöre ait bilgiler, araştırmada kullanılan programlar, araştırma verilerinin analize hazırlanması ve araştırma hipotezleri hakkında bilgiler verilmiştir. Araştırmanın beşinci bölümünde finansal oranlar aracılığıyla kredi değerlendirme risklerinin belirlenmesinde kullanılan veri madenciliği yöntemleri analiz sonuçları paylaşılmıştır. Araştırmanın son bölümü olan altıncı bölümünde ise araştırma sonuçları ve sonraki çalışmalara kaynak teşkil edebilecek önerilere yer verilmiştir.

BÖLÜM II

FİNANSAL TABLOLAR VE FİNANSAL TABLO

HİLELERİ İLE İLGİLİ KAVRAMLAR

2.1. Finansal Tablolar

2.1.1. Finansal Tabloların Tanımı

Finansal tablolar, işletmelerin finansal durumlarını, faaliyet sonuçlarını ve nakit akışlarını göstermek için kullanılan raporlardır. Bununla birlikte, finansal tablolar sadece bu temel bilgilerle sınırlı kalmazlar. Ayrıca, işletmenin finansal performansını ayrıntılı bir şekilde analiz etmek için çeşitli başka finansal oranlar, grafikler ve tablolar kullanılarak genişletilebilirler.

Finansal tablolar, muhasebe işlemleri aracılığıyla işletmede meydana gelen ve para ile ölçülebilen değer değişimlerini kaydederek, bu değerleri niteliklerine göre ayırıp sağladığı finansal bilgileri, özellikle ortaklar ve alacaklılar olmak üzere, işletme ile ilgili tüm paydaşlara belirli aralıklarla sunduğu raporlar olarak tanımlanır. Bir başka açıdan finansal tablolar işletmenin finansal durumları, finansal performansları, nakit akışları gibi önemli durum ve göstergelerini belirlemek, değerlendirmek ve geçmiş verilerle ya da diğer işletmelerin verileriyle karşılaştırmalar yaparak kullanılan tablolardır (Elmas, 2019, s. 4).

Finansal tablolar aynı zamanda işletmenin genel bir resmini çizmek için de kullanılabilir. İşletmenin faaliyetleriyle ilgili sağlam bir anlayış geliştirmek isteyenler için bu tablolar son derece değerlidir. Bu tablolar, işletmenin gelir-gider dengesini belirlemek, varlık ve borçlarını izlemek ve gelecekteki büyüme potansiyelini değerlendirmek için kullanılabilir. Ayrıca, finansal tablolar karar verme süreçlerinde de oldukça önemlidir. İşletmenin ne kadar borcu olduğunu, ödeme gücünü ve finansal sağlamlığını değerlendirmek için finansal tablolar kullanılabilir. Sonuç olarak, finansal tablolar, işletmelere dair bütün finansal verileri (mevcut varlıklar, kaynaklar, faaliyet bilgileri vb.) bu tablolar aracılığıyla analiz edilebilecek, değerlendirilebilecek ve farklı dönemler veya işletmeler ile karşılaştırma yapmaya imkân sağlayacaktır (Kılıç, 2022, s. 22).

2.1.2. Finansal Tabloların Özellikleri ve Nitelikleri

İşletmeyle ilgili karar vericilerin doğru kararlar vermesi son derece önem taşıyan bir konudur. Karar verici durumundaki kişiler işletmeyi ilgilendiren hususlarda karar verirken finansal tablolardan faydalanmaktadırlar. Bu bağlamda finansal tabloların bazı niteliklere sahip olması ve bazı özellikleri taşıması gerekmektedir. Bu özellikler ve nitelikler şunlardır (Elmas, 2019, s.4-6).

- *Finansal Tabloların Anlaşılır Olması:* Finansal tabloların finans ve muhasebe bilgisine sahip bir kişinin kolayca anlayabileceği şekilde düzenlenmiş olması gerekmektedir. Bu kapsamda finansal tabloların şirketle ilgili paydaşların ihtiyacı olan içerikleri sunması gerekirken bu bilgilerin karmaşık olmaması ve açıklayıcı dipnotlarla ilgililere sunulmalıdır.

- *İhtiyaca Uygun Olma:* Finansal tablolar kullanıcı ihtiyaçlarına göre düzenlenmelidir. Bu kapsamda tablo hazırlanırken önemlilik prensibi dikkate alınarak hazırlanması gerekmektedir.

- *Gerçeğe Uygun Sunulma:* Finansal tablolar açıklamayı amaçladığı ekonomik olguları gerçeğe uygun olarak sunmalıdır. Gerçeğe uygunluk, işlem ve olayların etkilerinin varlık, yükümlülük, gelir ve gider tanımlarına ve muhasebeleştirme şartlarına uygun olarak sunulmasıdır(Sarılgan, 2021, s.30). Gerçeğe uygun bir sunumun tam olarak gerçekleştirilebilmesi için bilginin tam, tarafsız ve hatasız olması aynı zamanda işlem ve olayların sadece yasal görünümü değil özünü yansıtması gerekir.

- *Güvenilir Olma:* Finansal raporların güvenilir olması büyük bir öneme sahiptir. Finansal tabloların oluşturulmasında temel olan veriler, tarafsız, nesnel ve gerçeği yansıtıyor olmalıdır. Finansal tablo kullanıcıları, güvenilir bilgilerle oluşturulmuş tablolar aracılığıyla, geleceğe dair doğru kararlar alabilir ve planlamalar gerçekleştirebilirler.

- *Tarafsız Olma:* Finansal tablolar tüm kullanıcıların doğru yargılara varabilecekleri, biçimde düzenlenmelidir. Finansal tablolar karar vericilerin bir takım yanlış değerlendirmeler yapmalarına ve yanlış yargılara varmalarına sebep olacak çarpıtmalardan ve makyajlamalardan uzak olmalıdır. Genellikle borsada halka açık şirketlerin hisse senedi satışlarını kolaylaştırmak için ve hisselerini daha yüksek fiyattan satmak amacıyla finansal tabloları makyajladıkları görülür.

- *Karşılaştırılabilir Olma*: Finansal tablolar işletmenin finansal durumu veya performansının önceki dönemlerle veya diğer işletmelerle karşılaştırılabilir olması gerekmektedir. Bu şekilde hem işletme sahipleri hem de diğer karar vericiler geçmiş dönem ile sektördeki diğer işletmelerle karşılaştırmalar yaparak işletmeyle ilgili stratejik planlamalar yapabilirler(Örten, vd. 2013, s.6). Bu şekilde işletmenin güçlü ve zayıf yönleri tespiti yapılarak ona göre politikalar geliştirebilirler.

- *Tutarlı Olma*: Finansal tablolar hazırlanırken ve sunulurken her işletme ve her yıl için sabit olmalıdır. Bazı durumlarda işletmeler muhasebe politikalarını değiştirebilirler ancak çok sık muhasebe politikalarında değişiklik tutarlılık politikalarını zedeleyerek finansal tabloların kalitesini düşürmektedir.

- *Önemli Olma*: Bir finansal bilgi şirkette karar verici pozisyonundaki kişilerin kararlarını değiştirebilecek ölçüde ise önemlidir ve finansal tablolarda yer almalıdır. Bu sebeple önemli bazı bilgiler, tablolar, hesaplar mutlaka finansal tablolarda yer alması gerekmektedir.

- *Zamanında Sunulma*: Finansal tablolar, finansal tablo kullanıcılarının kararlarını etkileyebileceği zamanda mevcut olması gerekmektedir.

Son olarak, finansal tabloların karar alma süreçlerine katkı sağlaması da önemli bir kriterdir. Finansal tablolar, karar verme sürecinde kullanıcılarına önemli bilgiler sunmalıdır. Bu tablolar, gelir durumu, finansal durum ve nakit akışı gibi kritik bilgileri içermelidir. Bu şekilde, kullanıcılar finansal tablolara bakarak doğru ve bilinçli kararlar verebilir. Tüm bu özellikler göz önünde bulundurulduğunda, finansal tabloların doğru ve güvenilir bilgileri temsil etmesi, karar alma süreçlerinde önemli bir rol oynamaktadır.

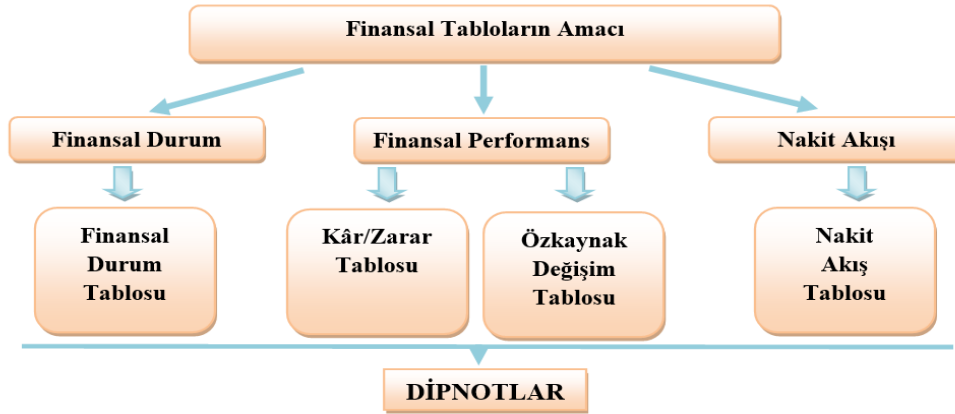
Finansal tablolar, işletmelerin finansal performanslarını değerlendirebilmeleri için vazgeçilmez bir araçtır. Bu nedenle, finansal tabloların güvenilirlik, nesnellik, anlaşılabilirlik, zamanında sunum ve karar alma süreçlerine katkı sağlama kriterlerine uygun olarak hazırlanması büyük bir önem taşır.

2.1.3. Finansal Tabloların Amacı

Finansal tablolar, bir işletmenin finansal pozisyonu, finansal başarısı ve nakit akışları hakkında tarafların alacakları kararlara yardımcı olacak şekilde bilgi sağlamaktadır. Finansal raporlar ayrıca, yöneticilerin işletmenin kaynaklarını ne kadar etkin kullandıkları hakkında bilgi sunar (Demiral, 2014, s. 4).

Finansal tablolar, bir işletmenin finansal durumunu ve faaliyet sonuçlarını objektif bir şekilde ifade eder. Bu finansal tablolar, bir işletmenin finansal kaynaklarını, borçlarını, varlıklarını, gelirlerini ve giderlerini içeren kapsamlı bilgileri sunar. Finansal tabloların doğruluğu ve güvenilirliği, işletmelerin finansal performansını ve karar alma süreçlerini önemli ölçüde etkileyen önemli faktörlerden biridir. Doğru ve güvenilir bir şekilde hazırlanan finansal tablolar, bir işletmenin finansal sağlığını ve performansını analiz etmek için çok önemli bir araçtır. Ayrıca, finansal tablolar, işletmenin finansal durumunu değerlendiren ve potansiyel yatırımcıların ve kredi verenlerin kararlarını etkileyen temel bir referans noktasıdır. Sahip olduğu bilgilerin açıklığı ve netliği göz önüne alındığında, finansal tablolar, işletmenin yeşil ışık alabilmesi için kritik bir unsurdur. (Mosteanu & Faccia, 2020, s.162).

Ayrıca finansal tablolar finansal bilgi kullanıcılarına işletmenin finansal durumu, finansal performansı yanında, nakit akışları ve bunlardaki değişimleri de göstermektedir(Şekil 1). Bu haliyle finansal tablolar yöneticilerin kendilerine teslim edilen kaynakları ne ölçüde etkin ve verimli kullandıklarını da gösteren raporlardır (Elmas, 2019, s.4).



Şekil 1. Finansal Tabloların amacı

Kaynak: Elmas, 2019, s.4

Finansal tablolar işletmelerin; varlıklarını, borçlarını, özkaynak durumunu, gelirleri ve giderleri, kârları ve zararları, nakit akışlarını, kâr dağıtımını hakkında bilgiler sağlayan bir raporlama sistemidir (Elmas, 2019, s.4).

2.1.4. Finansal Tabloların Önemi

Finansal tablolar, işletmelerin finansal durumunu objektif bir şekilde değerlendirme ve analiz etme imkânı sunar. Aynı zamanda, işletmelerin gelişim potansiyelini ve finansal performansını belirlemek için müthiş bir araçtır. Karar verme sürecine rehberlik ederek işletmelerin gelecekteki hedeflerini planlama konusunda yardımcı olur(Toroslu, 2012, s.324). Özellikle yatırımcılar, kredi verenler, paydaşlar ve finansal analistler gibi farklı grupların gözdesi haline gelmiştir. Finansal tablolar, doğru ve güvenilir bilgiler sağlama noktasında da büyük bir öneme sahiptir. İşletmeler, bu tablolar sayesinde paydaşlara sağlam bir temel sunar ve ticari ilişkilerin sürdürülmesi açısından güvenli bir zemin oluşturur.

Ayrıca, finansal tablolar işletmelerin finansal performansını izlemek ve değerlendirmek için vazgeçilmez bir araçtır. İşletmelerin gelirleri, finansal tabloların analiz edilmesi ve yorumlanması sonucunda artırılabilir ve stratejik kararlar alınabilir. Gelir artışı için finansal tabloların analiz edilmesi oldukça önemlidir. İşletmeler, finansal tablolardaki verileri inceleyerek, mevcut stratejilerini gözden geçirebilir ve yeniden yapılandırabilir. Aynı zamanda, bu analizler sonucunda işletmelerin maliyetlerini düşürebilir, gelirlerini artırabilir ve sonuçta daha kârlı hale gelebilirler. Finansal tabloların doğru bir şekilde yorumlanması, işletmeler için büyük bir rekabet avantajı sağlar ve gelecekteki büyüme potansiyellerini artırır.

Sonuç olarak, finansal tabloların önemi göz ardı edilemez. Bu tablolar, işletmelerin finansal sağlıklarını değerlendirmek, gelecekteki hedeflerini planlamak, karar verme sürecine rehberlik etmek ve paydaşlara güvenilir bilgi sunmak için vazgeçilmez bir araçtır. Ayrıca, doğru bir şekilde analiz edildiğinde, finansal tablolar işletmelere stratejik kararlar alma ve gelirlerini artırma konusunda büyük bir potansiyel sunar. Bu nedenle, işletmelerin finansal tabloları önemsemesi ve doğru bir şekilde kullanması kritik bir adımdır.

2.1.5. Finansal Tabloların Hazırlanması

Finansal tabloların hazırlanması, bir işletmenin finansal durumunu ve faaliyetlerini doğru bir şekilde yansıtmak için önemlidir. Bu aşama, işletmenin bilanço, gelir tablosu, nakit akış tablosu ve diğer finansal tablolarının oluşturulmasını içerir. Finansal tabloların doğru ve güvenilir bir şekilde hazırlanması, işletmenin

finansal performansını deęerlendirmek ve karar vermek için temel bir araçtır. Bilanço, gelir tablosu ve nakit akış tablosu gibi finansal tablolar, işletmenin varlıklarını, yükümlülüklerini, gelirlerini ve giderlerini gösterir. Bu tablolar, finansal durumu analiz etmek ve gelecekteki finansal durumu tahmin etmek için kullanılır. Aynı zamanda, finansal tabloların hazırlanması, işletmenin yasal gereksinimlere uyum sağlamasını ve finansal raporlama standartlarına uygunluęunu sağlamasını da içerir.

2.1.5.1. Finansal Raporlama Standartları

Finansal raporlama standartları, finansal tabloların hazırlanması ve sunumu için belirlenen kurallar ve yönergelerdir. Bu standartlar, finansal tabloların tutarlılık, şeffaflık ve karşılaştırılabilirlik sağlamasını amaçlar. Uluslararası Finansal Raporlama Standartları (UFRS) ve Türkiye Muhasebe Standartları (TMS) gibi standartlar, işletmelerin finansal tablolarını hazırlarken ve sunarken uymaları gereken kuralları belirler. Finansal raporlama standartları, finansal tabloların doğru ve güvenilir olmasını sağlamak için önemlidir. Standartlara uygun olarak hazırlanan finansal tablolar, işletmelerin finansal durumunu ve performansını daha iyi anlamak ve analiz etmek için kullanılır(Kama, 2023, s.60).

2.1.5.2. Muhasebe İlkeleri

Muhasebe ilkeleri, işletmelerin finansal tablolarını hazırlarken ve sunarken uymaları gereken temel kurallardır (İsmayilzada, 2024, s.8). Bu ilkeler, hesaplamaların ve kayıtların doğru yapılmasını ve finansal tabloların güvenilir olmasını sağlar. Muhasebe ilkeleri, önemli kavramları ve yöntemleri belirler ve işletmelerin gelir, gider, varlık ve yükümlülüklerini doğru ve adil bir şekilde raporlamasını sağlar. Muhasebe ilkeleri, işletmelerin finansal tablolarını karşılaştırılabilir hale getirir ve finansal tablo analizinin yapılmasını kolaylaştırır(Önal ve Kılıç, 2019, s.73). Genel kabul görmüş muhasebe ilkeleri, işletmelerin finansal durumunu ve performansını objektif bir şekilde deęerlendirmek için temel bir araçtır.

2.1.6. Finansal Tabloların Kaynakları

Finansal tabloların kaynakları, işletmenin finansal bilgilerinin temel alındığı ve kullanıldığı kaynakları ifade etmektedir. Bu kaynaklar arasında gelir tablosu, bilanço tablosu, nakit akış tablosu, özkaynak değişim tablosu ve diğer finansal kayıtlar yer almaktadır (Şenel, 2013, s.19). İşletme, muhasebe kayıtları, işletme faaliyetleri, finansal işlemler ve diğer kaynaklar üzerinden gereken verileri toplar ve bu bilgiler finansal tabloların hazırlanması için kullanılır.

2.1.7. Finansal Tabloların Dönemleri

Finansal tabloların dönemleri, işletmenin finansal durumunu ve faaliyet sonuçlarını belirli bir zaman diliminde gösteren periyotlara denir. Genellikle bir yıl olarak belirlenen dönemlerde hazırlanan finansal tablolar, ayrıca aylık, üç aylık veya altı aylık dönemlerde de hazırlanabilir. Finansal tabloların dönemleri, işletmenin finansal performansını takip etmek, karar vermek ve raporlama yapmak için kullanılır.

2.1.8. Finansal Tabloların İşlevleri

Finansal tabloların işlevleri, işletmenin finansal durumunu, faaliyet sonuçlarını, nakit akışını ve özkaynak değişimini analiz etmek için kullanılır. Finansal tablolar, yatırımcılar, hissedarlar, kredi verenler, yöneticiler ve diğer ilgili taraflar tarafından işletmenin performansını değerlendirmek, karar vermekte yardımcı olmak ve işletmenin finansal sağlığını anlamak için kullanılır. Ayrıca, finansal tablolar, yasal düzenlemelere uyumu sağlamak ve şeffaflığı artırmak için de önemli bir araçtır.

2.1.9. Finansal Tabloların Sınıflandırması

Elmas (2019)'a göre düzenlenecek finansal tablolar ikiye ayrılmaktadır;

Tekdüzen Muhasebe Sistemine göre (TDMS) Finansal Tablolar;

- Temel finansal tablolar (Bilanço ve Gelir Tablosu)
- Ek finansal tablolar (Nakit Akış Tablosu, Özkaynak Değişim Tablosu, Fon Akım Tablosu, Satışların Maliyeti Tablosu, Kâr Dağıtım Tablosu).

Türkiye Muhasebe Standartları / Türkiye Finansal Raporlama Standartları'na (TMS/TFRS) göre finansal tablolar;

- Genel amaçlı finansal tablolar (Finansal durum tablosu, Kapsamlı gelir tablosu, Nakit akış tablosu, Öz kaynak değişim tablosu, Dipnotlar).
- Özel amaçlı finansal tablolar (Fon akım tablosu, Kâr dağıtım tablosu, Satışların maliyeti tablosu, Net çalışma Sermayesi değişim tablosu).

2.1.9.1. Temel Finansal Tablolar

2.1.9.1.1. Bilanço Tablosu

Bilanço tablosu, bir işletmenin belirli bir tarihte finansal durumunu gösteren ayrıntılı bir tablodur. Bu tablo, işletmenin varlıklarını, yükümlülüklerini ve sahiplerinin haklarını detaylı bir şekilde sıralar ve açıklar. Bilanço tablosunun hazırlanması, işletmenin finansal durumunu analiz etmek ve finansal analiz yapmak için büyük önem taşır. Aynı şekilde, bir bilanço tablosu, işletmenin finansal sağlığını anlamak ve yatırımcılara, kreditoörlere ve diğer paydaşlara işletme hakkında güvenilir ve kapsamlı bilgiler sunmak amacıyla yaygın bir şekilde kullanılır(Ada, 2016, s.24).

Bilanço tablosu, işletme faaliyetlerinin ne kadar etkili bir şekilde yürütüldüğünü, işletmenin finansal performansının nasıl olduğunu ve gelecekteki büyüme potansiyelini değerlendirmek gibi birçok amaç için kullanılabilir. Özetlemek gerekirse, bilanço tablosu, bir işletmenin finansal durumunu değerlendirmek için hayati bir araçtır ve doğru bir şekilde hazırlanması ve yorumlanması, işletme sahiplerine ve diğer paydaşlara güvenilir bilgiler sunar.

2.1.9.1.1.1. Bilanço Tablosunun Tanımı

Bilanço tablosu, bir işletmenin belirli bir tarihte varlıklarının, yükümlülüklerinin ve sahiplerinin haklarının gösterildiği bir finansal tablodur. Bu tablo, işletmenin finansal durumunu anlamak için kullanılır ve işletmenin faaliyetlerine ilişkin bilgileri sunar. Bilanço tablosunun hazırlanması, işletmenin finansal sağlığını değerlendirmek ve risklerini analiz etmek için önemlidir(Yazıcı, 1976, s.1).

2.1.9.1.1.2. Bilanço Tablosunun Öğeleri

Bilanço tablosunun öğeleri, işletmenin varlıklarını, yükümlülüklerini ve sahiplerinin haklarını içerir. Varlıklar, işletmenin mal varlığını temsil eder ve nakit,

alacaklar, stoklar, taşınır ve taşınmaz mallar gibi unsurlardan oluşur. Yükümlülükler, işletmenin borçlarını temsil eder ve krediler, tedarikçi borçları, vergi borçları gibi unsurları içerir. Sahiplerinin hakları ise işletmenin özkaynaklarını temsil eder ve sermaye, kâr dağıtımını vb. unsurları içerir. Bu öğelerin dengesi, işletmenin finansal sağlığını ve karar alma süreçlerini etkiler.

2.1.9.1.1.3. Bilanço Tablosunun Analizi

Bilanço tablosunun analizi, işletmenin finansal durumunu ve performansını değerlendirmek için kullanılır(Yalkın, 2006, s.84). Analiz sırasında, işletmenin varlıkları ve yükümlülükleri arasındaki denge ve oranlar, işletmenin likiditesi, finansal kaldıraç durumu, özkaynak oranları ve kârlılık gibi önemli göstergeler incelenir. Bu analiz işletmelere, finansal durumlarını anlamak, risklerini değerlendirmek ve gelecekteki kararları planlamak için önemli bilgiler sağlar. Bilanço tablosunun analizi, yatırımcılar, kreditorler ve işletmenin yönetimi tarafından da kullanılır ve işletmenin finansal sağlığı hakkında bilgi sağlar.

2.1.9.1.2. Gelir Tablosu

Gelir Tablosu, bir işletmenin belirli bir dönemde elde ettiği gelirleri ve bu gelirleri elde etmek için yapılan giderleri gösteren bir finansal tablodur. İşletmelerin finansal performanslarını değerlendirmek ve kârlılıklarını analiz etmek için kullanılır. Bu tablo, işletmenin satış gelirleri, faaliyet gelirleri, faaliyet giderleri, satış maliyetleri, vergi öncesi gelir, vergi giderleri ve net gelir gibi önemli bileşenlerini içermektedir.

2.1.9.1.2.1. Gelir Tablosunun Tanımı

Gelir tablosu, bir işletmenin belirli bir dönemdeki gelir ve giderlerini sistematik bir şekilde kaydetmek, raporlamak ve analiz etmek amacıyla kullanılan bir finansal tablodur (Yalkın, 2006, s.82). Gelir tablosu, işletmenin satış gelirleri, işletme giderleri, faaliyet kârı veya zararı, faiz geliri veya giderleri, vergiler ve net kâr veya zarar gibi finansal performans göstergelerini içerir. Bu tablodaki veriler, işletmenin gelir ve giderlerini anlamak, finansal durumunu değerlendirmek ve gelecekteki tahminleri yapmak için kullanılır.

2.1.9.1.2.2. Gelir Tablosunun Öğeleri

Gelir Tablosunun Öğeleri, bir işletmenin gelir tablosunda raporlanan temel bileşenleridir. Bu öğeler arasında işletmenin satış gelirleri, satış maliyetleri, brüt kâr, faaliyet giderleri, faaliyet kârı veya zararı, faiz geliri veya giderleri, vergi öncesi gelir veya zarar, vergi giderleri ve net gelir veya zarar yer alır. Satış gelirleri, işletmenin ürün veya hizmet satışından elde ettiği geliri temsil ederken, satış maliyetleri ise bu satışların gerçekleştirilmesi için yapılan maliyetleri ifade eder. Brüt kâr ise satış gelirleri ile satış maliyetleri arasındaki farkı gösterir.

2.1.9.1.2.3. Gelir Tablosunun Analizi

Gelir tablosunun analizi, bir işletmenin gelir tablosundaki verileri inceleyerek finansal performansını değerlendirmek amacıyla yapılan bir analiz sürecidir. Bu analizde, işletmenin satış gelirleri, satış maliyetleri, brüt kâr oranı, faaliyet giderleri, faaliyet kârı veya zararı, faiz geliri veya giderleri, vergi öncesi gelir veya zarar, vergi giderleri ve net gelir veya zarar gibi önemli göstergeler değerlendirilir. Bu analiz, işletmenin kârlılık, verimlilik ve finansal sağlamlık gibi alanlardaki performansını anlamak ve iyileştirmek için önemli bir araçtır. Ayrıca, işletmenin geçmiş dönemlerle karşılaştırmalı analizi yapılarak trendleri ve değişiklikleri belirlemek için de kullanılır (Yalkın, 2006, s.84).

2.1.9.2. Ek Finansal Tablolar

Bilanço ve gelir tablosu haricinde kalan ek finansal tablolar arasında satışların maliyeti tablosu, fon akım tablosu, nakit akım tablosu, kâr dağıtım tablosu ve özkaynaklar değişim tablosu yer almaktadır. Bu ek finansal tablolar, temel finansal tabloları destekleyici ve tamamlayıcı bir özellik taşımaktadır (Bekçi ve Alkan, 2009, s. 6).

2.1.9.2.1. Nakit Akış Tablosu

Nakit akış tablosu, bir işletmenin belirli bir dönem içindeki nakit girişlerini ve çıkışlarını gösteren bir finansal tablodur. Bu tablo, işletmenin nakit yönetimi ve likidite durumu hakkında önemli bilgiler sağlar. Nakit Akış Tablosu, bir işletmenin faaliyet, yatırım ve finansman faaliyetleriyle ilgili nakit hareketlerini ayrı ayrı analiz

eder. Böylece, işletmenin nakit akışlarındaki değişiklikleri izleme, nakit sıkıntılarına karşı tedbir alma ve finansal performansı değerlendirme imkânı sağlar.

Bir işletmenin net nakit akımları genellikle muhasebe kârından farklılık gösterir. Çünkü firmanın gelir tablosunda yer alan bir kısım gelir ve giderler o dönem içerisinde tahsil edilmezler ve nakit olarak ödenmezler. Bu sebeple net nakit akımı ile kâr arasındaki ilişki şöyle yazılabilir (Okka, 2013, s.51):

$$\text{Net Nakit Akımı} = \text{Net kâr} - (\text{Nakit olmayan gelirler} + \text{Nakit olmayan giderler})$$

Nakit akım tablosunu para akım tablosu olarak isimlendiren Akgüç (1990)'e göre nakit akım tablosu bir hesap döneminde oluşan para akımı, para giriş ve çıkışlarını başka bir deyişle firmanın para tahsilat ve ödemelerini, kaynakları ile kullanım yerlerinin birlikte gösterildiği bir tablodur (Akgüç, 1990, s.221).

Bir hesap dönemi içinde firmanın elde ettiği kâr, o dönem içinde para mevcudundaki net artışı ifade etmez. Bir firma belli bir hesap dönemindeki kâr elde etmiş olmasına rağmen para mevcudu azalabilir veya zarar ettiği halde para mevcudu artabilir. Bunun yanında para miktarındaki artış o dönemim kârının altında veya üstünde de olabilir. Bu bağlamda işletmenin kâr veya zarar etmesiyle nakit akımı farklı olgulardır. Gelir tablosundaki bazı kalemler nakit hareketi doğurmazken nakit akım tablosundaki bazı kalemler de gelir tablosunda görülmez. Örnek olarak gelir tablosunda görülen tahakkuk etmiş gelirler, tahakkuk etmiş giderler, şüpheli alacaklar karşılığı, amortismanlar, vazgeçilen alacaklar, reeskontlar gibi kalemler nakit hareketi gerektirmeyen hareketlerdir. Bununla birlikte tahvil, hisse senedi çıkarılması, duran varlık alınması, uzun vadeli borç ödenmesi, tahvil ödemesi, sermayenin itfası gibi işlemler nakit akım tablosunda olmasına rağmen gelir tablosunda bulunmaz (Akgüç, 1990, s.221).

Nakit akış tablosunun öğeleri, işletmenin nakit akışlarını oluşturan farklı unsurları içerir. Bu unsurlar genellikle üç kategoride incelenir; faaliyetlerden elde edilen nakit akışları, yatırım faaliyetleriyle ilgili nakit akışları ve finansman faaliyetlerinden kaynaklanan nakit akışları. Faaliyetlerden elde edilen nakit akışları, işletmenin ana ticari faaliyetleriyle ilgili nakit hareketlerini içerir. Yatırım faaliyetleriyle ilgili nakit akışları, varlık satın alma veya varlık satışından kaynaklanan nakit hareketlerini gösterir. Finansman faaliyetlerinden kaynaklanan nakit akışları ise sermaye artırımı veya kredi geri ödemesi gibi finansal faaliyetlerden kaynaklanan nakit hareketlerini içerir.

Nakit akış tablosunun analizi, bir işletmenin nakit akışlarını düzenli bir şekilde inceleyerek finansal durumunu değerlendirmek için kullanılan bir yöntemdir. Bu analiz, nakit akışlarındaki değişiklikleri belirlemeye, nakit sıkıntılarına karşı tedbir almaya ve işletmenin nakit yönetimini optimize etmeye yardımcı olur. Nakit akış tablosunun analizi ayrıca, işletmenin nakit kaynaklarını ve kullanımını anlamak, karar verme süreçlerinde rehberlik etmek ve işletmenin likidite durumunu belirlemek için önemlidir. Bu analiz sayesinde işletme, nakit sıkıntılarına karşı tedbirler alabilir ve finansal sağlığını sürdürebilir.

2.1.9.2.2. Özkaynak Değişim Tablosu

Özkaynak değişim tablosu, bilanço tablosunda yer alan özkaynak hesapları arasındaki farkları gösterir ve bu hesaplardaki artışları veya azalışları ortaya koyar. Bu tablo aracılığıyla işletmenin net geliri, sermaye artışları, temettü ödemeleri ve diğer özkaynak değişiklikleri analiz edilebilir.

Özkaynak değişim tablosu, bir işletmenin dönem sonu ve dönem başı özkaynakları arasındaki değişimi gösteren bir finansal tablodur. Bu tablo, işletmenin sermaye yapısında meydana gelen değişimleri ayrıntılı bir şekilde sunar (Gündoğdu, 2019, s.290). Özkaynak değişim tablosu, işletmenin hisse senetlerinin hareketlerini, net kâr veya zararın özkaynaklara yansımalarını, sermaye artışlarını veya azalışlarını ve diğer özkaynak değişikliklerini kaydeder. Bu tablo, işletmenin finansal durumu ve performansı hakkında önemli bilgiler sağlar ve yatırımcıların ve paydaşların işletmenin finansal yapısını anlamasına yardımcı olur.

Özkaynak Değişim Tablosunun öğeleri; dönem sonu ve dönem başı özkaynakları, net kâr veya zarar, sermaye artışları veya azalışları, temettü ödemeleri ve diğer özkaynak değişikliklerini içerir. Dönem sonu ve dönem başı özkaynakları, işletmenin mülkiyet payına sahip olanların sermaye katkılarını, hisse senetlerini ve diğer özkaynak kalemlerini ifade eder. Net kâr veya zarar, işletmenin dönem içerisinde elde ettiği kâr veya zararı belirtir (Boran, 2012, s.37). Sermaye artışları veya azalışları, işletmenin sermaye yapısında gerçekleşen değişiklikleri gösterir. Temettü ödemeleri, işletmenin kârından hissedarlara yapılan dağıtımları ifade eder. Diğer özkaynak değişiklikleri ise hisse senedi ihraçları, sermaye azaltımları, kazanç veya zarar rezervlerinin oluşumu gibi diğer özkaynak hareketlerini içerir.

2.1.9.2.3. Fon Akım Tablosu

Fon akım tablosu, belli bir dönem içinde işletmenin sağladığı finansal kaynaklar ve bunların kullanım yerlerini göstermek maksadıyla işletmenin finansal işlemlerini özetler. Fon akım tablosu işletmenin fon kullanımını ortaya koyarak, fon kullanımıyla ortaya çıkan faaliyetlerle neler yapıldığını, kaynakların hangi faaliyetlere tahsis edildiğini belirtmek amacıyla düzenlenmektedir (Akgüç, 1990, s.235).

Fon akım tablosunun faydaları şöyledir (Çabuk, 1987, s.86);

1. İşletmenin cari faaliyetlerinden sağlanan fonlar nelerdir ve bu fonlar nerelerde kullanılmıştır?
2. İşletme faaliyetinden yüksek kârlar elde edilmesine rağmen neden kâr dağıtımı yoluna gidilmedi veya kâr düşük olmasına rağmen yüksek oranlı kâr ne şekilde dağıtılmıştır?
3. Dönem içindeki diğer faaliyetlerden sağlanan fonlar nelerden oluşmaktadır ve bu fonlar nerelerde kullanılmıştır?
4. İşletme dışından sağlanan fon miktarı nedir; (gerek borçlanma gerekse sermaye artırımını suretiyle) bu fonlar nerelerde kullanılmıştır?
5. İşletmenin sabit varlıklarına yapılan yatırım (yeni yatırım ve yenileme yatırımlarının) miktarı nedir ve bunlar ne şekilde finanse edilmiştir?
6. Zarara rağmen cari aktiflerdeki artış nasıl finanse edilmiştir?
7. Borçlar nasıl ödenmiştir? Borçların ödenmesinde kullanılan kaynaklar nerelerden sağlanmıştır?
8. Bir bütün olarak işletmenin finansal yapısı nasıl bir özellik göstermektedir?

Fon akım tablosu düzenlemenin temel gayesi işletmenin faaliyetleri sonucunda oluşan fonlar ile borçlanma şeklinde temin edilen fonların miktarı ile bu fonların nerelerde kullanıldığını açıkça görmektir. Fon akım tablosu bilanço ve gelir tablosuyla birlikte sunulan bir tablo olup, işletmenin finansal gücünü ve bu gücün nasıl kullanıldığını gösteren bir tablodur. Aynı zamanda bu tablo gelecekteki fon ihtiyacının ne kadar olacağı hakkında da bilgiler sunmaktadır. Bu haliyle bu tablo hem işletme ortaklarını hem işletmeye kredi veren kredi kuruluşlarının alacakları kararlarda etkili bir tablodur (Elmas, 2019, s.109).

Akgüç (1990), fon akım tablosundaki fon kaynaklarını;

- İşletmenin faaliyetleri sonucu oluşturulan fon kaynaklarından,

- İşletmenin aktifindeki değerlerin azalışından kaynaklanan fon kaynaklarından,
- İşletmenin borçlarındaki artıştan kaynaklanan fon kaynakları ile
- Sermaye arttırımından kaynaklanan fon kaynaklarından olmak üzere dört gruba ayırmıştır.

Yazara göre fon kullanım yerleri ise, kâr üzerinden ödenen vergi ve benzeri ödemeler, ödenen kâr payları, faaliyet sonucu firmanın finansal kaynaklarında azalış, şirketin aktifinde artışlar, şirket borçlarında azalışlar ve sermayedeki azalışlardan kaynaklandığı vurgulanmaktadır (Akgüç, 1990, s.238).

2.1.9.2.4. Satışların Maliyeti Tablosu

Günümüz rekabet piyasasında firmaların satış fiyatlarına müdahale etmeleri zordur. Rekabet ortamında satış fiyatı piyasa tarafından belirlenmektedir. Dolayısıyla işletmenin kârlılığını arttırabilmesi için satış dışında ikinci seçenek olan maliyetlerin kısıtlanmasıdır. Maliyetlerin indirilerek kontrol edilmesinde satışların maliyeti tablosu büyük önem taşımaktadır. Bu kapsamda satışların maliyeti tablosu işletmenin dönemdeki stok giriş ve çıkışlarını, üretilen ürünlerin maliyetini, satılan mamullerin maliyetini ve satılan hizmet maliyetini gösteren bir tablodur. Gelir tablosunun ekini oluşturan satışların maliyeti tablosu, firmanın üretim maliyetini, üretimi tamamlanan mamul maliyetini, satılan mamullerin maliyetini, satılan ticari mallar maliyetini ve satılan hizmet maliyetini gösteren bir finansal tablodur (Elmas, 2019, s.112).

2.1.9.2.5. Kâr Dağıtım Tablosu

İşlevsel olarak ticari kâr ve mali kâr olmak üzere iki farklı kâr kavramı bulunmaktadır. Ticari kâr, Tek düzen Hesap Planı, Türk Ticaret Kanunu ve Türkiye Muhasebe Standartlarına göre hesaplanmış olan kâra denir. Mali Kâr ise vergi kanunlarına göre hesaplanan kâra denilmektedir. Ticari kâr ile mali kâr birbirinden farklı olabilmektedir. Bunun nedeni ise, vergi kanunlarına göre bazı gelirler vergiden muaf tutulmuşken bazı giderler de gider olarak kabul edilmemektedir. İşletme ve ortakları açısından ticari kâr daha önem verilen bir kavramken, devlet açısından ise mali kâr daha önemli olarak görülmektedir (Elmas, 2019, s.106).

Kâr dağıtım tablosu, şirketin ortaklarına ve diğer ilgili kişilere şirket ana sözleşmesinde veya yasal hükümler nedeniyle dağıtılacak kârları ve ödenecek vergi ile

yedek akçeleri gösteren, dönem kâr veya zararının işletmenin finansal durumuna etkisi olup olmadığını ortaya koymak ve şirket yatırımcılarına şirketin kâr dağıtım hakkında bilgi vermek amacıyla anonim şirketlerce düzenlenen bir tablodur. Kâr dağıtım tablosu düzenlenmesinin temel gayesi sermaye şirketlerinin dönemde elde ettiği kârdan ödenecek vergi ve ayrılan yedek akçelerle ortaklara dağıtılacak kâr payının gösterilmesi ve şirketin kâr payı dağıtımındaki hisse başı kâr ile hisse başına düşen temettünün hesaplanarak tabloda gösterilmesinden ibarettir (Güçlü, 2010, s.282).

2.1.10. Finansal Tabloların Analizi

Finansal tabloların analizi, bir işletmenin finansal performansını değerlendirmek için kullanılan bir yöntemdir. Bu analiz, işletmenin finansal durumunu ve faaliyetlerini anlamak, finansal riskleri belirlemek ve karar verme sürecini desteklemek amacıyla yapılır.

Finansal tablolar analizi, analizi gerçekleştirecek olan işletme ilgililerinin hedeflerine uygun bir şekilde, belirli bir dönem veya birkaç döneme ait finansal tablolardaki kalemlerin, kendi aralarındaki ve bütünüle olan ilişkilerini çeşitli analiz teknikleriyle inceleme, yorumlama ve işletmenin mevcut şartlarını dikkate alarak değerlendirme sürecidir (Akdoğan, 2007, s.549).

Bir işletmede, finansal planlama ve kontrol faaliyetlerinin yapılması için finansal tabloların analizi gerekir. Finansal tabloların analizi, başta ortaklar ve yöneticiler olmak üzere; devlet, çalışanlar, yatırımcılar, işletme ile alıcı veya satıcı olarak ticari ilişkileri olan diğer işletmeler gibi çok sayıdaki kesimlerin kararları için kullanılacak bilgileri sağlar.

Finansal analiz, geniş bir çerçevede, temel ve ek finansal tabloların incelenmesini içerirken, dar anlamda sadece bilanço ve gelir tablosu analizi olarak bilinen temel mali tabloların değerlendirilmesine odaklanmaktadır. Bunun yanı sıra, gerçekleştirilen analizin amacı doğrultusunda kapsamı da değişiklik gösterebilir. Örneğin, yatırım odaklı finansal analizle kredi amaçlı finansal analiz arasında bir karşılaştırma yapılması, bu farklılıkları göstermektedir (Arat, 2005, s. 75).

Finansal tablolar analizinin temel amaçları ise şu şekilde sıralanabilir (Durmuş, vd., 1994, s. 130):

- Kredi talep eden bir işletmenin, başvurduğu kredinin verilebilirlik durumu ve geri ödeme kapasitesini belirlemek.

- İşletmenin yeni yatırımlar veya genişleme projelerine ilişkin kararlar alabilmesi için gerekli bilgileri sağlamak.
- Bir işletmenin belirli bir hesap dönemine ait finansal tablolarını analiz ederek, varlık ve sermaye durumu ile işletme sonuçlarını değerlendirmek.
- Geçmiş hesap dönemlerine ait finansal tabloları inceleyerek, işletmenin gelişim sürecini belirlemek.
- Aynı sektördeki diğer işletmelerin finansal tablolarının ortalama sonuçları ile kendi finansal tablolarını karşılaştırarak, işletmenin sektördeki yerini ve durumunu değerlendirmek.

2.1.10.1. Finansal Analizde Kullanılan Finansal Tablolar

Finansal analizde en temel iki finansal tablo, Bilanço ve Gelir Tablosudur.

Bilanço: İşletmenin belirli bir tarihte sahip olduğu varlıkları ve bu varlıkların hangi kaynaklardan edinildiğini ortaya koyan temel bir finansal tablodur.

Gelir Tablosu: İşletmenin belli bir dönem içerisinde elde ettiği tüm gelirleri, bu dönemde karşılaştığı maliyet ve giderleri, sonuç olarak ise dönem net kâr veya zararını gösteren bir finansal tablodur.

Finansal analize dahil edilebilecek diğer önemli finansal tablolar şunlardır (Doğukanlı, 2012, s.46); bu tablolar aynı zamanda ek finansal tablolar olarak da adlandırılmaktadır:

- Fon Akım Tablosu
- Nakit Akım Tablosu
- Kâr Dağıtım Tablosu
- Öz Kaynaklar Değişim Tablosu
- Satışların Maliyeti Tablosu

Uluslararası Finansal Raporlama Standartları (UFRS) çerçevesinde, UFRS 1 numaralı “Finansal Tabloların Sunuluşu” başlıklı standart, finansal tabloların sunumuna ilişkin genel kuralları, yapı ile ilgili açıklamaları ve içerik açısından asgari gereklilikleri kapsamlı bir şekilde incelemektedir. UFRS 1, finansal tabloların amacını işletmenin finansal durumu, faaliyet sonuçları ve nakit akışları hakkında bilgi sağlamak olarak belirlerken, yöneticilerin kendilerine ait kaynakları ne ölçüde etkin bir şekilde kullandıklarını da göstermeyi hedeflemektedir.

Finansal tablolarda sunulan bilgilerin kullanıcılar için faydalı olmasını sağlayan nitelikler, “*niteliksel özellikler*” olarak tanımlanır. Bu bilgiler, anlaşılabilir, ihtiyaçlara uygun, önemli, güvenilir ve karşılaştırılabilir olduğunda nitelikli kabul edilmektedir.

2.1.10.2. Finansal Tablolar Analizinin Çeşitleri

Finansal tablolar analizi, bir işletmenin finansal durumu, faaliyet sonuçları ve finansal gelişimi hakkında değerlendirme yapmanın yanı sıra, geleceğe yönelik tahminlerde bulunabilmek amacıyla finansal tablolardaki kalemler arasındaki ilişkilerin ve zaman içindeki eğilimlerin incelenmesini kapsamaktadır(Arslan, 2019, s.46).

Bu analiz sırasında, aynı sektörde faaliyet gösteren benzer firmalar arasında karşılaştırmalar yapmak sıklıkla gerekli hale gelir. Finansal tablolar analizi, analizin kapsamına, bu analizi gerçekleştirecek uzmanlara göre ve analizin yapılma amacına göre çeşitli şekillerde sınıflandırılabilir. Bu çalışmada analizin yapılma amacına göre çeşitleri hakkında bilgi verilecektir.

2.1.10.2.1. Yönetim Analizleri

Finansal tabloların analizinin en önemli amaçlarından biri, yönetim kararlarını destekleyecek şekilde belirlemeler yapmaktır. Yönetim analizleri, yönetsel hedeflere ulaşmak için gerçekleştirilen analizlerdir. Bu analizler, iç analiz, statik analiz ve dinamik analiz biçiminde yapılabilmektedir(Toroslu, 2012, s.359). Yönetim analizlerinde, işletmenin verimliliği, kârlılığı, likiditesi ve finansal durumu gibi konulara dair tespitler oluşturulur. Bu tespitler, diğer işletmelerle, geçmiş dönemlerle ve bütçe hedefleriyle karşılaştırılarak değerlendirilir. Bu karşılaştırmalar aracılığıyla, işletmenin planlama ve kontrol süreçlerinin daha etkili hale getirilmesi hedeflenmektedir.

2.1.10.2.2. Yatırım Analizleri

Yatırım analizlerinin temel amacı, işletmenin gelecekteki kazanç potansiyelini belirlemektir. Bu analizler, işletmeye borç vermek isteyen, hisse senetlerini satın almak isteyen ya da işletmeden alacaklı olan taraflar tarafından gerçekleştirilmektedir(Ertugay, 2013, s.11). Yatırım analizleri, özellikle uzun vadede işletmenin finansmanına katkı sağlamayı hedefleyenlerin yaptığı çalışmalardır. Bu bağlamda, işletmenin ihraç ettiği ya

da edeceği hisse senetlerini ya da tahvilleri satın almış olan veya almayı planlayan yatırımcıların gerçekleştirdiği incelemeler de yatırım analizleri kapsamına girmektedir.

2.1.10.2.3. Kredi Analizleri

Kredi talebinde bulunan işletmelerin, banka ve benzeri finansal kuruluşlar tarafından yapılan analizler kredi analizleri olarak adlandırılır. Bu analizlerde, özellikle işletmenin likidite durumu üzerine değerlendirmeler yapılmaktadır. Kredi talep eden işletmelerin, öncelikle kısa vadeli borçlarını ödeme gücüne sahip olmaları gerekmektedir. Kredi veren kuruluşlar, yüksek likidite oranlarına sahip işletmelere yönelmeyi tercih ederler. Ancak yüksek likidite seviyeleri, işletmenin kârlılığı üzerinde olumsuz etkiler oluşturabileceğinden, işletmeler de bu durumu pek kabullenmek istemezler(Toroslu, 2012, s.360).

2.1.10.3. Finansal Tablolar Analizi Teknikleri

Finansal tablolar analizi, finansal tablolarda yer alan tutarlar arasındaki ilişkileri ve bu ilişkilerin ardışık dönemlerdeki eğilimlerini belirlemek, ayrıca çeşitli karşılaştırmalara imkân tanımak amacıyla gerçekleştirilir. Bu analizler genel olarak dört ana grupta toplanmaktadır: Yüzde Yöntemi ile Analiz (Dikey Analiz), Karşılaştırmalı Tablolar Analizi (Yatay Analiz), Eğilim Yüzdeleri ile Analiz (Trend Analizi) ve Oran Analizi (Rasyo Analizi) (Toroslu, 2012, s. 362).

Finansal tabloların analizi yapılırken, ihtiyaç doğrultusunda tek bir yöntem kullanılabilir gibi, birden fazla yöntem veya tümü bir arada da uygulanabilir. Bu yöntemler, analiz sürecinde bir bütünlük oluşturacak şekilde, birbirini tamamlayıcı biçimde kullanılmakta ve analiz sonuçlarının kontrolünü sağlamaktadır. Finansal analiz yöntemlerinin kendilerine özgü avantajları ve dezavantajları vardır. Hangi yöntemlerin ne ölçüde kullanılacağına, finansal analizi gerçekleştiren uzman, bulunmuş olduğu duruma göre karar verir ve uygular.

2.1.10.3.1. Yüzde Yöntemi ile Analiz (Dikey Analiz)

Yüzde yöntemi ile yapılan analizde, işletmenin bilanço ve gelir tabloları yüzde değerleriyle ifade edilir. Bu yöntem sayesinde, yalnızca tek bir yıla ait finansal tablolar kullanılabilir gibi, birden fazla yılın tabloları da karşılaştırılabilir. Ayrıca, yüzde yöntemiyle elde edilen değerler, geçmiş dönem verileriyle ve aynı sektörde

faaliyet gösteren diğer firmaların finansal tablolarıyla karşılaştırma imkânı sunar(Toroslu,2012, s.366).

Dikey analiz, işletmenin finansal göstergelerini daha iyi anlamak ve işletme performansını değerlendirmek için kullanışlı bir araçtır. Bu yöntem, işletme sahiplerine ve yöneticilere finansal tablolarını daha etkili bir şekilde analiz etme ve kararlarını buna göre şekillendirme imkânı sunar. Ayrıca, dikey analiz sayesinde işletme performansındaki değişikliklerin nedenleri ve sonuçları daha kolay bir şekilde anlaşılabilir hale gelir. Sonuç olarak, dikey analiz işletmeler için önemli bir araçtır ve finansal karar alma sürecinde büyük bir rol oynar(Lazol, 2000, s.28).

2.1.10.3.2. Karşılaştırmalı Tablolar Analizi (Yatay Analiz)

Bir işletmenin finansal tabloları, iki ya da daha fazla dönemi kapsayacak şekilde karşılaştırmalı analiz yapıldığında, karşılaştırmalı tablolar analizinden faydalanılır. Bu analiz, bir işletmenin farklı dönemlere ait finansal durumunu karşılaştırmalı bir şekilde incelemeye imkân tanır. Karşılaştırmalı tabloların düzenlenebilmesi için en az iki dönemi kapsamı gerektiği unutulmamalıdır. Ancak, daha sağlıklı bir analiz yapabilmek için dönem sayısının artırılması yararlı olacaktır.

Karşılaştırmalı tablolar analizi, bir zaman serisi analizi olarak değerlendirilebilir. Bu süreçte, her bir kalemin artış ve azalış tutarları da dikkate alınır. Sadece artış ve azalışlara odaklanmak, bazı durumlarda yanıltıcı sonuçlar doğurabilir çünkü bu durum, kalemlerdeki değişimlerin göreceli önemini göz ardı edebilir. Karşılaştırmalı tablolar analizinin bir diğer avantajı, artış ve azalışların hem kümülatif hem de bir önceki döneme göre hesaplanabilmesidir. Böylece, kalemlerdeki genel eğilimlerin yanı sıra son dönemdeki eğilimler de ortaya çıkarılabilir (Karapınar, 2009, s. 134).

Karşılaştırmalı finansal tablolar, işletmenin geçmiş yıllara ait finansal durumunu anlamaya yardımcı olurken, mevcut finansal durumu hakkında da bilgi edinmeyi sağlar. Bu tabloların analizi sonucunda, işletmenin gelecekteki finansal durumu hakkında da öngörülerde bulunmak mümkün hale gelir. Karşılaştırmalı finansal tablo analizi, iki ya da daha fazla yıl için yapıldığında, ya başlangıç yılı baz yıl olarak alınır ya da her bir yıl için bir önceki yıl baz yıl olarak dikkate alınır (Lazol, 2000, s.15).

2.1.10.3.3. Eğilim Yüzdeleri ile (Trend) Analiz

Eğilim yüzdeleri ile (Trend) analiz, işletmenin finansal tablolarındaki verilerin zamana göre nasıl değiştiğini ayrıntılı bir şekilde inceleyen ve analiz eden bir yöntemdir. Her bir veri noktası ve gösterge dikkatlice gözlemlenir ve karşılaştırılarak, işletmenin finansal performansında ortaya çıkan trendler ve değişiklikler tespit edilir. Bu analizde, işletmenin yanı sıra sektör ve pazar şartları da dikkate alınır. Satışların artış veya azalış trendi, kârın sürekli bir şekilde artması veya azalması gibi trendler titizlikle incelenir(Lazol, 2000, s.40). Bunun yanı sıra, işletmenin finansal durumuyla ilgili farklı parametreler ve göstergeler de analiz edilerek gelecekteki performans tahmin edilmeye çalışılır.

Trend analizi, işletmelere gelecekteki finansal performanslarını anlamak, riskleri önceden belirlemek ve stratejik kararlar almak için önemli bir araç sağlar. İşletme sahipleri ve yöneticileri, analiz sonuçlarına dayanarak satış stratejileri, maliyet yönetimi, pazarlama faaliyetleri ve operasyonel süreçler gibi bir dizi önlem alabilirler. Bu sayede işletme, rekabet avantajını koruyabilir ve büyüme potansiyelini en iyi şekilde değerlendirebilir. Sonuç olarak, trend analizi işletmelerin geçmiş performansını değerlendirerek gelecekteki başarılarına ışık tutan önemli bir araçtır. Doğru bir şekilde uygulandığında, işletmeler stratejik hedeflerine ulaşmak için daha sağlam temeller atabilir ve rekabet avantajlarını sürdürebilirler. Trend analizi, işletmelerin başarılarını artırmak için kullanılacak güçlü bir araçtır.

2.1.10.3.4. Oran Analizi (Rasyo Analizi)

Oran analizi, bilançonun aktif ve pasif kalemleri arasındaki ilişkiyi en iyi şekilde ortaya koyabilen bir yöntemdir. Özellikle ardışık yıllarda hesaplanan oranların karşılaştırılması, işletmenin finansal yapısı ve bilanço kalemlerinin eğilimleri hakkında finansal analiz yapmaya çalışanlara önemli ipuçları sunar.

Bu analiz yöntemi, ilk olarak Amerika Birleşik Devletleri'nde doğmuş ve gelişim göstermiştir. 20. yüzyılın başlarında kredi analizlerinde kullanılmaya başlanan oran analizi, I. Dünya Savaşı sonrasında sistematik bir yöntem olarak benimsenmiştir. Günümüzde halen aktif olarak kullanılmakta olan bu yöntem, temel olarak dört ana kategoriye ayrılmaktadır: likidite oranları, mali yapı (finansal yapı) ile ilgili oranlar, faaliyet oranları ve kârlılık oranları (Toroslu, 2012, s. 374).

Bir oran, finansal tablolarda yer alan iki kalem arasındaki ilişkinin matematiksel bir ifadesidir. Finansal tablolardaki çeşitli kalemler arasında birçok oran hesaplanabilmesine rağmen, önemli olan, sınırlı bir sayıdaki oranların işletmenin borç ödeme yeteneği, finansal yapısı, kârlılığı ve ekonomik değerlerini etkin biçimde yansıtıp yansıtmadığını gösterebilecek nitelikte olmasıdır.

2.1.11. Finansal Tabloların Kullanım Yerleri

Finansal tablolar, farklı paydaşlar için farklı kullanım alanlarına sahiptir. Bu nedenle, finansal tabloların kullanım yerleri oldukça önemlidir.

Yatırımcılar için finansal tablolar, şirketin mali performansını değerlendirmede en önemli araçlardan biridir. Yatırımcılar, bilanço, gelir tablosu ve nakit akış tablosu gibi finansal tabloları analiz ederek şirketin kârlılık, likidite ve finansal durumu hakkında bilgi edinebilirler.

Kredi verenler, finansal tabloları bir şirketin kredi geri ödeme yeteneğini ve finansal riskini değerlendirmek için kullanırlar. İşletme sahipleri için finansal tablolar, şirketin performansını izlemek ve gelecekteki stratejilerini belirlemek için önemlidir.

Vergi dairesi, finansal tabloları vergi beyannamesi hazırlamak ve doğru vergi hesaplamaları yapmak için kullanır. Yöneticiler ise finansal tabloları, şirketin güncel durumunu takip etmek, hedeflere ulaşmak için stratejiler geliştirmek ve performanslarını değerlendirmek için kullanırlar.

Ayrıca, finansal tablolar rekabetçilik analizi için de kullanılır. Şirketler, finansal tablolardaki rakipleriyle karşılaştırmalar yaparak sektördeki konumlarını ve rekabet avantajlarını belirleyebilirler.

2.1.12. Finansal Tablo Denetimi

Finansal tablo denetimi, işletmelerin finansal tablolarının doğruluğunu ve güvenilirliğini sağlamak için yapılan bir süreçtir. Bu süreç, bağımsız bir denetim kuruluşu veya denetçi tarafından gerçekleştirilir (Bağdat, 2023, s.3). Bağımsız denetim, Türkiye Muhasebe Standartları Kurulu tarafından UFRS ile uyumlu olarak yayımlanan Türkiye Denetim Standartlarına dayanarak, bağımsız denetçiler tarafından gerçekleştirilen finansal tablo ve diğer finansal bilgilerin, finansal raporlama standartlarına uygunluk ve doğruluğu açısından makul güvence sağlamak üzere yeterli ve uygun bağımsız denetim kanıtlarının toplanması amacıyla, denetim

standartlarının belirlediği gerekli bağımsız denetim tekniklerinin uygulanmasıyla yürütülmektedir. Bu süreç, defter, kayıt ve belgelerin incelenmesi ve değerlendirilmesi yoluyla rapor haline getirilmesini içermektedir (Önal ve Kılıç, 2016, s. 264).

Finansal tablo denetimi, işletmenin finansal tablolarının hile veya yanlış beyanlar içermediğini doğrulamak için yapılır. Denetim, finansal tabloların finansal raporlama standartlarına uygunluğunu, muhasebe ilkelerine uygunluğunu ve doğru hesaplamaların yapıldığını kontrol eder. Finansal tablo denetimi, işletmelerin finansal raporlama süreçlerini ve iç kontrol sistemlerini iyileştirmek için de bir fırsat sağlar. Bu sayede işletmeler, paydaşlarına güven veren, şeffaf ve doğru finansal bilgiler sunabilir.

2.2. Finansal Tablo Hileleri ile İlgili Kavramlar

Muhasebe açısından doğru yürütülmeyen işlemleri hata ve hile olarak ayıracak olursak, hata ve hile arasındaki farkı “kast” olarak ifade edebiliriz.

Muhasebe uygulamalarındaki farklılıklardan, matematiksel yanlışlıklardan ve finansal tablolar hazırlanırken bilgilerin yanlış kullanılmasından kaynaklanan kasıt içermeyen yanlışlıklar “hata”, kasıt içeren yanlışlıklar “hile” olarak nitelendirilmektedir (Spiceland ve James, 1998, s.923).

Yasal olmayan bir biçimde ya hırsızlık veya soygun yoluyla ya da hile veya yolsuzluk yoluyla bir kişinin veya kurumun varlığı ele geçirilebilir. Soygun veya hırsızlık yasadışı eylemler daha şiddetli olmasına ve toplumun dikkatini fazlaca çekmesine karşın, hile veya yolsuzluk tutar açısından çok büyük zararlara neden olmaktadır.

Hile, tüm dünyada özellikle işletmelere yönelik olanlar, önemli bir sorun olarak görülmektedir. İşletmelerde yapılan hileler hem sıklık hem de tutar açısından her geçen gün artmaktadır. Bunun aksini söyleyen kişi veya kurum bulabilmek imkânsız denecek kadar azdır.

2.2.1. Hata ve Hile Kavramı

2.2.1.1. Hata Kavramı

Türk Dil Kurumu sözlüğüne göre hata kelimesi anlam olarak, “*istemeyerek ve bilmeyerek yapılan yanlış, kusur, yanılğı*” olarak tanımlanmıştır (www.sozluk.gov.tr).

Hata, bir şeyi unutmak, dikkatsiz davranmak gibi insani nedenlerden kaynaklanmaktadır ve kasıtlı değildir. Hatalar da bilgisizlikten kaynaklanır. Hata, bir kimsenin iradesinin oluşması veya beyanı sırasında bilgisizlik, ihmal veya dikkatsizlik gibi istenmeyen sebeplerden dolayı, dış etki olmaksızın, gerçek iradesiyle örtüşmemesi durumunu ifade eder.(Ardıç ve Arsol, 2007, s.68).

Muhasebede hata, muhasebe kayıtlarında ve finansal tablolarda yapılan yanlışlıklar ya da dikkatsizlik sonucu muhasebe ilkelerinin uygulanmasının gözden kaçırılması ile gerçek verilerin bilmeyerek beyan edilmesidir.

Başka bir ifadeyle, finansal tablolara kaydedilmesi gereken ekonomik bir olayın tutar ve açıklamanın istenmeden yanlış bir şekilde işlenmesi ya da unutulmuş hiç dahil edilmemesi nedeniyle meydana gelmektedir. (Güredin, 2007, s.132).

İşletmelerde en çok karşılaşılan muhasebe hataları aşağıdaki gibidir;

- Kayıt hataları,
- Unutma ve tekrarlama hataları,
- Nakil hataları,
- Matematik hataları,
- Bilanço hataları.

2.2.1.2. Hile Kavramı

Türk Dil Kurumu Türkçe sözlüğüne göre hile kavramı “birini aldatmak, yanıltmak için yapılan düzen, dolap, ayak oyunu, entrika ve çıkar sağlamak için bir şeye değersiz bir şey katma” olarak tanımlanmıştır(www.sozluk.gov.tr).

Hile kavramının literatürde yapılan bazı tanımları şöyledir:

Bir personelin çalıştığı işletmenin kaynaklarını ve varlıklarını kasıtlı olarak uygun olmayan bir biçimde kullanarak veya ele geçirerek haksız kazanç sağlamasıdır (Bozkurt, 2009, s.60).

Hile, başkalarının sıkıntıları üzerinden haksız kazanç sağlamaya yönelik kurnazlık, aldatma ve açgözlülük temeline dayanan dürüstlükten uzak davranışlardır(Önal ve Kırış, 2024, s.86).

Hile kavramı, Uluslararası Suistimal İnceleme Uzmanları Birliği (ACFE)’nin raporunda “bir kişinin mal varlığını artırmak için mesleğini kullanarak çalışmakta olduğu işyerinin varlıklarını ve kaynaklarını bilerek kötüye kullanması ve bunları suistimal etmesi” şeklinde ifade edilmiştir. Hile kavramını, Kamu Gözetimi, Muhasebe

ve Denetim Standartları Kurumu(KGK)'nın yayınlamış olduğu Bağımsız Denetim Standardı (BDS) 240'ta *"Yönetim, üst yönetimden sorumlu olanlar, çalışanlar veya üçüncü taraflardan bir veya birden fazla kişinin, haksız veya yasalara aykırı bir menfaat elde etmek amacıyla yaptığı aldatma içeren kasıtlı eylemleridir"* şeklinde tanımlamaktadır(Kılıç ve Önal, 2022, s.184)

Uluslararası Muhasebeciler Birliği (International Federation of Accountants-IFAC)'ne göre hile (IFAC, 2008, s.238); *"Yönetimde bulunanlar, görevliler veya üçüncü kişiler dâhil olmak üzere, bir veya birden fazla kişinin kasıtlı davranışlarıyla haksız ve hukuka aykırı çıkar sağlamayı amaçlayan faaliyetlerin bütünüdür."* Bir başka tanıma göre hile (Jackson, 1999, s.163); *"Birinin kendisine veya başkasına çıkar sağlamak amacıyla, yanlış olduğunu bildiği veya en azından yanlış olduğuna inandığı halde, onu kasıtlı olarak aldatmak veya yanıltmak eylemidir."*

Aldatma, rüşvet, sahtecilik, komplo, zimmete para geçirme, suiistimal ve maddi gerçeklerin gizlenmesini kapsayan kavrama hile denir. Hile yapmanın kasıtlı bir unsuru vardır. Hile, başka bir kişinin zararına kişisel çıkar sağlamak amacıyla kasıtlı olarak yapılmaktadır. Yönetim kaynaklarının çalışanlar tarafından haksız kazanç elde etmek amacıyla bilerek kötüye kullanılması da hiledir.

Muhasebe hilesi, muhasebe süreçleri sırasında kötü niyetle hareket ederek kişisel çıkar sağlamak amacıyla, ilgili olayların oluşumu, belgelenmesi, kaydedilmesi ve işletmenin paydaşlarına raporlanması aşamalarında mevzuatlara aykırı davranmak ya da bu tür davranışlara teşvik etmek suretiyle, işletme ve ilgili çıkar gruplarına maddi zarara yol açmaktır(Çıtak, 2007, s.21). Hilenin unsurları aşağıdaki gibi sıralanabilir;

- Hileyi gerçekleştiren kişi tarafından gizli bir şekilde devam ettirilen bir durumdur.
- Hileyi gerçekleştiren kişi, kendi yararını elde etme amacı gütmektedir.
- Kasıt unsuru mevcuttur.
- Karşı taraf yanıltılmış ve zarar görmüştür.

Toplumsal düzeyde bir eylem olarak ortaya çıkan ve günümüzdeki işletmelerin başlıca meselelerinden biri haline gelen hile, kişiler, işletmeler ve ekonomi üzerinde ciddi etkiler oluşturmaktadır. Muhasebe kontrolünün ana hedefi ve konusu, düzensizlikleri ve hileleri belirlemektir (Akyel, 2009, s. 27).

İşletmelere büyük zararlar ve kalıcı sonuçlar veren hile türlerini "Yıkıcı Hileler" olarak tanımlayabiliriz. Bir işletmenin bir veya birkaç yıllık kârını kaybetmesi, hisse

değerlerinin büyük ölçüde düşmesi, iflas etmesi veya tasfiye sürecine girmesi, ortaklık yapısında değişiklikler oluşturması ve işletmeye olan güvenin ilgili çevrelerde olumsuz yönde değişmesi, yıkıcı hilelerin varlığını gösterir (Bozkurt, 2009, s. 73).

2.2.2. Hilenin Tarihçesi

Hile, insanlığın başlangıcından günümüze kadar çeşitli alanlarda var olmuştur. Araştırmamız finansal alanda olduğu için burada yapılan finansal hilelerden bahsedilecektir. Hile eylemlerinin ne kadar eskiye dayandığını ve ciddi bir sorun olduğunu aşağıda yer alan örnekler ile açıklayabiliriz.

Bugünkü muhasebecilerin ataları, eski Mısır firavunlarının finansal kayıtlarını tutuyorlardı. Tahıl, altın ve diğer varlıklar kayıt altına alınmaktaydı. Firavun'un bazı adamları bu varlıklara ilgi duyup onları çalmaya başladılar. Bu sorunu çözmek için benzer kayıtlar iki bağımsız muhasebeci tarafından tutulurdu. Bu kayıtların miktarları belirli bir zaman diliminde karşılaştırılır, tutarlar birbirleri ile benzer ise sorun yoktu. Ancak önemli tutar farklılıklarının bulunması sonucu, her iki muhasebecide öldürülürdü. İşletmelerde iç kontrol sisteminin ilk temelleri bu zamanda atılmıştır(Bozkurt, 2009, s.4).

Eski uygarlıklardan Mezopotamya'da, Hammurabi Kanunları ve diğer yasalarında tapınakta çalışan kişilerle ilgili hileye dair düzenlemeler bulunmaktadır. Yazıtlarda, tapınak çalışanlarına yönelik bir talimatta "Tanrının Tarlası" ile "Çiftçinin Tarlası" arasında bir ayırım yapılmıştır. Çiftçilerin, tapınağa ilişkin tüm işlevleri titizlikle, dürüst bir şekilde ve hileye başvurmadan yerine getirmeleri gerektiği, aksi takdirde suçlu bulunan görevlinin ölüm cezasıyla karşılaşacağı açık bir şekilde belirtilmiştir (Kılıç ve Önal, 2022, s. 40).

Eski uygarlıklarda, finansal hilelerin kullanımı oldukça yaygın hale gelmiştir. Ticaretin geliştiği bu dönemlerde, insanlar daha fazla kazanç elde etmek için çeşitli hilelere başvurmuşlardır. Örneğin, tartıda hile yaparak malın miktarını düşük göstermek gibi yöntemler kullanılmıştır. Ayrıca, yüksek kalitede olduğu söylenen ürünlerin gerçekte vaat edilen kalitede olmaması da yaygın bir hile yöntemi olarak kullanılmıştır. Eski uygarlıklarda finansal hileler, insanların ticarete kazanç sağlamak amacıyla kullandığı bir strateji olmuştur.

Ortaçağ'da finansal hileler oldukça yaygındı ve halkın maddi kayıplara uğramasına neden olmuştur. Özellikle tarım ürünleri ve diğer malların ticareti sırasında taraflar arasında hileler sıklıkla yaşanıyordu. Örneğin, yanıltıcı tartı yöntemleri, sahte

ticaret belgeleri veya kalitesiz mal satışları gibi hileler, ticaretin büyük bir kısmını etkiliyordu.

Yeni çağda ise finansal hilelerin etkileri daha da büyük olmuştur. Yeni keşfedilen ülkelerdeki yerlilere yapılan sömürüler, insanları zengin etmek amacıyla gerçekleştirilen dolandırıcılık faaliyetleri ve kolonilerin finansal sömürüsü gibi yöntemlerle finansal hileler büyük ölçüde yaygınlaşmıştır. Bu dönemde ticaretteki hileler arasında sahte malların üretilmesi, yanıltıcı reklamcılık ve fiyat manipülasyonu gibi dolandırıcılık yöntemleri sıkça görülmekteydi. Ticarete finansal hilelerin artışı, güvenin azalmasına yol açmış ve ticari ilişkilerde zorluklara neden olmuştur.

Modern çağda finansal hileler, günümüz finansal sistemlerinde ortaya çıkan manipülasyon ve dolandırıcılık eylemlerini ifade eder. İlerleyen teknolojinin finansal hilelere olan etkisi, bu hilelerin karmaşıklığını artırmıştır. Artan dijitalleşme finansal işlemlerin hızını artırırken, finansal hilelerin de yayılma hızını ve etkisini artırmıştır.

Teknolojinin finansal hileler üzerindeki etkisi; elektronik hilelerin geliştirilmesi, siber saldırılar ve online dolandırıcılıkların yaygınlaşması gibi sonuçlara yol açmıştır. Büyük finansal skandallar, finansal hilelerin ve dolandırıcılığın sonucunda meydana gelen olaylar olarak tanımlanır. Bu skandallar, finansal dünyanın temel taşlarına zarar vermiş ve sarsmıştır. Geçmişte, özellikle ofis çalışanları (beyaz yakalılar) tarafından gerçekleştirilen dolandırıcılıklar nedeniyle birçok finansal skandal ortaya çıkmıştır. Bu grupta, Enron, WorldCom, Tyco, Village, Peregrine Systems, Lucent, Martha Stewart, Imclone, Xerox, Parmalat, Barings Bank, BCCI, Rite Aid, Cendant, Sunbeam, Waste Management, Global Crossing ve Adelphia Communications gibi bilinen firmalar da bulunmaktadır. Bu şirketlerin kullandıkları hileler ve teknikleri aşağıdaki Tablo 1'de sunulmuştur.

Tablo 1
Dünyada Büyük Çaplı Finansal Tablo Hilelerinden Örnekler

| Şirketler | Finansal Tablo Hilelerinde İzlenen Yöntemler |
|----------------------------|---|
| Aurora Foods, Inc. | Ticari pazarlama harcamalarının olduğundan düşük, kazançların ise olduğundan yüksek gösterilmesi. |
| Cendant Corporation | 1995-1997 arasındaki kazancın olduğundan fazla 500 milyon doların üzerine çıkarılması yoluyla kazanç yönetimi yapılması |
| Enron Corporation | Borcu gizlemek, ortak özkaynak oluşturmak ve kazançları şişirmek için özel amaçlı kuruluşların oluşturulması |

Tablo 1 devamı

| | |
|----------------------------|---|
| Global Crossing | Hatalı ve hileli finansal tabloların açıklanması, piyasa değerini yüksek göstermek amacıyla içeriden bilgi sızdırılması |
| HBO & Company | 1997'den Mart 1999'a kadar kazanç yönetimi yapılması |
| Knowledge Ware | Sahte yazılım satışı yapılarak rapor edilen kazançların yüksek gösterilmesi |
| MicroStrategy, Inc. | Kazançların olduğundan fazla gösterilmesi |
| Sunbeam Corporation | Gerçekleşmemiş satışların gelir kaydedilmesi yoluyla kazanç yönetimi yapılması |
| WorldCom | Finansal kayıtlarında hile yaparak gelirlerin 7 milyar dolardan fazla gösterilmesi |

Kaynak: Rezaee (2005) kaynağından faydalanılarak tablolandırılmıştır.

Tüm bu skandallar tartışmaya açık üç önemli konuyu gündeme getirmiştir. Bunlar (Rezaee, 2005, s.278);

- ABD'de bu tür olaylar ne sıklıkla yaşanmakta?
- İşletmelerin finansal tablolarına güvenilebilir mi?
- Bu olaylar gerçekleşirken denetçiler neredeydi?

Geçmişten beri insan doğası değişmedi. Bu nedenle antik çağda, Orta çağda ve modern çağda yaşayan insanların beklentileri ve hayalleri birbirine çok benzer. Bu nedenle muhasebe var olduğu sürece insan doğası değişmediğinden, muhasebe bilgilerinin yaratıcı bir şekilde kullanılması ve hileli işlemlerde kullanılması insanlar için her zaman çekici olmuştur(Jones, 2011, s. 115).

Bu tür skandallar tarihsel olarak halkın finansal raporlamaya olan güvenini sarsmış ve bağımsız denetçiler ve denetçiler hakkında soru işaretlerine yol açmıştır. Bu skandallar nedeniyle "finansal tablo hilesi" kavramını gündeme getirmiş ve tartışma konusu olmuştur. Bu tür olaylar finansal istikrarı tehdit etmiş ve büyük bir ekonomik durgunluğa neden olmuştur. Bu skandallar finans sektöründe daha sıkı düzenleme ve kontrol ihtiyacını ortaya çıkarmıştır.

2.2.3. Hile Nedenleri

Ekonominin durgunluk dönemleri ve artan rekabet zamanlarında, işletmelerin faaliyet gösterdiği sektörlerde, işletmenin yararına yönelik hilelerin oranı yükselmektedir.

Öte yandan, işletmelere karşı gerçekleştirilen hileler ise ekonomik zorluklar ve kriz dönemlerinde çalışanların yaşam standartlarının tehdit altında olduğunu hissetmeleriyle artış göstermektedir.

İnsanların suça yatkınlıkları; yetiştirilme biçimi, aldıkları eğitim, doğuştan gelen özellikleri ve buldukları çevre gibi faktörlerden etkilenebilir. Hile ile elde edilecek ödülün, hile yapmadan kazanılacak gelirden daha cazip hale gelmesi durumunda, bireylerde hile yapma eğilimi artış gösterir(Bozkurt, 2009, s.99).

2.2.3.1. Çeşitli Yolsuzlukları Gizlemek

İşletme çalışanları, hırsızlık ve dolandırıcılık yoluyla elde ettikleri yararları gizlemek için belgelerde ve kayıtlarda düzensizlikler yapabilirler. Bu tür davranışlar genellikle küçük ölçekli işletmeler ve dağınık yapıya sahip iş organizasyonlarının vezne, muhasebe ve depo bölümlerinde çalışanlar arasında yaygındır. Usulüne uygun bir şekilde faaliyet göstermeyen muhasebe sistemlerinde sahtecilik ve yolsuzluk yapmak oldukça kolay hale gelir. Ayrıca, bazı büyük işletmelerdeki yöneticiler, kişisel borç ve zorlukları nedeniyle kötü durumdan kurtulmak için şirketin aleyhine ve kendi çıkarlarına yönelik sahte muhasebe işlemlerine başvurabilirler(Gürbüz, 1995, s.61).

2.2.3.2. İşletmenin Durumunu Başka Göstermek

Finansal tabloların hazırlanması ve işlemlerin kaydedilmesi sırasında işletme yönetimi ile üçüncü kişiler aleyhine kâr sağlamak amacıyla gerçekleştirilen dolandırıcılıklardır. Bu tür yolsuzluklardan etkilenenler, işletmenin kendisi dışında, alıcılar, ortaklar ve hissedarlar da olabilir. Örneğin, yeni ortak alımı, aşırı kredi temini ya da şirketin hisse senedi değerlerini yapay bir şekilde artırma gibi yöntemlerle işletmenin gerçek durumu yansıtılmamaktadır(Gürbüz, 1995, s.61).

Stoklar üzerinde manipülasyonlar yapmak, masrafları gerçeği yansıtmayan bir biçimde yükseltmek, amortismanları fazla göstererek işletme kârını düşürmek veya işletmenin durumunu olduğundan daha iyi bir şekilde sunmak ve kârı artırmak da mümkündür.

2.2.3.3. Vergi Kaçırarak

Vergi kaçırarak, muhasebe dolandırıcılıkları arasında en yaygın olarak görülen yöntemlerden biridir. Yasal olarak vergi ödemekle yükümlü olan gerçek ve tüzel kişiler, yasalara aykırı hareket ederek ya verginin hiç oluşmamasına ya da daha az bir vergi miktarının oluşmasına sebep olmaktadır. (Batı, 2024, s.101).

Vergi kaçırılmasının temel nedenleri şu şekildedir:

- Vergi adaletsizliği,
- Hızla zenginleşme hırsı,
- Vergi kaçırmanın zenginlik elde etme yöntemi olarak görülmesinin yaygınlaşması,
- Para değerindeki gerçekte olmayan artışların, gerçek kazançlar gibi vergilendirilmesine duyulan tepki,
- Vergi kaçırarak ve kaçırılmayan işletmeler arasında oluşan haksız rekabet, bu durumun işletmelerin rekabet gücünü koruma amacıyla vergi kaçırarak zorunlu kılması,
- Temel ihtiyaçların karşılanması adına vergi kaçırılması, devletin asgari geçim indirimi tutarlarını düşük seviyelerde tutması,
- Tüketim ekonomisine geçişin getirdiği büyüme isteği; hızlı gelişmek isteyen işletmelerin gelirlerini kayıtdışı hale getirerek vergi kaçırarak yönelmeleri,
- Mükelleflerin vergi denetimi konusunda pek az imkana sahip olmaları nedeniyle yakalanma korkusunun neredeyse yok denecek kadar az olması.

2.2.4. Hile Yapanların Karakteristik Özellikleri

Muhasebe dolandırıcılıkları, genel anlamda çeşitli hileleri gizleme, işletmenin durumunu yanlış yansıtma ve vergi kaçırarak amacıyla gerçekleştirilir. Bu tür hilelerin toplumda her birey tarafından gerçekleştirilebilir olması, hile yapan kişileri ayırt etmeyi oldukça zorlaştırır.

Hile yapma potansiyeline sahip bireylerin hangi niteliklere sahip olabileceği, geçmiş yıllardaki örnek olayların analiz edilmesiyle elde edilen verilere dayanır. Bu nitelikleri bilmek, gelecekte karşılaşılabilecek dolandırıcılık durumlarının tespitinde fayda sağlayacaktır. Ancak, bahsedilen özelliklere sahip olan her çalışanın dolandırıcılık

yaptığı ya da yapacağı, bu özelliklere sahip olmayanların ise hile yapmayacağı anlamına gelmez.

Dolandırıcılık yapanların karakteristik özellikleri şu şekilde sıralanabilir (Bozkurt, 2009, s.78-94).

2.2.4.1. İşletmedeki Pozisyon

Şirket ortakları, üst düzey yöneticiler ve müdürler tarafından gerçekleştirilen hile eylemlerinin finansal değeri oldukça yüksektir. Alt düzey çalışanların bu kişilere kıyasla daha fazla sayıda hile gerçekleştirmesine rağmen, bunların neden olduğu zarar genellikle daha az olmaktadır.

2.2.4.2. Cinsiyet

Erkeklerin kadınlardan daha fazla hileye yöneldiği gözlemlenmiştir; ancak bu durum hızla değişim göstermektedir.

2.2.4.3. Eğitim Düzeyi

İyi eğitim almış bireylerin hile yapma oranlarının yüksek olduğu görülmektedir. Eğitim seviyesinin artışı, hileli olayların yol açtığı kayıpların da artmasına neden olmaktadır.

2.2.4.4. Görev Süresi

Uzun süredir işletmede çalışan bireylerin, yönetimin güvenini kazanmış kişiler olduğu ve bu nedenle dolandırıcılık eğilimlerinin yüksek olduğu belirlenmiştir.

2.2.4.5. Hilekâr Sayısı

Hilelerin genellikle tek bir kişi tarafından gerçekleştirilmekte, birden fazla kişi ile yapılan eylemlerin kayıpları artırdığı tespit edilmiştir.

2.2.4.6. Suç Geçmişi

Araştırmalar, hile yapan bireylerin çoğunun daha önceden suç işlememiş olduğunu ve bu hile eylemlerinin genellikle ilk suçları olduğunu ortaya koymaktadır.

2.2.4.7. Medeni Durum

Arařtırmalar, evli bireylerin hileye daha yatkın olduđunu göstermektedir. Bu durumun evli bireylerin üzerindeki sorumluluk duygusu ve baskı unsurları ile bađlantılı olduđu ifade edilmektedir.

2.2.4.8. Risk Alma Düzeyi

Hile yapan kiřilerin, hile yapmayanlara göre daha fazla risk alma eđiliminde oldukları arařtırmalarla kanıtlanmıřtır.

2.2.4.9. Yař Dađılımı

Her yař grubundan çalışanlar hile eyleminde bulunabilir. Yař ile hilekârlık sonucu oluřan zararlar arasında pozitif bir iliřki bulunmaktadır; yař ilerledikçe dolandırıcılıđın kalitesi ve neden olduđu zarar artmaktadır.

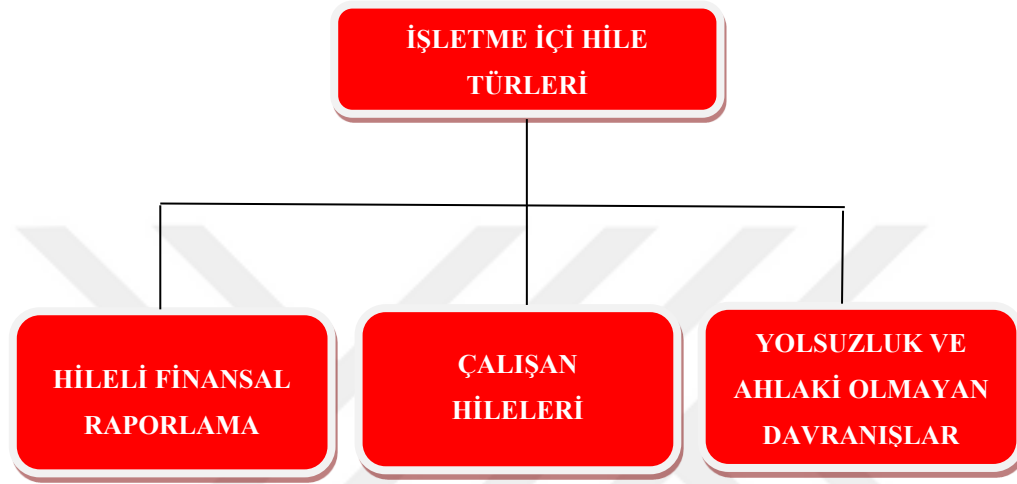
2.2.4.10. Çalışma ve Yařam Kořulları

Genellikle sabah iře en erken gelen ve akřam en geç giden bireyler arasında hile eylemleri daha sık görölmektedir. Rahat bir yařam sürme hırısı, pahalı hobiler, ařırı harcama isteđi dolandırıcılıđı tetikleyen faktörler arasında yer almaktadır.

Yukarıda belirtilen özellikler dođrultusunda, hile yapan kiřilerin genel profili řu şekilde özetlenebilir: erkek, evli, iyi eđitimli, zeki, meraklı, risk alabilen, kural tanımayan, çalışkan, stresli, konforlu bir yařam sürmeyi seven, maddi sıkıntı çeken, kötü alışkanlıkları olabilen, yönetici pozisyonunda, hırslı ve kiřisel kazanç beklentisi yüksek, iřletme dışındakilerle yakın iliřkiler kuran bireylerdir.

2.2.5. Hile Türleri

Başta ACFE hile raporları olmak üzere, diğer hile raporlarında ve araştırmalarda işletmelerde yapılan hilelerin türlerine göre çeşitli veriler bulunmakta ve bunlardan önemli sonuçlar çıkartılmaktadır. İşletmelerde yapılan hileler genelde üç ana bölüm altında toplanmaktadır(Bozkurt, 2009, s.8). Aşağıda Şekil 2 de gösterilmiştir.



Şekil 2. İşletme içi hile türleri

Kaynak: Bozkurt, 2009, s.8

2.2.5.1. Hileli Finansal Raporlama

Özellikle tepe yöneticileri tarafından işletmenin finansal tablolarının olduğundan farklı gösterilerek, tüm işletme ilgililerinin yanıltılması biçiminde ortaya çıkan bir hile türüdür. Örneğin, işletmenin durumunun olduğundan iyi gösterilmesi ya da kötü gösterilmesi gibi.

Bankacılık Araştırma Merkezi Müdürü Prof. Dr. Kadir Tuna'ya göre hile, muhasebeyle ilgili olayın oluşumu, belgelenmesi, kaydedilmesi ve işletmeyle ilgili çıkar çevrelerine rapor edilmesi aşamasında kötü niyetle ulusal ve uluslararası mevzuata aykırı davranarak ilgili çıkar çevrelerinin maddi zarara uğramalarına neden olmaktadır.

ACFE (2020)'nin raporuna göre hile *“bir kişinin mal varlığını artırmak için mesleğini kullanarak kendi işyerinin varlıklarını ve kaynaklarını bilerek kötüye kullanması ve bunları suiistimal etmesidir.”* şeklinde tanımlanmıştır(Önal ve Kılıç, 2021, s.233).

KGK'nin yayınlamış olduğu BDS 240'ta hile kavramı “*Yönetim, üst yönetimden sorumlu olanlar, çalışanlar veya üçüncü taraflardan bir veya birden fazla kişinin, haksız veya yasalara aykırı bir menfaat elde etmek amacıyla yaptığı aldatma içeren kasıtlı eylemleridir*” şeklinde ifade edilmiştir.

SPK'ya göre hile, “*İşletme yönetiminde yer alan kişiler ile yönetimden sorumlu olanların, işletme çalışanlarının veya üçüncü şahısların, kasıtlı olarak adil veya yasal olmayan bir menfaat elde etmek amacıyla aldatıcı davranışlarda bulunmaları*” olarak tanımlanmaktadır.

Finansal tablo hileleri, raporlama sürecinde meydana gelen düzensizlikler ve yanlışlıklar olarak tanımlanabilir; bu tür hatalar, finansal tablo kullanıcılarını yanıltmak amacıyla kasıtlı bir şekilde yapılmaktadır. Hileli finansal raporlama, genellikle üst yönetim tarafından gerçekleştirilen bir dolandırıcılık türü olarak öne çıkmaktadır (Sipahi, 2004, s.5-6). Bu tür finansal tablolar, esasen varlıkların ve kârın olduğundan fazla, borçların ise daha az gösterilmesi şeklinde bir manipülasyona sahiptir (Apparao, vd., 2009, s.159).

Finansal tablo hilelerinin temel amacı, vergi avantajları elde etmekten başlayarak, şirketin finansal durumunu gerçekte olduğundan daha iyi göstermek ve böylece kredi kaynaklarına daha kolay erişim sağlamaya kadar uzanmaktadır. Hileli işlemlerin şirketlere yansıyan gerçek maliyetini belirlemek oldukça zorlu bir süreç olmasına rağmen, bu durum imkânsız değildir (Terzi ve Şen, 2012, s.26).

2.2.5.2. Çalışan Hileleri

Çalışan hilekârlığı, bir işletmenin personelinin mal varlıklarını ele geçirip kendi menfaatleri doğrultusunda kullanması durumunu ifade eder. Bu tür dolandırıcılığa örnek olarak, bir çalışanın işletmeden para veya mal çalması veya işletmenin aracını kişisel yararları için kullanması gösterilebilir.

Çalışanların, kendi menfaatleri için işletmeye ait maddi varlıklara yönelik hileler ile maddi olmayan varlıklarla ilgili hileleri aşağıdaki şekilde sınıflandırmak mümkündür.

2.2.5.2.1. Nakit Varlıklara Dayanan Hileler

Bu hilekârlık türü, işletme çalışanları tarafından nakit varlıklar üzerinde gerçekleştirilen hilelerdir. Hileler, kayıt öncesi, hileli ödemeler ve kayıt sonrası hileler olarak kategorize edilebilir.

2.2.5.2.1.1. Kayıt Öncesi Hileler

Kayıt öncesi hileler, işletmeye ait nakdin kaydedilmeden çalınması; gerçekleşen satışların kaydedilmemesi, gerçek satış rakamlarının gizlenmesi ve kalan satış gelirinin çalınması gibi durumları kapsamaktadır. Ayrıca, işletmeye gelen çeklerin çalınması da bu tür hilelerin bir parçasıdır (Bozkurt, 2009, s.70).

2.2.5.2.1.2. Hileli Ödemeler

Bu tür hileler, çalışanların işletmeye ait varlıkları farklı yollarla çıkararak kendi yararlarına kullandıkları hileli kayıtlarla gerçekleştirilir. Karşılaşılan en yaygın hile yöntemleri şunlardır:

- *Fatura Hileleri*: Gerçekte alınmayan ürün veya hizmetlerin bedellerinin sahte faturalarla tahsil edilmesi, fatura tutarlarının abartılması ve kişisel harcamalara ait faturaların işletme muhasebesine sokulması gibi işlemleri içerir.

- *Bordro Hileleri*: Çalışmayan birinin çalışıyor gibi gösterilmesi veya işten ayrılan bir çalışanın hala işte olduğu izlenimi verilerek, bu kişiler üzerinden maaş ve fazla mesai ücretlerinin tahsil edilmesidir.

- *Gider Hileleri*: Giderlerin niteliğinin değiştirilmesi, tekrar eden ödemeler yapılması ve giderlerin olduğundan yüksek gösterilmesi gibi durumları kapsar.

- *Çek Hileleri*: Üzerinde oynama yapılmış, sahte veya çalıntı olan çekler aracılığıyla işletme varlıklarının dışarıya çıkarılması şeklinde gerçekleşen hilelerdir.

2.2.5.2.1.3. Kayıt Sonrası Hileler

Kayıt sonrası hileler, işletmenin muhasebe sistemine dahil olan kasadaki nakit paranın veya banka hesaplarındaki fonların çalınması şeklinde ortaya çıkmaktadır. Bu tür hilelerin tespit edilme oranı oldukça yüksek olduğundan, sıkça karşılaşılmamaktadır. İşletmelere zarar verme açısından, diğer hile türlerine göre daha az zararlı oldukları söylenebilir. (Bozkurt, 2009, s.70).

2.2.5.2.2. Nakdi Olmayan Varlık Hileleri

Bir işletmede yapılan hileler arasında nakit varlıklara dayalı hilelerin büyük bir üstünlüğü bulunmasına rağmen, nakdi olmayan varlık hileleri işletmeye çok daha fazla zarar verebilmektedir. Bu tür hilelerle karşılaşma sıklığının az olması nedeniyle, nakde

dayanmadığı düşünölen hilelere yönelik gerekli önlemler alınmamaktadır; mevcut önlemlerse genellikle yetersiz kalmaktadır(Bozkurt, 2009, s.72). Nakdi olmayan varlık hileleri, işletmelere ciddi zararlar vermekte; bu hileler arasında kişisel amaçlarla stokların çalınması, satış amaçlı stokların çalınması, hurda hırsızlığı ve çalınan varlıkların stok hesaplarında saklanması gibi yöntemler yer almaktadır.

2.2.5.3. Yolsuzluk ve Ahlaki Olmayan Davranışlar

Çalışanın, bir işletme faaliyetinde işverenin veya bir başkasının haklarını göz ardı ederek gücünü yanlış bir biçimde kendisine veya bir başkasına yarar sağlama amaçlı kullanmasıdır.

Bu tür eylemler genellikle işletme çalışanın, dışarıdan biriyle işbirliğine girmesiyle oluşmaktadır. Yolsuzluğu rüşvet, yasal olmayan hediyeler, çıkar çatışmaları ve ekonomik zorbalıklar başlıkları altında inceleyebiliriz.

Rüşvet, belirli bir işin gerçekleştirilmesi için yetkililere gizlice verilen para veya maldır ve bu, yasadışı bir kolaylık sağlama amacı taşır.

Yasal olmayan hediyeler ise, rüşvete benzer bir nitelik gösterse de bu hediyelerin iş kararlarını etkilemediği düşünölmür. Ancak yine de ahlaki açıdan tartışmalı bir davranış olarak değerlendirilmektedir.

Alt kademe çalışanları, işletme yöneticileri ve sahipleri arasında ekonomik anlaşmazlıklar meydana gelebilir ve bu durum çıkar çatışmalarına yol açar (Uğurlu, 2013, s.8).

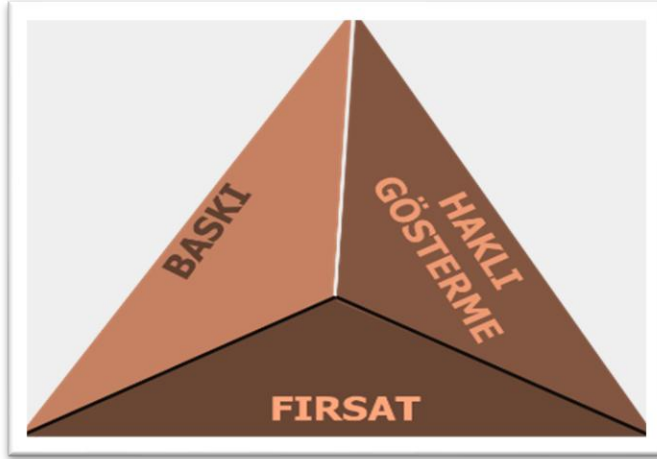
Ekonomik zorbalıklar ise satıcının lehine bir iş yapma karşılığında, işletme çalışanına sağladığı para ve mal şeklinde ortaya çıkar.

2.2.6. Hile Modelleri

Hangi amaçla hile yapıldığını araştıran ilk çalışma 1950 yılında bir kriminoloji uzmanı olan Donald Cressey'dir. Cressey'e göre hile yapanlar baskı, fırsat ve haklı gösterme olmak üzere üç davranış unsurunu sergilemektedirler. *Hile Risk Faktörü Teorisi* olarak adlandırılan bu çalışmasında, bu kavramlar önce bir üçgen haline getirilip, daha sonra da bu modelde yer alan başka unsurlar da eklenerek farklı modeller geliştirilmiştir (Yazıcı, 2018, s.844).

2.2.6.1. Hile Üçgeni

Donald R. Cressey tarafından geliştirilen ve Joseph T. Wells'in ismiyle anılan hile üçgeni, üç temel unsura dayanır: baskı, fırsat ve haklı gösterme(Şekil 3).



Şekil 3. Hile Üçgeni

Kaynak: Uğurlu, 2013, s.11

Kişilerin hile yapmasını tetikleyen pek çok neden bulunmaktadır. Bu nedenler uygun bir şekilde bir araya geldiğinde, hile meydana gelir. Hile üçgenindeki unsurların birleşimi, hileyi kaçınılmaz hale getirir.

2.2.6.1.1. Baskı

Bireylerin hile yapma isteği, yaşam standartlarındaki artış, hırs, kişisel borçların yükselmesi, beklenmeyen sağlık giderleri, yatırım kayıpları ve çocukları için yapılan yüksek eğitim masrafları gibi nedenlerle çeşitli baskılarla şekillenebilir (Uğurlu, 2013, s.11).

Bu baskı türleri şu şekildedir:

- Mali baskılar
- Kötü alışkanlıkların etkisi
- İşle ilgili baskılar

2.2.6.1.1.1. Mali İçerikli Baskılar

Bireyin paraya olan ihtiyacının artması, hileye başvurmasına sebep olan mali baskılardan biridir. Bu baskılar her an ortaya çıkabilir; lüks yaşam isteği, zengin olma hırsı ve aşırı şahsi borçlar, mali baskılar arasında yer alır (Bozkurt, 2009, s.114).

2.2.6.1.1.2. Kötü Alışkanlıklardan Doğan Baskılar

Bu baskı türü, mali baskılarla da bağlantılıdır. Örneğin, bir bireyin kumar veya madde bağımlılığı yüzünden yüksek miktarda borçlanması, onun hileye başvurmasına neden olabilir.

2.2.6.1.1.3. İş ile İlgili Baskılar

Birey, çalıştığı işten memnun olmadığında, kendisine haksızlık yapıldığını düşündüğünde, beklediği terfiyi alamadığında ya da yöneticileri tarafından motive edilmediğinde hile yapma dürtüsü geliştirebilir. Ayrıca, aldığı maaşın hak ettiğinden düşük olduğunu düşünmesi de hileye yönelmesine sebep olabilir (Bozkurt, 2009, s.116).

2.2.6.1.2.Fırsat

Fırsat, işletme yöneticilerinin ve sahiplerinin en dikkatli olması gereken unsurdur. Çalışanlara hile yapma imkânı verildiğinde, hilenin gerçekleşme olasılığı büyük ölçüde artar. Dolayısıyla, işletme yöneticileri ve sahipleri, çalışanlarına bu tür fırsatlar sunmamalıdır.

İyi bir iç denetim ve sıkı bir kontrol mekanizmasının varlığı, çalışanların hile yapma eyleminden kaçınmalarını sağlayacaktır. İşletmedeki kontrol ve denetim yetersizse ve hile yapma fırsatları mevcutsa, çalışanlar yakalanma olasılıklarının düşük olduğunu düşünerek hileye daha yatkın hale gelebilir.

Hileye fırsat tanıyan diğer etkenler arasında şunlar sayılabilir (Akyel, 2009, s.37):

- Zayıf etik politikalar,
- Çalışanların iş kalitesinin değerlendirilmesindeki yetersizlikler,
- Hile yapan kişilerin cezalandırılacağı disiplinli bir ortamın oluşturulmaması,
- Çalışanlar arasındaki zayıf bilgi akışı, tepe yönetimindeki cahillik, umursamazlık ve yetenek eksiklikleri,
- Yeterli denetim çalışmalarının yapılmaması da hileye zemin hazırlayan diğer bir etkidir.

2.2.6.1.3. Haklı Gösterme

Haklı gösterme, hile üçgeninin bir diğer önemli unsuru olarak karşımıza çıkar. Hile yapan kişiler, kendilerini haklı çıkarmak için çeşitli gerekçeler geliştirme çabası

içinde olurlar. Bu gerekçeler arasında, “Parayı borç almıştım, daha sonra ödeyecektim,” “Bu işleme yaptıklarımın karşılığıdır,” ve “Bu olay sonucu hiç kimse incinmedi,” gibi ifadeler yer alabilmektedir. Diğer gerekçeler ise, “Bu parayı iyi bir amaç için almıştım,” “Yaptığımı suç olduğumu bilmiyordum,” “İşleme bunu hak etmişti,” ve “İşleme vergi kaçırdığından dolayı zaten benim olan bir şeyi aldım,” şeklinde sıralanabilir.

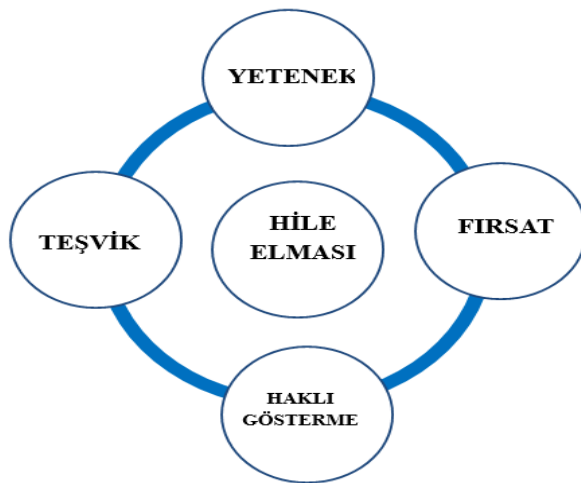
Hilelerin ortaya çıktığı durumlarda, hile yapan bireyler kendilerini dürüst olarak kabul eder ve eylemlerini haklı kılacak nedenler öne sürerler. Baskı unsurları ve fırsat, karşılıklı olarak birbirlerini etkileyen etmenlerdir. Önüne geçilemeyen bir baskı durumu, işletmede hile yapmak için fırsat arayışını tetikleyebilirken, işletmedeki fırsatların varlığı da çalışanın hile yapma isteğini artıracaktır.

1950 yılında Donald R. Cressey tarafından geliştirilen hile üçgeni, Joseph T. Wells tarafından isimlendirilmiş olup, hile modellerinin temelini oluşturmuştur. Ardından farklı araştırmacılar, Hile Ölçeği, Hile Küpü, Hile Elması, Hile Karesi ve Hile Beşgeni gibi yeni modeller üzerinde çalışmalar yapmışlardır.

2.2.6.2. Hile Elması (Karusu)

“Baskı”, “Fırsat” ve “Haklı Gösterme” unsurlarının tek başına hile oluşturmak için yeterli olmadığı, aynı zamanda ilgili kişide hile yapma becerisinin de bulunması gerektiği düşüncesinden yola çıkarak Hile Elması kavramı geliştirilmiştir. Çalışanın yeteneklerini de bu üç unsura ekleyerek hile elması oluşturulmuştur. Böylece, fırsat, baskı, haklı gösterme ve yetenek unsurları bir araya gelerek “Fraud Diamond” (Hile

Elması) terimini oluşturmuştur. Hile elmasının görsel ifadesi aşağıda Şekil 4’de sunulmuştur:



Şekil 4. Hile elması

Kaynak: Yendrawati vd., 2019, s.48

Wolfe ve Hermanson (2004), bir bireyin hile yapma yeteneği yoksa, hilenin gerçekleşmeyeceğini öne sürmektedir. Kassem ve Higson (2012) ile Sorunke ve Abayomi (2016) de bu görüşü destekleyerek, hile gerçekleştirmek için gerekli yetenek ve donanıma sahip doğru kişinin bulunmadığı sürece hile

eyleminin ortaya çıkmayacağını savunmaktadırlar. Mackevicius ve Giriunas'a (2013) göre ise, bireylerin motivasyonu ve fırsatları olsa bile, eylemi gerçekleştirecek ya da gizleyecek yeterlilikleri yoksa hile yapmaları mümkün değildir.

Yetenek, çalışanların işletme içindeki görevlerini etkin bir şekilde yerine getirmelerine imkân tanıyan kişisel becerileri tanımlar. Hileli eylemlere yönelme kararında, bireyin karşılaştığı en önemli engel rasyonelleştirme değildir. Hileli davranışlar rasyonelleştirildiğinde, fail, eylemi gerçekleştirip gerçekleştiremeyeceğini kendi yetenekleri ve organizasyondaki konumu açısından değerlendirir (Yendrawati vd., 2019, s.48). Wolfe ve Hermanson (2004), doğru yeteneklere sahip olmayan bireylerin birçok hile eylemini gerçekleştiremeyeceklerine inanmaktadır. Ayrıca, hile yapabilmek için aşağıdaki dört önemli özelliğe dikkat çekmektedirler:

- Kurumsal pozisyon ve konum,
- Muhasebe sistemini anlama ve iç kontrol mekanizmalarını kullanabilme yeteneği,
- Hile eyleminin tespit edilemeyeceği ya da yakalanma durumunda kolayca kurtulabilme güveni,
- Hile eyleminin neden olacağı stresle başa çıkabilme yeteneği.

2.2.6.3. Hile Beşgeni

Küresel iş dünyasının evrimi, şirketler üzerinde derin etkiler meydana getirmiştir. Şirketler, dış kaynak kullanımı, küresel ortaklıklar ve teknolojik ilerlemeler sayesinde, bireylerin kurum genelindeki değişimleri etkileme yetkisine sahip olduğu matris organizasyonlarına dönüşmüştür (Kazan, 2021, s. 252).

Performansa dayalı ödeme ve ödüller, çalışanların performans hedeflerine ulaşmak için etik dışı yollar aramaları adına daha fazla teşvik yaratmaktadır. Bu bağlamda, birçok işletme sahipleri tarafından yönetilmediğinden, yöneticilerin ortaya çıkan sorunları gizleme olasılıkları da artmaktadır. Günümüzde meydana gelen hile eylemleri, Cressey dönemindeki faillere kıyasla, daha fazla bilgi ve kurumsal varlıklara erişime sahip olan bağımsız bireyler tarafından gerçekleştirilmektedir.

Bu değişimler, Cressey'nin hile üçgeni modelinde yer alan unsurların hile eylemini açıklamada yetersiz olduğu düşüncesini doğurmuş; bu düşünceden yola çıkarak Jonathan Marks, Hile Beşgeni teorisini geliştirme ihtiyacı hissetmiştir (Nanda vd., 2019, s.106-113). Marks'ın hile beşgeni modeli, hile üçgenine kibir ve yetenek gibi iki yeni

unsur ekleyerek, bu alanın daha kapsamlı bir şekilde ele alınmasını sağlamaktadır (Şekil 5). Bugünün iş dünyasında, bir çalışanın hile yapma potansiyelini değerlendirmek için yetenek ve kibir önemli bir rol oynamaktadır.

Hile beşgeni teorisinde tanımlanan “*yeteneğin*”, Wolfe ve Hermanson’ın (2014) Hile Elması teorisinde daha önce açıklanan yetenek unsuruna benzer bir anlam taşıdığı görülmektedir. *Yeteneğin*, çalışanların iç kontrol mekanizmalarını göz ardı etme, gizlilik stratejileri geliştirme ve sosyal durumu kontrol etme becerisiyle ilgili olduğu anlaşılmaktadır.



Şekil 5. Hile Beşgeni

Kaynak: Nanda vd., 2019, s.106-113

Kibir, sahip olunan haklar üzerinde bir üstünlük hissi olarak tanımlanabilir ve hilekârın iç kontrol uygulamalarının ya da şirket politikalarının kendisi için geçerli olmadığına inanması durumunu ifade eder (Nindito, 2018, s. 3). Kibirli bir yapıya sahip hilekâr, şirketin iç kontrol sistemini başarıyla devre dışı bırakma konusunda yüksek bir güven duygusuna sahiptir ve sahip olduğu kibir nedeniyle hile eyleminin tespit edilmeyeceğini düşünür.

Sonuç olarak *Hile Beşgeni*, hile

vakalarını daha iyi açıklamak ve bu tür eylemlere karşı mücadele çabalarını en üst düzeye çıkarmak amacıyla hile eylemi üçgeni ile birlikte değerlendirilmelidir. Kısacası, bu model hem “*insan*” hem de “*suç*” unsurlarını bir arada ele almaktadır.

2.2.7. Hile Grupları

Günümüzde işletmelerde meydana gelmiş ve gelecekte gerçekleşecek hileleri tespit etmek ve sınıflandırmak oldukça zor bir görevdir. İnsanın zekâ yeteneğinin çok yönlü olması, gelecekte karşımıza çıkacak hile türlerini kesin bir şekilde tahmin etmeyi zorlaştırmaktadır (Bozkurt, 2009, s.64). Hileler hem işletme aleyhine hem de işletme lehine gerçekleştirilebilmektedir.

Tablo 2

Hile grupları

| Hile Türü | Mağdur | Hileyi Yapan | Açıklama |
|------------------|---------------------------|-------------------|---|
| Çalışan Hileleri | İşveren | Çalışanlar | Çalışan hırsızlık yapar. |
| Yönetim Hileleri | Finansal Tablo İlgilileri | Tepe Yöneticileri | Finansal tablolar olduğundan farklı gösterilir. |
| Yatırım Hileleri | Yatırımcılar | Bireyler | Yatırıma para yatırılır. |
| Satıcı Hileleri | Alım yapan İşletmeler | Satıcılar | Fiyatlar şişirilir sevk olmadan para alınır. |
| Müşteri Hileleri | Satış Yapan İşletmeler | Müşteriler | Satıcı kandırılır. |

Kaynak: Bozkurt (2009), s.64

Hile gruplarını farklı kategorilere ayırmak mümkündür:

2.2.7.1. Çalışan Hileleri

Çalışan hileleri, en yaygın hile biçimlerinden biridir. Bu tür hilelerde çalışan, işletmenin varlıklarını kendi çıkarları doğrultusunda kullanarak veya mesleki sahtekârlıklar ile işvereni aldatmaktadır. Çalışan, hileyi ya doğrudan ya da dolaylı bir şekilde gerçekleştirebilir.

Doğrudan yapılan hilelerde, çalışan kasadan para çalmakta, stokta bulunan ürünleri ya da işletmeye ait demirbaşlarını çalmaktadır. Ayrıca, gerçekte var olmayan ancak varmış gibi gösterilen sahte işletmeler aracılığıyla almadığı ürünleri almış gibi veya teslim etmediği ürünleri teslim etmiş gibi gösterme gibi yöntemlere de başvurabilir. Bu hile çeşidinde üçüncü bir taraf bulunmadığı için çalışan, işletme varlıklarını doğrudan ele geçirmektedir.

Dolaylı hilelerde ise üçüncü bir taraf vardır. Hileyi gerçekleştiren çalışan, satıcılara ya da müşterilere fayda sağlayarak onlardan rüşvet almaktadır (Bozkurt, 2009, s.64). Satıcılardan alınan ürünlere yüksek fiyatlar belirleyerek alma, işletme varlıklarından satıcılara para aktararak veya müşterilere ürünleri düşük fiyatlarla satarak üçüncü şahıslardan rüşvet elde etmektedir.

2.2.7.2. Yönetim Hileleri

Yönetim hileleri, yöneticiler tarafından işletme içinde gerçekleştirilen en önemli hile türüdür. Bu hileler genellikle “*hileli finansal raporlama*” olarak adlandırılmaktadır. İşletme yöneticileri, finansal tablolar üzerinde değişiklik yaparak işletmenin durumunu olduğundan daha iyi ya da kötü bir şekilde sunmaktadır. Bu hile türü genelde yatırımcılar, kredi verenler ve devlet kurumları için mağduriyet oluşturmaktadır (Bozkurt, 2009, s. 65).

İşletme kârının ve satış miktarının düşük gösterilmesiyle birlikte, giderlerin olduğu kadar yüksek gösterilmesi yoluyla vergi kaçırma durumu ortaya çıkarak devlet kurumları zarar görmektedir. İşletmenin gerçekteki durumundan daha iyi görünmesi sağlanarak yatırımcılar ve kredi verenler kandırılmakta; yöneticiler ise işletmenin görünümünü manipüle ederek, işletme sahiplerinin yanıltılmasıyla prim ve ikramiyeler elde etmektedirler. Günümüzde en yüksek hile tutarları ile bağlantılı olan bu tür hileler ciddi sorunlara yol açmaktadır. Örneğin, Enron Skandalı ve Türkiye’deki İmar Bankası olayı, bu hile türünün önemli örnekleri arasında yer almaktadır.

2.2.7.3. Yatırım Hileleri

Yatırım hilelerinde, işletmeye ait değersiz ve hile amacı güden yatırımlar, şüphelenilmeyen yatırımcılara satılmaktadır. Bunun içine, değersiz ortaklık payları, değersiz yatırımlar ve gelir sağlamayacak ortaklıklarının müşterilere satılmasıdır (Altınsoy, 2011, s.37).

2.2.7.4. Satıcı Hileleri

Satıcının, yalnızca kendisi ya da bir işletme çalışanıyla birlikte işletmeye ürün ve hizmet sunarken yaptığı bir hile yöntemidir. Bu hile yönteminde, işletmeye yüksek miktarda satışlar gerçekleştirilerek, düşük kalitede ürünlerin satılması, eksik veya hiç ürün teslim edilmemesi suretiyle gerçekleşmektedir.

2.2.7.5. Müşteri Hileleri

Müşterilerin, mal veya hizmet alırken işletmelere daha düşük fiyatlarla ya da ödemelerin yapılmadığı durumlarda, yalnız ya da işletme çalışanıyla birlikte gerçekleştirdikleri hile yöntemidir(Bozkurt, 2009, s. 66).

2.2.8. Hile Tespit Yaklaşım ve Yöntemleri

Hile ile ilgili savaşa yapılması gereken çalışmalar üç ana grupta toplanmaktadır.

- Hilenin önlenmesi,
- Hilenin araştırılması,
- Hilenin ortaya çıkartılması.

Hilenin önlenmesi açısından hile politikaları, iç kontrol yapıları, iç denetim faaliyetleri ve ihbar hatları önemli araçlar olarak değerlendirilmektedir(Zengin, 2017, s.354).

Hilenin araştırılması sırasında, varlığından şüphe duyulan hilekârlık eylemlerinin kim tarafından yapıldığı, nasıl gerçekleştirdiği, ne zaman meydana geldiği ve bunun nedenleri gibi sorulara yanıt bulmaya çalışılmaktadır.

Hilenin tespit edilmesinde ise aktif ve reaktif (geleneksel) yöntemlerle, imkânlar göz önünde bulundurularak hilelerin varlığına dair ipuçları araştırılmaktadır.

Hilenin tespitinde kullanılacak yöntemleri iki ana kategoriye ayırabiliriz:

- Geleneksel (reaktif) yaklaşımlar,
- Aktif tespit (proaktif-teknoloji temelli) yöntemleri.

Geleneksel yaklaşımların birçoğu, doğası gereği aktif bir nitelik taşımamaktadır. Bu yöntemde hileler genellikle şikayetler, ihbarlar, tesadüfi bulgular, gözlemler ve duyularla ortaya çıkarılmaktadır. Bu yaklaşımı teknoloji temeline dayanmayan yöntemler olarak adlandırmak da mümkündür.

Aktif yöntemler, yani proaktif yaklaşımlar, teknolojiye dayalı bir zemin üzerine inşa edilmiştir. Bu yöntemlerde bekleme anlayışı yoktur; aksine, hilekârlık eylemlerine karşı sürekli bir mücadele söz konusudur. Bu noktada, çeşitli hile türlerine saldırgan bir şekilde odaklanarak bu tür eylemlerin belirtilerini, göstergelerini veya kırmızı bayraklarını tespit etme amacı güdülmektedir(Bozkurt, 2009, s.170). Bu yaklaşımda işletmeler, sürekli olarak hile olasılıklarını değerlendirmekte, elde edilen bulguları analiz etmekte ve olası senaryoları ortaya koymaktadır.

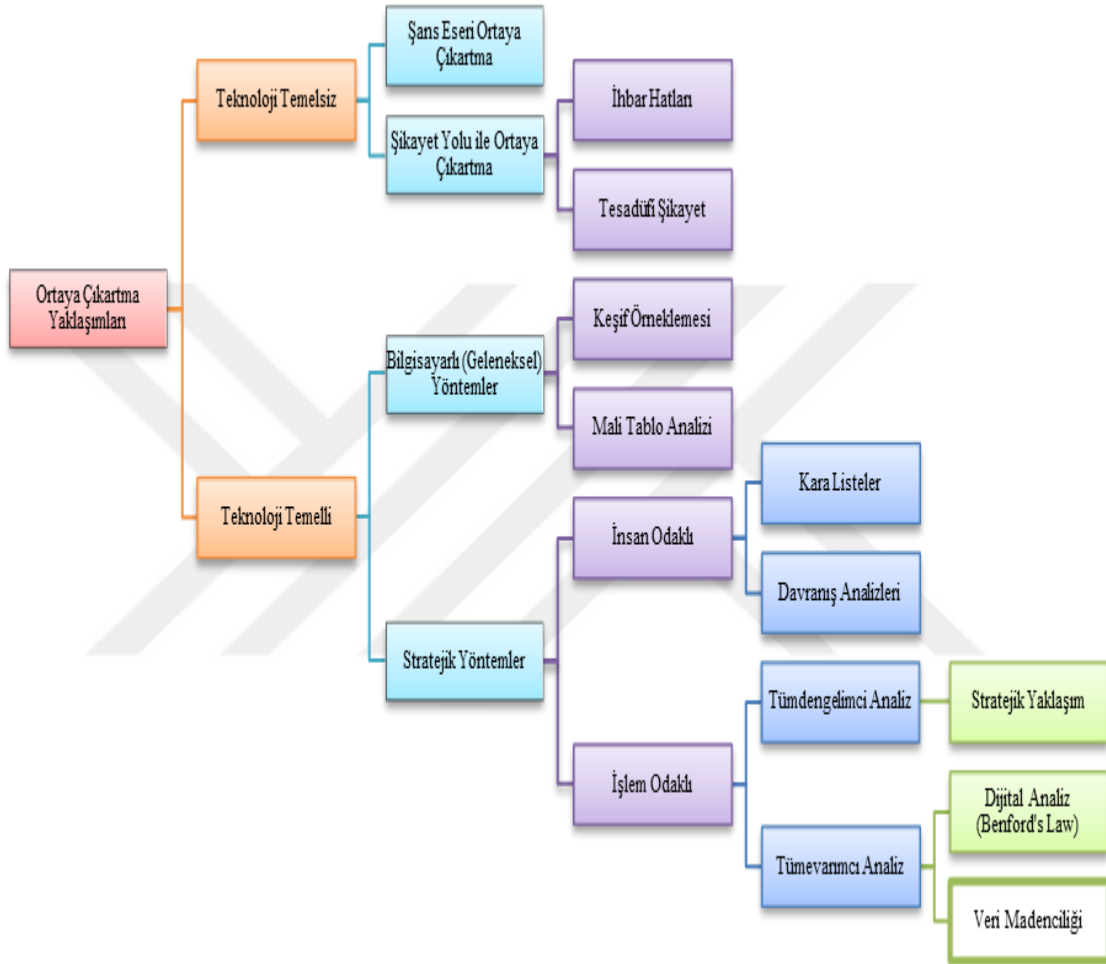
Teknoloji temelli hile tespit yöntemleri arasında şunlar yer almaktadır:

- Çeşitli istatistiksel analiz yöntemleri,
- Mali analiz teknikleri,
- Bilgisayar destekli denetim teknikleri,
- İnsan incelemesi kapsamında yapay zekâ teknikleri, bulanık mantık (fuzzy logic) yöntemleri ve uzman sistemler,

- Veri madenciliği (data mining) programları ve dijital analiz stratejileri.

Bu kapsamda, hilekârlığı önlemek ve tespit etmek için gelişmiş teknolojilerden faydalanılmaktadır.

Hilenin ortaya çıkarılmasıyla ilgili yaklaşımlara dair yapılmış bir sınıflandırma aşağıdaki Şekil 6'da yer almaktadır(Akdemir,2016, s.10).



Şekil 6. Hilenin Ortaya Çıkartılmasında Yaklaşımlar

Kaynak: Albrecht ve Albrecht. 2004, 'Strategic Fraud Detection: A Technology-Based Model.

Yapılan ayırımın temelini teknoloji oluşturmakla beraber, sözü edilen yaklaşımlar reaktif ve proaktif yaklaşımlardır. Kaynak yazarları, teknoloji temelsiz yaklaşımın reaktif (geleneksel) ve teknoloji temelli yaklaşımın da proaktif olduğunu belirtmişlerdir. Reaktif yaklaşımda hile; şans eseri, ihbar veya şikâyet ile ortaya çıkartılmaktadır. Proaktif yaklaşımda ise çeşitli analiz ve teknikler uygulanarak hile belirtileri aranmaktadır.

Bazı yazarlar hile tespitini, işlem odaklı analizlerde tümevarım ve tümdengelim yaklaşımları olarak tasnif etmişlerdir. Yazarlar, yukarıdaki sınıflandırmanın aksine, bir

başka makalelerinde farklı bir sınıflandırma yapmışlardır. Yukarıdaki şekilde dijital analiz ve veri madenciliği tümevarım yaklaşımına dahil edilirken, sözünü ettiğimiz makalede aynı teknikler, keşif örnekleme ile birlikte tündengelim yaklaşımı çerçevesinde ele alınmaktadır(Akdemir, 2016, s.11).

Bu çalışmada hilenin ortaya çıkartılmasında benimsenen yaklaşımlar, dört başlıkta ele alınmıştır.

- Bunlardan birincisi, iç kontrolleri temel alan pasif yaklaşımdır.
- İkincisi, hilelerin ortaya çıkartılmasında önemli pay sahibi olan kırmızı bayrak yaklaşımıdır. Diğerleri ise,
- Aynı zamanda geleneksel yaklaşım da denilen reaktif yaklaşım,
- Hilenin varlığı, ortaya çıkartılma amacını araştıran Proaktif yaklaşımdır.

2.2.8.1. Pasif Yaklaşım

Pasif yaklaşım açısından, işletmelerdeki hilelerin önlenmesi, tespit edilmesi ve caydırılması konusunda en önemli görev iç kontrol sistemlerine aittir(Boztepe, 2017, s.9). Bu sistemler, önleyici, tespit edici, telafi edici ve yönlendirici kontrollerden oluşmaktadır.

Pasif yaklaşım altında ele alınan bu dört kontrol türü, etkili bir iç kontrol mekanizmasının kritik unsurlarını temsil etmektedir. Bir kontrolün eksikliği, diğer kontrol mekanizmalarının etkinliğini olumsuz etkilemektedir. Örneğin, telafi edici bir kontrol olarak kaleme alınan cezalandırma mekanizması incelendiğinde, işletmede hile yaptıkları için herhangi bir ceza verilmemesi, çalışanların bu durumu gözlemlemesi ile diğer kontrollerin etkinliğini azaltacaktır(Akdemir, 2016, s.12).

Etkin bir iç kontrol sisteminin hilenin önlenmesinde en önemli araç olarak kabul edildiği söylenebilir. ACFE tarafından gerçekleştirilen bir araştırma da bu durumu desteklemekte; araştırmaya katılan işletmelerde tespit edilen hile vakalarının %90'ının, uygun kontrollerin zamanında uygulanması halinde önlenebileceğini ortaya koymaktadır (ACFE 2020). Küçük işletmelerde iç denetimi yöneticiler yapabilirken, büyük işletmelerde konu daha karmaşık hale geldiğinden dolayı, bu denetimi gerçekleştirecek bir birimin kurulması gerekliliği ortaya çıkmaktadır (Önal ve Kırış, 2024, s. 87).

Hilenin tespit edilmesinde de etkili bir araç olan iç kontrol sistemi, hilenin ortaya çıkartılması durumunda aynı derecede etkili olamamaktadır. Hile vakalarının yaklaşık yarısının ihbar, rastlantı ya da itiraf yoluyla açığa çıktığı düşünüldüğünde, iç kontrol sisteminin başarılı bir tespit mekanizması olduğu görüşü tartışmalı hale

gelmektedir(Akdemir, 2016, s.11). İç kontroller incelendiğinde, bunları aktif ve pasif olmak üzere iki gruba ayırmak mümkündür.

Aktif iç kontrol örnekleri arasında imzalar, parolalar ve görevlerin ayrılığı gibi unsurlar bulunmaktadır. İlk bakışta bu kontroller oldukça sağlam görünse de bazı hilekârlar zayıf noktalar bularak bu kontrolleri aşabilmektedir. Bu durum bir kez yaşandığında, söz konusu kontrolün hileyi önleme ve caydırma işlevi büyük ölçüde kaybolmaktadır.

Pasif iç kontroller ise hilekârlığı önlemekten ziyade, hilekârları caydırmaya yönelik mekanizmaları içermektedir. Bu tür kontroller, potansiyel hilekârlara hile yapmaktan kaçınmaları için bir motivasyon sunmayı hedeflemektedir. Pasif kontrol örnekleri arasında sürpriz denetimler, belirli kontroller ve denetim izleri sayılabilir(Akdemir, 2016, s.12).

Aktif ve pasif kontroller, birbirini tamamlayıcı nitelikte olup, işletmelerde her iki tür kontrolün de yaygın bir şekilde uygulanması gerekmektedir. Hilenin sürdürülme süresi uzadıkça, doğuracağı zarar da artmaktadır.

Pasif yaklaşımı esas alan iç kontrol sistemleri önemli olsa da işletmeler için tek bir çözüm olarak değerlendirilmemelidir. Etkili bir iç kontrol sisteminin hile üzerindeki etkisi, yapılan araştırmalarla kanıtlanmıştır. Her işletme, iç kontrol sistemini hile riskini en aza indirecek biçimde tasarlamalı ve gereken kontrolleri hayata geçirmelidir.

2.2.8.2. Kırmızı Bayrak Yaklaşımı

Kırmızı bayraklar, hilenin tespit edilmesinde kritik bir rol oynayan ve gerekli kanıtlar olmadan bazı durumların sorunlu olabileceğini gösteren belirteçlerdir. Başka bir deyişle, kırmızı bayraklar hilenin izlerini taşır. Her hile, bir iz bırakma eğilimindedir; bazı izler daha belirgin iken, bazıları daha gizli ve fark edilmesi güç olabilir. Ancak bu izlerin tespit edilmesi, daha kapsamlı incelemeler yapılmasına ve hilenin açığa çıkarılmasına imkân tanır(Önal ve Kılıç, 2019, s.550).

Kırmızı bayraklar, aynı zamanda hile göstergeleri olarak adlandırılır ve norm dışı bir durum olarak belirirler; normalden farklı bir yapıya sahiptirler. Kırmızı bayrakların temelinde “*Anormallik*” kavramı bulunur. Anormallikler, davranış biçimlerinin önceden tahmin edilebilirliğindeki bir sapmayı ifade eder(Demir ve Yıldız, 2022, s.131). Bir işletmede karşılaşılan her anormal durum, yalnızca hata veya düzensizliklerden değil, aynı zamanda hileden de kaynaklanabilir. Bir anormallikle karşılaşıldığında bunun bir

hile belirtisi olabileceğinin düşünülmesi, hilenin ortaya çıkarılmasına katkıda bulunur. Bu nedenle, anormallik kavramına dayanan kırmızı bayrak yaklaşımı, “*Belirtiye Dayalı Hile Araştırması*” aracı olarak da geçmektedir.

Hile ile ilgili işaretler, çeşitli şekillerde sınıflandırılmaktadır; her bir hile türü, kendine has işaretler barındırmaktadır. Bu nedenle hileleri farklı türlere göre sınıflandırmak mümkündür. Örneğin, fatura dolandırıcılıkları, komisyon dolandırıcılıkları, stok dolandırıcılıkları, çek dolandırıcılıkları ve maaş dolandırıcılıkları gibi. Hile belirtisi sınıflandırılırken, sıkça kullanılan bir yöntem, bu belirtileri genel ve özel olmak üzere iki gruba ayırmaktır. Genel belirtiler, her türlü hilenin geçerli olabileceği yaygın özellikleri kapsarken, spesifik belirtiler hileli finansal raporlama, çalışan dolandırıcılığı ve yolsuzluk konularındaki işaretleri içermektedir (Fido, 2016, s. 67).

Farklı bir sınıflandırmada, hile belirtilerinin yapısına göre değerlendirilerek belirtiler davranışsal, kurumsal, işlemsel ve iç kontrol sistemine ait hile belirtileri olmak üzere dört gruba ayrılmıştır. Ayrıca, çalışanlar ve yöneticiler üzerinden de bir ayırım yapılmaktadır. Yönetimle ilgili hile belirtileri, hileli finansal raporlamayı ortaya çıkarmada faydalı olurken, çalışanlara ait hile belirtileri, varlıkların kötüye kullanılmasına ilişkin hilelerin tespitinde yardımcı olmaktadır (Yaylalı, 2024, s.132).

Hile belirtileri oldukça fazladır ve çeşitli kaynaklarda, bahsettiğimiz sınıflamaları temel alan listeler bulunmaktadır (İnceoğlu, 2020, s.25). Tüm hile belirtilerini bu çalışmaya dahil etmek zor olduğundan, ana başlıklar halinde aşağıda sıralanmıştır:

Yönetimle ilgili hile belirtileri;

- Faaliyetlerin yürütülmesiyle ilgili anormallikler,
- Yönetim özellikleriyle ilgili anormallikler,
- Örgüt yapısıyla ilgili anormallikler,
- Üçüncü şahıslarla olan ilişkilerde olağandışı durumlar.

Çalışanlar ile ilgili hile belirtileri;

- Muhasebe ile ilgili ipuçları,
- İç kontrol sistemindeki zayıflıklar,
- Analitik göstergeler,
- Yaşam tarzı göstergeleri,
- Davranışsal göstergeler,

- İhbar ve şikayetler.

Kırmızı bayraklar, reaktif ve proaktif yaklaşımlar arasında bir bağ oluşturmaktadır. Başka bir ifadeyle, hile belirtilerinin ele alınış şekli iki yaklaşım arasındaki belirgin farkları ortaya koymaktadır. Kırmızı bayrakların duruma göre hem reaktif hem de proaktif özellikler taşıması mümkündür.

2.2.8.3. Reaktif Yaklaşım(Teknoloji Temelsiz)

Reaktif yaklaşım, geleneksel bir yöntem olarak da adlandırılmakta olup, genellikle bir ihbar alındığında ya da hileye dair bir belirti izlendiğinde devreye girmektedir. Bu yaklaşımın adı, hile incelemesi yapacak kişinin, araştırma gerçekleştirmek için bir motivasyonun oluşmasını beklemesinden kaynaklanmaktadır. Bu motivasyon, çoğunlukla hilenin yapıldığına dair gelen bir ihbar, şikâyet ya da rastlantı sonucu ortaya çıkmaktadır (Albrecht vd., 2012: 169). Ayrıca, hile belirtilerinin tespit edilmesi de bir diğer motivasyon kaynağıdır. Bu iki durumdan birinin meydana gelmesi durumunda, hile araştırma süreci başlamaktadır.

Bu yöntemde, hile iddialarının araştırılmasına yönelik bir soruşturma süreci yürütülmektedir. Amaç, spesifik olarak ortaya konulan iddiaların doğruluğunu tespit etmektir(Mert, vd. 2022, s.71). Reaktif hile denetimi yaklaşımı, denetimlerin yürütülmesinde veri tabanının tamamının analiz edilmesinin yüksek maliyetler doğurması nedeniyle, veri tabanından rastgele örneklemeler olarak denetim gerçekleştirilmesini gerektirir.

Hilelerin tesadüfen ortaya çıkması durumu, bir hile olayı gerçekleştikten sonra, denetçinin deneyiminden veya çalışmalarından bağımsız bir şekilde hilenin şans eseri meydana gelmesidir. Örneğin, dolandırıcının çalışma alanında ya da ortak kullanım alanında unutulmuş bir belge ya da dökümanın bulunması sonucunda hilenin açığa çıkması böyle bir durumu temsil edebilir (Öztürk ve Savcı, 2019, s.59). Hilelerin gizli ve gözlemlenemeyen doğası nedeniyle somut ve açık kanıtlar bulmak son derecede zordur. Genellikle, hilelere dair sadece şüphe uyandıran belirtiler mevcuttur. Hile emareleri literatürde; iç kontrol zayıflıkları, ihbar ve şikayetler, muhasebe sistemiyle ilgili belirtiler, analitik göstergeler, çalışanların yaşam tarzlarında meydana gelen önemli değişiklikler ve davranışsal bozukluklar gibi altı farklı grupta incelenmektedir(Mert, vd. 2022, s.71).

2.2.8.4. Proaktif Yaklaşım (Teknoloji Temelli)

Hilenin tespiti için kullanılan bir başka yöntem de proaktif yaklaşımdır. Bu yaklaşım, henüz herhangi bir hile belirtisi gözlemlenmemişken çeşitli anormalliklerin araştırılması esasına dayanmaktadır. Reaktif yaklaşımda, hile belirtileri görüldüğünde inceleme yapılmaya başlanırken, proaktif yaklaşımda henüz hile şüphesi oluşmadan incelemelere geçilmektedir(Mert, vd. 2022, s.71). Yani, hilenin varlığı, ortaya çıkarılması amacıyla araştırılmaktadır. Proaktif yaklaşımda teknolojinin etkin kullanımı söz konusu olduğunda, iki aşamanın paralel bir şekilde yürütüldüğü anlaşılmaktadır. Ancak, proaktif aşamada hile belirtilerini araştırma sürecinde yürütülen inceleme ile hile ortaya çıktıktan sonraki kanıt toplama amacıyla gerçekleştirilen araştırmalar aynı yapıda değildir. Aşağıda, hilenin araştırılma biçimleri incelendiğinde bu durum daha iyi anlaşılacaktır.

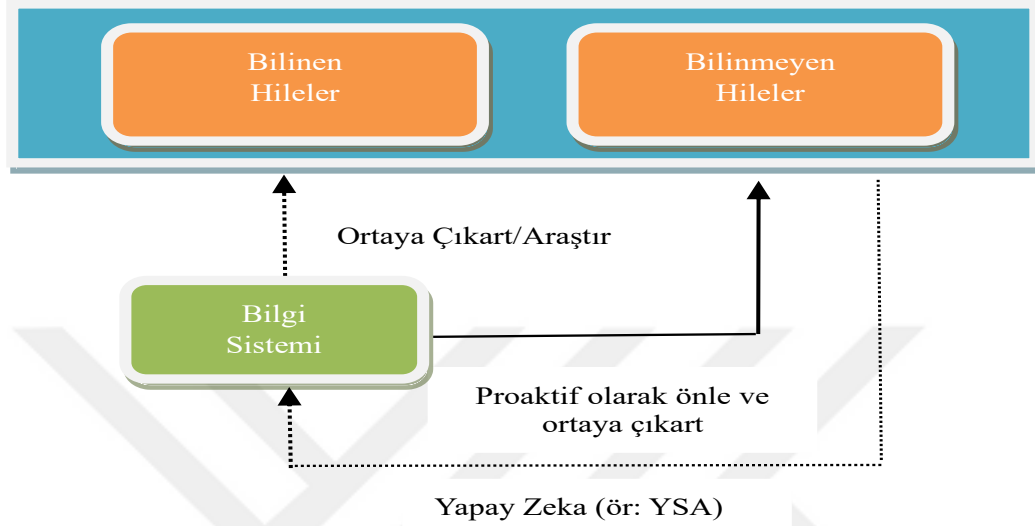
- *Proaktif Araştırmalar:* Bu tür araştırmalar, hile şüphesinin henüz ortaya çıkmadığı durumlarda gerçekleştirilir. Proaktif araştırmaların hedefi, yüksek risk taşıyan alanlarda sürekli olarak hile belirtisi olabilecek anormalliklerin izlenmesidir. Bu araştırmalarda kullanılan yöntemler ve teknikler aracılığıyla hile, daha önce belirtildiği gibi proaktif bir biçimde tespit edilmektedir. Proaktif prosedürler, belirlenmiş politika, süreç veya iç kontrol sistemlerine uyumu belirlemek amacıyla yapılan tanımlama, ölçme ve test etme faaliyetlerini içerebilir. Prosedürler, herhangi bir hile belirtisi olmaksızın, yüksek hile riski barındıran ya da hileye duyarlı alanlara uygulanabilir.

- *Keşif Araştırmaları:* Bu tür araştırmalar, bir hilenin olabileceğine dair şüphelerin bulunduğu ya da açıklanamayan bir durumun varlığı söz konusu olduğunda gerçekleştirilir.

- *Destekleyici Araştırmalar:* Bu tür araştırmalarda, hilenin kesin olarak var olduğu bilinmektedir. Araştırmalar, hilenin kimin ve ne kadar zamandır nasıl gerçekleştirdiği gibi sorulara yanıt bulmayı hedefler. Bu nedenle, bu aşamanın temelinde uygun kanıtların toplanması yer almaktadır.

Aşağıda, proaktif yaklaşımla ilgili bir şekil bulunmaktadır(Şekil 7). Bu yaklaşımın amacı, bilinmeyen dolandırıcılıkları bilgi sistemleri aracılığıyla görünür hale getirmektir. Bilinmeyen dolandırıcılıkları iki türe ayırdığımızda; meydana gelmiş olanları ortaya çıkarmak, henüz meydana gelmemiş olanları ise önlemek amacıyla proaktif prosedürler uygulanmaktadır. Daha önce belirttiğimiz gibi, teknolojinin proaktif yaklaşımda önemli bir rolü vardır. Bu kapsamda hilelerin önlenmesi, açığa çıkarılması ve araştırılmasına ilişkin faaliyetler, teknoloji ve bilgi sistemleri çerçevesinde gerçekleştirilmektedir.

Proaktif yaklaşımlar, teknoloji temelli aktif yöntemleri içermektedir. Teknoloji temelli (Örneğin, Benford kanunu, Fuzzy Logic, CAAT's, Data Mining, vs.) bu yaklaşımlarda yer alan yöntemler, çok sayıda bağımsız kitap oluşturacak düzeyde teoride ve uygulamada yer almaktadır(Kılıç ve Önal, 2021, s.88).



Şekil 7. Proaktif Yaklaşım

Kaynak: Jianxing, 2010, s.31.

Bu çalışmada Proaktif Yaklaşımlardan, teknoloji temelli Veri Madenciliği (Data Mining) yöntemleri ile finansal oranlar aracılığıyla kredi değerlendirme riskleri tespit edilmeye çalışılacaktır. Bu amaca yönelik olarak; sonraki bölümlerde veri madenciliğinin tanımı ve genel bilgiler, kullanım amaçları ve kullanıldığı alanlar, sonrasında ise aşamalarıyla temel teknik ve algoritmalar açıklanıp, uygulama çalışmaları yapılacaktır. Bundan dolayı bu bölümde bu yöntemler ayrıca açıklanmamıştır.

BÖLÜM III

FINANSAL TABLOLARDAKİ RİSKLERİN BELİRLENMESİNDE KULLANILAN VERİ MADENCİLİĞİ YÖNTEMLERİ

3.1. Veri Madenciliği Hakkında Genel Bilgi

Bilgi teknolojilerinin insan yaşamının farklı alanlarındaki gelişimi, e-posta kayıtları, belgeler, resimler, ses kayıtları, videolar, bilimsel veriler ve birçok yeni veri formatı gibi farklı şekillerde veri depolamanın önemli ölçüde artmasına neden olmuştur(Buluş, 2023, s.142). Doğru kararları vermek için, çeşitli kaynaklardan gelen büyük veri kümeleri, veri tabanından bilgi çıkarmak için uygun mekanizmalara ihtiyaç duyar.

Son yıllarda, karar alma sürecinde ilgili uzman bilgisini ve istatistiksel modelleme araçlarını bir araya getirmeyi amaçlayan geleneksel veri analitiğinin yerini alan yeni trendlerin ortaya çıktığını görüyoruz. Bu değişimi yönlendiren temel faktörler, veri toplama ve depolama alanındaki teknolojik gelişmeler, hızlı bir şekilde alınabilen ve uygulanabilen veri tabanlı analitiğin oluşturduğu rekabet avantajı ve analitik sonuçlarının karar alma süreçlerinde kolayca anlaşılıp uygulanabilmesidir(Apte, 2002, s.50).

Veri toplama ve saklama teknolojilerindeki hızlı ilerlemeler, veri tabanları, veri ambarları ve internet gibi pek çok veri deposunda daha fazla verinin birikmesi anlamına gelmektedir. Bu olağanüstü ilerlemeyi etkili veri analiz araçları olmadan anlamak, insanın kapasitesini aşan bir duruma dönüşmüş ve bu da karar vericileri veri açısından zengin ama bilgi bakımından yetersiz bir duruma düşürmüştür (Çakır, 2008, s. 3). Veri madenciliği, bu ihtiyaçları karşılamaya yardımcı olan bir yöntemdir.

3.2. Veri Madenciliği Tanımı

Veri madenciliği, büyük miktardaki verilerin detaylı olarak incelenmesi ve anlamlı bilgilere dönüştürülmesi olarak tanımlanır. Bu karmaşık işlem genellikle otomatik veri analizi yöntemleri kullanılarak gerçekleştirilir. Veri madenciliği, istatistiksel ve matematiksel teknikler ile makine öğrenimi algoritmalarını birleştirir ve anlamlı desenler, ilişkiler veya değerli bilgiler keşfeder. Bu sayede, işletmeler ve kuruluşlar veri tabanlarını daha iyiye yönelik stratejik kararlar almada kullanabilirler (Yılmaz, 2023, s.44). Veri madenciliği, finans, perakende, sağlık, pazarlama,

telekomünikasyon gibi birçok sektörde yaygın olarak kullanılmaktadır. Büyük şirketler, müşteri isteklerini anlamak, pazar trendlerini belirlemek, hedef kitlelere yönelik reklam stratejilerini geliştirmek ve satış verimliliğini artırmak için veri madenciliği tekniklerini aktif bir şekilde kullanmaktadır (Ceylan, 2023, s.15). Bu nedenle, veri analizi ve veri madenciliği becerileri günümüz iş dünyasında büyük önem taşımaktadır. Veri madenciliği, şirketlerin rekabet avantajı elde etmesine yardımcı olurken aynı zamanda iş süreçlerini optimize etme ve maliyetleri azaltma potansiyeli sunar. Benzer şekilde, finans sektöründe veri madenciliği, alım satım stratejilerinin iyileştirilmesine yardımcı olabilir ve risk analizinin daha etkin bir şekilde yapılmasını sağlayabilir. Bu nedenle, veri madenciliği önemli bir araştırma alanıdır ve gelecekte daha da önem kazanması beklenmektedir. Bilgi teknolojileri, büyük veri analitiği ve veri madenciliği konularındaki sürekli gelişmeler, veri madenciliği alanında daha fazla fırsat ve uygulama alanı yaratmaktadır. Verilerin doğru bir şekilde analiz edilmesi ve anlamlandırılması, gelecekteki trendleri tahmin etmek ve işletmeleri daha iyi bir konuma getirmek için hayati bir öneme sahiptir. Tüm bu nedenlerle, veri madenciliği büyük potansiyele sahip bir disiplindir ve uzmanlarının yetkinlikleri ve bilgisi oldukça değerlidir.

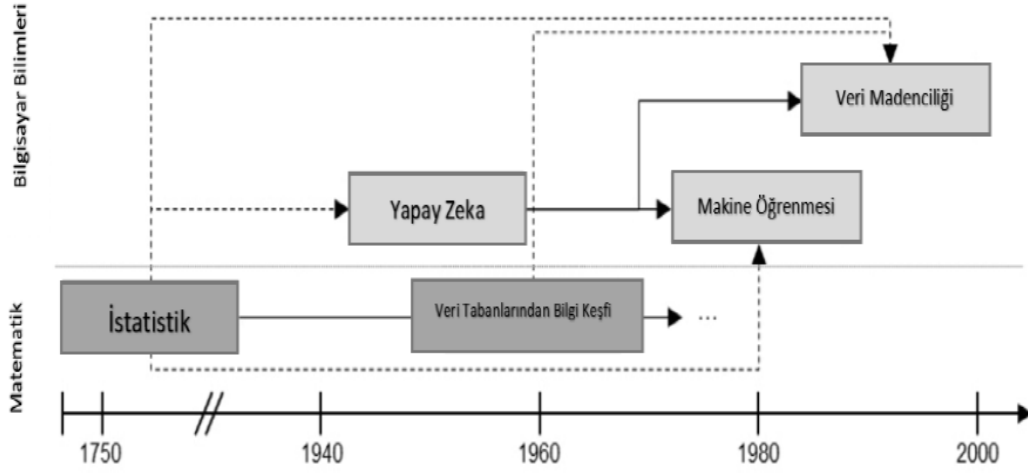
3.3. Veri Madenciliği Tarihçesi

1960'lı yıllardan önce basit dosyalama yöntemleri mevcuttu. 1970'li yıllarda ise bu yöntemler "*Veri Tabanı Yönetim Sistemleri*" ile değiştirilmiştir. Ayrıca bu sistemlerin yanında hiyerarşik ağ veritabanı sistemleri, ilişkisel sistemler, B-ağaçları, sorgu işleme ve optimizasyon sistemleri de devreye girmiştir (Yılmaz, 2023, s. 38). 1980'li yılların başına kadar devam eden bu dönem, gelişmiş veri tabanı ve web tabanlı sistemlerin ortaya çıkmasıyla sona ermiştir. 1980'li yıllarda başlayıp günümüzde de devam eden "*İleri Veritabanı Sistemleri*"; zamansal sistemler, mekânsal sistemler, multimedya sistemleri, bilgi odaklı sistemler, ilişkisel ve nesne sistemlerinden oluşmaktadır (Tüminçin, vd., 2019, s.351).

1990'lı yıllarda başlayan ve günümüzde de devam eden web tabanlı sistemler, XML, veri ve bilgi entegrasyonu gibi kavramlarla birlikte kullanılmaktadır.

Veri madenciliği ilk kez 1990'larda kullanılmıştır. Veri madenciliği "*İleri Veri Analiz Sistemleri*" adı altında incelenmektedir. OLAP (On-Line Analytical Processing-Çevrimiçi Analitik İşleme) kümeleme, sınıflandırma ve trend analizi gibi teknikleri kullanır. Veri madenciliğinin gelişmiş uygulamaları arasında görsel veri madenciliği,

biyomadencilik, web madenciliği ve metin madenciliği yer alır. Her geçen gün gelişen bu sistemler yeni nesil veri ve bilgi sistemlerinin temelini oluşturacaktır (Esen, 2009, s.17).



Şekil 8. Veri Madenciliğinin Tarihsel Gelişimi

Kaynak: Yılmaz, 2023, s.38, Tüminçin, vd., 2019, s.351, Esen, 2009, s.17 yayınlarından yararlanılarak hazırlanmıştır.

3.4. Veri Madenciliği Özellikleri

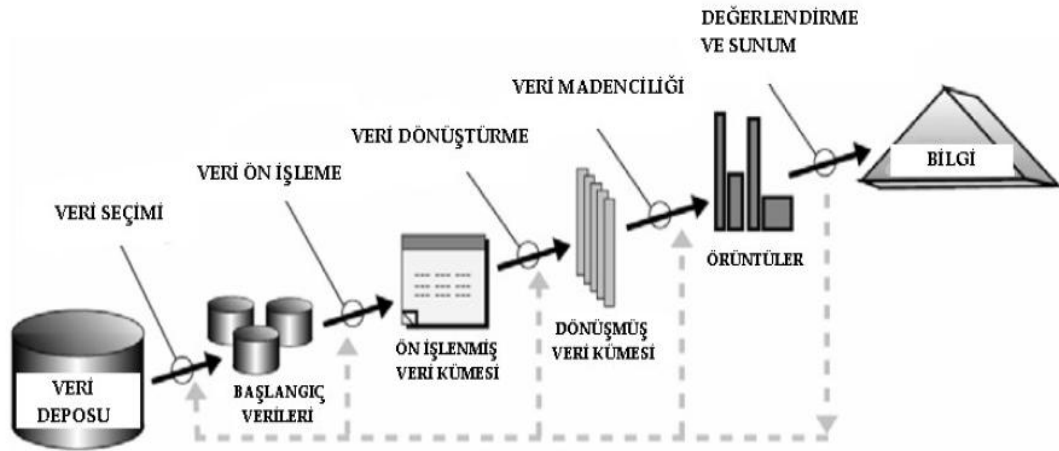
Veri madenciliği, büyük veri kümelerinde gizli bilgileri ortaya çıkarmak için kullanılan bir analiz yöntemidir. Veri madenciliğinin birkaç özelliği bulunmaktadır.

- Veri madenciliği, varsayımlar veya önceden belirlenmiş hipotezler olmaksızın veri kümelerini detaylı bir şekilde analiz eder. Bu şekilde, beklenmeyen ilişkiler ve örüntüler keşfedilir.
- Veri madenciliği, makine öğrenimi, yapay zekâ ve istatistiksel teknikler gibi çeşitli yöntemler kullanır. Bu sayede, veri setlerindeki karmaşık desenleri ve ilişkileri anlamak ve tahminlerde bulunmak için bilgisayar algoritmalarını etkin bir şekilde kullanır.
- Veri madenciliği, büyük miktardaki veriyi çok hızlı bir şekilde işler ve analiz eder. Bu da manuel olarak yapılması zor veya zaman alıcı işlemleri büyük ölçüde hızlandırır.
- Veri madenciliği, karmaşık veri yapılarını anlamak için güçlü görselleştirme araçlarından da yararlanır. Bu sayede, verilerin daha iyi anlaşılması, keşfedilmesi ve görsel olarak sunulması sağlanır.

Veri madenciliği, bu özellikleri sayesinde birçok alanda yaygın olarak kullanılmakta ve değerli bilgilerin keşfedilmesine büyük katkı sağlamaktadır. Dolayısıyla, veri madenciliği, günümüzün veri yoğun dünyasında büyük bir öneme sahiptir ve bilgiye dayalı karar verme süreçlerinde vazgeçilmez bir araç olarak konumlanmaktadır.

3.5. Veri Madenciliği Süreci

Veri madenciliği süreci, verilerin toplanması, ön işleme, modelleme, değerlendirme ve sunum aşamalarını kapsayan bir süreçtir. Bu süreç, veri analisti veya veri madencisi tarafından takip edilir ve belirli bir metodolojiye göre ilerler. Veri madenciliği sürecinde (Şekil 9), veriler öncelikle toplanır, ardından ön işleme adımlarıyla temizlenir ve düzenlenir. Daha sonra, modelleme aşamasında farklı veri madenciliği teknikleri kullanılarak, veriler üzerinde analizler yapılır ve değerlendirme sonuçları elde edilir. Son olarak, veri sunumu aşamasında elde edilen sonuçlar grafikler, tablolar veya raporlar halinde sunulur ve paylaşılır (Fayyad, vd., 1996, s.25).



Şekil 9. Veri Madenciliği Süreci
Kaynak: Fayyad vd.,1996, s.41.

3.5.1. Veri Toplama

Veri madenciliği sürecinin ilk adımı veri toplama işlemidir. Bu adımda, çeşitli kaynaklardan veriler toplanır. Kaynaklar arasında veri tabanları, anketler, gözlem ve internet gibi çeşitli platformlar yer alabilir. Veri toplama süreci, doğru verilerin toplanması için titizlikle yürütülür. Veri toplama aşamasında, verilerin güvenilirliği ve

doğruluğu önemli bir faktördür. Veri analisti, toplanan verilere erişim sağlar ve analiz aşamalarında kullanabilecekleri verileri seçer.

3.5.2. Veri Ön İşleme

Veri ön işleme aşaması, toplanan verilerin temizlenmesi, düzenlenmesi ve uygun bir formata getirilmesi için gerçekleştirilen adımları kapsar. Bu aşamada, verilerdeki eksik, hatalı veya gereksiz bilgiler giderilir. Verilerin uygun bir formatta olması, ilerleyen adımlarda daha etkili analizler yapmayı sağlar. Veri analisti, veri ön işleme aşamasında veri dönüşümü, eksik veri doldurma, aykırı değer tespiti gibi yöntemleri kullanarak verileri hazır hale getirir.

3.5.3. Veri Modelleme

Veri modelleme aşaması, verilerin analiz edilmesi ve farklı veri madenciliği tekniklerinin uygulanmasıdır. Bu aşamada, veri analisti farklı algoritmaları ve yöntemleri kullanarak verilere model oluşturur. Bu modeller, makine öğrenmesi veya istatistiksel teknikler kullanılarak oluşturulur. Modelleme sürecinde, veriler üzerinde farklı analizler yapılır ve sonuçlar değerlendirilir. Modelleme süreci, veri analisti tarafından deneme-yanılma yöntemiyle ilerler ve en iyi sonuçları veren model seçilir (Tomasevic, vd., 2020, s.2).

3.5.4. Veri Değerlendirme

Veri değerlendirme aşaması, oluşturulan modellerin performansının değerlendirildiği aşamadır. Bu aşamada, modelin tahminleme veya sınıflandırma yetenekleri test edilir. Veri analisti, modelin doğruluğunu, hassasiyetini, özgünlüğünü ve tamamlanma oranını değerlendirir. Modelin performansı ışığında, gerekli iyileştirmeler yapılabilir. Veri değerlendirme süreci, veri analisti ve uzmanların birlikte çalıştığı bir süreç olabilir.

3.5.5. Veri Sunumu

Veri sunumu aşaması, veri madenciliği sürecinin en önemli bölümlerinden biridir. Bu aşamada, veri analisti veya veri madencisi tarafından elde edilen sonuçlar, grafikler, tablolar veya raporlar halinde sunulur. Verilerin görsel şekilde sunulması, sonuçların daha anlaşılır hale gelmesini sağlar. Veri sunumu, hedef kitleye göre uygun bir şekilde yapılır.

Veri analisti, sunumu yaparken dikkatli olmalı ve ilgili paydaşlara anlaşılır bir şekilde verileri aktarmalıdır.

3.6. Veri Madenciliği Yöntemleri

Veri madenciliği, çeşitli teknikler kullanarak verilerin incelenmesiyle anlamlı bilgi elde etmeyi amaçlayan bir süreçtir. Veri madenciliği için çoğu mevcut farklı yöntem olmasına rağmen, her gün yeni yöntemler ve algoritmalar eklenmektedir. Bunların bir kısmı, uzun yıllar boyunca kullanılan klasik yöntemler olarak adlandırabileceğimiz, genellikle istatistiksel yaklaşımlardır. Diğer yöntemler ise istatistiği esas almasına karşın daha çok makine öğrenimi ve yapay zeka tabanlı modern yöntemlerdir (Koyuncugil, 2006, s. 58). Bilgi elde etmeye yönelik her teknik, veri madenciliği metodu olarak değerlendirilebilir (Uzar, 2013, s. 42).

Klasik İstatistiksel Veri Madenciliği Yöntemleri;

- Regresyon Analizi
- K-En yakın komşu (KNN) Analizi
- Kümeleme Analizi

En yaygın olarak kullanılan yeni Nesil Veri madenciliği Yöntemleri;

- Bayesci Ağlar
- Birliktelik Kuralları
- Faktör Analizi
- Genetik Algoritmalar
- Karar Ağaçları
- Destek Vektör Makineleri
- Sinir Ağları

3.6.1. Klasik İstatistiksel Veri Madenciliği Yöntemleri

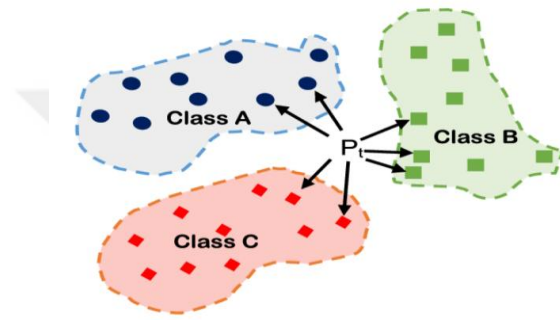
3.6.1.1. Regresyon Analizi

Regresyon analizi, veri madenciliği alanında önemli bir istatistiksel yöntemdir. Bu analiz türünde, bir bağımlı değişkenin bir veya daha fazla bağımsız değişkenle olan ilişkisi matematiksel bir fonksiyon aracılığıyla ifade edilir. Bu matematiksel ifade regresyon denklemi olarak adlandırılır. Regresyon denklemi kullanılarak bağımsız değişkenlerin farklı değerleri için bağımlı değişkenin alacağı muhtemel değerler tahmin

edilir. Regresyon analizi, bağımsız değişkenlerin sayısına göre basit regresyon ve çoklu regresyon analizleri olarak, fonksiyon türüne göre ise doğrusal regresyon ve doğrusal olmayan regresyon analizleri şeklinde sınıflandırılabilir (Taşdemir, 2012, s. 52).

3.6.1.2. K-En Yakın Komşu (KNN) Analizi

K-En yakın komşu (KNN) algoritması, isminden de anlaşılacağı üzere, komşu verileri göz önünde bulundurarak tahminlerde bulunan bir yöntemdir. KNN algoritmasında, benzer unsurların birbirine yakın olduğu kabul edilmektedir.



Şekil 10. KNN Algoritması

Kaynak: Atcılı,2022, s.1.

Şekil 10'da yer alan görsel incelendiğinde, benzer sınıfların genellikle birbirlerine yakın konumda buldukları gözlemlenmektedir. Bu nedenle, KNN algoritması da bu gözlemler doğrultusunda, yeni gelecek tahminleri, belirli noktalara olan mesafeye göre yapmaktadır.

KNN algoritması, mesafe temelli bir tahmin yaptığı için verilerin ölçeklendirilmesi büyük bir önem taşır. Farz edelim ki, m sayıda “örneklem” ve n sayıda “özellik” barındıran bir veri kümesi var. Bir özelliğin değerleri tam olarak 0 ile 1 arasında değiştirilirken, başka bir özelliğin değerleri -99999 ile 99999 arasında değişim gösterebilir. Öklid Uzaklığı formülü göz önüne alındığında, bu durum daha yüksek değerlere sahip değişkenlerin, algoritmanın performansını etkileyerek daha fazla ağırlık kazanmasına yol açacaktır (Atcılı, 2022, s.2).

KNN algoritmasının Avantajları:

- Algoritma oldukça basit ve uygulanması kolaydır.
- Kendine has bir model oluşturma, birkaç parametre ayarlama ya da ek varsayımlar oluşturma gereksinimi yoktur.
- Algoritma çok yönlüdür; sınıflandırma, regresyon ve arama işlemleri için kullanılabilir.

KNN algoritmasının Dezavantajları:

- Örneklerin bağımsız değişkenleri sayısı arttıkça algoritmanın hızı önemli ölçüde düşer. Bu nedenle, hesaplama açısından maliyetli bir yöntemdir.
- Yüksek bellek gereksinimi vardır, çünkü tüm eğitim verisini hafızada saklar.

- Örneklem sayısı çoğaldıkça, tahmin süreci uzayabilir.

Özellikle geniş veri tabanlarında uygulanan bir kategorileme yöntemidir. Gruplandırılmak istenen objenin hangi gruba ait olduğunu belirlemek için en yakın K birim nesneden en fazla birime bağlı olan ile aynı grupta sınıflandırılması esasına dayanmaktadır (Uzar, 2013, s. 43).

3.6.1.3. Kümeleme Analizi

Kümeleme analizi, çok değişkenli istatistiksel tekniklerden biri olarak grup sayısının bilinmediği ve henüz kategorize edilmemiş verilerin benzerliklerine dayanarak sınıflandırılması amacıyla kullanılmaktadır. Bu yöntem, verilerin birimlere veya değişkenlere göre benzerlikleri doğrultusunda farklı gruplarda toplanmasını sağlayan bir tekniktir.

Kümeleme analizi, benzer özelliklere sahip bireylerin aynı gruplarda bir araya getirilmesini hedeflemesi açısından diskriminant analizi ile, benzer değişkenlerin bir araya toplanmasını amaçlaması nedeniyle de faktör analizi ile benzerlik göstermektedir ve veri indirgeme özelliğine sahiptir (Çakmak, 1999, s.188). Diğer çok değişkenli istatistiksel analizlerde önemli olan verilerin normalliği varsayımı, kümeleme analizinde esas olarak dikkate alınmamaktadır. Burada uzaklık değerlerinin normalliği yeterli kabul edilmektedir. Kümeleme işlemi, yukarıda belirtildiği gibi, belirlenen amaç doğrultusunda, iki gözlem veya iki değişken arasındaki benzerlik (yakınlık) veya uzaklık ölçütüne dayanarak gerçekleştirilir (Tatlıdil, 1992, s. 252).

Kümeleme analizinin temel varsayımları arasında, veri matrislerinin analiz öncesinde tahmin ve kriter değişkenleri alt matrislerine ayrılmaması ve verilerin kısmen homojen kısmen heterojen bir yapıya sahip olması bulunmaktadır. Kullanıcının amacına ve kullanım alanına göre kümeleme analizinin amaçları aşağıdaki gibi sıralanabilir (Çakmak, vd., 2005, s.4):

- Doğru tiplerin belirlenmesi,
- Model oluşturmak,
- Gruplara dayalı tahmin,
- Hipotez testi,
- Veri araştırma (inceleme),
- Hipotez oluşturma,
- Veri indirgeme,

3.6.2.Yeni Nesil Veri Madenciliği Yöntemleri

Veri madenciliği ile ilgili istatistiği temel almasına rağmen daha çok makine öğrenimi ve yapay zekâ destekli yeni nesil pek çok yöntem olmasına rağmen her geçen gün daha yeni yöntem ve algoritmalar eklenmektedir. Bunlardan en çok kullanılanlar hakkında bilgi verilecektir.

3.6.2.1. Bayesci Ağlar

Thomas Bayes'in geliştirdiği Bayes teoremi üzerine kurulu olan bu olasılık yöntemi, elde edilen sonuçlar açısından oldukça etkileyici analizler sunmaktadır ve beklenenden çok daha başarılı sonuçlar elde etmektedir.

Bayes ağları, 1990'larda kullanılmaya başlanmıştır. Bu modeller, çok boyutlu veri setlerindeki rastgele değişkenler arasındaki olasılık ilişkilerini görsel olarak temsil eder. Nedensellik ve olasılık özellikleri taşıdıkları için, bu ağlar ile veri bilgisi ve uzman görüşleri kolayca bir araya getirilebilir (Atılğan ve Ersel, 2017, s. 1). Bayes ağları ayrıca, ilgilenilen sorunların belirsiz tanım alanlarını ifade edebilmenin yanında, etkili çıkarımlar da sağlayabilir. Sınıflandırma işlemlerini olasılık hesaplamalarına göre gerçekleştirir. Bu modellere aşağıdaki yaklaşımları örnek verebiliriz;

- Naive Bayes,
- Bayesian Multinet,
- Tree Augmented Naive Bayes (TAN),
- BN Augmented Naive Bayes (BAN),
- Genel Bayesci Ağ (GBN)

Bayesci ağlar, istatistik, makine öğrenmesi ve yapay zeka alanlarında geniş bir kullanım alanına sahip olan, “Yönlü dönuşsüz grafik” (Directed Acyclic Graph - DAG) olarak bilinen bir grafiksel model yapısına dayanır. Bu yapılar, sezgisel olarak anlaşılabilir olmalarının yanı sıra, bir rastlantı değişkenleri kümesinin çok değişkenli olasılık dağılımını etkili bir şekilde temsil eder ve bu temsilden yola çıkarak çeşitli hesaplamalar yapılmasını mümkün kılar (Ben-Gal, 2007, s.11). Son yıllarda Bayesci ağlar uzman sistemlerinde, belirsiz uzman görüşlerinin sisteme entegre edilmesine imkân tanıyan önemli bir yöntem olarak öne çıkmaktadır.

3.6.2.2. Birliktelik Kuralları

Birliktelik kuralının matematiksel modeli Agrawal, Imielinski ve Swami tarafından 1993 yılında sunulmuştur (Özçakır ve Çamurcu, 2007, s.3). Veri madenciliği yöntemleri, kayıtlar arasındaki ilişkileri inceleyerek hangi olayların aynı anda gerçekleşebileceğini bulmaya çalışır. Bu ilişkilerin belirlenmesiyle birliktelik kuralları elde edilir. Birliktelik kuralı, bir nesnenin veri tabanında görünme olasılığının bir ifadesidir.

Birliktelik Kuralı Yöntemi, veri ambarlarındaki değişkenler ve veriler arasındaki ilginç ilişkileri ortaya çıkardığından dolayı yöntem *Pazar Sepet Analiz* uygulamalarında yaygın olarak kullanılmaktadır.

Birliktelik Kuralları uygulanırken göz önünde bulundurulması gereken iki önemli husus vardır. İlk olarak, büyük bir işleme dayalı veri kümesinden desenlerin çıkarılması, bilgisayar kaynakları ve hesaplamalar bakımından oldukça pahalı ve zaman alıcıdır. İkinci olarak ise, elde edilen bazı desenlerin tesadüfen bulunma ve sahte olma ihtimali mevcuttur. Bu nedenle, keşfedilen desenler ilave değerlendirme süreçlerine tabi tutulmalıdır (Yakut, 2012, s. 35).

Perakende mağazaları, pazarlama, reklam, zemin düzeni ve stok kontrolüne yardımcı olmak için Birliktelik kurallarını kullanır. Perakendecilik sektöründe direkt uygulanabilmesine rağmen, iletişim ağlarındaki kusurları belirlemek gibi farklı amaçlar içinde kullanılmıştır. Birliktelik kuralları veri öğeleri arasındaki ilişkileri gösterir. Bu ilişkiler verilerin doğasında yoktur ve herhangi bir ilişki türünü temsil etmez. Elemanların genel kullanımını birliktelik kurallarıyla belirlenebilir. Birliktelik kuralı içerebilen bir veritabanı, her bir kümenin bir öğe kümesi taşıdığı, kaydı oluşturan bir veri kümesi olarak görülür.

Birliktelik Kuralı aşağıdaki gibi tanımlanabilir;

$$X_1, X_2, \dots, X_m \Rightarrow Y_1, Y_2, \dots, Y_n$$

Bu ifadede yer alan, X_1 ve X_2 yapılan iş veya nesnelere. Bu kural, genellikle " X_1, X_2, \dots, X_m " iş veya nesnelere meydana geldiğinde, sık olarak " Y_1, Y_2, \dots, Y_n " iş veya nesnelere aynı olay veya hareket içinde yer aldığını belirtir.

Birliktelik kuralı, kullanıcı tarafından minimum değeri belirlenmiş destek ve güvenilirlik eşik değerlerini sağlayacak biçimde üretilir. Bir ürün kümesindeki destek, D ile ifade edilen tüm hareketler içinde ilgili ürün kümesini içeren hareketlerin yüzdesidir.

X ve Y ürün kümelerinin, birliktelik kuralı “ $X \Rightarrow Y$ ” olarak gösterilirse destek aşağıdaki gibi tanımlanır.

$$\text{Destek } (X \Rightarrow Y) = (X \text{ ve } Y \text{ nin bulunduğu satır sayısı}) / (\text{Toplam satır sayısı})$$

$X \Rightarrow Y$ birliktelik kuralının güven değeri ise, X’i içeren hareketlerin Y’yi de içermeye yüzdesidir. Örneğin, bir kural %90 güvenilirliğe sahip ise, X’i içeren ürün kümelerinin %90’ı Y’yi de içermektedir. İşe bağlı veri satırları verilmiş ise, $(X \Rightarrow Y)$ güveni aşağıdaki gibi tanımlanır.

$$\text{Güven } (X \Rightarrow Y) = (X \text{ ve } Y \text{ nin bulunduğu satır sayısı}) / (X \text{ in bulunduğu satır sayısı}).$$

Güven değerinin %100 olması durumunda, kural bütün veri analizlerinde doğrudur ve bu kurallara “kesin” denir.

Birliktelik kuralında geliştirilen bazı algoritmalar şunlardır; Apriori, AIS, SETM, Partition, Rapid Association Rule Mining (RARM), CHARM. Bu algoritmalarından, ilk bilineni AIS, en bilineni ise Apriori algoritmasıdır.

3.6.2.2.1. Apriori Algoritması

1994 yılında Agrawal ve Srikant tarafından geliştirilen Apriori algoritması, birliktelik kuralları çıkarımında en çok bilinen algoritma olmuştur. Algoritmanın ismi, yaygın nesnelere önsel bilgilerinin bir önceki adımdan almasından “önceki” anlamında apriori adını almaktadır.

Apriori algoritması şu aşamalardan oluşmaktadır.

- Birliktelik analizi gerçekleştirebilmek için önce destek ve güven ölçütlerini kıyaslamak amacıyla belirli eşik değerler atanır. Elde edilen çıkarımların bu eşik değerlerle eşit veya daha fazla olması beklenir.
- Veritabanı incelenerek, analize dahil edilecek her ürün için tekrar sayıları, yani destek sayıları hesaplanır. Bu destek sayıları, eşik destek sayılarıyla karşılaştırılır. Eşik destek sayısından daha düşük olan kayıtlar analiz dışı bırakılır ve uygun veriler değerlendirilir.
- Önceki aşamada belirlenen ürünler bu sefer çiftler halinde gruplanarak, bu grupların tekrar sayıları, yani destek sayıları elde edilir. Bu sayılar eşik destek sayılarıyla karşılaştırılır. Eşik değer altındaki kalan değerler analizden çıkarılır.

- Bu sefer üçerli, dörderli ve benzeri gruplandırmalar yapılarak bu grupların destek sayıları hesaplanır ve eşik değerle karşılaştırılır, eşik değerlere uyduğu sürece süreç devam eder.
- Ürün grubu belirlendikten sonra, kural destek kıstası göz önüne alınarak birliktelik kuralları oluşturulur ve her bir kural için güven kıstasları hesaplanır.

Satılan ürünler arasındaki ilişkileri ortaya koymak için destek ve güven gibi iki ölçüt kullanılır. Bu ölçütlerin hesaplamasında destek sayısı adı verilen bir değer kullanılmaktadır. Bu değer, bir ilişkinin tüm alışverişler içinde hangi oranda tekrarlandığını gösterir. Bir ürün grubunu satın alan müşterilerin diğer bir ürün grubunu alma olasılığını belirtir (Karacan, 2020, s. 2).

X ürün grubunu alanların Y ürün grubunu da satın alma pozisyonu, yani birliktelik kuralı ($X \Rightarrow Y$) biçiminde gösterilir. Bu durumda kural destek kıstası aşağıdaki gibi ifade edilebilir:

$$\text{Destek}(X \Rightarrow Y) = \text{Sayı}(X, Y) / N$$

Burada sayı (X,Y), X ve Y ürün gruplarını birlikte içeren alışveriş sayısını göstermektedir. N ise tüm alışverişlerin sayısını göstermektedir. X ve Y ürün gruplarının birlikte satın alınması ihtimalini ifade eden kural, güven kıstası aşağıdaki gibi ifade edilebilir:

$$\text{Güven}(X \Rightarrow Y) = \text{Sayı}(X, Y) / \text{Sayı}(X)$$

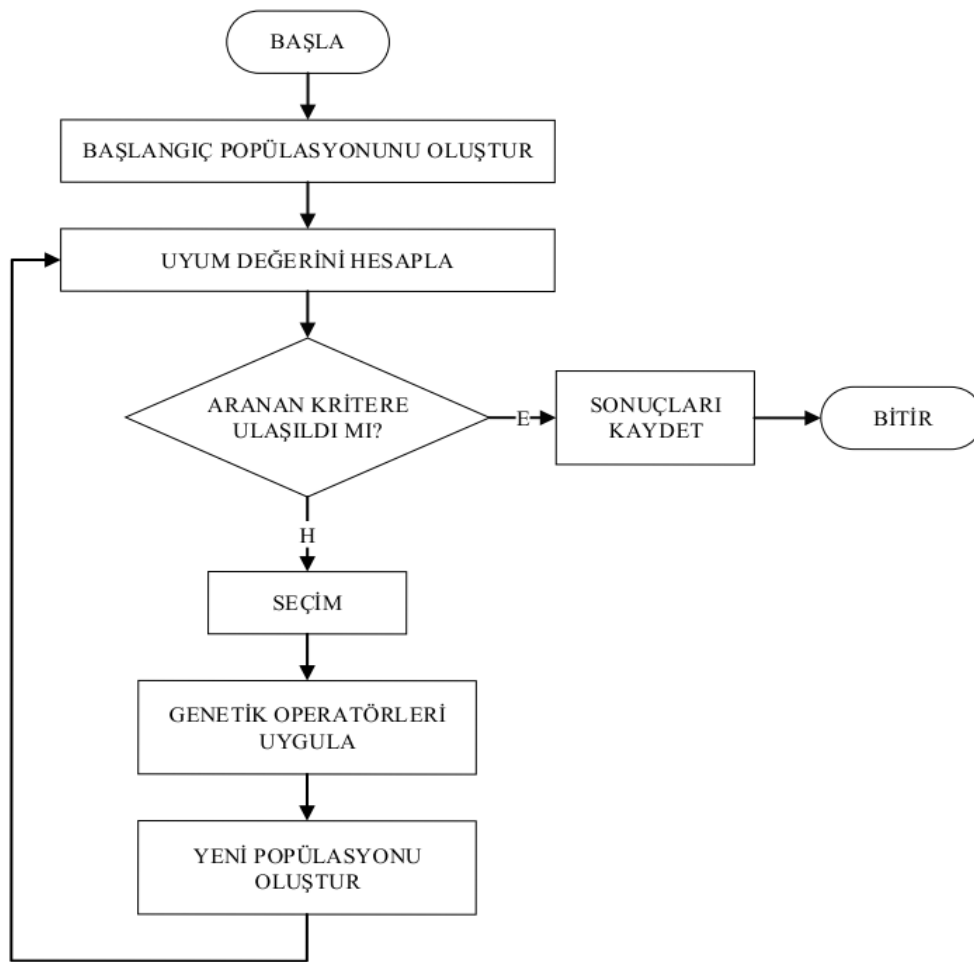
Bu kriterleri değerlendirmek için bir eşik değeri gereklidir. Hesaplanan destek ve güven standartlarının destek(eşik) ve güven(eşik) değerlerini aşması beklenir. Hesaplanan destek ve güven seviyeleri ne kadar yüksekse, birliktelik kurallarının da o kadar güçlü olduğu ortaya çıkar.

3.6.2.3. Genetik Algoritmalar

Bu algoritmalar, 1975 yılında Michigan Üniversitesi'nde John Holland tarafından geliştirilmiş ve incelenmiştir (Terlemez, 2008, s. 66). Geleneksel yöntemlerle çözülmesi güç olan sorunlara yanıt bulmak için biyolojik evrim sürecinin bilgisayar ortamında modellediği ve bu evrimsel süreç aracılığıyla en iyi veya en iyiye yakın sonuçların elde edilmesi hedeflenen bir arama tekniğidir (Kılıç, 2021, s. 85).

Evrimsel teorisinin temelini oluşturan, hayatta kalabilmek için çevreye uyum sağlama ve bu süreçte bireyleri yeni popülasyonlara daha uygun hale getirecek yeni

özellikler kazanma süreci olarak tanımlanabilir. Genetik algoritma bir grup bireyi kullanarak çalışır. Nüfus, eldeki soruna çözüm sağlama potansiyeline sahip bireylerden oluşur. Soruna yönelik olası çözümlerin başlangıç kümesinden başlayarak daha etkili çözümler geliştirilmeye çalışılır(Coşkun ve Arıcı, 2006, s. 30). Popülasyonun ortalama uygunluk seviyesinin yükselmesini sağlayan evrimsel süreç, ilerideki nesillerin daha yüksek uygunluk değerleri taşıyacağını göstermektedir. Son elde edilen nesildeki en uygun kromozom, sorunu en mükemmel sonuca ulaştırmaktadır. Bu çözüm her zaman en mükemmel olmayabilir; fakat kesinlikle en mükemmele yaklaşmaktadır (Kılıç, 2021, s. 85).



Şekil 11. Genetik Algoritmanın akış şeması

Kaynak: Kılıç, 2021, s.85

Genetik algoritmanın akış şemasından da görebileceğiniz gibi (Şekil 11) en iyi sonuçlar elde edilir ve gerekli kriterler karşılandığında sonuç sağlanır. En iyisi değilse, en yakın sonucu elde etmek için veri seti değiştirilerek yeni bir popülasyon oluşturulur.

Genetik algoritmalar, veri madenciliği ve yapay zekâ algoritmaları arasında en net kural üretimini sunan ve oluşturulan modelin başarısını ölçmenize de imkân sağlayan yöntemlerden biridir. Bu yöntemle oluşturulan kurallar karar ağaçlarına benzemektedir ve EĞER-İSE (IF-THEN) şeklinde formüle edilmektedir. Tek bir kural yerine, genetik algoritma bir veri setini mutasyona uğratarak birçok kural üretir. Örneğin, şu şekilde bir kural oluşturabilirsiniz (Terzi, 2012, s. 56);

EĞER (Asit test Oranı $< 0,10$) ve (Kârlılık Oranı $< 0,40$) ve (Borçluluk Oranı $< 0,50$) ise Hileli Finansal Raporlama Riski Var.

3.6.2.4. Faktör Analizi

Faktör analizi (FA), çok sayıda birbiriyle ilişkili değişkeni birleştirerek kavramsal öneme sahip az sayıda yeni değişkeni (faktör, boyut) bulmayı ve keşfetmeyi amaçlayan çok değişkenli bir istatistik olarak tanımlanabilir. Daniel'e (1988) göre faktör analizi, bir grup değişkenin kovaryans yapısını incelemeyi ve bu değişkenler arasındaki ilişkileri, faktör adı verilen çok daha az sayıda gözlemlenemeyen, gizli değişken açısından açıklamayı amaçlar (Büyüköztürk, 2002, s.472).

İlk olarak, 1900'lerin başlarında Spearman tarafından ortaya konan faktör analizi, 1970'lerde bilgisayar teknolojisindeki hızlı gelişmelerle birlikte yaygın bir hale gelmiştir. Analizin amacını göz önünde bulundurulduğunda, faktör analizi iki ana yönetime ayrılmaktadır: Açımlayıcı (keşif) ve doğrulayıcı.

3.6.2.4.1. Açımlayıcı (Keşfedici) Faktör Analizi

Ölçek geliştirme çalışmalarında en sık kullanılan analiz türlerinden biri faktör analizidir. Bu analiz, çok sayıda ifade arasından aynı özellikleri taşıyan ifadeleri tek bir çatı altında toplamamızı sağlayarak yorumlamayı kolaylaştırır. Örneğin, öğrencilerin istatistik dersine ilişkin kaygılarını belirlemek için bir ölçüm aracı geliştirmek istediğinizi varsayalım. Bu aşamada korkuyu temsil ettiğine inandığımız birçok şeye karşı kendimizi hazırlamaya başlarız. Kaygı bozukluğu olan kişilerle ilgili daha önce yapılmış araştırmalardan ve gözlemlerden yararlanabiliriz (Bekmezci, 2021, s.137). Bu şekilde kaygıyı ölçtüğünü düşündüğünüz çok sayıda maddeyi doldurarak madde havuzu oluşturabilirsiniz. Bu aşamadan sonra makale havuzundaki ifadeleri kullanarak form tasarımını oluşturun ve hedef kitlenize uygulayın. Elde edilen veriler kullanılarak faktör analizi yapılabilmektedir. Taslak formdaki hangi noktaların genel ölçüğe uyduğunu ve

belirttiğiniz başlıklar altında beklendiği gibi toplanıp toplanmadığını gözlemlemenizi sağlar.

Faktör analizi için bir ölçeğin boyut sayısı belirlenirken birçok faktörün dikkate alınması gerekir. Bu faktörler aşağıda listelenmiştir.

- Faktörlerin öz-değeri,
- Öz-değer faktör grafiğinde eğimin plato oluşturduğu nokta,
- Faktörlerin varyansa yapmış olduğu katkı.

Faktör analizi sonucunda faktör yüklerine ilişkin kesme noktasının genellikle 0,32 olduğu varsayılmaktadır. Faktör yükü bu değerin altında olan maddelerin ölçekten çıkarılması önerilmektedir. 0,32 veya daha yüksek bir değer, maddenin varyansa önemli ölçüde katkıda bulunduğunu gösterir. Bazı durumlarda bir madde birden fazla faktörde yüksek yük değerlerine sahip olabilir. Bu tür maddelere yinelenen maddeler denir ve ölçekten çıkarılması gerekir. Çünkü keşfedici faktör analizinin nihai hedefi, bir özelliği ölçen unsurları tek bir başlık altında toplamaktır.

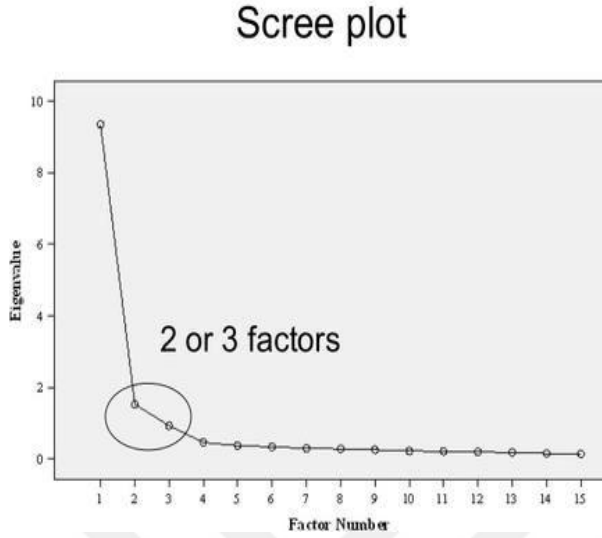
3.6.2.4.2. Doğrulayıcı Faktör Analizi

Doğrulayıcı faktör analizini açımlayıcı faktör analizinden ayıran en önemli özellik, test edilecek yapının önceden biliniyor olmasıdır. Başka bir deyişle, verilerimizin halihazırda bildiğimiz bir yapıyla ne ölçüde uyumlu olduğunu anlamak için doğrulayıcı faktör analizi yapılıyor. Örneğin, teorik bir açıklamaya dayanarak bir ölçüm aracı geliştirdiğinizi varsayalım. Doğrulayıcı faktör analizi (DFA), teorinin ortaya koyduğu yapının, ölçek uygulanarak elde edilen verilerle ne ölçüde uyumlu olduğunun belirlenmesine imkân sağlar (Özdamar, 2013, s. 236).

Ölçek geliştirme çalışmaları için öncelikle keşfedici faktör analizi yapılmasını, ardından tekrar veri toplama ve doğrulayıcı faktör analizi yapılması önerilmektedir. Açımlayıcı faktör analizinin keşfedici bir işlevi vardır. Doğrulayıcı faktör analizinde test edilecek yapı önceden bilinmektedir. Ölçek uyarılama çalışmalarında yapı geçerliliğini test etmek amacıyla doğrulayıcı faktör analizinin kullanılması önerilmektedir. Doğrulayıcı faktör analizinde, uyum değerleri hesaplanarak yorumlanarak verilerin modelle ne kadar uyumlu olduğu belirlenir.

En çok bilinen ve hesaplanan uyumluluk değerleri şunlardır: Bunlar Kikare/SD, CFI, GFI, AGFI, TLI, Pclose, RMSEA, SRMR olarak listelenmektedir. Açımlayıcı faktör

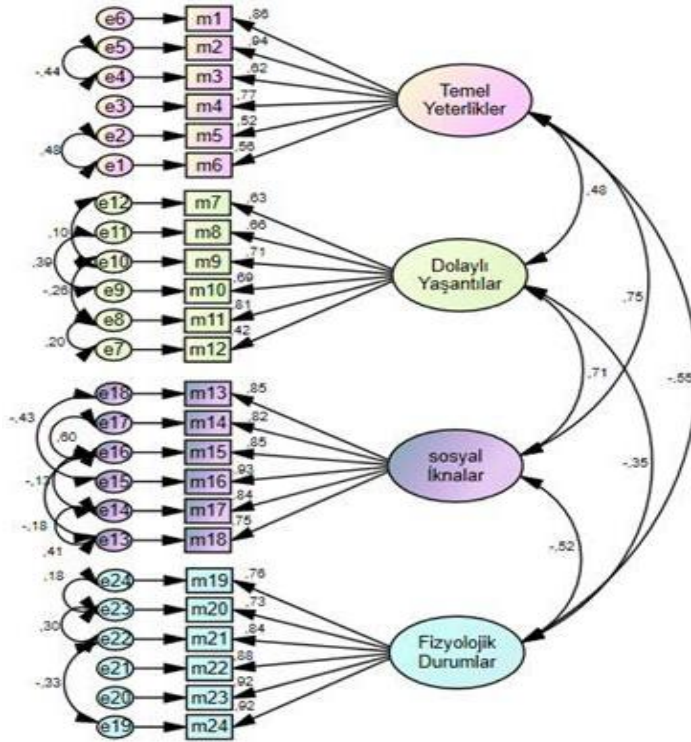
analizi için SPSS gibi programlar, doğrulayıcı faktör analizi için ise LISREL, AMOS ve SmartPLS gibi programlar kullanılabilir.



Öz-değer faktör diyagramı, açımlayıcı faktör analizi sonucunda her bir faktörün gözlemlenen özdeğerlerini gösterir, hangi faktörlerin genel varyansa anlamlı katkı sağladığı hakkında bilgi verir ve ölçeğin kaç faktörden oluştuğu hakkında bilgi sağlar. Ölçeğin tek boyutlu veya üç boyutlu olabileceği hakkında bilgiyi yandaki Şekil 12 sunmaktadır.

Şekil 12. Özdeğer faktör grafiği

Kaynak: Özdamar, 2013, s. 236



Şekil 13. Dört faktörlü modele ilişkin DFA sonuçları

Kaynak: Thompson, 2008, s. 111

Ölçeğin yapı geçerliliğini test etmek amacıyla doğrulayıcı faktör analizi kullanılır. Gözlenen ve gizli değişkenler bir arada bulunur. Birinci ve ikinci düzey doğrulayıcı faktör

analizleri yapılabilir. Gizli değişkenler oval, gözlenen değişkenler ise dikdörtgen (Şekil 13) şeklinde gösterilir (Thompson, 2008, s. 111).

3.6.2.5. Karar Ağaçları

Günümüzün finans, bankacılık, sigortacılık ve pazarlama gibi sektörlerinde sıkça tercih edilen ve geniş veri tabanlarından anlamlı bilgilerin elde edilmesi olarak tanımlanabilen Veri Madenciliği; “sınıflandırma, kümeleme ve ilişki analizi” (birliktelik) modeli dahil olmak üzere üç ana modele ve bu modellere dayanarak geliştirilen çeşitli yöntemler ile algoritmalara bağlı olarak hayata geçirilmektedir (Yaşar, 2016, s. 95).

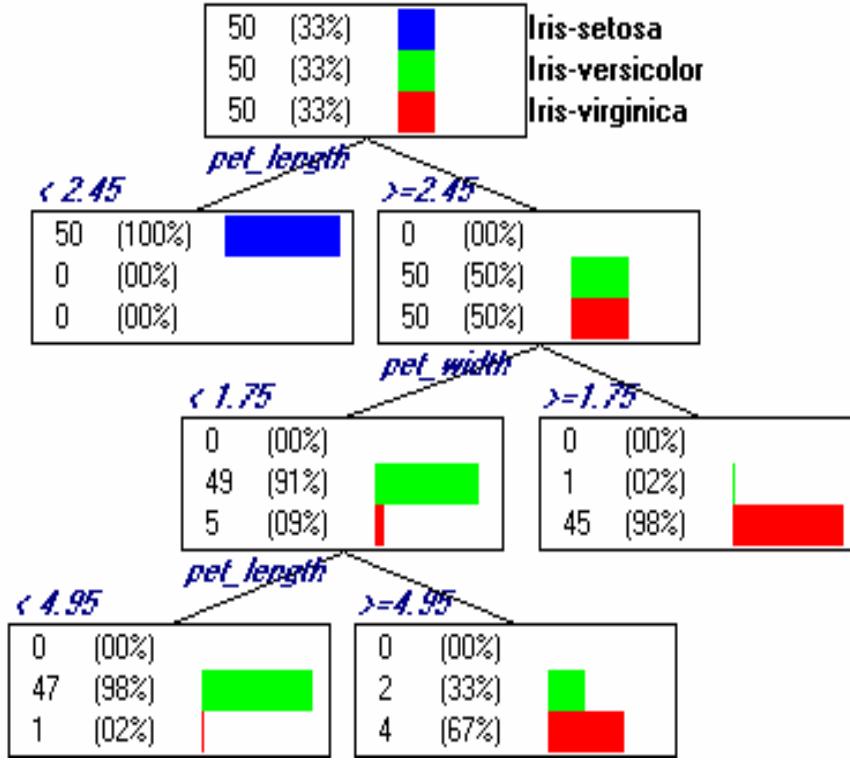
Sınıflandırma modelleri; kuruluşlarının ucuz olması, kolay yorumlanması, veri tabanı sistemleri ile kolayca entegre edilebilmeleri, güvenilirliklerinin daha yüksek olması nedenleri ile veri madenciliği modelleri içerisinde en yaygın kullanıma sahip modeldir. Sınıflandırma modelleri içerisinde en çok kullanılan tekniklerden birisi *Karar Ağaçlarıdır*. Morgan ve Sonquist, 1970'lerin başında karar ağacı için ilk yazılımı ortaya attılar. Tıpkı ağaç gibi kökleri, dalları ve yaprakları olan bir yöntemdir. Karar ağaçları, heterojen bir veri koleksiyonunu daha küçük, daha heterojen alt kümelere bölmek için özellik değerlerini kullanır(Tüminçin, vd., 2019, s.3). Temel olarak iki adımda oluşmaktadır.

- Önce bir ağaç oluşturulur,
- Daha sonra veri tabanındaki her bir kayıt bu ağaca uygulanmak suretiyle sınıflandırma gerçekleştirilmektedir.

Karar ağaçları ve kuralları, birçok gerçek dünya uygulamasındaki sınıflandırma problemlerine güçlü çözümler sağlayan veri madenciliği teknikleridir. Verilerden sınıflandırıcı üretmenin en etkili yöntemlerinden biri karar ağaçlarıdır ve karar ağacı gösterimi yaygın olarak kullanılan bir mantık tekniğidir. Literatürde, bazıları makine öğrenimi ve uygulamalı istatistik alanlarından olan çok sayıda karar ağacı çıkarımı algoritması tanımlanmıştır.

Bu algoritmalar, bir dizi girdi ve çıktı örneğinden karar ağaçları oluşturan denetimli öğrenme teknikleridir. Ortak karar ağacı öğrenme sistemleri, arama alanının bir bölümünde çözümler arayan yukarıdan aşağıya bir strateji kullanır. Bir karar ağacı, nitelikleri test edilen düğümlerden oluşur. Bir düğümün altındaki dallar, düğümden test edilen tüm olası sonuçlara karşılık gelir(Yakut, 2012, s.21).

Karar ağacı akış şemasına benzer bir yapıdır. Her özellik bir düğümle temsil edilir. Dallar ve yapraklar ağaç yapısının elemanlarıdır. Son yapıya “yaprak”, üst yapıya “kök”, aradaki yapılara da “dal” adı verilir. Şekil 14 ‘de bir karar ağacı yer almaktadır(Kılıç, 2021, s.87).



Şekil 14. Bir karar ağacı örneği

Kaynak: Tüminçin, vd., 2019, s.3

Karar ağacı oluşturulurken aşağıdaki adımlar gerçekleştirilir:

- Söz konusu bağımlı değişkeni etkilediği varsayılan bağımlı değişkeni ve bağımsız değişkenleri belirler. Bağımlı değişken aynı zamanda başlangıç noktasını oluşturan düğümü veya kökü de temsil eder.
- Bağımlı değişkeni etkileyen her bağımsız değişken incelenir. Bu aşamada karar ağacı yinelemeli bölümlenmeye dayalı bir süreç izler. Karar ağaçlarında bölünmelerin önemi genellikle ki-kare analiziyle belirlenir.
- Ortaya çıkan ikili segmentasyonlar arasında seçim yaparken, sınıflar arası varyasyonu maksimuma çıkararak ve sınıf içi varyasyonu minimuma indiren segmentasyona tercih edilir.

Yukarıdaki işlemler her değişken için tekrarlandıktan sonra tahmin düzeyi en yüksek olan değişken seçilir ve yaprak düğümler oluşturulur. Karar ağaçları önemli

sınıflandırma araçlarından biridir. Yapısının öğrenilmesi kolaydır ve bilgiyi anlaşılması kolay bir şekilde sunar; bu da karar vericiler için birçok avantaja sahiptir (Chien ve Chen, 2008, s.282). Bunlar;

- Karar ağaçlarının belki de en önemli özelliklerinden biri düşük maliyetli olmalarıdır.
- Görsel sunumları nedeniyle karar ağaçlarının anlaşılması, yorumlanması ve veri tabanlarına entegre edilmesi kolaydır.
- Güvenilirlik açısından çok iyi durumda olduğundan şiddetle tavsiye edilir.
- Kullanılan ağaç yapısını görselleştirebilirsiniz.
- Minimal veri hazırlığı gerekli.
- Hem sayısal hem de kategorik veri tiplerini işleyebilir.
- Birden fazla çıktı sorununa çözüm sağlayabilir.
- İstatistiksel testler kullanılarak modelin doğrulanması mümkündür.

Karar ağaçları karar vericilere pek çok avantaj sağlar, ancak bazı dezavantajları da vardır.

- Verileri açıklamaya çalışırken karar ağacı yapıları oldukça karmaşık ağaç yapıları oluşturabilir.
- Diğer bir dezavantaj ise budama yapılamamasından dolayı ezbere öğrenme yapabilmektedir.

Çoğu karar ağacı algoritmasının karşılaştığı sorunlar şunlardır:

- *Bölümleme fonksiyonunun seçilmesi:* Bölümleme fonksiyonunun seçimi, uygulama sırasında oluşturulan karar ağacının performansını etkiler. Bazı özellikler diğerlerinden daha iyidir. Örneğin, veri tabanındaki kayıtların isim özelliği kesinlikle kullanılmamalıdır. Özellik seçimi, eğitim setindeki verilerin incelenmesinin yanı sıra konunun uzmanlarından bilgilendirilmiş girdi gerektirir.
- *Ayrırma özelliklerinin sıralanması:* Özelliklerin seçilme sırası önemlidir. Bazı durumlarda gereksiz karşılaştırmalar gerekebileceğinden başlangıçta seçmiş olduğunuz özellikleri tekrar gözden geçirmeniz gerekebilir.
- *Ayrımlar:* Dikkate alınan ayrımların sayısı, özelliklerin sırasına bağlıdır. Bazı işlevler küçük etki alanlarına sahip olduğundan, atamaların sayısı açıkça etki alanına bağlıdır. Ancak etki alanı sürekliyse veya çok sayıda değere sahipse hangi sayıda bölümün kullanılacağına karar vermek kolay değildir.
- *Ağaç yapısı:* Bir sınıflandırma ağacı uygulamasının performansını artırmak için minimum dengeli bir ağaç arzu edilir. Ancak bazı durumlarda çok sayfalı dallarla

daha karmaşık karşılaştırmalar yapılması gerekebilir. Bazı algoritmalar yalnızca ikili ağaçlar oluşturur.

- *Durma ölçütü:* Veri seti tamamen sınıflandırılmışsa ağaç oluşturma kesinlikle duracaktır. Bazı durumlarda daha büyük bir ağaç oluşmasını önlemek için daha erken durmak istenebilir. Bu, sınıflandırma doğruluğu ile performans arasındaki bir değiş tokuştur. Ek olarak, erken sonlandırma aşırı uyumu önleyebilir.
- *Eğitim verileri:* Oluşturulan karar ağacının yapısı eğitim verilerine bağlıdır. Eğitim verileri çok küçükse, ortaya çıkan ağaç daha genel verilerle iyi çalışacak kadar spesifik olmayabilir. Eğitim verileri çok büyükse oluşturulan ağaca gereğinden fazla uyum sağlanabilir.
- *Budama:* Ağaç oluşturulduktan sonra, sınıflandırma aşamasında performansını artırmak için ağaçta bazı değişiklikler yapmanız gerekebilir. Temizleme aşaması, gereksiz karşılaştırmaları ve alt ağaçları kaldırarak performansını artırabilir.

Karar ağacı temelli analizlerin yaygın olarak kullanıldığı alanlar şunlardır (Uzar, 2013, s.46);

- Hangi unsurların belirli bir sınıfın üyesi olabileceğinin belirlenmesi,
- Çeşitli vakaların yüksek, orta ve düşük risk grupları gibi farklı kategorilere ayrılması,
- Parametrik modellerin kurulmasında çok sayıda değişken arasından en önemli değişkenin seçilmesi,
- Gelecekteki olayları tahmin etmek için kurallar oluşturmak,
- Belirli alt gruplara özgü ilişkileri belirlemek,
- Kategorik ve sürekli değişkenleri kesikli değişkenlere dönüştürülmesidir.

Son otuz yılda pek çok karar ağacı öğrenme tekniği geliştirilmiş ve kredi başvurularında risk değerlendirmesi gibi finansal ve bankacılık uygulamalarında başarıyla kullanılmıştır. Aslında tüm karar ağaçları insanlar tarafından okunabilen eğer-o ise kurallarıdır. Karar ağaçları temsili kuralları keşfetmenin özel bir yolunu yansıtır. Dolayısıyla keşif, karar ağacı öğrenmenin önemli bir avantajını sağlar. Bu, keşfedilen kuralın tutarlı olduğu anlamına gelir. Karar ağacının yaydığı kurallar arasında herhangi bir çelişki yoktur. Öte yandan bağımsız olarak keşfedilen kurallar birbiriyle çelişebilir. Bu, eğitim verilerinin önemli miktarda gürültü içerdiği durumlarda görülen tipik bir sonuçtur. Bu nedenle okunabilirlik ve tutarlılık karar ağacı öğreniminin önemli özellikleridir (Kovalerchuk ve Vityaev, 2005, s.308).

Karar ağaçlarının oluşturulmasında; birbirlerinden kök, düğüm ve dallanma kriteri seçiminde izledikleri yol açısından ayrılan çeşitli algoritmalar (ID3, C3.5, C5, CART, SLIQ, SPRINT, Değişken Merkezli Karar Ağacı) geliştirilmiştir (Silahtaroglu, 2013, s.75).

3.6.2.5.1. ID3 Algoritmaları

1970'lerin sonuna doğru Karar ağaçları yardımıyla sınıflandırma işlemlerini yerine getirmek üzere J. Ross Quinlan tarafından gerçekleştirilmiştir. Başlangıçta, ID3 tavla ve oyunlarda etkili oyun stratejileri öğrenmek amacıyla kullanılmıştır. ID3, akademik ve endüstriyel alanlarda geniş bir yelpazede sorunlara uygulandığı günden bu yana önemli ölçüde evrilmiş ve ilerlemiştir (Koyuncugil, 2006, s. 73).

Bu yaklaşıma dayanan sistemler, her bir özelliğin ayırt edici güç değerini belirlemek için entropi gibi bilgi ölçümlerini kullanır. Karar ağacının temel özelliği, karmaşık bir karar verme sürecini bir dizi basit karara ayırıştırması ve kolayca yorumlanabilir bir çözüm sunmasıdır.

ID'ler, sembolik verileri sınıflandırmak için yaygın ve etkili bir karar verme yöntemidir. Genellikle sayı içeren durumlar için uygun değildir. Gerçek dünya problemlerinin çoğu sembolik olmayan (sürekli) değerlerle ilgili olduğundan, özellikleri seçmeden önce ayrıklaştırma uygulanmalıdır.

Bilgiyi karakterize etmek için kullanılan bir kavram da entropidir. Entropi, bir veri kümesindeki düzensizlik veya rastgelelik miktarını ölçmek için kullanılır. ID3, düğümleri ayırmak için entropiyi kullanır. Belirli bir t düğümünün entropisi şu şekilde verilir:

$$Entropi = H(S) = - \sum_{i=1}^n p_i \log_2(p_i)$$

$$H(X, T) = \sum_{i=1}^n \frac{|T_i|}{|T|} H(T_i)$$

$$Kazanç(X, T) = H(T) - H(X, T)$$

Burada P_i , t düğümü içindeki i sınıfının olasılığıdır. Bir hedef özelliği temsil eden T, özelliğin değerine göre T_1, T_2, \dots, T_n alt kümelerine bölünürken, karar için gerekli bilgilerin ağırlıklı ortalaması kabul edilir. Bu ağırlıklı ortalama $H(X, T)$ ile gösterilir.

Kazanç(X,T) kriteri hesaplanır. Amaç kazanç değerini (X,T) maksimuma çıkarmaktır. En yüksek bilgi kazanımını sağlayan özellikler seçilir (Özkan, 2016, s.58).

3.6.2.5.2. CHAID (Chi-Square Automatic Interaction Detector)

KAAS tarafından 1980 yılında geliştirilen CHAID algoritması, kategorik ve sürekli değişkenler içeren niteliklere uygulanan bir karar ağacı algoritmasıdır. Hedef değişkenlerin tahmin edici değişkenlerle ilgisine göre sınıflandırılması amacıyla; diğer karar ağacı algoritmalarından farklı olarak, dallanma algoritması üç veya daha fazla gruba ayrılır ve olası tüm alt grupları bir ağaç formatında net bir şekilde görüntüler.

CHAID, otomatik Ki-kare etkileşim dedektörü, CART kadar popüler bir karar ağacı algoritmasıdır. CHAID, karar ağaçları oluşturma konusunda CART'a benzer, ancak bölümleri seçme şekli bakımından farklılık gösterir. En iyi bölümü seçerken entropi veya Gini indeksini kullanmak yerine, değerleri tahmin ederken hangi kategori tahmincilerinin bağımsızlığa en uzak olduğunu belirlemek için olasılık tablolarında Ki-kare testlerini kullanılır.

CHAID ile diğer yöntemler arasındaki temel farklardan biri ağaç oluşturmadır. ID3, C3.5 ve CART ikili ağaçları türetirken, CHAID ikili olmayan çoklu ağaçları türetmektedir (Berson ve Thearling, 2000, s.510).

CHAID, sürekli ve kategorik olmak üzere tüm değişken türlerini işleyebilir. Ancak sürekli tahmin edici değişkenler, analizin amacına bağlı olarak otomatik olarak sınıflandırılır. CHAID algoritması aşağıda verilmektedir (Koyuncugil, 2006, s.75):

1. Her bir tahmin edici değişken X için, Y hedef değişkenini göz önünde bulundurarak X 'in en az önemli sınıf çiftini belirle (Bu çift, en yüksek p değerine sahip olanıdır). Kullanılan yöntem, Y 'nin ölçüm seviyesine göre p değerlerini hesaplayacaktır.
 - I. Y sürekli bir değişken ise F testini uygula.
 - II. Y isimsel bir değişkense X 'in sınıfları satırlarda, Y 'nin sınıfları ise sütunlarda olacak şekilde iki yönlü bir çapraz tablo oluştur. Olabilirlik oranı testi veya Pearson Ki-kare testini kullan.
 - III. Y sıralı bir değişkense Y 'ye dayalı bir birliktelik modeli oluştur. Bu aşamada olabilirlik oranı testini kullan.
2. En yüksek p değerine sahip X 'in sınıf çifti için, bu p değerini belirlenmiş alfa düzeyi α birleş ile karşılaştır.
 - I. Eğer p değeri $\alpha_{birleş}$ büyükse, bu çifti tek bir sınıf altında birleştir. X 'in yeni

sınıf grubunu oluşturmak için süreci Adım 1'den başlat.

- II. Eğer p değeri $\alpha_{birleş}$ 'den küçükse Adım 3'e geç.
3. X ve Y'nin sınıf kümesi için uygun Bonferroni düzeltmesini kullanarak düzeltilmiş p değerini belirle.
4. En düşük düzeltilmiş p değerine sahip X tahmin edici değişkenini seç. Bu p değerini belirlenmiş alfa düzeyi $\alpha_{böl}$ ile karşılaştır.
 - I. Eğer p değeri $\alpha_{böl}$ değerinden küçük ya da eşitse düğümü X'in sınıf kümesine göre böl.
 - II. Eğer p değeri $\alpha_{böl}$ değerinden büyükse, düğümü bölme işlemi yapma. Bu durumda düğüm uç düğümdür.
5. Ağaç büyütme işlemine durma kuralları gerçekleşene dek devam et.

3.6.2.5.3. SLIQ Algoritması

SLIQ algoritması hem sayısal hem de kategorik verileri sınıflandırmak için kullanılır. Sayısal verileri değerlendirmek için gereken çabayı azaltmak amacıyla ağacı oluşturmak için bir ön sıralama tekniği kullanılır. Sayısal verilerle çalışırken verilerin sırası, optimal dallanma kriterlerinin belirlenmesinde önemli bir faktördür. SLIQ algoritmasında veriler her düğümde değil, eğitim verilerini içeren ağacın büyüme aşamasının başlangıcında sıralanır.

Diğer karar ağacı algoritmaları derinlik öncelikli prensibiyle çalışırken, SLIQ aynı anda birçok yaprak oluşturarak genişlik öncelikli prensibiyle çalışır. Bu durumda mevcut ağacı yapraklara bölme işlemi yalnızca tek bir veri geçişini gerektirir. Dallanma sürecinde Gini indeksi kullanılır. Hızlı algoritmalar kullanarak kategorik verileri alt kümelere ayırır.

Bir ağacı budarken MDL(Model Definition Language) ilkelerine dayalı bir strateji izlenir. MDL ilkelerine göre bir model, tanımlanması ve oluşturulması en ucuz olan verileri en iyi şekilde temsil eder. Bu algoritma hem hızlıdır hem de çok iyi karar ağaçları üretebilmektedir (Narasimha Prasad ve Naidu, 2014, s.2).

SLIQ yalnızca sabit diskler gibi depolama aygıtlarında saklanabilen ve bellekte saklanması zor olan çok büyük miktardaki verilere uygulanabilir. Veriler belleğe yazılmadan doğrudan tek bir ağaç olarak sınıflandırılır.

3.6.2.5.4. SPRINT Algoritması

SPRINT, her değişken için ayrı bir değişken listesi oluşturur. Her liste kullanmak istediğiniz değişkeni, sınıfını ve sıra numarasını içerir, böylece değişkenleriniz kadar listeniz olur.

Sürekli değerler içeren listeler, sürekli değerlere sahip değişkenlere göre sıralanırken, kategorik veriler içeren listeler ise sıra numaralarına göre sıralanır. Ağaç büyüdükçe ve bir düğüm yeni bir dala bölündükçe, düğümle ilişkili değişken listesi de bölünür ve yeni dala atanır. Bir listeyi bölmek, liste içindeki kayıtların sırasını değiştirmez; bu nedenle, liste içinde yeni oluşturulan listeyi yeniden sıralamanıza gerek yoktur(Tüminçin, vd., 2019, s.355).

Bölünme aşamasına ulaşan düğümler için $C_{üst}$ ve C_{alt} adı verilen histogramlar elde edilerek düğüm içindeki sınıf dağılımının belirlenmesinde kullanılır. SLIQ algoritmasına benzer şekilde Gini endeksi, düğümleri ve alt dalları ayırmak için bir kriter olarak kullanılır. Herhangi bir K kümesi için $Gini(K)$ endeksi şu şekilde hesaplanır:

$$gini(K) = 1 - \sum p_j^2$$

Burada p_j , K kümesi içinde j sınıfının sıklığıdır. Eğer K kümesi K_1 ve K_2 gibi alt kümelere bölünürse, bölünmüş K kümesinin $gini_{bölünmüş}(K)$ değeri;

$$gini_{bölünmüş}(K) = \sum_{i=1}^t \frac{n_i}{n} gini(K_i) \text{ şeklinde hesaplanır.}$$

3.6.2.5.5. C3.5 Algoritması

1993 yılında Quinlan tarafından ID3 algoritmasını geliştirmek amacıyla keşfedilmiştir. Bu algoritma, sayısal değerleri kullanarak nitelikler için karar ağaçları oluşturma yeteneği sağlar. Ayrıca bilinmeyen nitelik değerlerine sahip örnek kümeler için karar ağaçları oluşturma bir yolunu da sağlar. C3.5, aşağıdaki özelliklerle ID3'ten farklıdır:

- Sürekli değer tahmin edicileri kullanılabilir.
- Budama kullanılır.
- Kural çıkarımı yapılır.

Karar Ağacı Algoritması C3.5, ID3 algoritmasını aşağıdaki şekillerde geliştirmiştir;

Eksik veriler: Eksik veriler, karar ağacı oluşturulduğunda göz ardı edilir. Bu nedenle kazanma oranı yalnızca söz konusu özelliğin değerini taşıyan diğer kayıtlar

referans alınarak hesaplanır. Eksik öznitelik değerlerine sahip kayıtları sınıflandırmak için, diğer kayıtlardaki öznitelik değerleri hakkında bildiklerinize dayanarak o öğenin değerini anlayabilirsiniz.

Sürekli Veri: Temel fikir, eğitim örneklerinde ilgili öğelerde bulunan özellik değerlerine göre verileri aralıklara bölmektir.

Budama: C3.5'te iki ana budama stratejisi önerilmektedir.

- Alt ağaç değişimi, bir yaprak düğümün, orijinal ağaca yakın hata oranıyla sonuçlanması durumunda, bir alt ağaçla değiştirilmesidir.
- Alt ağaç yükseltme adı verilen bir diğer budama stratejisi, bir alt ağacın, o ağacın en sık kullanılan alt ağacıyla değiştirilmesidir. Burada alt ağaç, mevcut konumu olan ağaçtan daha yüksek bir konuma taşınır. Yine bu düzenlemeyle hata oranındaki artışın tespit edilmesi gerekmektedir.

Kuralları: C3.5, karar ağaçlarını veya karar ağaçlarından oluşturulan kuralları kullanarak sınıflandırmaya izin verir. Ek olarak karmaşık kuralları basitleştirmek için çeşitli teknikler sağlanmıştır. Bir yaklaşım, eğitim setindeki tüm kayıtların aynı şekilde ele alınması durumunda kuralın sol tarafını daha basit bir versiyonla değiştirmektir. Başka hiçbir kural uygulanmadığında davranışı belirtmek için “diğer durum” kuralı kullanılır. (Terlemez, 2008, s.53).

3.6.2.5.6. C5.0 Algoritması

Bu, J.Ross Quinlan'ın C3.5 algoritmasının daha da geliştirilmiş halidir. C3.5 ile karşılaştırıldığında C5.0 algoritması daha hızlıdır, daha net kurallar oluşturur, daha az bellek gerektirir, yanlış sınıflandırmayı önler ve ağaç oluşumuna katkısı olmayan değişkenleri ağaç yapısından hariç tutar.

C5.0 algoritması ticari amaçlarla yaygın olarak kullanılan bir yazılımdır. Doğruluk oranını arttırmak için boosting kullanımına imkân tanır. Bu nedenle algoritmaya boosting ağaçları da denmektedir. C5.0 algoritmasında bağımsız değişkenler kategorik olabilir ve bağımlı değişken kategorik veya sürekli olabilir.

C5.0 algoritması, akışın kök düğümden yaprak düğümlere kadar uzandığı bir karar kuralı olarak da ifade edilebilir. Özellikle çok büyük karar ağaçları yerine karar kurallarının kullanılması insan algısına daha uygundur ancak veri miktarı arttıkça işlem süresi de artar. Karar ağaçlarında, ağacın alt seviyelerindeki değişkenler, üst seviyelerdeki değişkenlere göre daha az kullanılır, ancak karar kurallarında kuralların sırası önemli

değildir. Ek olarak, karar kuralları tahmin doğruluklarına göre sıralanır ve tahmin doğruluğunu artırmak için budama yapılabilir.

Tahmini modelleme için veri eksikliği olduğunda, C5.0 algoritması yalnızca büyük miktarda veriyi işlerken doğru sonuçlar sağlayabilmektedir. (Bardi ve Can, 2021, s. 1084). C5.0 algoritması aşağıdaki özelliklere sahiptir:

- İkili veya çok dallı ağaçlar oluşturulur.
- Bilgi kazancını (entropi) bölme kriteri olarak kullanır.
- Budama tekniği *Binom Güven Sınırı* yöntemini kullanır.

C5.0 algoritması, düğümleri en iyi şekilde ayırmak için bilgi kazancı ve entropi azaltma kavramlarını kullanır. X değişkeninin (niteliklerin) k olasılıkları P_1, P_2, P_3, P_k olarak ifade edilir. Bir değişkenin veya X özelliğinin entropisi aşağıdaki denklem kullanılarak hesaplanır (Larose, 2005, s.116);

$$H(X) = - \sum_{j=1}^k p_j \log_2(p_j)$$

C5.0 algoritması, her karar düğümünde maksimum bilgi kazanımı ile ayırma kriterini belirleyerek optimum ayırma işlemini gerçekleştirir. Bilgi kazancı şu şekilde formüle edilir:

$$\text{Bilgi Kazancı (Information Gain) - } S = H(T) - H_s(T)$$

3.6.2.5.7. CART Algoritması

CART algoritması 1984 yılında Breiman ve arkadaşları tarafından geliştirildi. Morgan ve Sonquist'in karar ağacı algoritması AID'nin (Otomatik Etkileşim Tespiti) daha da geliştirilmesi olarak CART hem sayısal hem de nominal veri türlerini girdi ve yordayıcı değişken olarak kabul edilebilen, sınıflandırma ve regresyon problemlerine çözüm olarak kullanılabilen bir algoritmadır (Uysal, vd., 2014, s.3).

CART analizi: Yanıt değişkeni kategorikse sınıflandırma ağacı (Classification Tree, CT), sürekli olması durumunda buna regresyon ağacı (Regression Tree, RT) adı verilir. CART algoritmasında bölümlenme düğümlere belirli bir kriter uygulanarak yapılır.

Bu amaçla öncelikle tüm niteliklerin mevcut olduğu değerler dikkate alınır ve tüm eşleşmelere göre iki bölümlenme yapılır. Seçim süreci bu kategoriler için geçerlidir. Burada iki algoritma anlatılmaktadır.

- Twoing Algoritması
- Gini Algoritması

3.6.2.5.7.1. Twoing Algoritması

Aşağıdaki adımlar uygulanır:

Niteliklerin içerdiği değerler göz önüne alınarak eğitim kümesi iki parçaya ayrılır: (t_{sol} , $t_{sağ}$). Bunlara aday bölünme adı verilir. Her bir bölüm için ayrı ayrı olasılıkları hesaplanır. Söz konusu olasılıklar aşağıdaki formüllerde verilmiştir(Uysal, vd., 2014, s.445).

$$P_{sol} = \frac{t_{sol} \text{ daki herbir nitelik değerinin ilgili sütunundaki } i \text{ tekrar sayısı}}{\text{Eğitim setindeki örneklerin sayısı}}$$

$$P(j/t_{sol}) = \frac{t_{sol} \text{ daki kayıtların } j \text{ sınıfları sayısı}}{t_{sol} \text{ daki herbir nitelik değerlerinin ilgili nitelik sütunundaki tekrar sayısı}}$$

$$P_{sağ} = \frac{t_{sağ} \text{ daki herbir nitelik değerinin ilgili nitelik sütunundaki } i \text{ tekrar sayısı}}{\text{Eğitim setindeki örneklerin sayısı}}$$

$$P(j/t_{sağ}) = \frac{t_{sağ} \text{ daki kayıtların } j \text{ sınıfları sayısı}}{t_{sağ} \text{ daki herbir nitelik değerlerinin ilgili nitelik sütunundaki tekrar sayısı}}$$

- t düğümündeki s aday bölünmesinin uygunluk ölçüsü hesaplanır.

$$\Phi(s | t) = 2P_{sol}P_{sağ} \sum_{j=1}^n |P(j | t_{sol}) - P(j | t_{sağ})|$$

$\Phi(s | t)$ değerleri hesaplandıktan sonra içlerinde en büyük olanı seçilir. Bu değer in ilgili olduğu aday bölünme satırı dallanmanın yapılacağı satırı bildirir. Bu dallanmanın ardından bu adıma ait karar ağacı çizilir.

3.6.2.5.7.2. Gini Algoritması

İkili bölünmelere dayalı bir sınıflandırma yöntemidir. Bir öz nitelik değerinin sol ve sağ olmak üzere iki parçaya bölünmesi ilkesine dayanır. Gini katsayısı bir dalın, kutunun veya yaprağın saflığını belirler. Homojenliği ölçüdür. Sınıflandırma problemlerinde elimizde 1 ve 0 sınıfı olmak üzere iki tane sınıf olur. Formül aşağıda açıklanmıştır.

$$G = - \sum_{i=1}^c p_{(i)} * (1 - p_{(i)})$$

- Sınıf 0 için $p_{(i)}$, sınıf 0'in oluşma olasılığıdır. $(1 - p_{(i)})$, 0 sınıfının oluşmama olasılığıdır. Olma olasılığı, olmama olasılığıyla çarpılır
- Sınıf 1 için $p_{(i)}$, sınıf 1'in oluşma olasılığıdır $(1 - p_{(i)})$ sınıf 1'in oluşmama olasılığıdır. Olma olasılığı, olmama olasılığıyla çarpılır.

*Gini Katsayısı = (Sınıf 0'in oluşma olasılığı * Sınıf 0'in oluşmama olasılığı) + (Sınıf 1'in oluşma olasılığı * Sınıf 1'in oluşmama olasılığı).*

Bölünmeye devam edilip edilmeyeceğine Gini katsayısında kontrol edebilirsiniz. Gini katsayısı 0 ise dalların homojen olduğunu ve bölmeye gerek olmadığını söyleyebiliriz. Katsayılar ondalık ise dallanmanın henüz tekdüze olmadığını ve yeniden dallanmanın gerekli olduğunu söyleyebiliriz (Adak ve Yurtay, 2013, s.2).

3.6.2.5.8. Random Trees (Rastgele Ağaçlar)

Random Trees, karar ağacı tabanlı bir makine öğrenmesi yöntemidir. Temel mantığı, farklı örneklem ve değişken alt kümeleri kullanarak birçok karar ağacı oluşturmaktır. Her bir ağaç, eğitim verisinin rastgele bir alt kümesiyle eğitilir. Tahmin yapılırken, tüm ağaçların sonuçları birleştirilerek (çoğunluk oylaması veya ortalama alma yoluyla) nihai karar verilir (Breiman, 2001, s. 5). Bu modelin özellikleri;

- Aşırı öğrenmeyi (overfitting) azaltır.
- Büyük veri setlerinde iyi çalışır.
- Değişkenler arasındaki ilişkiyi modellemede esnekler.
- Model açıklaması bireysel ağaçlara göre daha zordur.

Sınıflandırma (örneğin kredi başvurusu onaylama), Regresyon, Özellik (feature) seçimi alanlarında kullanılır.

3.6.2.5.9. Discriminant Analizi (Ayrım Analizi)

Discriminant Analizi, gözlemleri iki veya daha fazla önceden tanımlı gruba sınıflandırmak için kullanılan istatistiksel bir tekniktir. Amacı, gruplar arasındaki farkları en iyi şekilde ayırt eden doğrusal kombinasyonları (discriminant functions) bulmaktır. İki türü bulunmaktadır (Fisher, 1936, s.179).

- *Linear Discriminant Analizi (LDA)*: Gruplar arası varyansı maksimize eder, grup içi varyansı minimize eder.
- *Quadratic Discriminant Analizi (QDA)*: Grupların kovaryans matrislerinin eşit olmadığı durumlarda kullanılır.

Discriminant Analizi, normal dağılım varsayımı yapar, özellikle grupların net ayrıldığı durumlarda güçlüdür. Küçük örneklem büyüklüklerinde hassasiyet gösterebilir.

Finansal risk analizi, pazarlama müşteri segmentasyonu, tıp alanında hastalık teşhislerinde kullanılmaktadır.

3.6.2.5.10. Lojistik Regresyon (Logistic Regression)

Lojistik regresyon analizinde logit dönüşümün uygulandığı bağımlı (yordayıcı) değişkenin yapısı analizin sınıflandırılmasında önemli bir yere sahiptir(Şenel ve Alatlı, 2014, s.37). Lojistik Regresyon, bağımlı değişkenin ikili (binary) olduğu durumlarda kullanılan bir regresyon analizidir. Amaç, belirli bir olayın (örneğin kredi reddi veya kabulü) olasılığını tahmin etmektir. Çıktı her zaman 0 ve 1 arasında bir olasılık değeridir.

Lojistik Regresyon analizinde, Bağımsız değişkenler sürekli, kesikli veya ikisinin karışımı olabilir. Analiz, Lineer bir karar sınırı oluşturur ve kolay yorumlanabilir. Çoklu bağımlılık (multicollinearity) durumunda performansı düşebilir.

Formülü:

$$P(Y = 1) = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n)}}$$

Lojistik Regresyon analizi, kredi risk modellemesi, hastalık teşhisleri (örneğin kanser var mı/yok mu?) ve pazarlama kampanyalarında satın alma olasılığı tahmini konularında yaygın olarak kullanılmaktadır.

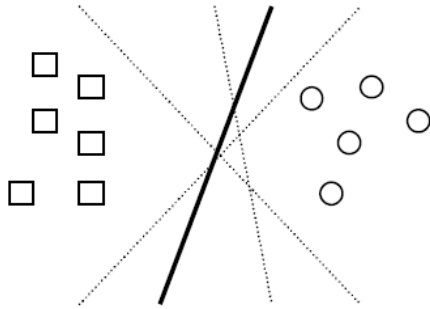
3.6.2.6. Destek Vektör Makineleri

Destek Vektör Makineleri (DVM), Vladimir Vapnik tarafından önerilen ileri yönde beslemeli yeni bir ağ kategorisidir. DVM; Doğrusal olmayan sınıflandırma, fonksiyon tahmini ve yoğunluk tahmini gibi birçok yaygın problemi çözmek için güçlü bir yöntemdir ve aynı zamanda Kernel tabanlı yöntemlerdeki birçok yeni gelişmeyi de yönlendirir(Tolun, 2008, s.64). DVM; iki katmanlı, ileri beslemeli bir yapay sinir ağına sahiptir (Haykin, 1999, s.318).

DVM, tamamen istatistiksel kriterler yerine marj tabanlı geometrik kriterleri kullanan bir sınıflandırma yöntemi uygular. Başka bir deyişle DVM, istatistiksel tekniklere ihtiyaç duymadan sınıflandırma fonksiyonlarını gerçekleştirmek için marj maksimizasyon tekniklerini kullanır (Yakut, 2012, s.40).

DVM, veri kümesi üzerinde ortalama hata karesini azaltmaya odaklanan ampirik risk minimizasyonu ilkesinden ziyade, istatistiksel öğrenme teorisinin yapısal risk minimizasyonu açısından çalışmasının en dikkat çekici yönüdür. Eğitim setindeki tüm örneklerin bağımsız ve benzer şekilde dağıtılması, DVM'nin temel varsayımlarından biridir (Yakut ve Yavuz, 2014, s. 143).

DVM, sınıfları birbirinden en uygun çizgilerle ayırmayı amaçlamaktadır. Bu sınıflar arasında farklı fırsat seviyeleri vardır(Şekil 15). Toleransı en aza indirmek için her iki sınıftan da mümkün olan en uzak çizgi çekilir.



Şekil 15. Optimum ayırıcı düzlemler

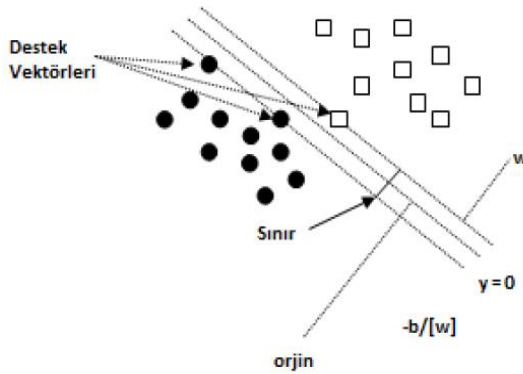
Kaynak: Haykin, 1999, s.318

DVM, sınıflandırma ve regresyon problemlerine uygulanabilir. Pek çok farklı sınıflandırma problemi vardır. Bunlardan en temeli eğitim hatası olmayan doğrusal ayrılabilirliktir. Bu durumda DVM, giriş uzayında doğrusal bir diskriminant fonksiyonu oluşturur. Diğer bir durum ise eğitim hatasının olmadığı doğrusal olmayan ayrılabilirliktir.

Bu durumda DVM sınıflandırıcısı giriş uzayında doğrusal sınıflandırma gerçekleştiremez. Bu nedenle, girdi uzayından özellik uzayına dönüşüm ilk önce bir çekirdek fonksiyonu kullanılarak gerçekleştirilir. DVM sınıflandırıcısı daha sonra özellik alanında doğrusal bir ayırma fonksiyonu oluşturur. Eğitim hatası oluştuğunda aynı prosedür izlenir. Ancak sisteme pozitif esneklik parametresi eklenmiştir. Hem sınıflandırma hem de regresyon yöntemlerinde, öğrenme problemi ikinci dereceden bir amaç fonksiyonu kullanılarak bir optimizasyon problemi şeklinde sunulur. DVM regresyon yönteminin temel fikri, eğitim verilerinin özelliklerini mümkün olduğu kadar doğru yansıtan ve istatistiksel öğrenme teorisine uygun doğrusal bir diskriminant

fonksiyonu bulmaktır. Sınıflandırmaya benzer şekilde regresyon, doğrusal olmayan durumları ele almak için çekirdek işlevlerini kullanır(Yakut ve Yavuz, 2014, s.144).

Şekil 16, basit bir DVM sınıflandırıcısının yapısını göstermektedir. Amaç orijini (optimum bölme düzlemi vektörünü) bulmaktır. Giriş verileri (+1,-1) değerlerini alarak iki sınıfa ayrılır. Destek vektörleri sınıfın orijine en yakın olan elemanlarıdır. Bölme düzlemini optimize etmek için destek vektörleri ile bölme düzlemi arasındaki mesafe maksimum olmalıdır.



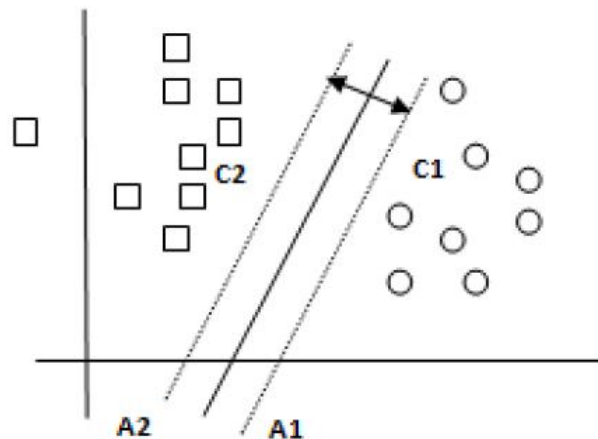
Şekil 16. DVM Sınıflandırıcı

Kaynak: Yakut, ve Yavuz, 2014.

nispeten kolaydır. Ancak Lineer olarak ayıramayan verilerin, lineer olarak ayırlabilen başka bir alana aktarılması gerekir.

3.6.2.6.1. Lineer Ayırılabilme Durumu

Eğitimde kullanılacak N elemandan oluşan verinin $\theta = \{x_i, y_i\}$, $i = 1, 2, \dots, N$ olduğunu varsayalım. Burada $y_i \in \{-1, 1\}$ etiket değerleri ve $x_i \in R^d$ özellikler vektörüdür. Lineer ayırılabilirlik nedeniyle bu ikili veriler doğrudan kutupsal bir düzlemle ayırılabilir. Lineer olarak ayırılabilme durumunda, bu iki değerli veriler direkt olarak bir aşırı düzlem ile ayrılacaktır. Bu aşırı



Şekil 17. Lineer Ayırılabilme Durumunda Optimum Ayırıcı

Kaynak: Yakut, 2020, s.47

düzleme ayırıcı aşırı düzlem adı verilir. Destek vektör makinesinin amacı bu uç düzlemin iki farklı sınıfın örnek gruplarına aynı uzaklıkta olmasını sağlamaktır.

3.6.2.6.2. Lineer Ayrılama Durumu

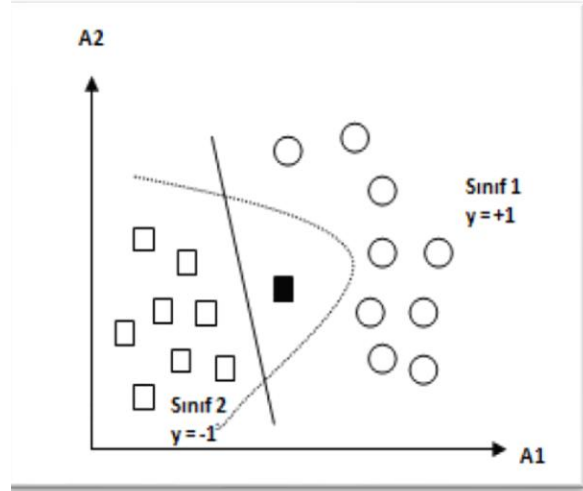
Lineer ayrılabilirlik için veriler doğrusal düzeyler kullanılarak iki sınıfa ayrılabilir. Uygulamada durum her zaman böyle olmayabilir. Yani veriler düz bir düzlemlerle ayrılabilir.

Veriler lineer olarak ayrılamiyorsa lineer sınıflandırıcı yerine lineer olmayan sınıflandırıcı kullanılabilir. Bu bağlamda Lineer Olmayan Özellik Uzayı: $x \in R^n$ gözlem vektörünü daha yüksek dereceden bir uzayda z vektörüne dönüştürerek, bu yeni uzayda lineer sınıflandırıcıları elde etmek söz konusu olabilir. Bu z vektörünün yer aldığı özellik uzayı F ile gösterilsin.

$$x \in R^n \rightarrow z(x) = [a_1, \phi_1(x), \dots, a_n, \phi_n(x)]^T \in R^F$$

Bu durum da ϕ ifadesi $R^n \rightarrow R^F$ eşlemesini yapmak üzere $Z = \phi(X)$ biçiminde ifade edilebilir (Yakut, 2012: s. 49).

Lineer olmayan ayrılabilirlik durumu göz önüne alındığında, eğitim veri kümesindeki örnekler, orijinal girdi uzayında lineer bir şekilde ayrılamaz. Bu tür durumlarda, Destek Vektör Makineleri, lineer olmayan bir haritalama fonksiyonu aracılığıyla, orijinal girdi uzayını daha yüksek boyutlu bir nitelik uzayına dönüştürerek daha rahat bir şekilde sınıflandırma yapabilir. Bu sayede, tüm değerlerin tekrar çarpım değerlerinin hesaplanması yerine, doğrudan çekirdek fonksiyonuna bu değerler yerleştirilerek nitelik uzayındaki karşılıkları elde edilir. Böylelikle, yüksek boyutlu bir nitelik uzayı ile çalışmak zorunda kalınmaz. Çekirdek fonksiyonlarının bir diğer faydası, eğitim aşamasında bir örnek için fonksiyon oluşturulduktan sonra, diğer örneklerdeki değerlerin hesaplanmasının çok daha kolay olmasıdır, çünkü bu değerler eğitim örneği dışında tamamen hazırdır (Kecman, 2001, s. 169).



Şekil 18. Birbirinden Doğrusal Olarak Ayrılamayan Veriler

Kaynak: Özkan, 2016, s.182

DVM yaygın olarak kullanılan dört çekirdek fonksiyonu vardır. Bu fonksiyonlar;

1. Doğrusal Fonksiyon,
2. Polinomial Fonksiyon,
3. Sigmoid Fonksiyon,
4. Radyal Tabanlı Fonksiyon.

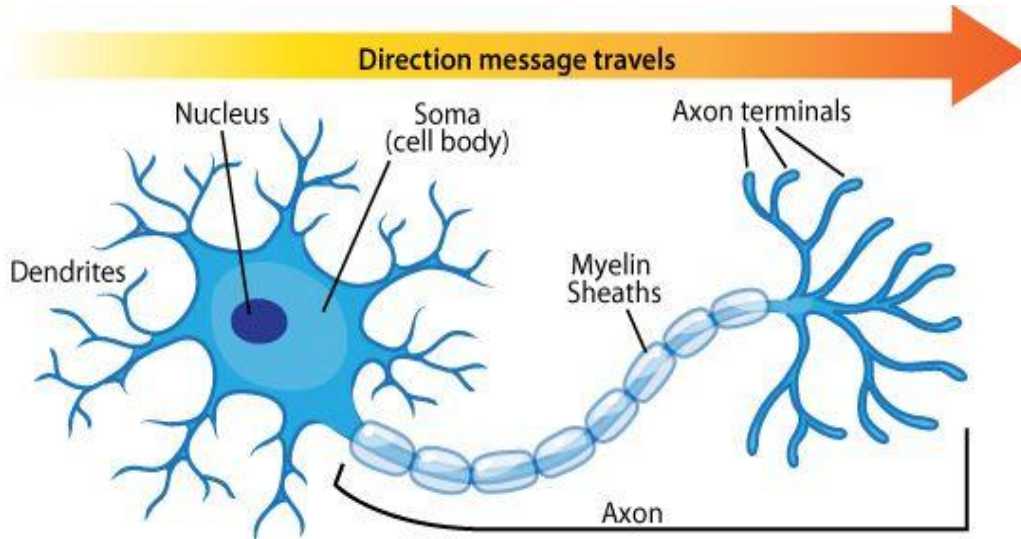
3.6.2.7. Yapay Sinir Ağları

3.6.2.7.1. Tanımı

Beyin hücrelerinin modellendiği bir zekâ ve öğrenme metodudur. Yapay sinir ağları (YSA), genellikle görüntüleri tanımlama, dili işleme ve karar alma gibi faaliyetlerde kullanılır.

İnsan beyinleri gibi, yapay sinir ağları da beyin hücreleri gibi birbirine bağlı nöronlardan oluşur. Bu nöronlar, diğer nöronlara göndermeden önce yakındaki nöronlardan bilgi işler ve alır.

Beynimizin en küçük zekâ birimi nöron, yani sinir hücresidir. Aslında sadece insan beyinde değil vücudun tamamında bulunmaktadır. Sadece beyimiz değil, başta omuriliğimiz dahil olmak üzere tüm sinir ağımız bilgi işlemektedir (Graupe, 2013, s.3).



Şekil 19. Sinir ağı sisteminin çalışma şekli

Kaynak: <https://askabiologist.asu.edu/neuron-anatomy>, Erişim Tarihi: 15.08.2024

Sinir hücresi, dendritlerin uçlarından alınan elektrik sinyallerini kısa bir şekilde işler. Elbette, bu elektrik sinyalinin iletim miktarı önemlidir. Bu aşamada her bir uzantı, çeşitli geçirgenlik seviyeleri ile bilgiyi toplar ve bunu temel bir işleme tabi tutar.

Sonrasında, bu birikmiş bilgiyi axonun ucu ile bağlantılı olduğu diğer terminallere iletir (Garg, 2019, s. 2).

Yukarıdaki model için n adet *dentrit* varsayımı yapılırsa ve her bir *dentrit* için ağırlık katsayıları a olarak belirlenirse, tüm sistem için şu formül öngörülebilir.

$$f\left(\sum_{i=0}^n a_i x_j\right)$$

Denklem 1: Sinir hücresi fonksiyonu.

Burada verilen fonksiyon için yapılan çalışmalar, en iyi *sigmoid* isimli fonksiyonun temsil ettiğini göstermiştir.

$$f\left(\sum_{i=0}^n a_i x_i\right) = \frac{1}{1 + e^{-\sum_{i=0}^n a_i x_i}}$$

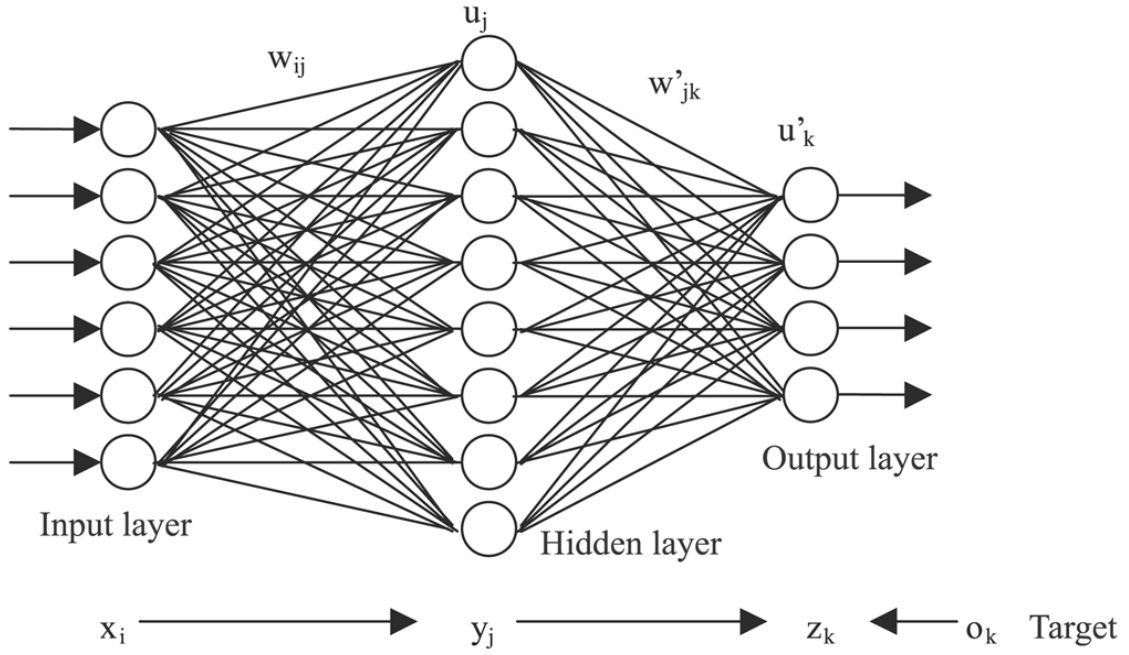
Denklem 2: Sigmoid fonksiyonu ile temsil edilen yapay sinir hücresi.

Görülebildiği gibi tek bir sinir hücresi modellenenmektedir. Buradaki a_i katsayılarının bulunması durumunda tek bir sinir hücresi için “öğrendi” denilebilmektedir.

Yapay sinir hücreleri birbirine ardışık olarak bağlandığında, çok katmanlı bir mimaride bir sinir ağı matematiksel modeli oluşturulmaktadır. Sonraki aşama, bu modelin en az bir kez öğrenmesidir. Bu alandaki temel yöntem ise geriye yayılım algoritmasının uygulanmasıdır. Geriye yayılım algoritmasında, eğitim verileri olarak adlandırılan ve girdilere karşılık gelen çıktıları içeren bir set üzerinden toplam hatanın asgariye indirilmesini sağlayan döngüsel bir hesaplama yöntemi kullanılmaktadır.

3.6.2.7.2. Ağ Mimarisi

Ağ mimarisinde üç katman vardır: giriş katmanı, gizli katman (birden fazla) ve çıkış katmanı (Kutlu ve Badur, 2009: 25-40). Tipik bir *ileri beslemeli ağ*, bilgileri tek bir yönde, girişten çıkışa işler. Çok sayıda katman olması nedeniyle bazen MLP (Çok Katmanlı Algılayıcı) olarak adlandırılır.



Şekil 20. Yapay Sinir Ağı yapısı

Kaynak: Heipke, vd. 2020, s.2

Gizli katmanı, girdilerden en alakalı desenlerden bazılarını çıkaran ve daha fazla analiz için bir sonraki katmana gönderen bir “damıtma katmanı” olarak düşünmek mümkündür. Girdilerden yalnızca en önemli bilgileri tanıyarak ve gereksiz bilgileri atarak ağın verimliliğini hızlandırır ve iyileştirir.

Aktivasyon fonksiyonu iki nedenden dolayı önemlidir: birincisi, bilgisayarınızı açmanıza imkân tanır. Girdinin daha kullanılabilir bir nihai çıktıya dönüştürülmesine katkıda bulunur.

Bu model girdiler arasındaki doğrusal olmayan ilişkilerin varlığını yakalar. Girdinin daha kullanılabilir çıktıya dönüşmesine katkı sağlar. Tahmin hatasını en aza indiren “en uygun W — ağırlık değerlerini” bulmak, başarılı bir model oluşturmak için kritik öneme sahiptir. “Geri yayılım algoritması”, sinir ağlarının hatalardan öğrenerek YSA’yı (Artificial Neural Network – Yapay Sinir Ağı) bir öğrenme algoritmasına dönüştürerek çalıştığı bir yöntemdir (Heipke ve Rottensteiner, 2020, s.4).

Optimizasyon yaklaşımı, tahmin hatalarını ölçmek için bir “eğim inişi” tekniği kullanır. Bu teknik, hataları en aza indirmek için ağırlıkları yinelemeli olarak ayarladığı için denetlenen öğrenmenin temel taşıdır. W için optimum değeri bulmak amacıyla, W ’de küçük ayarlamalar yapmayı dener ve tahmin hataları üzerindeki etkisi incelenir. Sonuç olarak, W ’deki daha fazla değişiklik hataları azaltmadığı için bu W değerleri ideal olarak seçilir.

3.6.2.7.3. Ağ Türleri

Yapay Sinir Ağı türleri aşağıdaki gibidir(Uğurlu, 2011, s.97):

- *İleri Beslemeli Sinir Ağları (FNN'ler)*: Bunlar, bilginin girişten çıktıya doğru tek bir yönde aktığı basit ağlardır. Verilerdeki desenleri belirleme veya tahminlerde bulunma gibi görevler için kullanılırlar, bu da onları desen tanıma için ideal hale getirir.
- *Evrışimsel Sinir Ağları (CNN'ler)*: Bunları, özellikle görüntüleri anlamak için tasarlanmış ağlardır. Resimlerdeki desenleri tanımada harikadırlar ve bu da onları fotoğraflardaki veya videolardaki nesnelere tanımlama gibi görevler için mükemmel kılar.
- *Tekrarlayan Sinir Ağları (RNN'ler)*: Bu ağlar, bir cümledeki bir sonraki kelimeyi tahmin etmek veya kelimelerin bağlamını anlamak gibi dizilerle iyidir. Önceki bilgileri hatırlarlar, bu da mevcut verileri daha iyi anlamalarına yardımcı olur.
- *Uzun Kısa Süreli Bellek Ağları (LSTM'ler)*: LSTM'ler, uzun veri dizilerini hatırlamada gerçekten iyi olan bir RNN türüdür. Genellikle zaman içinde bağlamı anlamının önemli olduğu görevlerde kullanılırlar. Örneğin, dilleri çevirmek veya zaman serisi verilerini analiz etmek gibi.
- *Üretken Çelişkili Ağlar (GAN'lar)*: Bu ağlar sanatçılar gibidir. Ağın bir kısmı resim veya müzik gibi yeni veriler üretirken, diğer kısmı gerçekçi görüldüğünden veya duyulduğundan emin olmak için bunları eleştirir. GAN'lar, *üretken yapay zekada* önemli bir teknolojidir. GAN'lar yeni içerik oluşturmak, resimleri geliştirmek veya hatta deepfake'ler üretmek için kullanılır.

<https://masqot.co/yapay-sinir-aglari-turleri-temel-kavramlar-ve-uygulamalar>.

3.6.2.7.4. Faydaları

Yapay Sinir Ağları, onları belirli sorunlara ve durumlara özellikle uygun kılan birçok önemli avantaj sunar(Uğurlu, 2011, s.100):

- Yapay sinir ağları, gerçek hayatta girdiler ve çıktılar arasındaki ilişkilerin çoğunun doğrusal olmayan ve karmaşık olması nedeniyle kritik öneme sahip olan doğrusal olmayan ve karmaşık etkileşimleri öğrenebilir ve modelleyebilir.
- Makine öğrenmesinde Yapay Sinir Ağı genelleme yapabilir. Orijinal girdilerden ve bunların ilişkilerinden öğrendikten sonra, model anonim verilerden bilinmeyen

ilişkileri çıkarabilir, bu da bilinmeyen verileri genelleştirmesine ve tahmin etmesine imkân tanır.

- YSA, diğer birçok tahmin yaklaşımının aksine (örneğin nasıl dağıtılmaları gerektiği gibi) girdi değişkenlerine herhangi bir kısıtlama getirmez. Ayrıca, çok sayıda çalışma, YSA algoritmalarının verilerdeki gizli korelasyonları önceden belirlenmiş herhangi bir ilişki koymadan keşfetme kapasiteleri nedeniyle heteroskedastisiteyi (değişen varyans) veya yüksek oynaklığa ve sabit olmayan varyansa sahip verileri daha iyi simüle edebileceğini göstermiştir. Bu özellikle önemli veri oynaklığı olduğunda finansal zaman serisi tahmininde (örneğin, hisse senedi fiyatları) faydalıdır.

3.7. Veri Madenciliğinin Kullanım Alanları

Veri madenciliği, birçok farklı alan için kullanım imkânı sunmaktadır. Bu alanlardan biri finans ve bankacılıktır. Finans ve bankacılık sektörü veri madenciliğinin yoğun olarak kullanıldığı bir alandır. Müşteri risk analizleri, dolandırıcılık tespiti ve kredi değerlendirmeleri gibi işlemler veri madenciliği ile gerçekleştirilebilir. Pazarlama ve satış departmanları, veri madenciliği kullanarak müşteri tercihlerini ve davranışlarını analiz ederek daha etkili pazarlama stratejileri geliştirebilirler. Müşteri ilişkileri yönetimi de veri madenciliğinin kullanıldığı bir başka alandır. Müşteri verileri analiz edilerek müşteri sadakati artırılabilir ve müşteri memnuniyeti sağlanabilir. Sağlık sektöründe de veri madenciliği, hastalık teşhisi, epidemiyolojik analizler ve tedavi planlamaları gibi konularda kullanılmaktadır. Son olarak, e-ticaret sektörü de veri madenciliğinden faydalanmaktadır. Müşteri tercihleri ve davranışları analiz edilerek öneri sistemleri ve kişiselleştirilmiş satın alma önerileri gibi hizmetler sunulabilir.

3.7.1. Pazarlama ve Satış

Pazarlama ve satış departmanları, veri madenciliğini kullanarak müşteri davranışlarını analiz edebilir ve pazarlama stratejilerini geliştirebilirler. Veri madenciliği ile müşteri tercihleri ve alışveriş alışkanlıkları analiz edilerek hedef kitleye yönelik etkili reklam kampanyaları oluşturulabilir. Ayrıca, müşteri segmentasyonu yaparak farklı müşteri gruplarına özelleştirilmiş teklifler sunulabilir (Sinap, 2024, s.72). Bu şekilde, pazarlama ve satış departmanları müşteri odaklı çalışarak satışları artırabilir ve daha müşteri memnuniyeti sağlayabilirler.

3.7.2. Müşteri İlişkileri Yönetimi

Müşteri ilişkileri yönetimi, veri madenciliğinin yoğun olarak kullanıldığı bir alandır. Müşteri verileri analiz edilerek müşteri davranışları ve tercihleri hakkında bilgi elde edilebilir. Bu bilgiler, müşteri sadakati ve memnuniyeti artıracak stratejilerin geliştirilmesine yardımcı olur(Kuruca, vd., 2022, s.97). Müşteri segmentasyonu ile farklı müşteri gruplarına özelleştirilmiş hizmetler sunulabilir ve müşteri beklentileri daha iyi karşılanabilir. Ayrıca, müşteri ilişkileri yönetimi uygulamalarında veri madenciliği kullanılarak müşteri memnuniyeti düzeyi ölçülebilir ve müşteri şikayetlerinin analizi yapılabilir.

3.7.3. Finans ve Bankacılık

Finans ve bankacılık sektörü, veri madenciliğinin sıklıkla kullanıldığı bir alandır. Veri madenciliği ile müşteri risk analizleri, dolandırıcılık tespiti, kredi değerlendirmeleri ve tahkimat analizleri gibi birçok işlem gerçekleştirilebilir(Kou vd., s.751). Örneğin, müşteri verileri analiz edilerek riskli müşterilerin tespiti ve dolandırıcılık olaylarının önlenmesi mümkün hale gelir. Ayrıca, kredi değerlendirmeleri ve tahkimat analizleri gibi finansal kararlar, veri madenciliği teknikleri kullanılarak daha doğru ve hızlı bir şekilde yapılabilir(Zaki, vd., 2024, s.80). Bu da finansal kuruluşların daha etkili ve verimli bir şekilde çalışmasını sağlar.

3.7.4. Sağlık Sektörü

Sağlık sektörü, veri madenciliğinin kullanıldığı önemli alanlardan biridir. Veri madenciliği teknikleri, hastalık teşhisi, epidemiyolojik analizler, ilaç keşfi ve tedavi planlamaları gibi konularda sağlık çalışanlarına yardımcı olur(Koçak ve Ergün, 2023, s.26). Örneğin, büyük veri setleri analiz edilerek hastalıkların erken teşhisi mümkün hale gelir ve tedavi süreci daha etkin bir şekilde yönetilebilir. Ayrıca, epidemiyolojik analizler sayesinde hastalık yayılımı ve risk faktörleri hakkında bilgi elde edilerek önlemler alınabilir. Veri madenciliği, sağlık sektöründe daha iyi bir hasta bakımı ve tedavi sağlanması için önemli bir araç olarak kullanılmaktadır.

3.7.5. E-ticaret

E-ticaret sektöründe veri madenciliği uygulamaları giderek yaygınlaşmakta ve firmalar açısından stratejik bir avantaj haline gelmektedir. Müşteri tercihleri ve alışveriş alışkanlıklarının analiz edilmesi yoluyla, bireysel kullanıcıya özel satın alma önerileri sunulabilmekte; bu sayede hem kullanıcı deneyimi iyileştirilmekte hem de müşteri bağlılığı artırılmaktadır. Veri madenciliği, kullanıcı davranışlarını takip ederek öneri sistemlerinin geliştirilmesine imkân tanımakta ve geçmiş alışveriş verileri üzerinden benzer ürünlerin önerilmesiyle müşteri memnuniyetine katkı sağlamaktadır. Ayrıca, müşteri segmentasyonu yoluyla farklı hedef kitlelere yönelik özelleştirilmiş reklam kampanyaları oluşturulmakta, böylece pazarlama faaliyetlerinin etkinliği artırılmaktadır. Tüm bu veri odaklı yaklaşımlar sayesinde e-ticaret işletmeleri müşteri merkezli stratejiler geliştirerek satış performanslarını artırmakta ve rekabet avantajı elde etmektedirler (Han, vd., 2011, s. 15-23).

Veri madenciliği, bu anlatılan alanların dışında, birçok farklı alanlarda da kullanım imkânı bulunmaktadır.

BÖLÜM IV

ARAŞTIRMANIN YÖNTEMİ

KAYNAK TARAMASI VE METODOLOJİSİ

4.1. Araştırma Yapılan Sektöre Ait Genel Bilgiler

Bankalar, bireylerin, işletmelerin ve hükümetlerin finansal işlemlerini gerçekleştiren, ekonomik sistemi destekleyen ve düzenleyen önemli kurumlardır. Banka, mevduat toplama, kredi verme, ödeme ve transfer hizmetleri sunma gibi finansal hizmetler sağlayan böylelikle kâr elde eden bir finans kuruluşudur(Cihangir, 2005 s.19). Bankalar, ekonomik sistemin can damarı olarak bireysel ve kurumsal müşterilere finansal araçlar ve çözümler sunar.

Bankalar çeşitli işlevlerine göre sınıflandırılabilir:

- *Ticari Bankalar:* Mevduat toplar ve kredi sağlar, genellikle bireyler ve küçük işletmelere hizmet eder.
- *Yatırım Bankaları:* Şirket birleşmeleri, tahvil ve hisse senedi ihracı gibi sermaye piyasası faaliyetlerine odaklanır.
- *Merkez Bankaları:* Para politikasını yönetir, para arzını düzenler ve ekonomiyi stabilize etmeye çalışır. Örneğin, Türkiye Cumhuriyet Merkez Bankası (TCMB).
- *Katılım Bankaları:* Faizsiz bankacılık ilkelerine uygun olarak hizmet verir ve kâr-zarar ortaklığı esasına dayanır.
- *Kalkınma ve Yatırım Bankaları:* Uzun vadeli projelere ve altyapı yatırımlarına finansman sağlar.

Bankaların temel fonksiyonları;

- Tasarruf sahiplerinden para toplar ve hesap türlerine göre saklar.
- Bireylere, işletmelere ve hükümetlere kredi vererek ekonomik faaliyetleri destekler.
- Para transferi, fatura ödeme ve diğer finansal işlemleri kolaylaştırır.
- Finansal yönetim ve yatırım konularında müşterilere rehberlik eder.
- Bireylere ve ticari işletmelere, alışverişlerinde ve nakit para çekmelerinde kredi kartı hizmeti ile finansal işlemlerini kolaylaştırır.

Kredi kartı, bankalar ve bazı finansman kuruluşlarının, müşterilerine belirli limitler dahilinde anlaşmalı POS cihazı bulunan alışveriş noktalarında ödeme amaçlı veya banka ATM'lerinden nakit para çekme amaçlı kullanılabilen, yapılan harcamaların aylık olarak bankaya tek seferde ya da taksitlerle ödenmek zorunda olduğu bir ödeme aracıdır (Dikmen, vd., 2018, s.1770).

Bankalar, ülkelerin merkez bankaları veya düzenleyici otoriteleri tarafından denetlenir ve düzenlenir. Türkiye'de bankacılık sektörü, Bankacılık Düzenleme ve Denetleme Kurumu (BDDK) ve TCMB tarafından kontrol edilir. Günümüzde dijital bankacılık, mobil uygulamalar ve fintech (finansal teknoloji) çözümleri bankacılık hizmetlerini daha erişilebilir ve hızlı hale getirmiştir. Bankalar, bireylerin ve işletmelerin günlük finansal ihtiyaçlarını karşılamının ötesinde, ekonominin büyümesini ve istikrarını destekleyen hayati bir role sahiptir.

4.2. Araştırma Kaynak Taraması

Ulusal ve uluslararası literatürde hileli finansal raporlamanın (HFR) tespiti konusunda çok sayıda çalışma bulunmaktadır. Bu çalışmaların bir kısmı klasik istatistiksel tespit yöntemlerini kullanırken bir kısmı da bu çalışmanın konusu olan veri madenciliğine dayalı yöntemleri kullanmıştır.

Veri madenciliği tabanlı yöntemler kullanılarak HFR tespiti üzerine yapılan önemli araştırmaların bir kısmı aşağıda özetlenmiştir.

Nur (2024), Sermaye piyasalarında veri madenciliği uygulamaları: Borsa İstanbul örneği konulu çalışmasında, Veri Madenciliği teknolojilerini kullanarak Borsa İstanbul'da (BİST) işlemin bilinenleri, verileri ve gelir tablosu gibi finansal tablolarından elde edilen verilerle finansal sağlığının ve riskin değerlendirilmesinin sona ermesi araştırılmış. Bu amaçla öncelikle Kamuyu Aydınlatma Platformu (KAP) üzerinden çeşitli sektörlerdeki 672 adet BİST şirketi 2016-2023 yılları arasında yayınlanan finansal tablolarındaki toplam kaynaklar, özkaynaklar, varlıklar, hayatta kalanlar ve net dönem kar veya zarar gibi veriler toplanmıştır. Daha sonra ekonomik risk oranları hesaplanarak 4048 kayıt içeren bir veri seti oluşturulmuştur. Son olarak, Naive Bayes, k-En Yakın Komşu (KNN), Karar Ağacı, Rastgele Orman, Lojistik Regresyon, Derin Öğrenme ve Destek Vektör Makinesi (DVM) tarafından geliştirilen veriler kullanılarak elde edilen veriler tanımlanmış ve en yüksek başarı %98,37 doğruluk değeri ile Rastgele Ormanı ile elde edilmiştir. Yapılan bu çalışma ile şirketlerin geçmiş performans verilerinden yararlanarak

ekonomik durumlarını tahmin edebilirler. Bu sayede kurtulabilir ve daha iyi bir yerde tutulabilmeyi ve finansal risklerin en aza indirilebilmesini sağlar.

Aydın ve Çelik (2024), çalışmalarında, Basel III düzenlemelerine uyum sağlamak için veri madenciliği ve yapay zekâ tabanlı çözümler geliştirilmiştir. Veri seti, çeşitli bankaların ticari kredi kullanan işletmelerin finansal verilerinden oluşmaktadır. Bankaların ticari kredi kullanan işletmelerin finansal tablolarını analiz ederken bu yöntemlerden nasıl yararlanabileceği tartışılmıştır. Yapay zekâ tabanlı çözümler, hile riskini %87 doğruluk oranıyla tespit etmiş ve regülasyonlara uyum sürecini kolaylaştırmıştır.

Tekin ve Gürbüz (2023), çalışmalarında, Türkiye'deki ticari kredi kullanan işletmelerin finansal tabloları analiz edilerek veri madenciliği yöntemleri (kümeleme ve birliktelik kuralları) kullanılarak finansal hile riski tespit edilmiştir. Veri seti, Türkiye'deki ticari kredi kullanan işletmelerin finansal verilerinden oluşmaktadır. Kümeleme yöntemi, hile riskini %83 doğruluk oranıyla tespit etmiştir. Birliktelik kuralları, hileli davranışların örüntülerini başarıyla ortaya çıkarmıştır.

Yıldız ve Arslan, (2023), “Ticari kredi değerlendirme süreçlerinde yapay zekâ tabanlı otomasyon: Türk bankacılık sektöründe bir vaka çalışması” başlıklı çalışmalarında, Yapay zeka tabanlı otomatik kredi skorlama sistemleri geliştirilmiştir. Veri seti, bankaların ticari kredi başvurularına ait finansal verilerden oluşmaktadır. Otomasyon sistemi, kredi değerlendirme süreçlerini %30 daha hızlı hale getirmiş ve hile riskini %89 doğruluk oranıyla tespit etmiştir.

Demir ve Kaya (2023), “Finansal tablolarda anomali tespiti için yeni bir yaklaşım: Isolation Forest ve One-Class SVM karşılaştırması” başlıklı araştırmalarında, Isolation Forest ve One-Class SVM yöntemleri kullanılarak finansal tablolardaki anormallikler tespit edilmiştir. Veri seti, çeşitli sektörlerdeki işletmelerin finansal verilerinden oluşmaktadır. Isolation Forest, %88 doğruluk oranıyla One-Class SVM'den (%82) daha başarılı olmuştur. Özellikle büyük veri setlerinde Isolation Forest'un performansı daha yüksek çıkmıştır.

Öztürk ve Yılmaz (2022), “Finansal hile tespitinde makine öğrenmesi modellerinin performans karşılaştırması” konulu çalışmalarında, Random Forest, XGBoost ve LSTM modelleri kullanılarak finansal tablolardaki hile riski tespit edilmiştir. Bu çalışmada, Türkiye'deki ticari kredi kullanan işletmelerin verileri üzerinde analizler

yapılmış, XGBoost modeli, %92 doğruluk oranıyla en yüksek performansı göstermiştir. LSTM modeli ise zaman serisi verilerinde etkili olmuştur.

Karahan ve Özkan (2022), çalışmalarında Beneish M-Score ve Altman Z-Score modelleri kullanılarak finansal hile riski değerlendirilmiştir. Veri seti, Türkiye'deki ticari kredi kullanan işletmelerin finansal verilerinden oluşmaktadır. Beneish M-Score, %90 doğruluk oranıyla Altman Z-Score'dan (%84) daha başarılı olmuştur. Özellikle kârlılık ve likidite oranlarındaki anormallikleri tespit etmede etkili olmuştur.

Akbulut ve Şahin, (2021), çalışmalarında, Hadoop ve Spark gibi büyük veri teknolojileri kullanılarak finansal hile tespiti için bir model geliştirilmiştir. Veri seti, bankaların ticari kredi kullanan işletmelerin finansal verilerinden oluşmaktadır. Veri madenciliği yöntemleri, hile riskini %85 doğruluk oranıyla tespit etmiştir. Büyük veri teknolojileri, analiz süreçlerini hızlandırmıştır.

Kılıç (2021), gerçekleştirdiği incelemede, Borsa İstanbul'da bulunan Yakın İzleme Pazarı, Yıldız Pazar ve Ana Pazar kategorilerindeki 144 işletmenin bağımsız denetim raporları ile 2012-2019 yıllarına ait finansal tabloları araştırmıştır. Bu işletmelerden 96'sı Yıldız Pazar ve Ana Pazar gruplarındayken, 48'i Yakın İzleme Pazar grubundadır. İşletmelerin finansal tablolarındaki dolandırıcılık tespitinde yaygın olarak kabul edilen oranlar, veri analizi yöntemleri arasında yer alan Yapay Sinir Ağları tekniğiyle incelenip, bir Yapay Sinir Ağı modeli oluşturulmuştur. Bu model, finansal tablolardaki hile riskini %88,89 doğrulukla tahmin ederek başarılı bir performans sergilemiştir. Araştırmanın bulguları, oluşturulan modelin işletmelerin finansal tablo hile riski hakkında bilgi kullanıcılarının karar süreçlerine katkı sağlayacağına işaret etmektedir.

Aksoy (2021), araştırmasında 2000-2019 döneminde Borsa İstanbul'da işlem gören 88 firmanın finansal raporlarında dolandırıcılık yapıp yapılmadığını bir yıl öncesinden tahmin edebilecek etkili bir model geliştirmeyi hedeflemiştir. Bu hedef doğrultusunda, finansal tablo dolandırıcılığını tahmin etmek amacıyla Yapay Sinir Ağları (YSA), Sınıflandırma ve Regresyon Ağaçları (CART), Destek Vektör Makineleri (SVM) ve Lojistik Regresyon (LR) gibi makine öğrenimi teknikleri kullanılmıştır. Analizlerin sonucunda, YSA (%96,15), CART (%96,15), SVM (%80,77) ve LR (%80,77) için genel tahmin doğruluğu elde edilmiştir. YSA ve CART teknikleri, test örneği dahilindeki finansal tablolarında dolandırıcılık yapmış olan 13 şirketin tamamını (%100,00) doğru bir şekilde sınıflandırmıştır. Bu bulgu, finansal tablo dolandırıcılığı tahminine yönelik

araştırmalarda kullanılan yöntemler arasında, bu çalışmada geliştirilen tüm modellerin yer alabileceğini göstermektedir.

Tatar ve Kıymık (2021) çalışmalarında, 2015-2019 döneminde BİST Tekstil, Giyim Eşyası ve Deri sektörlerinde faaliyet gösteren şirketlerin bağımsız denetimden geçmiş finansal tablolarında hile riskinin, finansal oranlar aracılığıyla veri madenciliği yöntemleri kullanılarak belirlenmesi ve bu yöntemlerin hile tespitindeki etkinliğinin ortaya konulması hedeflenmiştir. Bu amaca ulaşmak için bağımsız denetim raporları ile haftalık SPK Bültenleri incelenerek hileli finansal raporlama durumları tespit edilmiştir. Bu bağlamda belirtilen dönemlere ait toplam 127 finansal tablo ve bağımsız denetim raporu analiz edilmiştir. Çalışmada, hileli finansal raporlamayı açıklamak için literatürde yer alan 12 finansal oran ile veri madenciliği temelli 10 yöntem kullanılmıştır. Araştırmanın bulguları, veri madenciliğine dayalı tüm modellerin, hile riski barındıran ve taşımayan finansal tabloları doğru bir şekilde %70'in üzerinde bir başarı oranıyla sınıflandırdığını göstermektedir. En etkili sonuçlar ise J48 ve Derin Öğrenme yöntemleriyle geliştirilen modellerle elde edilmiştir.

Kırda ve Özçelik (2021) çalışmalarında, finansal tablo hilesi riski taşıyan şirketlerin veri madenciliğinin sınıflandırma metotları ile tespiti üzerine bir araştırma yapmıştır. Araştırma, 2014-2018 arasında Borsa İstanbul'da işlem gören şirketlerin yayınladıkları finansal tablolardan elde edilen verilerle yapılmıştır. Yedi sınıflandırma metodu kullanılmış, en başarılı üçü seçilmiştir. Bir sonraki aşamada başarımların geliştirilmesi amacıyla hiper parametre optimizasyonu yapılmıştır. Sınıflandırma metotlarından K-Nearest Neighbor ile yüzde 91,73, XGBoost ile yüzde 90,37 ve Random Forest ile yüzde 90,51 doğruluk oranlarına ulaşılmış, en iyi tahmin K-Nearest Neighbor ile elde edilmiştir. Son bölümde rasgele alt örnekleme yöntemiyle yapılan karşılaştırmalarda da en iyi performans değerleri K-Nearest Neighbor ile elde edilmiştir.

Kopun (2018) çalışmasında, finansal tablo hilelerinin tespitinde veri madenciliği yöntemlerinin uygulanmasına ilişkin bazı araştırmaların hangi finansal oranları kullandığı incelenmiştir. Çalışma kapsamına giren araştırmalarda finansal tablo hilesinin tespitinde kullanılan 110 farklı finansal ve finansal olmayan oran kullanılmıştır. Araştırmada finansal tablo hilelerinin tespitinde en sık kullanılan finansal oranları şu şekilde sıralamaktadır; Aktivite oranları (*Stok devir hızı, Alacakların satışlara oranı, Satışların toplam varlıklara oranı*), Likidite oranları (*Çalışma sermayesinin toplam varlıklara oranı*), Borçluluk oranları (*Toplam borcun toplam varlıklara oranı*), Karlılık oranları

(*Vergi sonrası kâr / toplam varlıklar(ROA), Net kâr marjı (Vergi sonrası kâr / satışlar)*), Z Skoru Modelidir.

Dutta ve Raahemi (2017) çalışmalarında, 2001-2014 yılları arasında hem hileli hem de hatalı 3.513 yeniden düzenleme vakası içeren kapsamlı bir gerçek veri kümesi kullanarak finansal tahmine dayalı modeller oluşturmayı amaçlamışlardır. Araştırmada, Yapay Sinir Ağı, Karar Ağacı, Naive Bayes, Destek Vektör Makineleri ve Bayesian İnanç Ağları kullanılarak modeller oluşturulmuştur. Araştırma sonucunda diğer veri madenciliği yöntemlerine göre Yapay Sinir Ağı algoritmasının daha iyi performans gösterdiği tespit edilmiştir.

Uğurlu, (2015), finansal tablolardaki hile riskinin belirlenmesini ve bu şekilde de bankalarda oluşabilecek kredi riskinin önüne geçilmesini sağlamak amacıyla bu araştırmayı yapmıştır. Çalışmada, yöntem olarak yapay sinir ağı (YSA) teknolojisinden yararlanılmıştır. Araştırma kapsamında 97' si manipülatör grup, 192' si ise kontrol grubu olmak üzere toplam 289 adet bir bankanın ticari ve kurumsal müşterilerinin 2007 yılı finansal verileri analiz edilerek bir YSA modeli geliştirilmiştir. Finansal tablolardaki hile riskini geliştirilen YSA modeli, %90 oranında doğru tahmin ederek oldukça başarılı sonuçlar ortaya koymuştur. YSA modeli ile elde edilen bulgular, istatistiksel yöntemlerden logit model, probit model ve diskriminant analizi yöntemleri ile karşılaştırılmış ve en doğru tahminin YSA modeli ile gerçekleştirildiği sonucuna varılmıştır.

Liu, Chan, Kazmi ve Fu (2015) çalışmalarında, muhasebe hilelerini tespit etmeyi ve sekiz farklı değişken kombinasyonunun doğruluğunu belirlemeyi amaçlamıştır. Araştırmada 1998 ile 2014 yılları arasında Çin borsalarında işlem gören 138 şirket hileli, 160 şirket ise hileye karışmayan olarak sınıflandırılmış. Çalışmada Lojistik Regresyon, K-Ortalama, Rastgele Orman, Karar Ağaçları ve Destek Vektör Makineleri modelleri kullanılmıştır. Çalışma, Rastgele Orman modelinin %88 doğruluk oranıyla diğer modellere göre daha doğru olduğu sonucuna varmışlardır.

Kırlioğlu ve Ceylan (2014) çalışmalarında, 2013 yılına ait BIST Ulusal Pazar ve Gözaltı Pazarında hisse senetleri işlem gören şirketlerin finansal tablolarını incelemişlerdir. Çalışmada Naive Bayes ve K-En Yakın Komşu Algoritmaları veri madenciliği yöntemleri kullanılmıştır. Araştırma sonucunda %95 başarı düzeyi ile K-En Yakın Komşu Algoritması kullanılarak oluşturulan modelin doğru sınıflandırma yaptığı sonucuna ulaşılmıştır.

Terzi ve Şen (2012) çalışmalarında, Borsa İstanbul'da (BİST) işlem gören imalat şirketleri üzerinde veri madenciliği sınıflandırma yöntemlerinden Yapay Sinir Ağları (YSA) ve Karar Ağaçları kullanılarak bir araştırma yapmışlardır. Bu Araştırmada 50 şirket seçilmiş olup bunların yarısı hile riskli, geri kalanı ise hile risksiz olarak belirlenmiştir. Bu amaçla önceki çalışmalarda kullanılmış 15 finansal değişken seçilmiştir. Yapılan araştırma sonucunda stokların kısa vadeli borçlara oranı, aktif karlılık oranı ve duran varlıkların toplam aktife oranı hileli finansal tablo göstergeleri olarak belirlenmiştir. Ayrıca veri madenciliği tekniklerinin performansının literatürle karşılaştırıldığında etkili olduğu ve yapay sinir ağı modelinin doğruyu açma yeteneği %100 olarak belirlenmiştir.

Terzi (2012) çalışmasında, Karar Ağacı, finansal tablo hilelerinin tahmin edilmesinde Yapay Sinir Ağları ve Genetik Algoritma modellerinin başarı oranlarını karşılaştırmıştır. Çalışmada, bu amaçla değişken olarak çok sayıda finansal oran belirlenmiştir. Analiz sonuçları, karar ağacı modelinin diğer modellere göre sınıflandırma konusunda en başarılı model olduğunu göstermektedir.

Ata ve Seyrek (2009) tarafından yapılan çalışmada, hisse senetleri İMKB'de işlem gören 100 firmanın finansal tabloları incelenmiştir. Karar ağacı yöntemi kullanarak şirketlerin 50'si hile yapan ve 50'si hile yapmayan olarak tanımlanmıştır. Çalışmada 24 farklı oran kullanılarak analiz gerçekleştirilmiştir. Finansal tablo hilelerini tespit etmede "Kaldıraç Oranı" ile "Aktif Karlılık Oranının" çalışma sonucunda önemli finansal oranlar olduğu belirlenmiştir. Çalışma sonucunda finansal tablo hilelerinin tespit edilmesinde YSA modelinin karar ağacı modeline göre daha başarılı olduğu görülmüştür.

Liou (2008) çalışmasında, 2005 yılında finansal sıkıntı yaşamış veya sahtecilikle suçlanmış bir dizi Tayvanlı firmalar incelenmiştir. Bu firmalar hakkındaki veriler *Tayvan Ekonomi Dergisi* veri bankası ve Tayvan Borsası Şirketi'nden elde edilmiştir. Finansal değişkenler 2003 ve 2004 yılları için hesaplanmıştır. Finansal tablo hilelerinin tahmin edilmesinde Lojistik Regresyon, Karar Ağacı ve Yapay Sinir Ağları modellerini kullanmıştır. Çalışmanın sonucuna göre hile yapan firmaları %100, hile yapmayan firmaları ise %91 oranında Karar Ağacı yönteminin doğru tahmin ettiği sonucuna ulaşılmıştır.

Kotsiantis, Koumanakos, Tzelepis ve Tampakas (2006) yaptıkları çalışmalarında, Yunanistan'da faaliyet gösteren hileye karışmış ya da karışmamış 164 firmanın 2001-2002 yılları arasındaki verileri incelenmiştir. Bu verileri kullanarak makine öğrenme

tekniklerinden C4.5 Algoritması, Karar Ağacı, Varyant modellerini kullanan algoritmalar ve Bayes ağları ile hileli finansal tabloları tespit etmeye çalışmışlardır. Çalışma neticesinde finansal tablo hilelerinin tahmin edilmesinde kullanılan Karar Ağacı modelinin diğer veri madenciliği yöntemlerinden daha başarılı olduğu tespit edilmiştir.

Koskivaara (2004) çalışmasında, denetim alanlarında Yapay Sinir Ağına (YSA) dayalı destek sistemlerinin kullanılabileceği fikrini ortaya çıkarmıştır. Araştırmacı çalışmasında, denetim amacına bağlı yapılan çalışmaların literatür taramasını yapmış ve genel olarak olası hatalar ile yönetim hilelerinin tespit edilmesinde YSA'nın kullanılabileceğini kanıtlamıştır.

Spathis (2002) çalışmasında, belirlenen bazı finansal oranların finansal tablo hilelerinin tahmininde lojistik regresyon analizi yönteminin kullanılmasının anlamlı sonuçlar ortaya çıkardığını tespit etmiştir. Araştırmacı, çalışmasında finansal tablo hilelerinin açıklanmasında Net Kâr/Varlıklar, Brüt, Kâr/Varlıklar, Çalışma Sermayesi/Varlıklar ve Yabancı Kaynaklar/Varlıklar oranlarının anlamlı görüldüğünü tespit etmiştir. Bu makale, yanlış finansal tablolarla (FFS) ilişkili faktörleri tespit etmek için bir model geliştirmek amacıyla yayınlanmış verileri incelemektedir. Toplam 76 firmadan oluşan bir örnekleme 38'i FFS'li ve 38'i FFS'sizdir. FFS'nin potansiyel tahmin edicileri olarak incelenmek üzere on finansal değişken seçilmiştir. Lojistik regresyon gibi tek değişkenli ve çok değişkenli istatistiksel teknikler, FFS ile ilişkili faktörleri tespit etmek için bir model geliştirmek amacıyla kullanılmıştır. Model, toplam örneği %84'ü aşan doğruluk oranlarıyla doğru bir şekilde sınıflandırmada doğrudur. Dolayısıyla sonuçlar, modellerin FFS'yi tespit etmede etkili bir şekilde çalıştığını ve hem iç hem de dış denetçilere, vergilendirme ve diğer devlet otoritelerine ve bankacılık sistemine yardımcı olabileceğini göstermektedir.

Literatür çalışmaları neticesinde finansal tablo hilelerinin tespit edilmesinde kullanılan veri madenciliği yöntemleri içerisinde en başarılı sonuçları Karar Ağaçları, Destek Vektör makineleri ve Yapay Sinir Ağları(YSA) yöntemlerinin olduğu görülmektedir.

4.3. Araştırmanın Yöntemi ve Kullanılan Yazılımlar

Veri madenciliği genel olarak büyük veri kümelerinde saklı değerli ve faydalı bilgilerin keşfedilmesi sürecidir. Veri madenciliği, veri kümelerindeki kalıpları ve ilişkileri keşfetmek ve bunlardan yararlı tahminler yapmak için kullanılmaktadır.

(Koyuncugil ve Özgülbaş, 2008, s.4). Bu çalışma, finansal oranlar aracılığıyla kredi değerlendirme riskinin veri madenciliği yöntemleriyle tespit edilmesi amacıyla yapılmıştır.

Bu çalışmada, 2023 ve 2024 yılları arasında Osmaniye ilinde faaliyet gösteren bazı bankalara ticari kredi için başvuran KOBİ niteliğindeki işletmelerin finansal tablolarındaki veriler kullanılmıştır. Kredi riskinin tespit edilmesinde, “SPSS Modeller 18.0” isimli analiz programından yararlanılarak, C5.0 Algoritması, Bayesian Network, CHAİD Algoritması, Random Trees, Discriminant, Logistic, CART Twoing ve Gini Algoritmaları, Destek Vektör Makineleri (DVM) algoritmaları oluşturulmuştur. Ayrıca MATLAB R2014a isimli analiz programından yararlanılarak YSA(Neural Net- Yapay Sinir Ağları) modelleri oluşturulmuştur. Bu algoritmalarla ayrı ayrı modeller oluşturulmuş olup modellerde oluşan başarı tahminleri incelenmiştir.

4.4. Araştırmada Kullanılan Programlar

Veri madenciliği projeleri, analizin gerçekleştirilmesi için uygun yazılım gerektirir. Çoğu yazılım sistemi yalnızca belirli teknikleri uygular. Veri madenciliğinin amacı önceden bilinmeyen bağlantıları araştırmak ve uygun analiz yöntemlerini karşılaştırmaktır. Etkili veri madenciliği yazılımı, farklı teknikleri kullanmalı, karşılaştırmalı ve karmaşık veritabanı yönetim yazılımıyla entegre edilebilecek veri madenciliği modelleri geliştirmelidir. En iyi veri madenciliği aracı, en iyi veri madenciliği algoritmasına sahip olan veya en iyi tahmin doğruluğunu sağlayan en gelişmiş araç olmayabilir. Bir veri madenciliği aracı seçmenin ana kriterleri şunlardır:

- Kullanımı kolay,
- Makul doğruluk sağlar,
- Bir veri madenciliği projesinde uygulanabilecek tüm genel görevleri gerçekleştirebilir.

Birçok veri madenciliği aracı kullanılmaktadır. Veri madenciliği modelleri, Excel, R, Minitab gibi istatistik paket programları kullanılarak veya kod yazarak da geliştirilebilir. Bu araştırmada aşağıdaki programlar kullanılmıştır.

4.4.1. Microsoft Office Excel

Araştırmaya konu firmaların finansal tablolarından elde edilen ve alan yazında da finansal tablo hilelerinin tespitinde kabul gören oranların hesaplanması için Microsoft Office Excel programı kullanılmıştır.

Excel, çok büyük miktardaki verilerden anlamlı sonuçlar elde etmek için kullanılabilen bir araçtır. Araştırmaya konu firmaların finansal tablolarından elde edilen veriler Excel programında oluşturulan tablolara işlenmiştir. Daha sonra programda, araştırmada kullanılacak oranları hesaplamak için formüller oluşturulup oranlar hesaplanmıştır. Excel ile veriler toplanabilir, formüller oluşturulup veriler sıralanıp filtrelenebilir. Aşağıdaki Tablo 3’de Excel programında veri tablosunun oluşturulması ve Tablo 4’de ise Excel programında çalışmada kullanılacak oranlar için formül ve veri tablosu oluşturulması örneği verilmiştir.

Tablo 3

Excel programında veri tablosunun oluşturulması

| | A | B | C | D | E | F | G | H | I | J | K | |
|----|---------------------|----------------|------------------|------------------|---------------|-----------------|-----------------------|------------------|-------------------------------|--------------------------|------------------|----|
| 1 | VERİLER / ŞİRKETLER | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | |
| 2 | | 10 | 11 | 12 | 15 | 1 | 2 | | 3 | | | |
| 3 | | Hazır Değerler | Menkul Kıymetler | Ticari Alacaklar | Stoklar | Dönen Varlıklar | Duran Varlıklar (Net) | Toplam Varlıklar | Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar | Toplam Yabancı Kaynaklar | Toplam Kaynaklar | Ö. |
| 4 | FİRMA 1 | 50.668,82 | 0,00 | 0,00 | 2.150.098,86 | 2.201.125,07 | 155.311,41 | 2.356.436,48 | 1.459.928,88 | 1.961.186,88 | 2.356.436,48 | |
| 5 | FİRMA 2 | 56.924,85 | 0,00 | 0,00 | 7.167.202,18 | 7.827.530,91 | 180.890,85 | 8.008.421,76 | 5.220.887,76 | 5.220.887,76 | 8.008.421,76 | |
| 6 | FİRMA 3 | 7.912,85 | 0 | 0,00 | 20.261.784,14 | 20.450.845,04 | 276.932,85 | 20.727.777,89 | 110.953,17 | 110.953,17 | 20.727.777,89 | |
| 7 | FİRMA 4 | 15.875,48 | 0,00 | 0,00 | 96.730,59 | 114.221,70 | 21.485,22 | 135.706,92 | 83.811,98 | 83.811,98 | 135.706,92 | |
| 8 | FİRMA 5 | 20.936,90 | 0 | 0 | 1.038.876,00 | 1.245.528,05 | 1.038.457,16 | 2.283.985,21 | 346.284,91 | 614.650,91 | 2.283.985,21 | |
| 9 | FİRMA 6 | 1.170.797,33 | 0 | 3.554.996,70 | 1.121.469,42 | 5.847.263,45 | 1.648.261,00 | 7.495.524,45 | 57.459,34 | 638.135,00 | 7.495.524,45 | |
| 10 | FİRMA 7 | 33.747,37 | 0 | 1.594.954,87 | 123.386,77 | 1.793.534,25 | 104.480,75 | 1.898.015,00 | 14.726,49 | 14.726,49 | 1.898.015,00 | |
| 11 | FİRMA 8 | 1.525,36 | 0 | 0 | 279.302,35 | 283.943,57 | 847,46 | 284.791,03 | 2.902,88 | 61.434,36 | 284.791,03 | |
| 12 | FİRMA 9 | 9.249,85 | 0 | 30.521,45 | 0,00 | 39.771,30 | 183.378,79 | 223.150,09 | 64.839,89 | 111.667,95 | 223.150,09 | |
| 13 | FİRMA 10 | 9.706.306,11 | 0 | 5.262.387,80 | 9.541.746,83 | 24.665.727,85 | 3.934.098,01 | 28.599.825,86 | 18.214.027,38 | 23.111.032,38 | 28.599.825,86 | |
| 14 | FİRMA 11 | 220.340,65 | 0,00 | 0,00 | 168.512,83 | 393.058,44 | 167.460,31 | 560.518,75 | 38.244,38 | 59.544,38 | 560.518,75 | |
| 15 | FİRMA 12 | 467.270,71 | 0 | 0 | 716,92 | 508.038,77 | 48.592,48 | 556.631,25 | 43.008,96 | 43.008,96 | 556.631,25 | |

Tablo 4

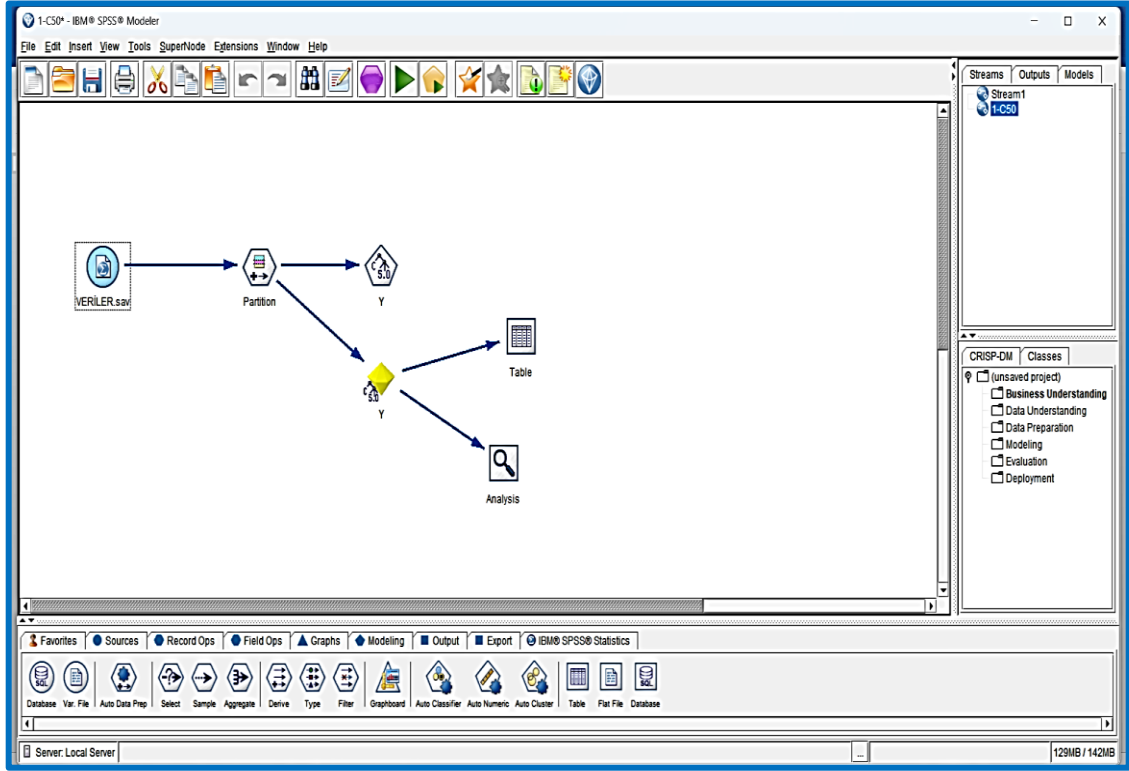
Excel programında çalışmada kullanılacak oranlar için formül ve veri tablosu oluşturulması

| | LİKİDİTE ORANLARI | | | FAALİYET ORANLARI | | BORÇ (KALDIRAÇ) ORANLARI | | KÂRLILIK ORANLARI | | | | | | |
|----|-------------------|---------------------------------|---|--|------------------------------------|---------------------------------|--|---|-------------------------------|--------------------------------|---------------------|----------------------------|--|---|
| 1 | VERİLER | Cari Oran | Asit-test Oranı | Nakit Oranı | Alacakların ortalama Tahsil Süresi | Varlık Devir Hızı | Borç Oranı | Borç-Özsermaye Oranı | Net Kâr Marjı | Brüt Kâr Marjı | Faaliyet Kâr Marjı | Öz Sermaye Kârlılığı | Yatırımlar Üzerinden Kârlılık Oranları | Kaynaklar Üzerinden Kârlılık Oranları |
| 2 | FİRMALAR | Dönen Varlıklar / KVV Kaynaklar | (Dönen Varlıklar / Stoklar) / KVV Kaynaklar | (Hazır Değer. + Menkul Kıy.) / KVV Kaynaklar | Ticari Alacaklar / (Satışlar/360) | Net Satışlar / Toplam Varlıklar | Toplam Yabancı Kaynak / Toplam Varlıklar | Toplam Yabancı Kaynaklar / Toplam Özsermaye | Dönem Net Kârı / Net Satışlar | Brüt Satış Kârı / Net Satışlar | FVÖK / Net Satışlar | Dönem Net Kârı / Özsermaye | Dönem Net Kârı / Toplam Varlıklar | Faiz ve Vergi Öncesi Kâr / Toplam Kaynaklar |
| 4 | FİRMA 1 | 1,508 | 0,035 | 0,035 | 0,000 | 1,158 | 0,832 | 4,962 | 0,008 | 0,139 | 0,016 | 0,057 | 0,010 | 0,018 |
| 5 | FİRMA 2 | 1,499 | 0,126 | 0,011 | 0,000 | 1,553 | 0,652 | 1,873 | 0,011 | 0,099 | 0,014 | 0,051 | 0,018 | 0,021 |
| 6 | FİRMA 3 | 184,320 | 1,704 | 0,071 | 0,000 | 0,186 | 0,005 | 0,005 | 0,065 | 0,101 | 0,065 | 0,012 | 0,012 | 0,012 |
| 7 | FİRMA 4 | 1,363 | 0,209 | 0,189 | 0,000 | 1,677 | 0,618 | 1,615 | 0,045 | 0,155 | 0,047 | 0,196 | 0,075 | 0,080 |
| 8 | FİRMA 5 | 3,597 | 0,597 | 0,060 | 0,000 | 0,688 | 0,269 | 0,368 | 0,023 | 0,102 | 0,035 | 0,022 | 0,016 | 0,024 |
| 9 | FİRMA 6 | 101,763 | 82,246 | 20,376 | 61,817 | 2,762 | 0,085 | 0,093 | 0,005 | 0,225 | 0,006 | 0,015 | 0,014 | 0,016 |
| 10 | FİRMA 7 | 121,790 | 113,411 | 2,292 | 196,232 | 1,542 | 0,008 | 0,008 | 0,031 | 0,095 | 0,035 | 0,048 | 0,047 | 0,054 |
| 11 | FİRMA 8 | 97,814 | 1,599 | 0,525 | 0,000 | 3,462 | 0,216 | 0,275 | 0,014 | 0,299 | 0,016 | 0,062 | 0,049 | 0,056 |
| 12 | FİRMA 9 | 0,613 | 0,613 | 0,143 | 10,347 | 4,759 | 0,500 | 1,002 | 0,024 | 0,024 | 0,038 | 0,233 | 0,116 | 0,181 |
| 13 | FİRMA 10 | 1,354 | 0,830 | 0,533 | 26,700 | 2,481 | 0,808 | 4,211 | 0,007 | 0,120 | 0,008 | 0,088 | 0,017 | 0,019 |

4.4.2. SPSS Modeller 18.0

Veri madenciliği programları ile model oluşturmak için “SPSS Modeller 18.0” isimli analiz programından yararlanılmıştır. SPSS Modeller 18, IBM tarafından geliştirilen ve veri analizi, veri madenciliği ve tahmine dayalı analizler için kullanılan güçlü bir veri analiz yazılımıdır. Kullanıcı dostu arayüzü ve görsel programlama yetenekleri sayesinde hem teknik hem de teknik olmayan kullanıcılar için veri analizi süreçlerini kolaylaştırır. SPSS Modeller, büyük veri kümeleri üzerinde hızlı ve etkili analizler yapmak için tasarlanmıştır ve iş dünyası, akademi, sağlık, finans ve daha birçok sektörde yaygın olarak kullanılır. Bu çalışmada, SPSS Modeller 18 veri madenciliği analiz programı kullanılarak, C5.0 algoritması, Bayesian network, CHAİD algoritması, Random Trees, Discriminant, Logistic, CART Twoing ve Gini, Destek Vektör Makineleri (DVM) algoritmaları ile modeller oluşturulmuştur.

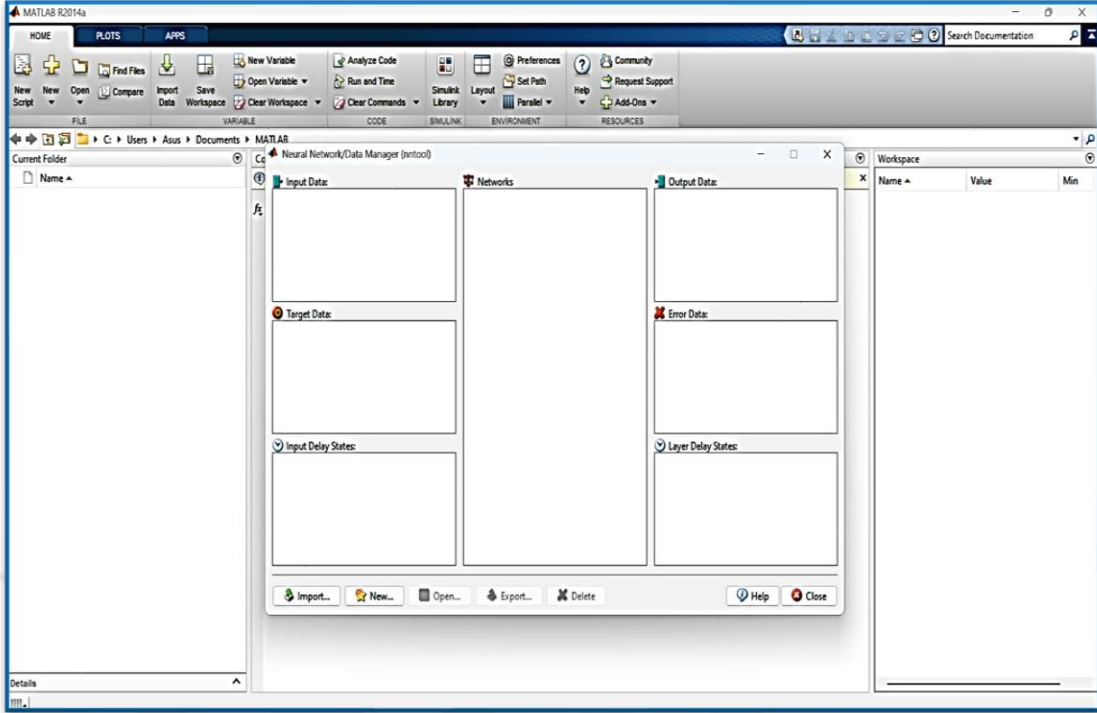
Çok kullanılan bir veri madenciliği aracı olan SPSS Modeler 18, karar ağaçlarının yanı sıra, faktör, regresyon analizi gibi analizleri yapabilen, yapay sinir ağlarını kullanabilen ve veri tabanına rahatlıkla bağlanabilen bir araçtır. Bilgi keşif arayüzü Şekil 21’de gösterilmektedir.



Şekil 21. SPSS Modeler 18.0 Arayüzü

4.4.3. MATLAB R2014a (Matrix Laboratory)

MATLAB (Matrix Laboratory), genellikle mühendislik, bilimsel hesaplamalar ve matematiksel problemlerin çözümü için kullanılan yüksek performanslı bir programlama dilidir. MATLAB, özellikle matris tabanlı hesaplamalar, veri analizi, algoritma geliştirme, modelleme ve simülasyon gibi alanlarda yaygın olarak kullanılır. MATLAB, matris ve vektör işlemlerinde oldukça güçlüdür. Ayrıca kullanıcıların verilerini görselleştirmeleri için çeşitli grafiksel araçlar sunar. 2D ve 3D grafikler, animasyonlar ve veri görselleştirme araçları mevcuttur. MATLAB R2014a arayüzü Şekil 22’de gösterilmektedir.



Şekil 22. MATLAB Arayüzü

4.5. Araştırmada Kullanılan Veriler

Bu araştırma finansal oranlar aracılığıyla kredi değerlendirme riskinin veri madenciliği yöntemleriyle tespit edilmesi amacıyla yapılmıştır. Literatür araştırmalarında finansal tablo hilesinin tespitinde kullanılan yaklaşık 110 farklı finansal oran ve finansal olmayan unsurun kullanıldığı tespit edilmiştir. Bu araştırmada değişken olarak 2023 ve 2024 yılları arasında Osmaniye ilinde faaliyet gösteren bazı bankalara ticari kredi için başvuran KOBİ niteliğindeki 112 adet işletmenin bilançolarında yer alan Dönen varlıkları, Duran varlıkları, Yabancı kaynakları ve Özkaynaklarında yer alan bazı hesap kalemleri ile Gelir Tablosunda yer alan bazı hesap kalemlerinden elde edilen ve araştırmalarda en sık kullanılan aşağıda belirtilen 13 farklı oran kullanılmıştır.

4.5.1. Likidite Oranları

Likidite oranları, işletmenin kısa süreli borçlarını geri ödeme yeteneğini belirlemek amacıyla kullanılmaktadır (Toroslu, 2012 s.380).

Cari oran, işletmenin dönen varlıklarının kısa vadeli yabancı kaynaklarına bölünmesi ile bulunan bir orandır. Cari oranda amaç işletmenin kısa vadeli borçlarını

ödeme gücünü ortaya koymak ve net işletme sermayesinin yeterlilik durumunu ortaya koymaktır.

Asit-test oranı, hazır değerler ile kısa vadeli alacaklar toplamının, kısa vadeli yabancı kaynaklara bölünmesi suretiyle hesaplanmaktadır. Yani asit-test oranı daha likit olan varlıkların kısa vadeli borç ve diğer yükümlülükleri karşılama oranını gösterir.

Nakit oranı, işletmelerin faaliyetlerden sağladığı nakit akışının veya satışların durması, başka bir ifadeyle alacaklarını tahsil edememesi durumunda işletmenin kısa vadeli borç ödeme gücünün nasıl olduğunu göstermektedir

4.5.2. Faaliyet Oranları

Faaliyet Oranları, bilanço kalemleri ile gelir tablosu kalemleri arasındaki ilişkiye dayanır ve çeşitli varlıkların geri dönme çabukluğunu ortaya koyar.

Alacakların ortalama tahsil süresi, işletmenin kaynaklarını ortalama ne kadarlık bir süre için alacaklara bağlandığını gösterir.

Varlık devir hızı, işletmenin varlıklarını ne kadar verimli kullandığını gösterir. Net satışların toplam varlıklara bölünmesiyle bulunur.

4.5.3. Borç (Kaldıraç) Oranları

Kaldıraç oranları, işletmenin ne ölçüde borçla finanse edildiğini, borçla finansmanın işletme için ne kadar yararlı olduğunu ve işletmenin uzun süreli ödeme gücünü ölçmeye yarar.

Borç oranı, işletme varlıklarının ne kadarının kreditorlerce karşılanmakta olduğunu gösterir. İşletmenin hem kısa hem de uzun vadeli tüm yabancı kaynaklarının toplam varlıklara bölünmesiyle bulunur.

Borç-özsermaye oranı, kısa ve uzun vadeli yabancı kaynaklar toplamının özsermayenin toplamına bölünmesi ile bulunur.

4.5.4. Kârlılık Oranları

İşletmelerin faaliyetleri sonucunda elde ettikleri başarıyı ölçmeye yarayan oranlardır.

Net kâr marjı, bir işletmenin vergi sonrası kârının satışlardan ne kadarlık bir oranda elde edildiğini gösterir.

Brüt kâr marjı, satılan malların satış fiyatı ile maliyeti arasındaki farkı yansıtan brüt satış kârının net satışlardaki yerinin önemlilik derecesini yansıtır.

Faaliyet kâr marjı, işletmenin esas faaliyetlerinden ne ölçüde kârlı olduğunun göstergesi olarak kullanılır.

Özsermaye kârlılığı, özkaynaklar rantabilitesi veya mali rantabilite de denilmektedir. İşletme ortakları tarafından sağlanan kaynakların bir birimine düşen kâr payını göstermektedir.

Yatırımlar üzerinden kârlılık oranları, yatırım kârlılığı ya da kısaca ROA (Return on Assest), bir yatırımın kârının maliyetine oranıdır. Dönem net kârının toplam varlıklara oranlanması ile elde edilir. İşletme varlıklarının ne ölçüde kârlı kullanıldığını gösterir.

Kaynaklar üzerinden kârlılık oranları, İşletmenin toplam kaynaklarının ne kadar etkili bir şekilde kullanıldığını göstermektedir. Bu oran, faiz ve vergi öncesi kârın toplam kaynaklara bölünmesiyle bulunur.

4.6. Araştırma verilerinin Analize Hazırlanması

Araştırmada, Osmaniye ilinde faaliyet gösteren bazı bankaların halka açık olmayan orta ölçekteki ticari müşterilerinin finansal tabloları kullanılmıştır. Veri madenciliği analizinde hangi değişkenlerin analizde bulunması gerektiği önemli bir konudur. Değişkenler arasındaki ilişkiler, geliştirilecek modelin başarısını düşürebilmektedir. Bunun dışında, bazı değişkenlerin veri setinde bulunması sadece gereksiz yere fazladan işlem süresine ve kaynak tüketimine sebep olmaktadır. Literatürde sıkça karşılaşılan finansal oranların seçimi genel olarak daha az sayıda değişkenle işlem yapılmasını sağladığı için hesaplama süresi ve işlem miktarı tasarrufu sayesinde verimliliği artırmaktadır. Bu gibi sebeplerden dolayı analizde en etkili değişkenler seçilmiştir. Bu bağımsız değişkenler ve bunların nasıl hesaplandığını gösteren formüller aşağıdaki Tablo 5’de sunulmuştur.

Tablo 5

Araştırmada kullanılan finansal oranlar ve formülleri

Likidite oranları;

X1: Cari oran = Dönen Varlıklar / Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar

X2: Asit test oranı = (Dönen Varlık-Stoklar) / K.V. Yabancı Kaynaklar

X3: Nakit oranı = (Hazır Değerler + Menkul Kıymetler) / K.V. Yabancı Kaynaklar

Faaliyet oranları;

X4: Alacakların ortalama tahsil süresi = Ticari Alacaklar / (Satışlar/360)

X5: Varlık devir hızı = Net Satışlar / Toplam Varlıklar

Borç (Kaldıraç) oranları;

X6: Borç Oranı = Toplam Yabancı Kaynak / Toplam Varlıklara

X7: Borç – özsermaye oranı = Toplam Yabancı Kaynaklar / Toplam Özsermaye

Kârlılık oranları;

X8: Net kâr marjı = Dönem Net Kârı / Net Satışlar

X9: Brüt Kâr marjı = Brüt Satış Kârı / Net Satışlar

X10: Faaliyet Kâr Marjı = FVÖK / Net Satışlar

X11: Öz Sermaye Kârlılığı = Dönem Net Kârı / Özsermaye

X12: Yatırımlar Üzerinden Kârlılık Oranları = Dönem Net Kârı / Toplam Varlıklar

X13: Kaynaklar Üzerinden Kârlılık Oranları = Faiz ve Vergi Öncesi Kâr / Toplam Kaynaklar

Yukarıda belirtilen oranlar ve formüller Microsoft Excel programında oluşturulan tablolara işlenmiş ve buradan oranlar hesaplanmıştır. Araştırmada, Osmaniye ilinde faaliyet gösteren 112 adet işletmenin mali müşavirler tarafından düzenlenmiş finansal tablolarından yararlanılmıştır. Bu verilerin 56'sı bankanın kredi derecelendirmesi neticesinde krediye uygun bulunan ve söz konusu kredi notu çerçevesinde kredi kullandırılan ve geri ödemelerinde herhangi bir sorunla karşılaşılmayan işletmelerin finansal tabloları (kredi riski olmayan), 56'sı ise bankanın kredi derecelendirmesi neticesinde kredi talebi reddedilen işletmelerin finansal tabloları (kredi riskli kabul edilen) oluşturmaktadır.

Bağımsız değişkenler belirlenirken literatürde yaygın olarak kullanılan bu işletmelere ait 13 adet orandan yararlanılmıştır. Bu oranlar, araştırmada kullanılan işletmelerin temel finansal tablolarındaki (Bilanço ve Gelir Tablosu) veriler Microsoft Excel ile elde edilen formüller kullanılarak hesaplanmıştır. Daha sonra bu oranlar SPSS Statistics 18 programıyla analize hazır hale getirilmiştir. Analize hazır hale getirilen

veriler SPSS Modeler 18.0 analiz programı ile farklı 10 adet model ile algoritmalar oluşturulmuştur.

4.7. Araştırmanın Hipotezleri

Araştırmanın temel hipotezi şunlardır;

H1: Veri madenciliği yöntemleri, finansal tablolardaki riskli işlemleri belirlemede etkili bir yöntemdir. Veri madenciliği algoritmalarının (karar ağaçları, lojistik regresyon, yapay sinir ağları vb.) finansal tablolarda riskli girişleri tespit etmede doğruluk oranının yüksek olduğu test edilecektir.

H2: Osmaniye ilinde faaliyet gösteren bazı bankalardan elde edilen işletmelerin finansal tablolarındaki belirli finansal göstergeler kredi riskini öngörmeye güçlü bir belirleyicidir. Özellikle anormal kâr marjları, olağan dışı nakit akışı değişiklikleri ve şüpheli gider kalemleri gibi değişkenlerin kredi riskini belirlemedeki rolü incelenecektir.

H3: Finansal tablolardaki kredi riski, belirli finansal oranlar kullanılarak veri madenciliği ile tahmin edilebilir. C5.0 algoritması, Bayesian network, CHAİD algoritması, Random Trees, Discriminant, Logistic, CART gibi istatistiksel teknikler kullanılarak kredi riski ihtimali değerlendirilecektir.

Araştırma kapsamında geliştirilen veri madenciliği yöntemlerinden, Karar Ağaçları, Destek Vektör Makineleri, Yapay Sinir Ağları(YSA) modelleri ile finansal oranlar aracılığıyla kredi riski başarılı bir biçimde öngörülebilir ve değerlendirilebilir ve bu modeller kullanılarak riskli finansal tablolara dayalı kredi kullanımlarının önüne geçilerek bankaların kredi riski azaltılabilir.

BÖLÜM V

FİNANSAL ORANLAR ARACILIĞIYLA KREDİ DEĞERLENDİRME RİSKLERİNİN BELİRLENMESİNDE KULLANILAN VERİ MADENCİLİĞİ YÖNTEMLERİ ANALİZ SONUÇLARI

5.1. Analizde Kullanılan Karar Ağaçlarının Yorumları

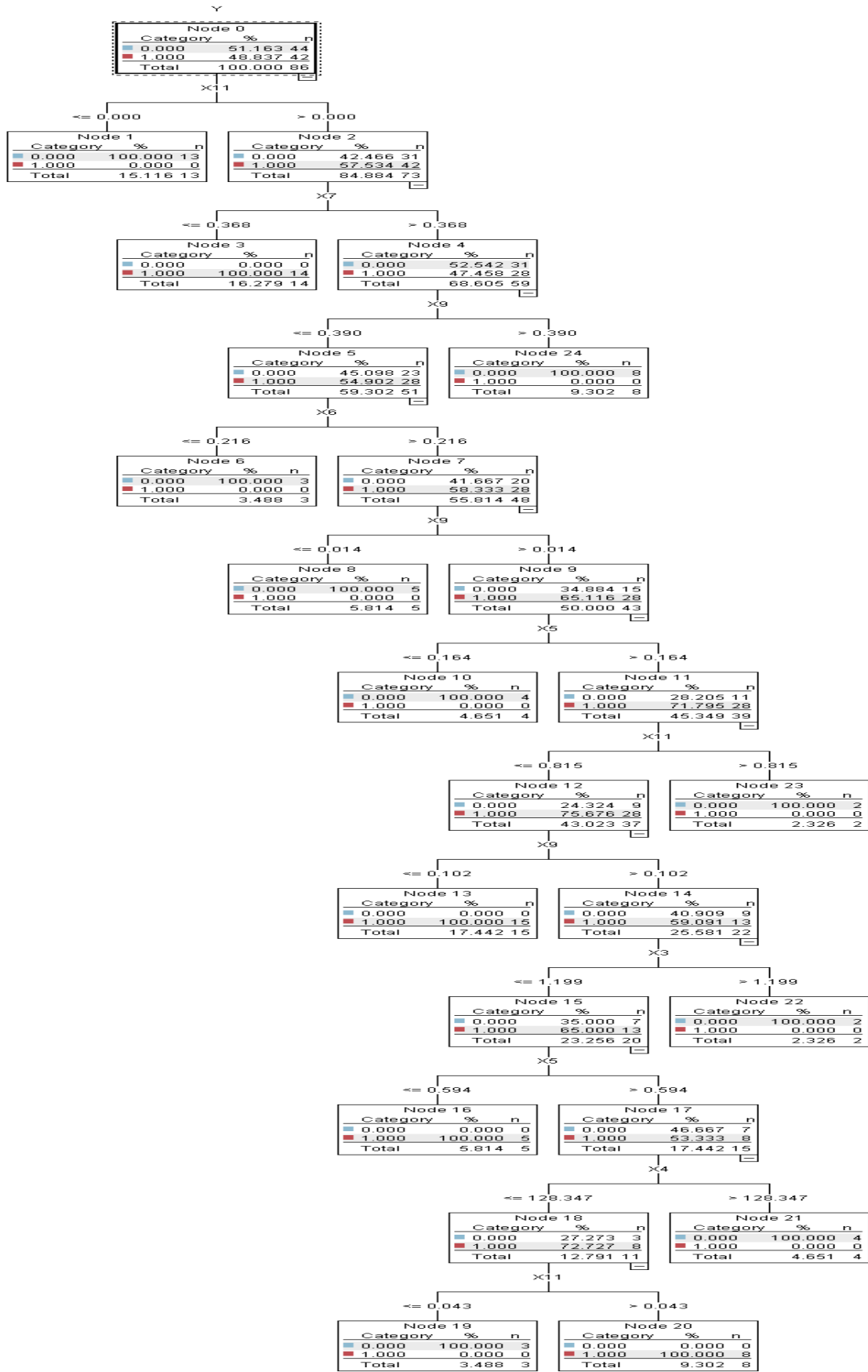
Bu araştırmada, bankacılık sektöründe elde edilen finansal tablolardaki kredi riski veri madenciliği yöntemleriyle tespit edilmeye çalışılmıştır. SPSS Modeler 18 veri madenciliği analiz programı kullanılarak, C5.0 algoritması, Bayesian network, CHAİD algoritması, Random Trees, Discriminant, Logistic, CART Twoing ve Gini, Destek Vektör Makineleri (DVM) algoritmaları ve MATLAB R2014a programı ile de YSA modeli oluşturulmuştur.

C5.0, CART Twoing ve Gini, CHAİD algoritması, Bayesian network, ve YSA ile oluşturulan karar ağaçları aşağıdaki şekilde yorumlanmıştır.

5.1.1. C5.0 Algoritması Tarafından Elde Edilen Karar Ağacı

Araştırmada, finansal oranlar aracılığıyla kredi riskinin belirlenmesinde, ilk önce, Veri Madenciliği sınıflandırma tekniklerinden C5.0 algoritması karar ağacı tekniği uygulanarak veriler analiz edilmiştir. Bu kapsamda, SPSS Modeler 18.0 veri madenciliği analiz programı uygulanarak, verilerin %80'i ile model eğitilmiş ve geri kalan %20'si ile test işlemi gerçekleştirilmek suretiyle model oluşturulmuş ve karar ağacı Şekil 23'de sunulmuştur.

C5.0 algoritması ile verilen karar ağacı yapısı ve bağımsız değişkenler (X1'den X13'e kadar olan finansal oranlar) kullanılarak, finansal analiz ve sınıflandırma amacıyla oluşturulmuştur. Karar ağacı, her bir düğümde belirli bir finansal özelliğe (bağımsız değişken) göre bölünmeler yaparak, kredi riskinin sınıflandırılması sağlanmıştır. Bu karar ağacının bağımsız değişkenlerle yorumlanması aşağıdaki şekillerdedir.

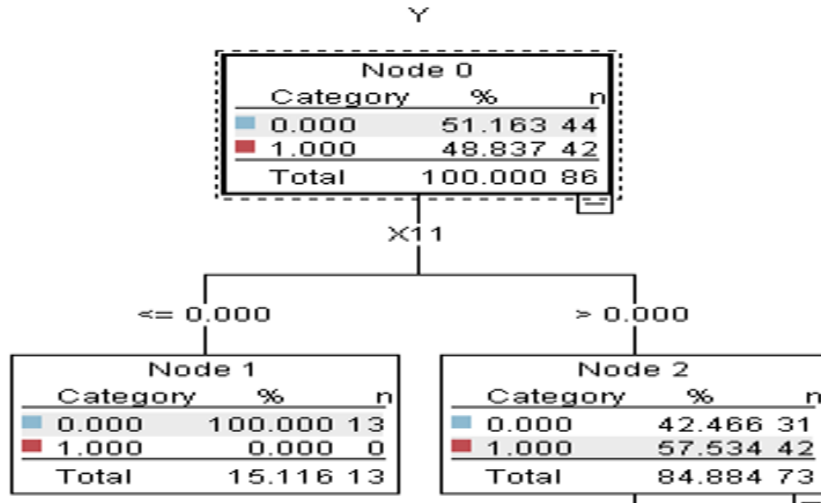


Şekil 23. C5.0 Karar Ağacı Modeli

5.1.1.1. Özsermaye Kârlılığı Oranının Finansal Durum Sınıflandırılmasındaki Etkisi

C5.0 algoritmasıyla elde edilen eğitim modeline ait karar ağacının tepesinde en kuvvetli etkiye sahip olduğu belirlenen değişken X11 değişkeni, Özsermaye kârlılığıdır. Bu oran, işletmeleri sınıflandırmada en yüksek dereceli etkiye sahip olduğu için karar ağacının tepesinde yer almaktadır. Karar ağacının tepesinde 44'ü kredi riskli ve 42'si kredi risksiz olmak üzere 86 işletme mevcuttur.

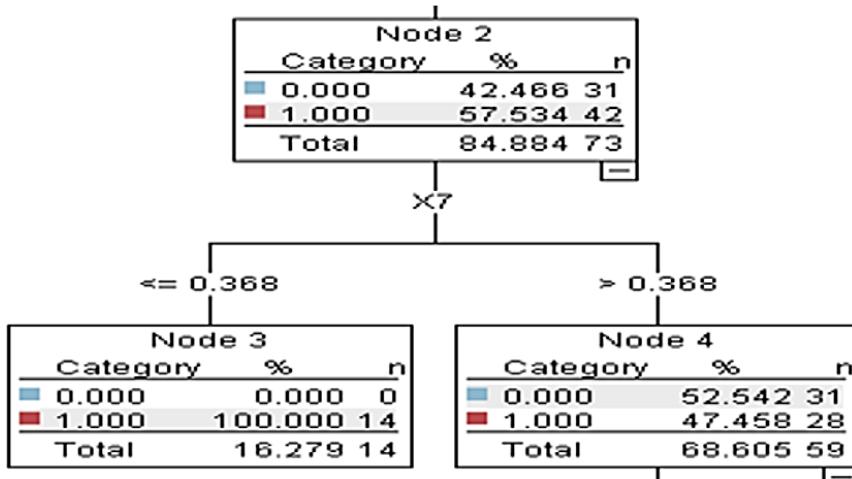
Şekil 24'e göre, 86 işletmenin %51,16'sının Özsermaye kârlılığı negatifse o işletme %100 hile risklidir. Çalışmada bu kriterlere uyan 13 finansal durumdan 13'ü de kredi risklidir. %100 kredi riskli sonucuna ulaşıldığı için karar ağacında bu dal devam etmemektedir.



Şekil 24. Özsermaye Kârlılığı Oranının Finansal Durum Sınıflandırılmasındaki Etkisi

5.1.1.2. Borç- Özsermaye Oranının Finansal Durum Sınıflandırılmasındaki Etkisi

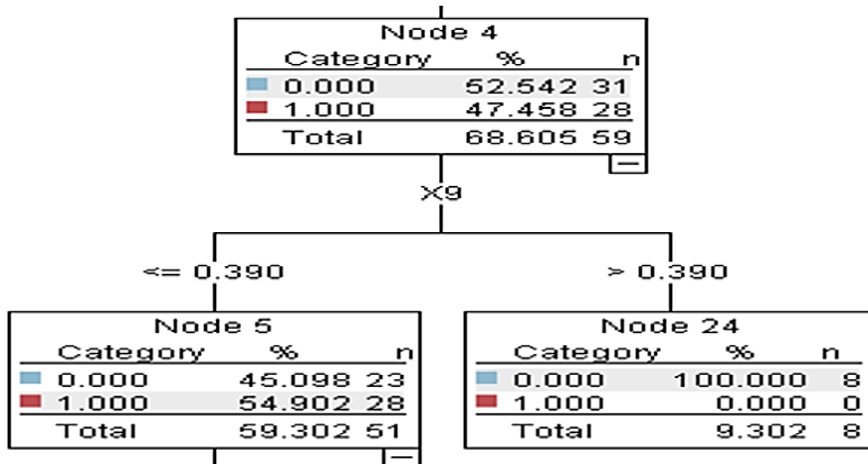
İşletmelerin Özsermaye kârlılığı pozitif ve Borç- özsermaye oranı X7 değişkeni 0,368'e eşit ya da küçük olduğu durumda ise toplam 14 işletme vardır. Bu finansal oranının 0,368'den küçük eşit olduğu durumlarda işletmeler %100 kredi risksizdir. Bu durumda işletmelerin 14'ü (%100) kredi risksizdir (Şekil 25).



Şekil 25. Borç- Özsermaye Oranının Finansal Durum Sınıflandırılmasındaki Etkisi

5.1.1.3. Brüt Kâr Marjının Finansal Durum Sınıflandırılmasındaki Etkisi

İşletmelerin X11 değişkeni olan Özsermaye Kârlılığı pozitif, X7 değişkeni olan Borç-Özsermaye oranı değişkeni değerinin 0,368'den büyük ve X9 değişkeni olan Brüt kâr marjı 0,39'dan büyük olması durumunda toplam 8 işletme vardır. Bu finansal oranın 0,39'dan büyük olduğu durumlarda işletmeler %100 kredi risklidir. Bu durumda işletmelerin 8'i (%100) kredi risklidir(Şekil 26).

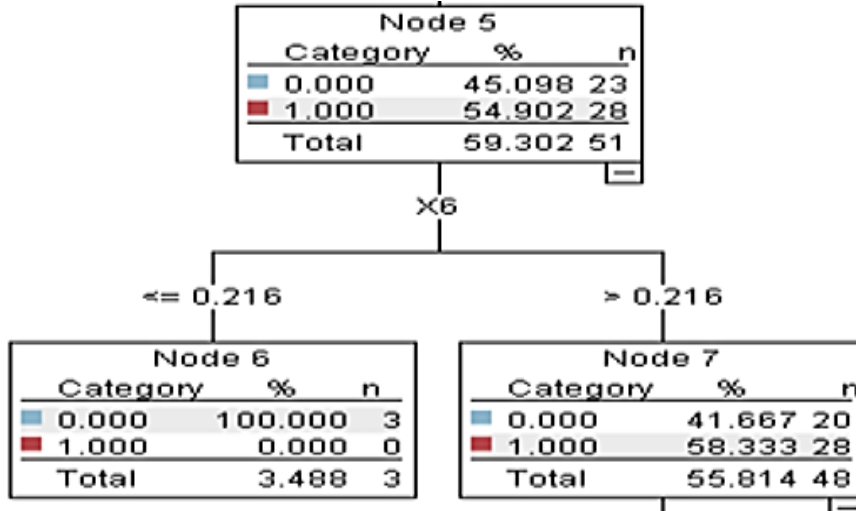


Şekil 26 Brüt Kâr Marjının Finansal Durum Sınıflandırılmasındaki Etkisi

5.1.1.4. Borç Oranının Finansal Durum Sınıflandırılmasındaki Etkisi

İşletmelerin X11 değişkeni olan Özsermaye Kârlılığı pozitif, X7 değişkeni olan Borç-Özsermaye oranı değişkeni değerinin 0,368'den büyük ve X9 değişkeni olan Brüt kâr marjı değişkeni 0,39'dan küçük eşit ve X6 değişkeni olan Borç oranı 0,216'dan küçük

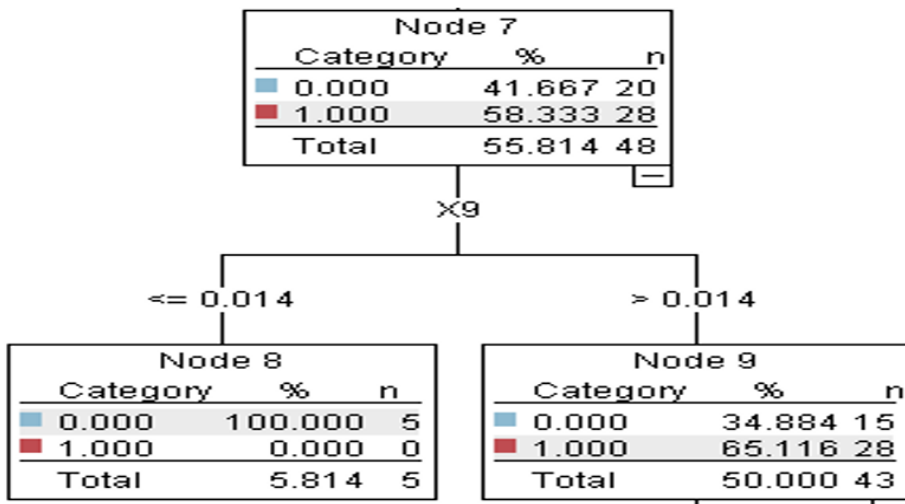
eşit ise o işletme %100 kredi risklidir. Şekil 27'ye göre bu kriterleri sağlayan 3 işletme vardır ve bu dallanma süreci %100 başarılı sonuca ulaşıldığı için karar ağacında bu dal devam etmemektedir.



Şekil 27. Borç Oranının Finansal Durum Sınıflandırılmasındaki Etkisi

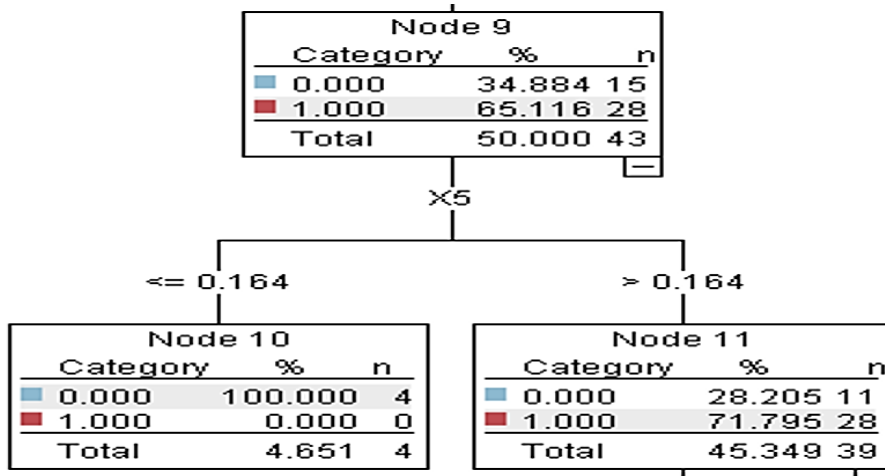
5.1.1.5. Brüt Kâr Marjının Finansal Durum Sınıflandırılmasındaki Etkisi

İşletmelerin X11 değişkeni olan Özsermaye Kârlılığı pozitif, X7 değişkeni olan Borç-Özsermaye oranı değişkeni değerinin 0,368'den büyük ve X9 değişkeni olan Brüt kâr marjı değişkeni 0,39'dan küçük eşit ve X6 değişkeni olan Borç oranı 0,216'dan büyük ve X9 değişkeni olan Brüt kâr marjı değişkeni 0,014'e eşit ya da küçük ise o işletme %100 kredi risklidir. Şekil 28'de görüldüğü gibi bu kriterleri sağlayan 5 işletme mevcut olup, bu dallanma süreci %100 başarılı sonuca ulaşıldığı için karar ağacında bu dalın devam etmediği görülmektedir.



Şekil 28. Brüt Kâr Marjının Finansal Durum Sınıflandırılmasındaki Etkisi

5.1.1.6. Varlık Devir Hızının Finansal Durum Sınıflandırılmasındaki Etkisi

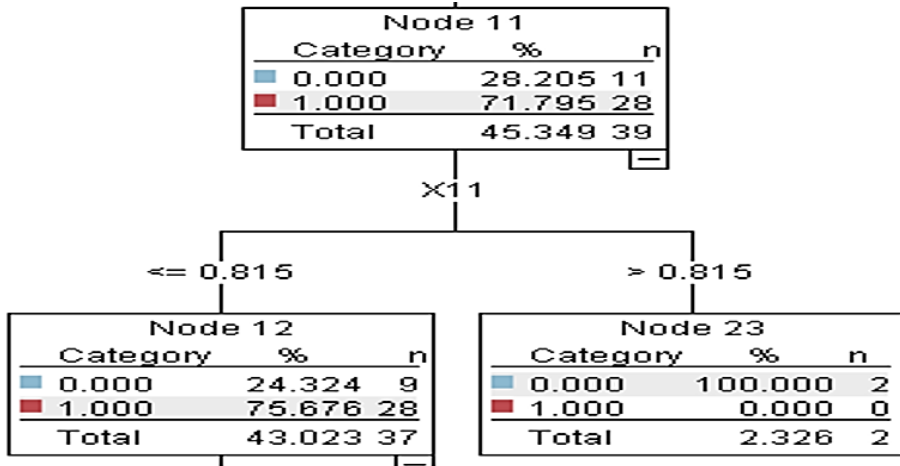


Şekil 29. Varlık Devir Hızının Finansal Durum Sınıflandırılmasındaki Etkisi

İşletmelerin X11 değişkeni olan Özsermaye Kârlılığı pozitif, X7 değişkeni olan Borç-Özsermaye oranı değişkeni değerinin 0,368'den büyük ve X9 değişkeni olan Brüt kâr marjı değişkeni 0,39'dan küçük eşit ve X6 değişkeni olan Borç oranı 0,216'dan büyük ve X9 değişkeni olan Brüt kâr marjı değişkeni 0,014'ten büyük ve X5 değişkeni olan varlık devir hızı değişkeni 0,164'e eşit ya da küçük olması durumunda o işletme %100 kredi riskli olduğu ve bu durumda 4 işletmenin olduğu belirlenirken karar ağacında bu dalın devam etmediği anlaşılmaktadır(Şekil 29).

5.1.1.7. Özsermaye Kârlılığının Finansal Durum Sınıflandırılmasındaki Etkisi

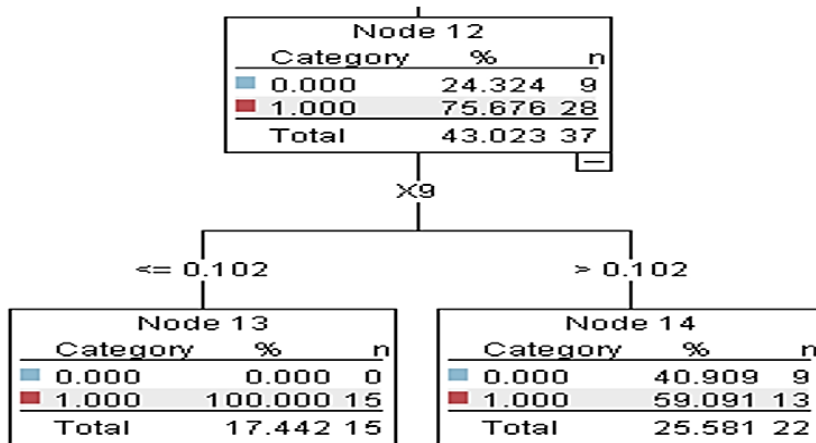
İşletmelerin X11 değişkeni olan Özsermaye Kârlılığı pozitif, X7 değişkeni olan Borç-Özsermaye oranı değişkeni değerinin 0,368'den büyük ve X9 değişkeni olan Brüt kâr marjı değişkeni 0,39'dan küçük eşit ve X6 değişkeni olan Borç oranı 0,216'dan büyük ve X9 değişkeni olan Brüt kâr marjı değişkeni 0,014'ten büyük ve X5 değişkeni olan varlık devir hızı değişkeni 0,164'ten büyük ve X11 değişkeni 0,815'ten büyük olması durumunda o işletme %100 kredi riskli olduğu anlaşılmaktadır. Karar ağacında bu kriterleri sağlayan 2 işletme mevcut olup, bu dallanma süreci %100 başarılı sonuca ulaşıldığı için karar ağacında bu dalın devam etmediği belirlenmektedir(Şekil 30).



Şekil 30. Özsermaye Kârlılığının Finansal Durum Sınıflandırılmasındaki Etkisi

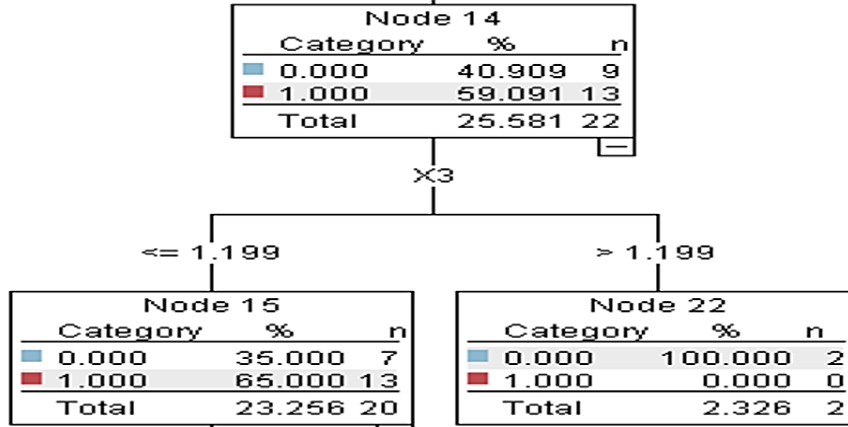
5.1.1.8. Brüt Kâr Marjının Finansal Durum Sınıflandırılmasındaki Etkisi

İşletmelerin X11 değişkeni olan Özsermaye Kârlılığı pozitif, X7 değişkeni olan Borç-Özsermaye oranı değişkeni değerinin 0,368'den büyük ve X9 değişkeni olan Brüt kâr marjı değişkeni 0,39'dan küçük eşit ve X6 değişkeni olan Borç oranı 0,216'dan büyük ve X9 değişkeni olan Brüt kâr marjı değişkeni 0,014'ten büyük ve X5 değişkeni olan varlık devir hızı değişkeni 0,164'ten büyük ve X11 değişkeni 0,815'e eşit yada küçük ve X9 değişkeni Brüt Kar kâr marjı değişkeni 0,102 eşit ya da küçük olması durumunda o işletme %100 kredi risksiz olduğu ve bu durumda 15 işletmenin yer aldığı, bu dallanma sürecinin %100 başarılı sonuca ulaşıldığı için karar ağacında bu dalın devam etmediği anlaşılmıştır(Şekil 31).



Şekil 31. Brüt Kâr Marjının Finansal Durum Sınıflandırılmasındaki Etkisi

5.1.1.9. Nakit Oranının Finansal Durum Sınıflandırılmasındaki Etkisi

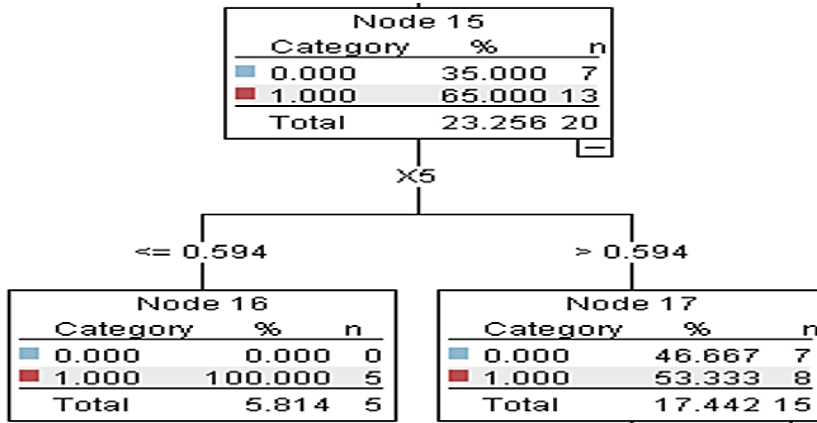


Şekil 32. Nakit Oranının Finansal Durum Sınıflandırılmasındaki Etkisi

İşletmelerin X11 değişkeni olan Özsermaye Kârlılığı pozitif, X7 değişkeni olan Borç-Özsermaye oranı değişkeni değerinin 0,368'den büyük ve X9 değişkeni olan Brüt Kar Marjı değişkeni 0,39'dan küçük eşit ve X6 değişkeni olan Borç oranı 0,216'dan büyük ve X9 değişkeni olan Brüt Kâr Marjı değişkeni 0,014'ten büyük ve X5 değişkeni olan varlık devir hızı değişkeni 0,164'ten büyük ve X11 değişkeni 0,815'e eşit yada küçük ve X9 değişkeni Brüt Kar Marjı değişkeni 0,102'den büyük ve X3 değişkeni olan nakit oranının 1,199'dan büyük olması durumunda o işletme %100 kredi riskli olduğu, bu durumda 2 işletmenin yer aldığı, bu dallanma sürecinin %100 başarılı sonuca ulaşıldığı için karar ağacında bu dalın devam etmediği ortaya çıkmıştır(Şekil 32).

5.1.1.10. Varlık Devir Hızının Finansal Durum Sınıflandırılmasındaki Etkisi

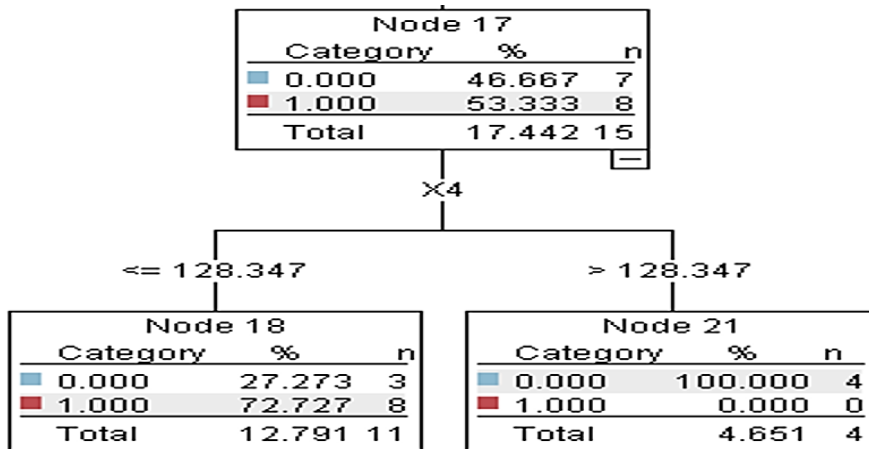
İşletmelerin X11 değişkeni olan Özsermaye Kârlılığı pozitif, X7 değişkeni olan Borç-Özsermaye oranı değişkeni değerinin 0,368'den büyük ve X9 değişkeni olan Brüt Kar Marjı değişkeni 0,39'dan küçük eşit ve X6 değişkeni olan Borç oranı 0,216'dan büyük ve X9 değişkeni olan Brüt Kar Marjı değişkeni 0,014'ten büyük ve X5 değişkeni olan varlık devir hızı değişkeni 0,164'ten büyük ve X11 değişkeni 0,815'e eşit yada küçük ve X9 değişkeni Brüt Kar Marjı değişkeni 0,102'ten büyük ve X3 değişkeni olan nakit oranının 1,199'a eşit ya da küçük ve X5 değişkeni varlık devir hızı değişkeni 0,594 eşit ya da küçük olması durumunda o işletme %100 kredi risksiz olduğu, bu durumda 5 işletmenin yer aldığı, bu dallanma sürecinin %100 başarılı sonuca ulaşıldığı için karar ağacında bu dalın devam etmediği belirlenmiştir(Şekil 33).



Şekil 33. Varlık Devir Hızının Finansal Durum Sınıflandırılmasındaki Etkisi

5.1.1.11. Alacakların Ortalama Tahsil Süresinin Finansal Durum Sınıflandırılmasındaki Etkisi

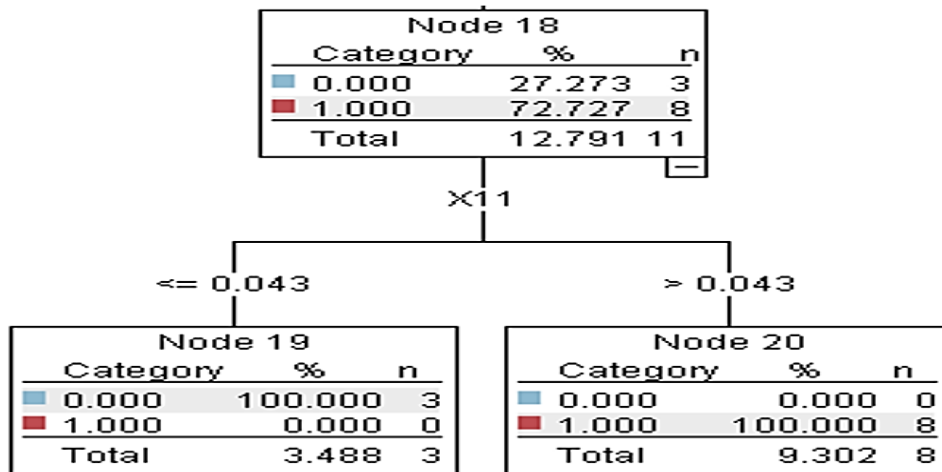
İşletmelerin X11 değişkeni olan Özsermaye Kârlılığı pozitif, X7 değişkeni olan Borç-Özsermaye oranı değişkeni değerinin 0,368'den büyük ve X9 değişkeni olan Brüt Kar Marjı değişkeni 0,39'dan küçük eşit ve X6 değişkeni olan Borç oranı 0,216'dan büyük ve X9 değişkeni olan Brüt Kar Marjı değişkeni 0,014'ten büyük ve X5 değişkeni olan varlık devir hızı değişkeni 0,164'ten büyük ve X11 değişkeni 0,815'e eşit yada küçük ve X9 değişkeni Brüt Kar Marjı değişkeni 0,102'ten büyük ve X3 değişkeni olan nakit oranının 1,199'a eşit ya da küçük ve X5 değişkeni varlık devir hızı değişkeni 0,594'ten büyük ve X4 değişkeni alacakların ortalama tahsil süresi 128,35'ten büyük olması durumunda o işletme %100 kredi riskli olduğu, bu durumda 4 işletmenin yer aldığı, bu dallanma sürecinin %100 başarılı sonuca ulaşıldığı için karar ağacında bu dalın devam etmediği ortaya görülmektedir(Şekil 34).



Şekil 34. Alacakların Ortalama Tahsil Süresinin Finansal Durum Sınıflandırılmasındaki Etkisi

5.1.1.12. Özsermaye Kârlılığının Finansal Durum Sınıflandırılmasındaki Etkisi

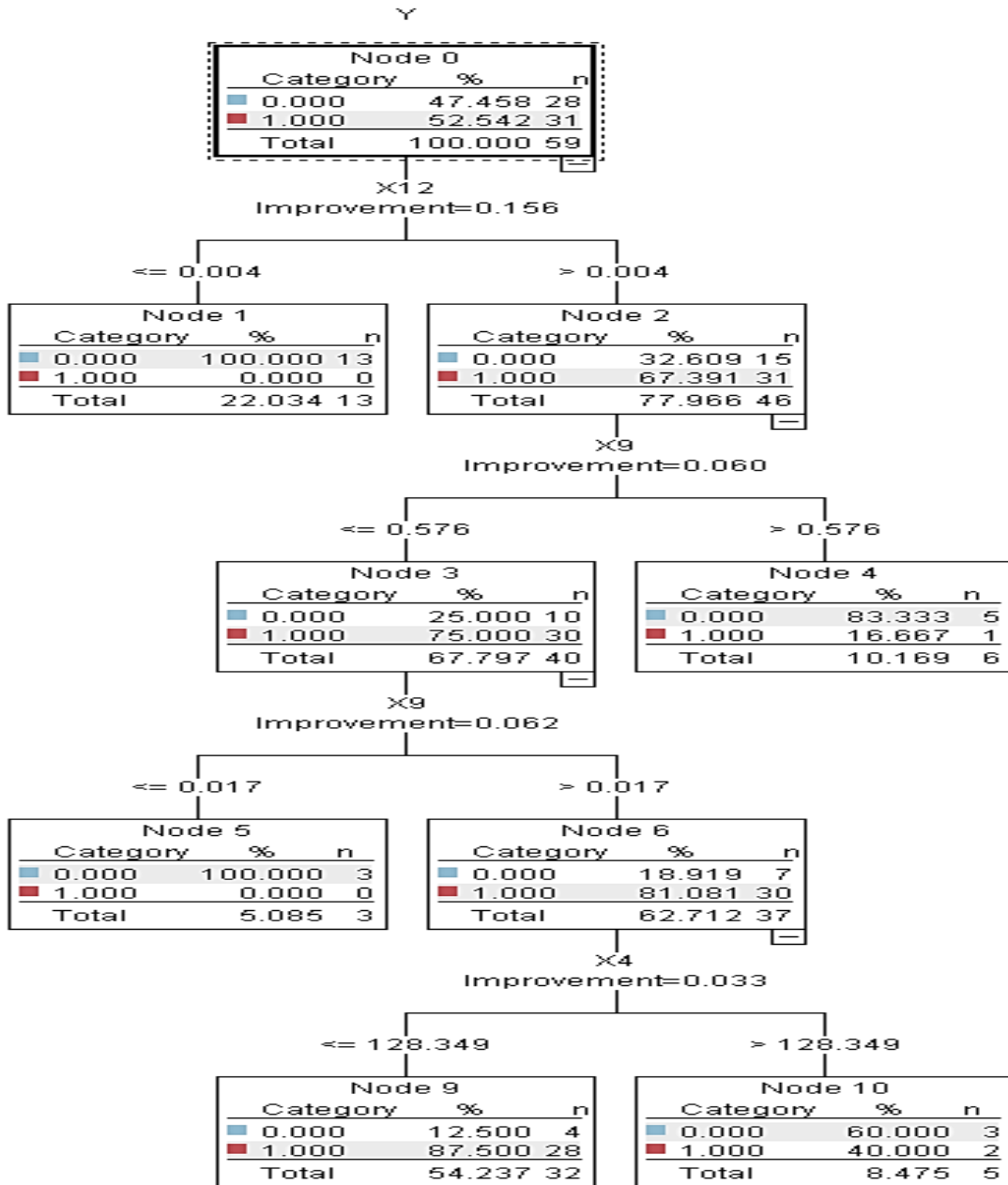
İşletmelerin X11 değişkeni olan Özsermaye Kârlılığı pozitif, X7 değişkeni olan Borç-Özsermaye oranı değişkeni değerinin 0,368'den büyük ve X9 değişkeni olan Brüt Kar Marjı değişkeni 0,39'dan küçük eşit ve X6 değişkeni olan Borç oranı 0,216'dan büyük ve X9 değişkeni olan Brüt Kâr Marjı değişkeni 0,014'ten büyük ve X5 değişkeni olan Varlık devir hızı değişkeni 0,164'ten büyük ve X11 değişkeni 0,815'e eşit yada küçük ve X9 değişkeni Brüt Kâr Marjı değişkeni 0,102'ten büyük ve X3 değişkeni olan nakit oranının 1,199'a eşit ya da küçük ve X5 değişkeni Varlık devir hızı değişkeni 0,594'ten büyük ve X4 değişkeni Alacakların ortalama tahsil süresi 128,35'e eşit ya da küçük olması ve X11 değişkeni olan Özsermaye kârlılığının 0,043 eşit ya da küçük olması durumunda 3 işlemenin %100 kredi riskli olduğu buna karşın X11 değişkeni olan Özsermaye kârlılığının 0,043'ten büyük olması durumunda 8 işlemenin %100 kredi risksiz olduğu belirlenmiş olup, böylece karar ağacının dallanma sürecinin sona erdiği ortaya çıkmıştır(Şekil 35).



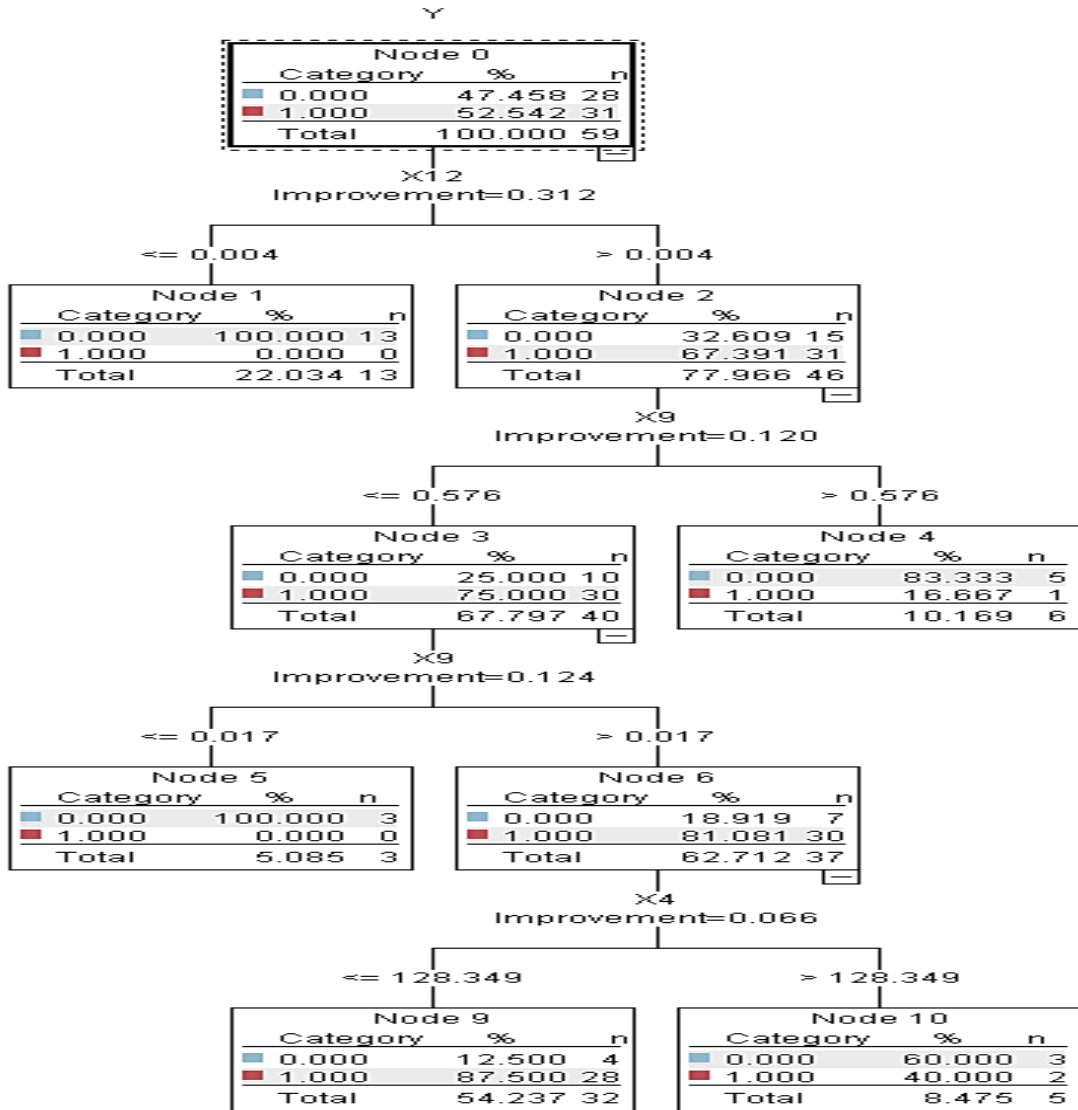
Şekil 35. Özsermaye Kârlılığının Finansal Durum Sınıflandırılmasındaki Etkisi

5.1.2. CART (Gini ve Twoing) Algoritmasıyla Elde Edilen Karar Ağaçları

Araştırmada, finansal oranlar aracılığıyla kredi riskinin belirlenmesinde Veri Madenciliği sınıflandırma tekniklerinden CART (Gini ve Twoing) Algoritması uygulanarak veriler analiz edilmiştir. Bu kapsamda, SPSS Modeler 18.0 veri madenciliği analiz programı uygulanarak, verilerin %80'i ile model eğitilmiş ve geri kalan %20'si ile test işlemi gerçekleştirilmek suretiyle model oluşturulmuş ve karar ağaçları Şekil 36 ve 37'de sunulmuştur.



Şekil 36. CART Gini Karar Ağacı Modeli



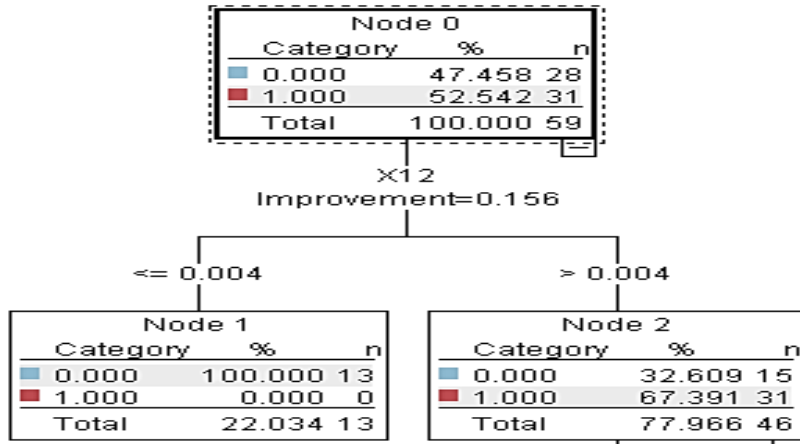
Şekil 37. CART Twoing Karar Ağacı Modeli

CART (Gini ve Twoing) algoritması ile verilen karar ağacı yapısı ve bağımsız değişkenler (X1'den X13'e kadar olan finansal oranlar) kullanılarak, finansal analiz veya sınıflandırma amacıyla oluşturulmuştur. Karar ağacı, her bir düğümde belirli bir finansal özelliğe (bağımsız değişken) göre bölünmeler yaparak, kredi riskinin sınıflandırılması sağlanmıştır. CART Gini ve Twoing algoritmaları ile oluşturulan karar ağaçları ile aynı sonuçlar elde edilmiştir. Bu algoritmalarla elde edilen karar ağaçlarının bağımsız değişkenlerle yorumlanması aşağıdaki şekildedir.

5.1.2.1. Yatırımlar Üzerinden Kârlılık Oranının Finansal Durum Sınıflandırılmasındaki Etkisi

CART (Gini ve Twoing) algoritmasıyla elde edilen eğitim modeline ait karar ağacının tepesinde en kuvvetli etkiye sahip olduğu belirlenen değişken X12 Yatırımlar Üzerinden Kârlılık Oranıdır. Bu oran, işletmeleri sınıflandırmada en yüksek dereceli etkiye sahip olduğu için karar ağacının tepesinde yer almaktadır. Karar ağacının tepesinde 28'i hile riskli ve 31'i kredi risksiz olmak üzere 59 işletme mevcuttur.

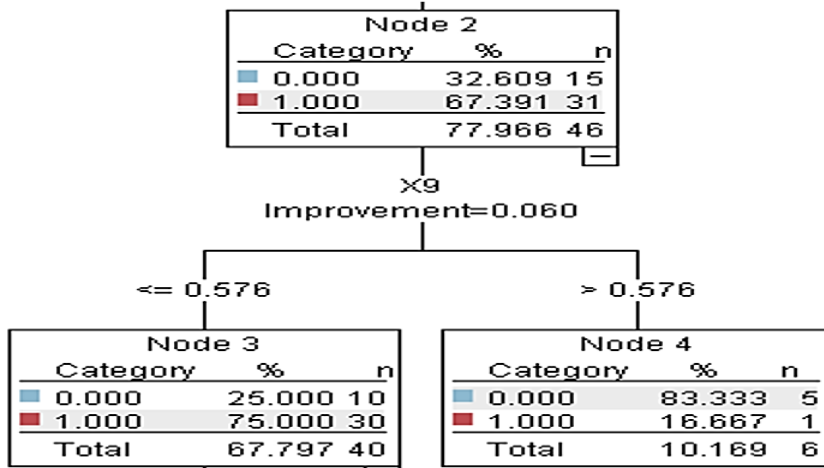
Şekil 38'e göre, 28 işletmenin %47,46'sının yatırımlar üzerinden kârlılık oranı 0,004'den küçük eşitse o işletme %100 kredi risklidir. Çalışmada bu kriterlere uyan 13 finansal durumdan 13'ü de kredi risklidir. %100 kredi riskli sonucuna ulaşıldığı için karar ağacında bu dal devam etmemektedir.



Şekil 38. Yatırımlar Üzerinden Kârlılık Oranının Finansal Durum Sınıflandırılmasındaki Etkisi

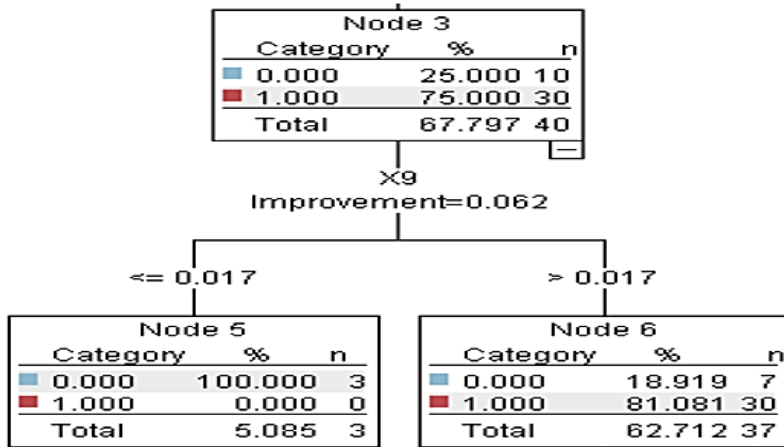
5.1.2.2. Brüt Kâr Marjının Finansal Durum Sınıflandırılmasındaki Etkisi

İşletmelerin Yatırımlar Üzerinden Kârlılık Oranı X12 değişkeni, 0,004'den büyük ve brüt kâr marjı X9 değişkeni 0,576'dan büyük olduğu durumda ise toplam 6 işletme vardır. Bu finansal oranının 0,576'dan büyük olduğu durumlarda işletmelerin %83,33'ü kredi riskli, %16,67'si ise kredi risksiz olduğu sonucuna ulaşıldığı için karar ağacında bu dal devam etmemektedir. Şekil 39'da gösterilmiştir.



Şekil 39. Brüt Kâr Marjının Finansal Durum Sınıflandırılmasındaki Etkisi

İşletmelerin Yatırımlar Üzerinden Kârlılık Oranı X12 değişkeni, 0,004'den büyük ve brüt kâr marjı X9 değişkeni 0,017'den küçük ve eşit olduğu durumda ise toplam 3 işletme vardır(Şekil 40). Bu durumda %100 kredi riskli sonucuna ulaşıldığı için karar ağacında bu dal devam etmemektedir.

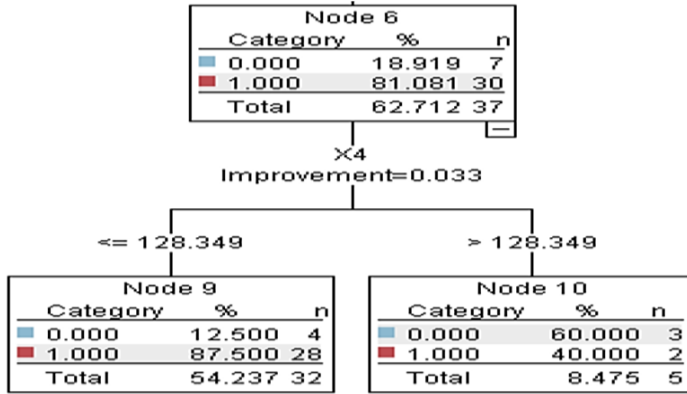


Şekil 40. Brüt Kâr Marjının Finansal Durum Sınıflandırılmasındaki Etkisi

5.1.2.3. Alacakların Ortalama Tahsil Süresinin Finansal Durum Sınıflandırılmasındaki Etkisi

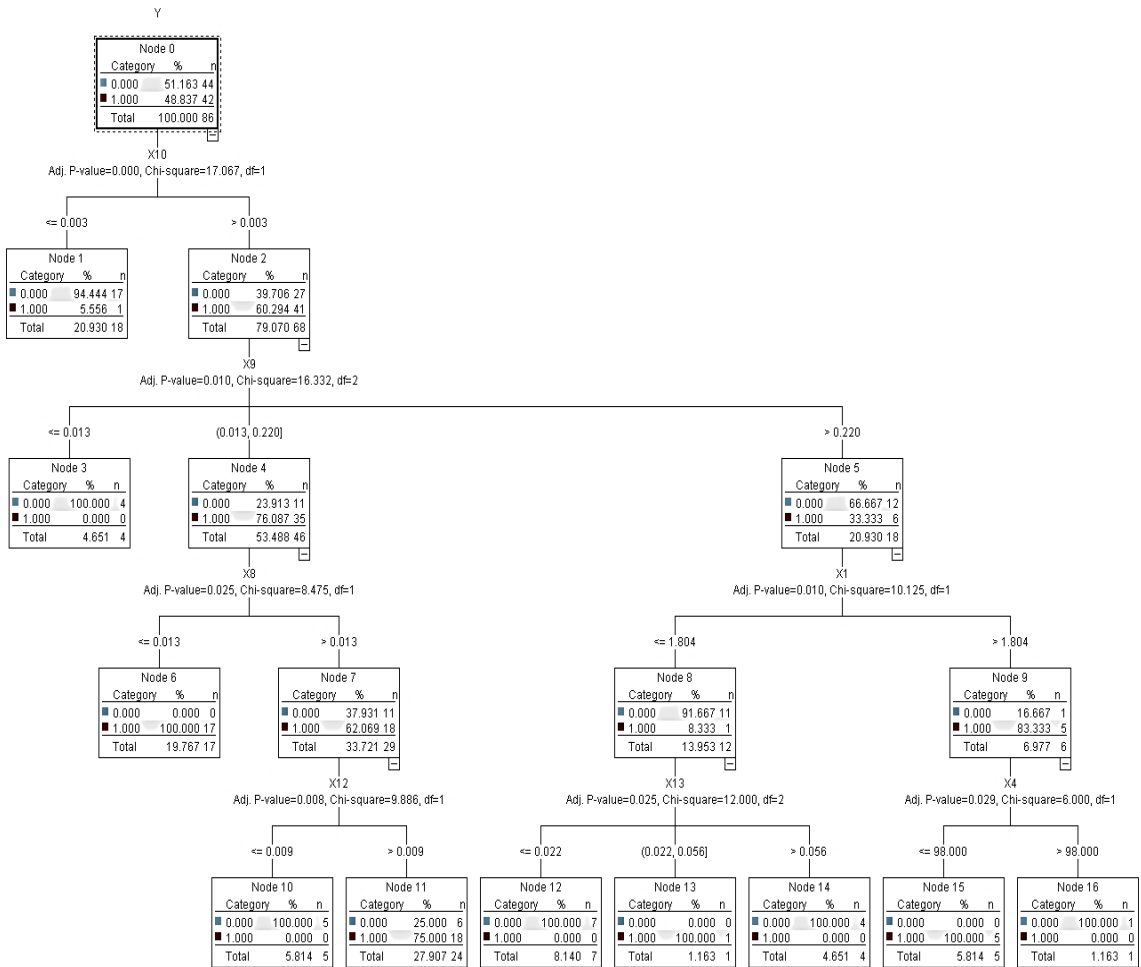
İşletmelerin Yatırımlar Üzerinden Kârlılık Oranı X12 değişkeni, 0,004'den büyük ve brüt kâr marjı X9 değişkeni 0,576'dan küçük eşit ve 0,017'den büyük olduğu ve X4 değişkeni olan Alacakların ortalama tahsil süresi 128,349 güne eşit ya da küçük olduğu durumda işletmelerin %87,5'i kredi risksiz olan 28 işletmenin olduğu buna karşın %12,5'i kredi riskli olan 4 işletmenin olduğu sonucuna ulaşılmış olup karar ağacı burada sonlanmıştır. Bununla birlikte diğer dallanma sürecinde ise benzer bir kuralın

gerçekleşmiş olduğu tek farkın alacakların ortalama tahsil süresinin 128,349 günden büyük olduğu durumda 5 işletmenin yer aldığı, bunlar arasından %60'ı kredi riskli 3 işletmenin olduğu buna karşın %40'ı kredi risksiz 2 işletmenin olduğu sonucuna ulaşılarak karar ağacının dallanma süreci tamamlanmıştır(Şekil 41).



Şekil 41. Alacakların Ortalama Tahsil Süresinin Finansal Durum Sınıflandırılmasındaki Etkisi

5.1.3. CHAİD Algoritması Tarafından Elde Edilen Karar Ağacı



Şekil 42. CHAİD Karar Ağacı Modeli

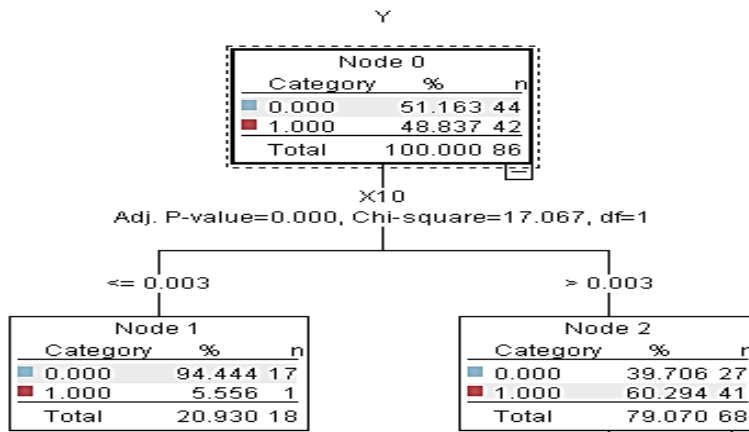
Bu analiz, bankalarda ticari kredi kullanan işletmelerde finansal kredi riskinin tespiti için CHAID (Chi-squared Automatic Interaction Detection) yöntemiyle oluşturulmuş bir karar ağacını incelemektedir. Ağaç, çeşitli finansal oranlara göre işletmeleri sınıflandırmaktadır. Bu durumda SPSS Modeler 18.0 veri madenciliği analiz programı uygulanarak, verilerin %80'i ile model eğitilmiş ve geri kalan %20'si ile test işlemi gerçekleştirilmek suretiyle model oluşturulmuş ve karar ağacı Şekil 42'de sunulmuştur.

CHAID karar ağacı analizi ile verilen karar ağacı yapısı ve bağımsız değişkenler (X1'den X13'e kadar olan finansal oranlar) kullanılarak, finansal analiz ve sınıflandırma amacıyla oluşturulmuştur. Karar ağacı, her bir düğümde belirli bir finansal özelliğe (bağımsız değişken) göre bölünmeler yaparak, kredi riskinin sınıflandırılması sağlanmıştır. Bu karar ağacının bağımsız değişkenlerle yorumlanması aşağıdaki şekillerdedir.

5.1.3.1. Faaliyet Kâr Marjının Finansal Durum Sınıflandırılmasındaki Etkisi

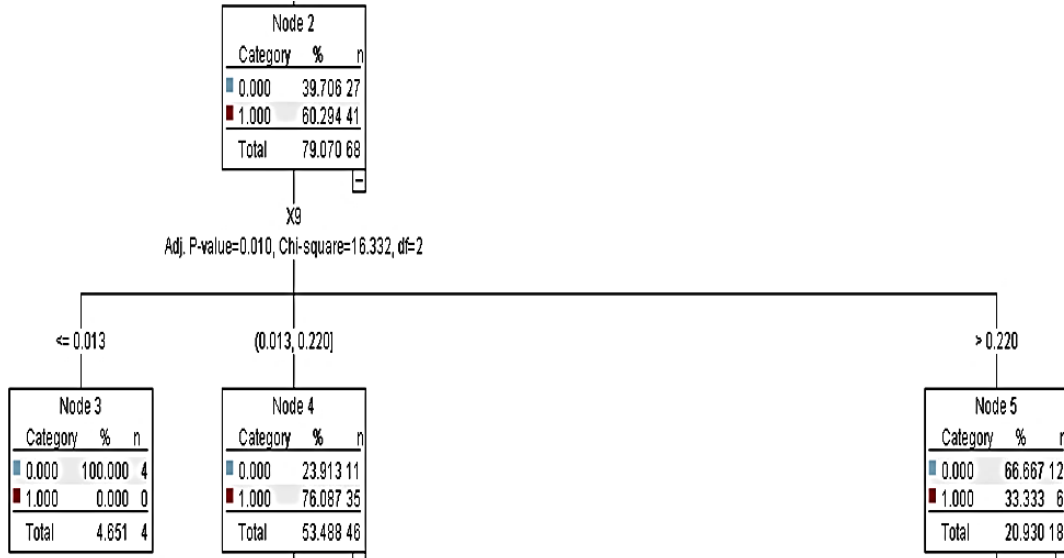
CHAID algoritmasıyla elde edilen eğitim modeline ait karar ağacının tepesinde en kuvvetli etkiye sahip olduğu belirlenen değişken X10 Faaliyet kâr marjı değişkenidir. Bu oran, işletmeleri sınıflandırmada en yüksek dereceli etkiye sahip olduğu için karar ağacının tepesinde yer almaktadır. Karar ağacının tepesinde 44'i kredi riskli ve 42'si kredi risksiz olmak üzere 86 işletme mevcuttur.

Şekil 43'e göre, 18 işletmenin Faaliyet kâr marjı X10 değişkenininin 0,003'e eşit ya da küçükse o işletme %94,44 oranla kredi riskli ve bu durumda 17 işletmenin olduğu, %5,56 oranla kredi risksiz 1 işletmenin olduğu sonucuna ulaşılarak karar ağacında bu dallanma süreci devam etmemektedir.



Şekil 43. Faaliyet Kâr Marjının Finansal Durum Sınıflandırılmasındaki Etkisi

5.1.3.2. Brüt Kar Marjının Finansal Durum Sınıflandırılmasındaki Etkisi

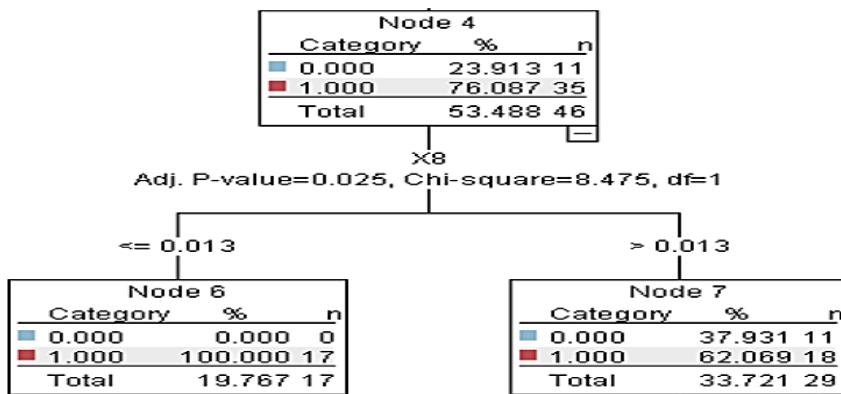


Şekil 44. Brüt Kâr Marjının Finansal Durum Sınıflandırılmasındaki Etkisi

Şekil 44'e göre, işletmenin Faaliyet kâr marjı X10 değişkeninin 0,003'den büyük ve brüt kâr marjı X9 değişkeninin 0,013'e eşit ya da küçük olması durumunda karar ağacında 4 işletmenin olduğu, bu işletmelerin %100 kredi riskli olduğu sonucuna varılarak dallanma süreci devam etmemektedir.

5.1.3.3. Net Kâr Marjının Finansal Durum Sınıflandırılmasındaki Etkisi

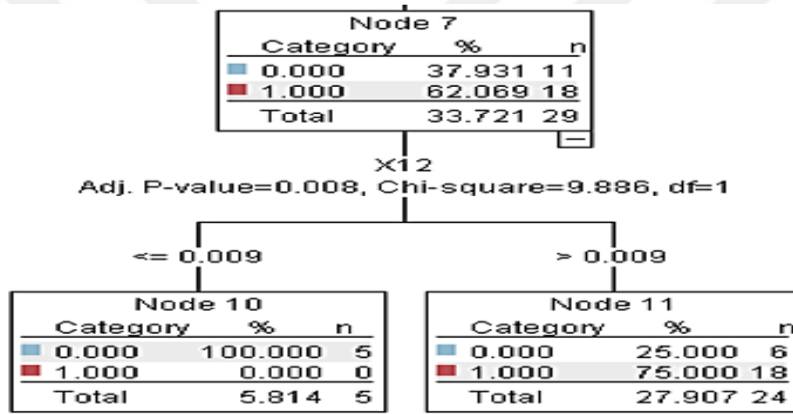
Şekil 45'e göre, işletmenin Faaliyet kâr marjı X10 değişkeninin 0,003'den büyük, brüt kâr marjı X9 değişkeninin 0,013'ten büyük ve 0,220'den küçük, Net kâr marjı X8 değişkeninin 0,013'e eşit ya da küçük olması durumunda %100 kredi risksiz 17 işletmenin mevcut olduğu sonucuna varılarak dallanma süreci devam etmemektedir.



Şekil 45: Net Kâr Marjının Finansal Durum Sınıflandırılmasındaki Etkisi

5.1.3.4. Yatırımlar Üzerindeki Kârlılık oranlarının Finansal Durum Sınıflandırılmasındaki Etkisi

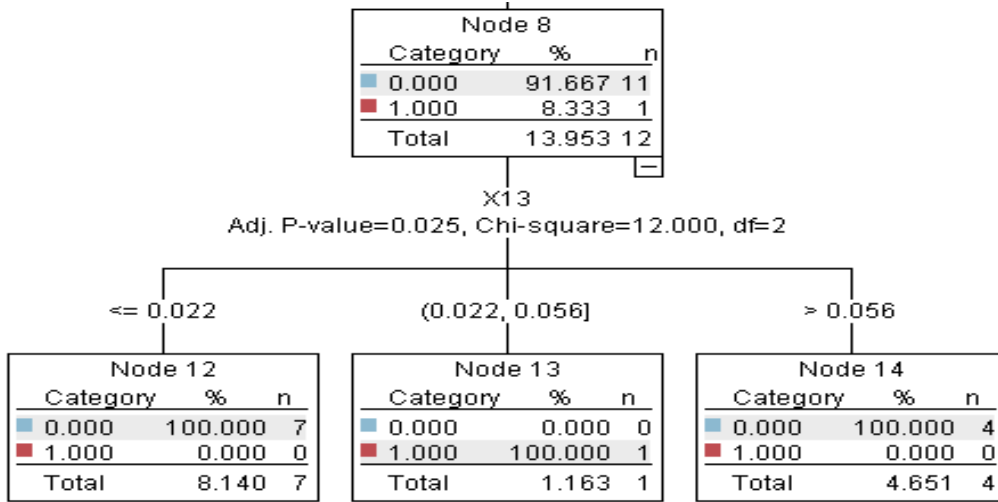
Şekil 46'ya göre, işletmenin Faaliyet kâr marjı X10 değişkeninin 0,003'den büyük, Brüt kâr marjı X9 değişkeninin 0,013'ten büyük ve 0,220'den küçük, Net kâr marjı X8 değişkeninin 0,013'den büyük ve Yatırımlar üzerindeki kârlılık oranı X12 değişkeninin 0,009 küçük ve eşit olması durumunda %100 kredi riskli 5 işletmenin mevcut olduğu tespit edilmiştir. Bununla birlikte Yatırımlar üzerindeki kârlılık oranı X12 değişkeninin 0,009'dan büyükse o işletme %75 oranla kredi risksiz olduğu bu durumda 18 işletmenin olduğu, %25 oranla kredi riskli 6 işletmenin olduğu sonucuna ulaşılarak karar ağacında bu dallanma süreci devam etmemektedir.



Şekil 46 Yatırımlar Üzerindeki Kârlılık oranlarının Finansal Durum Sınıflandırılmasındaki Etkisi.

5.1.3.5. Kaynaklar Üzerindeki Kârlılık oranlarının Finansal Durum Sınıflandırılmasındaki Etkisi

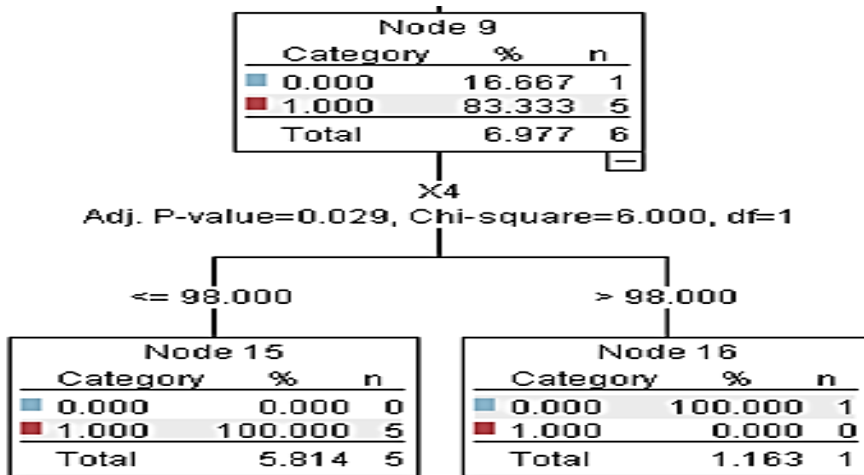
Şekil 47'ye göre, işletmenin Faaliyet kâr marjı X10 değişkeninin 0,003'den büyük, Brüt kâr marjı X9 değişkeninin 0,220'den büyük, Cari oran X1 değişkeninin 1,804'den küçük ve eşit, Kaynaklar üzerindeki kârlılık oranı X13 değişkeninin 0,022'den küçük ve eşit olması durumunda %100 kredi riskli 7 işletmenin mevcut olduğu tespit edilmiştir. Bununla birlikte Kaynaklar üzerindeki kârlılık oranı X13 değişkeninin 0,022'den büyük 0,056'dan küçük kredi risksiz 1 işletmenin olduğu X13 değişkeninin 0,056'dan büyük olduğu durumda ise kredi riskli 4 işletmenin olduğu sonucuna ulaşılarak karar ağacında bu dallanma süreci devam etmemektedir.



Şekil 47. Kaynaklar Üzerindeki Kârlılık oranlarının Finansal Durum Sınıflandırılmasındaki Etkisi

5.1.3.6. Alacakların Ortalama Tahsil Süresinin Finansal Durum Sınıflandırılmasındaki Etkisi

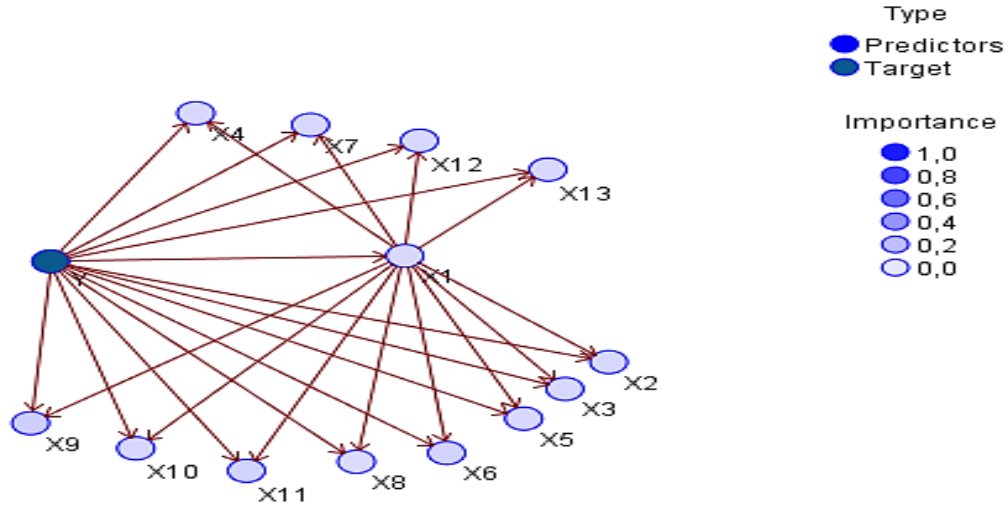
Şekil 48'e göre, işletmenin Faaliyet kâr marjı X10 değişkeninin 0,003'den büyük, Brüt kâr marjı X9 değişkeninin 0,220'den büyük, Cari oran X1 değişkeninin 1,804'den büyük, Alacakların ortalama tahsil süresi X4 değişkeninin 98 günden küçük ve eşit olması durumunda %100 kredi risksiz 5 işletmenin mevcut olduğu tespit edilmiştir. Bununla birlikte Alacakların ortalama tahsil süresi X4 değişkeninin 98 günden büyük kredi riskli 1 işletmenin olduğu belirlenmiş olup, böylece karar ağacının dallanma sürecinin sona erdiği ortaya çıkmıştır.



Şekil 48. Alacakların ortalama tahsil süresinin Finansal Durum Sınıflandırılmasındaki Etkisi

Bu karar ağacı modeli, bankaların ticari kredi başvurularını değerlendirirken kredi riskini tespit etmek için kullanılabilir önemli kurallar ortaya koymaktadır. Özellikle belirli finansal oranların kritik eşik değerlerinin altında veya üstünde olması, kredi riskinin belirlenmesinde anahtar rol oynamaktadır.

5.1.4. Bayesian Network Modeli Analizi



Şekil 49. Bayesian Network modeli değişkenler arasındaki ilişki

Bayesian Network, değişkenler arasındaki koşullu bağımlılıkları modelleyerek, finansal tablolarda kredi riski taşıyan işletmelerin belirlenmesinde etkin bir veri madenciliği yöntemidir. Bu modelde, bağımlı değişken olarak işletmenin kredi riski durumu (Y: 0 = kredi riskli, 1 = kredi risksiz) ele alınmış ve bu değişkenin belirlenmesinde etkili olan finansal oranlar analiz edilmiştir. Modelde yer alan ağ yapısına göre, tüm bağımsız değişkenlerin (X1–X13) Y değişkeni ile doğrudan bağlantılı olduğu görülmektedir (Şekil 49).

Bu durum, veri setindeki her bir değişkenin kredi riski tahmininde anlamlı bir etkiye sahip olduğunu ortaya koymaktadır. Bu sonuçlar, modelin hem öğrenme hem de genelleme yeteneğinin güçlü olduğunu göstermektedir. Özellikle Cari Oran (X1) değişkeni modelde yapısal olarak merkezde yer almakta ve diğer değişkenlere de etki eden bir "ara değişken" rolü üstlenmektedir. Bağımsız değişkenlerin (X1 – X13) kredi riskinin tespitinde önem dereceleri Tablo 6'daki gibidir. Bankalar, ticari kredi başvurularında bu oranları öncelikle analiz ederek kredi riskini daha etkin filtreleyebilir.

Tablo 6

Değişkenlerin Kredi Riski Üzerindeki Önemi

| Değişken | Finansal Oran | Önemi |
|----------|-------------------------------|--------------|
| X1 | Cari Oran | Çok Yüksek |
| X4 | Alacakların Tahsil Süresi | Yüksek |
| X7 | Borç/Özsermaye Oranı | Yüksek |
| X12 | Yatırımlar Üzerinden Kârlılık | Yüksek |
| X13 | Kaynaklar Üzerinden Kârlılık | Yüksek |
| X2, X3 | Asit-Test, Nakit Oranları | Orta |
| X5, X6 | Varlık Devir Hızı, Borç Oranı | Orta |
| X8-X11 | Kârlılık Oranları | Düşük – Orta |

5.1.5. Yapay Sinir Ağı Modeli Analizi

Yapay sinir ağı modelinin kurulması aşamasında, MATLAB R2014a bilgisayar yazılımından yararlanılmıştır. İşletmelerin finansal tablolarındaki kredi riskli/risksiz durumlarını belirlemede kullanılan YSA ağ parametreleri Tablo 7’de verilmiştir.

Tablo 7

Kredi Riskli/Risksiz İşletmelerin Belirlenmesinde Kullanılan YSA Ağ Parametreleri

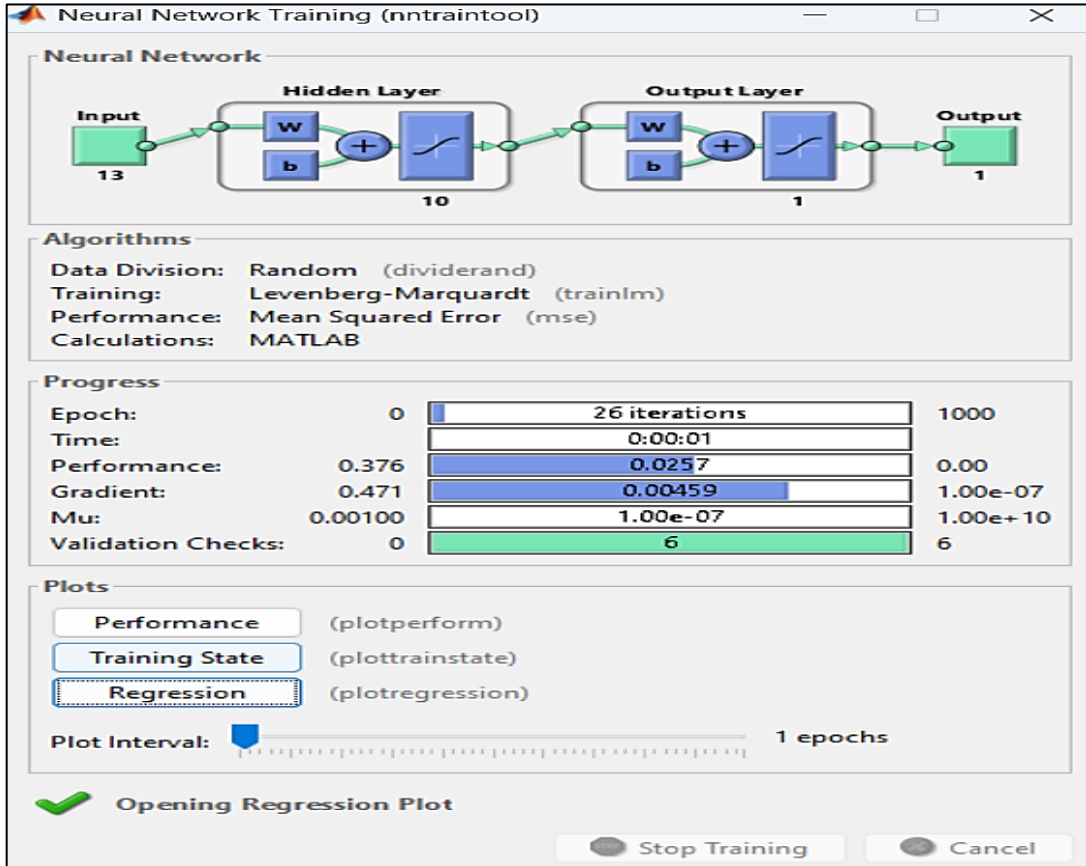
| Ağın Türü | Çok Katmanlı YSA |
|--|----------------------------------|
| Öğrenme Algoritması | Levenberg-Marquardt Optimization |
| Öğrenme Kuralı | Gradient descent rule |
| Giriş Katmanındaki Düğüm Sayısı | 13 |
| Gizli Katman Sayısı | 2 |
| Gizli Katmandaki Düğüm Sayısı | 10 |
| Çıkış katmanındaki Düğüm Sayısı | 1 |
| Öğrenme Oranı | 0,01 |
| Devir Sayısı | 26 |
| Öğrenme zamanı (sn) | 1 |
| Gizli Katmanlar için Transfer Fonksiyonu | <u>Tansig</u> |
| Çıktı Katman İçin Transfer Fonksiyonu | <u>Purelin</u> |
| Geri Yayılım Ağının Eğitim Fonksiyonu | <u>Trainlm</u> |

İşletmelerin finansal tablolarındaki kredi riskli/risksiz durumlarını belirlemeye yönelik uygun olduğu değerlendirilen Yapay Sinir Ağı yönteminin belirlenmesinde yaygın olarak deneme yanılma yöntemi kullanılırken çok sayıda test deneme gerçekleştirilmiştir. Bu anlamda gizli katman sayısı, gizli katmanlardaki düğüm sayısı, momentum terimi, aktivasyon fonksiyonu, devir sayısı gibi Yapay Sinir Ağları parametrelerinin belirlenmesine yönelik olarak çeşitli kombinasyonlar denenmiş olup gerek eğitim seti ve gerekse test seti üzerinde daha iyi performans gösteren ağ ortaya çıkmıştır. Uygulanılan Yapay Sinir Ağı türleri çok katmanlı yapay sinir ağı analizidir. Tablo 7’de Yapay Sinir Ağı (YSA) ağ parametreleri yer almaktadır.

Şekil 50. YSA Modeli Analizinin Mimari Yapısı

Şekil 50’de işletmelerin finansal tablolarındaki kredi riskini tahminlemede kullanılan Yapay Sinir Ağı için en iyi katman ve düğüm sayılarının yer aldığı modelin mimari ağ yapısı gösterilmiştir. Kredi riskli/risksiz işletmeleri belirlemek için çok katmanlı YSA modeli analizi kullanılmıştır. Modelin giriş katmanında 13 düğüm kullanılmıştır. Çok katmanlı YSA türünde gizli katman sayısı 2 olup her katmanda 10

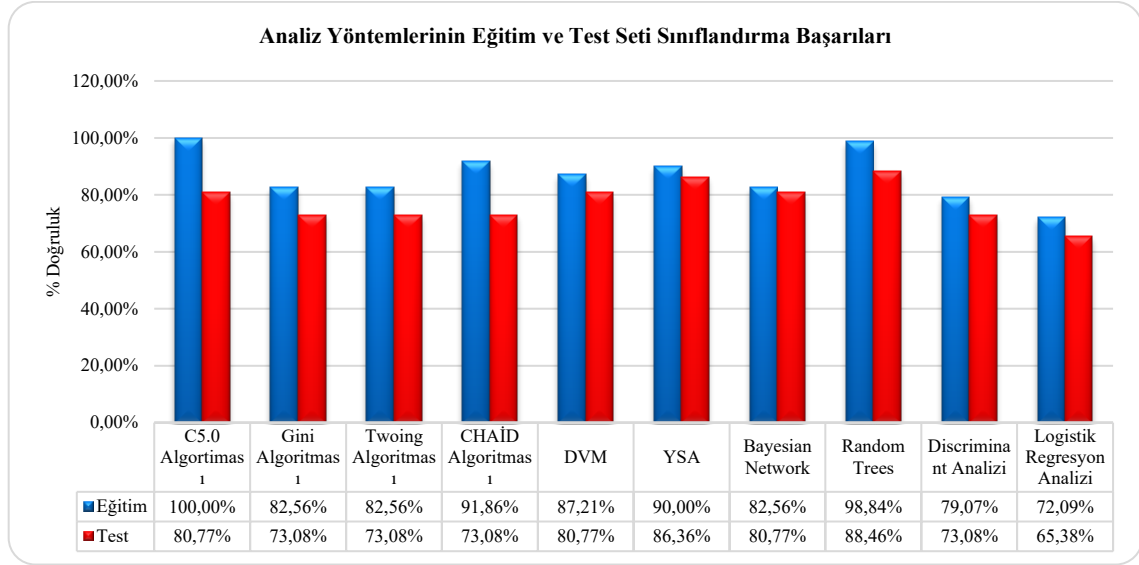
düğüm olarak seçilmiştir. Çok katmanlı Yapay Sinir Ağı (YSA) modeli analiziyle, işletmelerin kredi riski taşıyıp taşımadığı belirlenmiştir. Bu amaçla, çıktı katmanında her bir risk durumu için birer düğüm yer almaktadır. Kurulan YSA modellerinin eğitimi, çok katmanlı YSA yaklaşımıyla gerçekleştirilmiş ve öğrenme işlemi bir iterasyonla tamamlanmıştır. Söz konusu YSA mimarisi, MATLAB R2014/a programı kullanılarak geliştirilmiştir.



Şekil 51. YSA Analizinde Kullanılan Model Yapısı

Kurulmuş olan YSA modeline yönelik eğitim işleminin ardından, çok sayıda test işlemi gerçekleştirilmiştir. Çok katmanlı YSA modeli analiziyle işletmelerin finansal tablolarındaki kredi riskli/risksiz durumunu gösteren öğrenme algoritması Levenberg-Marquardt Optimization kullanılmış, gizli katmanlardaki kullanılan fonksiyon türü “tansig” sigmoid transfer fonksiyonu, çıktı katmanı için seçilen transfer fonksiyonu “purelin” ve geri yayılım ağının eğitiminde ise “trainlm” fonksiyonları seçilmiştir. Böylece işletmelerin finansal tablolarındaki en iyi kredi riskli/risksiz durumunu tahmin eden ve çok katmanlı YSA için 13-2-1 network mimarisi en uygun YSA modeli Şekil 51’de verilmiştir.

5.2. Analiz Yöntemlerinin Eğitim ve Test Seti Sınıflandırma Başarıları



Grafik 1: Analiz Yöntemlerinin Eğitim ve Test Seti Sınıflandırma Başarıları

Grafik 1’de 112 işletmenin finansal tablolarındaki kredi riskini belirlemede uygulanan 10 farklı veri madenciliği analiz tekniklerinin eğitim ve test seti performans başarıları gösterilmiştir. Analiz yöntemleri açısından performans başarıları kıyaslandığında eğitim seti için en yüksek performans başarısını %100 doğrulukla C5.0 algoritması kaydederken bunu %98,84’lük başarıyla Random Trees algoritması takip etmektedir. Bununla birlikte analiz yöntemlerinin test seti performans başarıları kıyaslandığında en yüksek performans başarısını %88,46’lık doğrulukla Random Trees algoritması gerçekleştirirken %86,36’lık performansla ikinciliği YSA analizinin gerçekleştirdiği ortaya çıkmıştır.

5.3. Analizde Kullanılan Modellere İlişkin Bulgular ve Yorumları

5.3.1. C5.0 Algoritması Analizine İlişkin Bulgular

Bu araştırmada, finansal tablolarda kredi riskinin belirlenmesinde Veri Madenciliği sınıflandırma tekniklerinden C5.0 algoritması karar ağacı tekniği uygulanarak veriler analiz edilmiştir. Tablo 8’de görüldüğü üzere 112 işletmenin bulunduğu analiz aşamasında C5.0 algoritmasıyla kredi risksiz işletmelerden 53’ünü ve kredi riskli işletmelerden 54’ünü doğru sınıflandırarak kredi risksiz işletmeler için %94’64’lük ve kredi riskli işletmeler için %96,43’lük sınıflandırma başarısı elde edilmiş olup, C5.0 algoritması uygulanarak işletmelerin riskli olup olmadığını belirlemeye

yönelik toplam sınıflandırma başarısı %95,54 olarak gerçekleştirilmiştir.

Tablo 8

C5.0 algoritması analiz sonuçları

| C5.0 Algoritmasının Analizi | Tahmin Edilen Grup | | | | Doğruluk Yüzdesi |
|-----------------------------|--------------------|--------------|--------|-----|------------------|
| | Kredi Risksiz | Kredi Riskli | Toplam | | |
| Gözlenen Grup | Kredi Risksiz | 53 | 3 | 56 | 94,64% |
| | Kredi Riskli | 2 | 54 | 56 | 96,43% |
| | Toplam | 55 | 57 | 112 | 95,54% |

5.3.2. CART (C&RT) Gini Algoritması Analizine İlişkin Bulgular

Tablo 9

CART (C&RT) Gini algoritması analiz sonuçları

| CART Gini Algoritmasının Analizi | Tahmin Edilen Grup | | | Doğruluk Yüzdesi | |
|----------------------------------|--------------------|--------------|--------|------------------|--------|
| | Kredi Risksiz | Kredi Riskli | Toplam | | |
| Gözlenen Grup | Kredi Risksiz | 45 | 11 | 56 | 80,36% |
| | Kredi Riskli | 11 | 45 | 56 | 80,36% |
| | Toplam | 56 | 56 | 112 | 80,36% |

Bu araştırmada, finansal tablolarda kredi riskinin belirlenmesinde bir diğer veri madenciliği sınıflandırma tekniği CART (C&RT) Gini algoritması kullanılarak da veriler analiz edilmiştir. Tablo 9'da görüldüğü üzere 112 işletmenin bulunduğu analiz aşamasında CART (C&RT) Gini algoritmasıyla kredi risksiz işletmelerden 45'ini ve kredi riskli işletmelerden 45'ini doğru sınıflandırarak kredi risksiz işletmeler için %80,36'lık ve kredi riskli işletmeler için %80,36'lık sınıflandırma başarısı elde edilmiş olup, CART (C&RT) Gini algoritması uygulanarak işletmelerin riskli olup olmadığını belirlemeye yönelik toplam sınıflandırma başarısı %80,36 olarak gerçekleştirilmiştir.

5.3.3.CART (C&RT) Twoing Algoritması Analizine İlişkin Bulgular

Bu araştırmada, finansal tablolarda kredi riskinin belirlenmesinde bir diğer veri madenciliği sınıflandırma tekniği CART (C&RT) Twoing algoritması kullanılarak da veriler analiz edilmiştir. Tablo 10'da görüldüğü üzere 112 işletmenin bulunduğu analiz aşamasında CART (C&RT) Twoing algoritmasıyla kredi risksiz işletmelerden 45'ini ve kredi riskli işletmelerden 45'ini doğru sınıflandırarak kredi risksiz işletmeler için %80,36'lık ve kredi riskli işletmeler için %80,36'lık sınıflandırma başarısı elde edilmiş olup, CART (C&RT) Twoing algoritması uygulanarak işletmelerin riskli olup olmadığını belirlemeye yönelik toplam sınıflandırma başarısı %80,36 olarak gerçekleştirilmiştir.

Tablo 10

CART (C&RT) Twoing algoritması analiz sonuçları

| CART Twoing Algoritmasının Analizi | | Tahmin Edilen Grup | | | |
|------------------------------------|---------------|--------------------|--------------|--------|------------------|
| | | Kredi Risksiz | Kredi Riskli | Toplam | Doğruluk Yüzdesi |
| Gözlenen Grup | Kredi Risksiz | 45 | 11 | 56 | 80,36% |
| | Kredi Riskli | 11 | 45 | 56 | 80,36% |
| | Toplam | 56 | 56 | 112 | 80,36% |

5.3.4. Neural Net (YSA) Algoritması Analizine İlişkin Bulgular

Tablo 11

Neural Net (YSA) algoritması analiz sonuçları

| Neural Net (YSA) Yapay Sinir Ağları Analizi | | Tahmin Edilen Grup | | | |
|---|---------------|--------------------|--------------|--------|------------------|
| | | Kredi Risksiz | Kredi Riskli | Toplam | Doğruluk Yüzdesi |
| Gözlenen Grup | Kredi Risksiz | 52 | 4 | 56 | 92,86% |
| | Kredi Riskli | 8 | 48 | 56 | 85,71% |
| | Toplam | 60 | 52 | 112 | 89,29% |

Bu araştırmada, finansal tablolarda kredi riskinin belirlenmesinde bir diğer veri madenciliği sınıflandırma tekniği Yapay Sinir Ağı (YSA- Neural Net) algoritması kullanılarak veriler MATLAB R2014a programı ile analiz edilmiştir. Tablo 11'de görüldüğü üzere 112 işletmenin bulunduğu analiz aşamasında Neural Net (YSA) algoritmasıyla kredi risksiz işletmelerden 52'sini ve kredi riskli işletmelerden 48'ini

doğru sınıflandırarak kredi risksiz işletmeler için %92,86'lık ve kredi riskli işletmeler için %85,71'lik sınıflandırma başarısı elde edilmiş olup, Neural Net (YSA) algoritması uygulanarak işletmelerin riskli olup olmadığını belirlemeye yönelik toplam sınıflandırma başarısı %89,29 olarak gerçekleştirilmiştir.

5.3.5. Destek Vektör Makinaları (LSVM) Algoritması Analizine İlişkin Bulgular

Tablo 12

Destek Vektör Makinaları (LSVM) algoritması analiz sonuçları

| LSVM Destek Vektör Makinaları Analizi | Tahmin Edilen Grup | | | | |
|---------------------------------------|--------------------|--------------|--------|------------------|--------|
| | Kredi Risksiz | Kredi Riskli | Toplam | Doğruluk Yüzdesi | |
| Gözlenen Grup | Kredi Risksiz | 55 | 1 | 56 | 98,21% |
| | Kredi Riskli | 15 | 41 | 56 | 73,21% |
| | Toplam | 70 | 42 | 112 | 85,71% |

Bu araştırmada, finansal tablolarda kredi riskinin belirlenmesinde bir diğer veri madenciliği sınıflandırma tekniği Destek Vektör Makinaları (LSVM) algoritması kullanılarak da veriler analiz edilmiştir. Tablo 12'de görüldüğü üzere 112 işletmenin bulunduğu analiz aşamasında Destek Vektör Makinaları (LSVM) algoritmasıyla kredi risksiz işletmelerden 55'ini ve kredi riskli işletmelerden 41'ini doğru sınıflandırarak kredi risksiz işletmeler için %98,21'lik ve kredi riskli işletmeler için %73,21'lik sınıflandırma başarısı elde edilmiş olup, Destek Vektör Makinaları (LSVM) algoritması uygulanarak işletmelerin riskli olup olmadığını belirlemeye yönelik toplam sınıflandırma başarısı %85,71 olarak gerçekleştirilmiştir.

5.3.6. Bayesian Network Algoritması Analizine İlişkin Bulgular

Tablo 13

Bayesian Network algoritması analiz sonuçları

| Bayesian Network Analizi | Tahmin Edilen Grup | | | | |
|--------------------------|--------------------|--------------|--------|------------------|--------|
| | Kredi Risksiz | Kredi Riskli | Toplam | Doğruluk Yüzdesi | |
| Gözlenen Grup | Kredi Risksiz | 50 | 6 | 56 | 89,29% |
| | Kredi Riskli | 14 | 42 | 56 | 75,00% |
| | Toplam | 64 | 48 | 112 | 82,14% |

Bu arařtırmada, finansal tablolarda kredi riskinin belirlenmesinde bir diđer veri madenciliđi sınıflandırma tekniđi Bayesian Network algoritması kullanılarak da veriler analiz edilmiřtir. Tablo 13’de görüldüđü üzere 112 iřletmenin bulunduđu analiz ařamasında Bayesian Network algoritmasıyla kredi risksiz iřletmelerden 50’sini ve kredi riskli iřletmelerden 42’sini dođru sınıflandırarak kredi risksiz iřletmeler için %89,29’luk ve kredi riskli iřletmeler için %75’lik sınıflandırma bařarısı elde edilmiř olup, Bayesian Network algoritması uygulanarak iřletmelerin riskli olup olmadıđını belirlemeye yönelik toplam sınıflandırma bařarısı %82,14 olarak gerekleřtirilmiřtir.

5.3.7. CHAİD Algoritması Analizine İliřkin Bulgular

Tablo 14

CHAİD algoritması analiz sonuçları

| CHAİD Algoritması Analizi | Tahmin Edilen Grup | | | | |
|---------------------------|--------------------|--------------|--------|------------------|--------|
| | Kredi Risksiz | Kredi Riskli | Toplam | Dođruluk Yüzdesi | |
| Gözlenen Grup | Kredi Risksiz | 51 | 5 | 56 | 91,07% |
| | Kredi Riskli | 9 | 47 | 56 | 83,93% |
| | Toplam | 60 | 52 | 112 | 87,50% |

Bu arařtırmada, finansal tablolarda kredi riskinin belirlenmesinde bir diđer veri madenciliđi sınıflandırma tekniđi CHAİD algoritması kullanılarak da veriler analiz edilmiřtir. Tablo 14’de görüldüđü üzere 112 iřletmenin bulunduđu analiz ařamasında CHAİD algoritmasıyla kredi risksiz iřletmelerden 51’ini ve kredi riskli iřletmelerden 47’sini dođru sınıflandırarak kredi risksiz iřletmeler için %91,07’lik ve kredi riskli iřletmeler için %83,93’lük sınıflandırma bařarısı elde edilmiř olup, CHAİD algoritması uygulanarak iřletmelerin riskli olup olmadıđını belirlemeye yönelik toplam sınıflandırma bařarısı %87,50 olarak gerekleřtirilmiřtir.

5.3.8. Random Trees Algoritması Analizine İlişkin Bulgular

Tablo 15

Random Trees algoritması analiz sonuçları

| Random Trees Analizi | | Tahmin Edilen Grup | | | |
|----------------------|---------------|--------------------|--------------|--------|------------------|
| | | Kredi Risksiz | Kredi Riskli | Toplam | Doğruluk Yüzdesi |
| Gözlenen Grup | Kredi Risksiz | 54 | 2 | 56 | 96,43% |
| | Kredi Riskli | 2 | 54 | 56 | 96,43% |
| | Toplam | 56 | 56 | 112 | 96,43% |

Bu araştırmada, finansal tablolarda kredi riskinin belirlenmesinde bir diğer veri madenciliği sınıflandırma tekniği Random Trees algoritması kullanılarak da veriler analiz edilmiştir. Tablo 15’de görüldüğü üzere 112 işletmenin bulunduğu analiz aşamasında Random Trees algoritmasıyla kredi risksiz işletmelerden 54’ünü ve kredi riskli işletmelerden 54’ünü doğru sınıflandırarak kredi risksiz işletmeler için %96,43’lük ve kredi riskli işletmeler için %96,43’lük sınıflandırma başarısı elde edilmiş olup, Random Trees algoritması uygulanarak işletmelerin riskli olup olmadığını belirlemeye yönelik toplam sınıflandırma başarısı %96,43 olarak gerçekleştirilmiştir.

5.3.9. Discriminant Algoritması Analizine İlişkin Bulgular

Tablo 16

Discriminant algoritması analiz sonuçları

| Discriminant Analizi | | Tahmin Edilen Grup | | | |
|----------------------|---------------|--------------------|--------------|--------|------------------|
| | | Kredi Risksiz | Kredi Riskli | Toplam | Doğruluk Yüzdesi |
| Gözlenen Grup | Kredi Risksiz | 47 | 9 | 56 | 83,93% |
| | Kredi Riskli | 16 | 40 | 56 | 71,43% |
| | Toplam | 63 | 49 | 112 | 77,68% |

Bu araştırmada, finansal tablolarda kredi riskinin belirlenmesinde bir diğer veri madenciliği sınıflandırma tekniği Discriminant algoritması kullanılarak da veriler analiz edilmiştir. Tablo 16’da görüldüğü üzere 112 işletmenin bulunduğu analiz aşamasında Discriminant algoritmasıyla kredi risksiz işletmelerden 47’sini ve kredi riskli

işletmelerden 40'ını doğru sınıflandırarak kredi risksiz işletmeler için %83,93'lük ve kredi riskli işletmeler için %71,43'lük sınıflandırma başarısı elde edilmiş olup, Discriminant algoritması uygulanarak işletmelerin riskli olup olmadığını belirlemeye yönelik toplam sınıflandırma başarısı %77,68 olarak gerçekleştirilmiştir.

5.3.10. Logistik Algoritması Analizine İlişkin Bulgular

Bu araştırmada, finansal tablolarda kredi riskinin belirlenmesinde bir diğer veri madenciliği sınıflandırma tekniği Logistic algoritması kullanılarak da veriler analiz edilmiştir. Tablo 17'de görüldüğü üzere 112 işletmenin bulunduğu analiz aşamasında Logistic algoritmasıyla kredi risksiz işletmelerden 41'ini ve kredi riskli işletmelerden 38'ini doğru sınıflandırarak kredi risksiz işletmeler için %73,21'lik ve kredi riskli işletmeler için %67,86'lık sınıflandırma başarısı elde edilmiş olup, Logistic algoritması uygulanarak işletmelerin riskli olup olmadığını belirlemeye yönelik toplam sınıflandırma başarısı %70,54 olarak gerçekleştirilmiştir.

Tablo 17

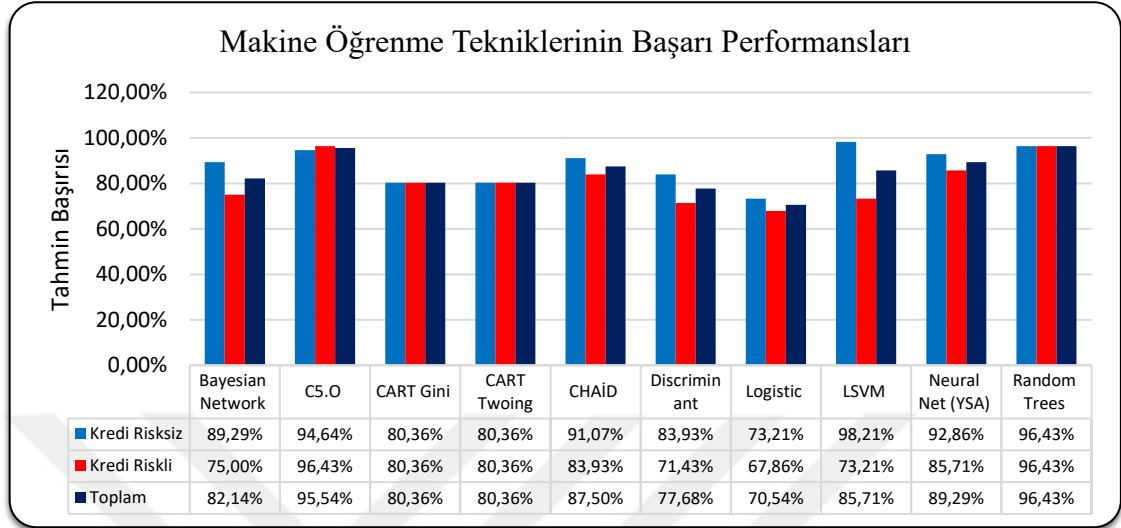
Logistic algoritması analiz sonuçları

| Logistik Analizi | Tahmin Edilen Grup | | | | |
|------------------|--------------------|--------------|--------|------------------|--------|
| | Kredi Risksiz | Kredi Riskli | Toplam | Doğruluk Yüzdesi | |
| Gözlenen Grup | Kredi Risksiz | 41 | 15 | 56 | 73,21% |
| | Kredi Riskli | 18 | 38 | 56 | 67,86% |
| | Toplam | 59 | 53 | 112 | 70,54% |

5.4. Makine Öğrenme Tekniklerinin Başarı Performansları

Grafik 2'de 112 işletmenin finansal tablolarındaki kredi riskini belirlemede uygulanan 10 farklı veri madenciliği analiz tekniklerinin performans başarıları gösterilmiştir. Analiz yöntemleri açısından performans başarıları kıyaslandığında kredi risksiz işletmelerin tahminlemede %98,21'lik performans başarılarıyla LSVM yöntemi en iyi performansı gösterirken, bunu sırasıyla %96,43'lük başarı performansı ile Random Trees ardından %94,64'lük performansı ile C5.0 algoritması kaydetmiştir. Bununla birlikte analiz yöntemleri açısından performans başarıları kıyaslandığında kredi riskli

işletmelerin tahminlemede ise %96,43'lük performansla C5.0 algoritması ve Random Trees algoritmaları en iyi performansı ortaya koymuştur.



Grafik 2. Makine Öğrenme Tekniklerinin Başarı Performansları

Analiz yöntemleri açısından performans başarıları kıyaslandığında toplam (kredi riskli ve kredi risksiz) işletmelerin tahminlemede %96,43'lük performans başarılarıyla Random Trees yöntemi en iyi performansı gösterirken, bunu sırasıyla %95,54'lük başarı performansı ile C5.0 algoritması ve %89,29'lük performansı ile YSA algoritması kaydetmiştir.

BÖLÜM VI

SONUÇ VE DEĞERLENDİRME

6.1. Sonuç ve Değerlendirmeler

Finansal tablolar, işletmelerin finansal performansını ve durumunu ortaya koyan önemli belgelerdir. Bu belgeler, yatırımcılar, kreditorler ve diğer paydaşlar için önemli kararlar almada temel referans kaynaklar olarak kullanılır. Ancak finansal tablolardaki hileler, bu belgelerin güvenilirliğini zedeleyip, ekonomik sistemde riskler oluşturur. Bankaların kredi süreçlerinde bu tabloların doğru olması, kredi riskinin yönetimi için kritik öneme sahiptir. Bu nedenle, finansal tablolardaki kredi riskinin tespit edilmesi büyük önem taşır.

Bu kapsamda bankalar, finansal bilgi doğruluğunu ve güvenilirliğini artırmak için önemli düzeyde yatırımlar yapmaktadır. Kredi karar süreçlerinde, işletmelerin muhasebe sistemlerinden elde edilen finansal tablolar ve raporlar bankaların önemli bilgi kaynaklarıdır. Ancak, bu finansal veriler, bazı durumlarda kişisel ve kurumsal amaçlar doğrultusunda manipüle edilebilmektedir. Bu tür bir manipülasyon, yatırımcılar ve geniş kitleler için büyük zararlar doğurabilir. Finansal tablolar, eğer işletmelerin gerçek durumunu yansıtamayacak şekilde hazırlanmış ise bu tablolar bankalar açısından kısa vadeli kayıplara ve verimsiz tasarruflara yol açacaktır.

Geçmişte yaşanan büyük skandallar, bankaların manipüle edilmiş finansal tablolar üzerinden milyarlarca dolar zarar etmesine neden olmuştur. Bu durum, etkili kurumsal yönetişimin önemini artırmış ve bağımsız denetim sonrası bile finansal tablo güvenilirliğini sorgulatmıştır. Son zamanlarda, iş dünyası tarafından finansal tablo hileleri konusunda ciddi uyarılar yapılmaktadır.

Bankacılık sektöründe kredi kullanan işletmelerin, finansal tabloları üzerinde gerçekleştirilebilecek hilelerin veri madenciliği ve makine öğrenmesi yöntemleri ile tespit etmeye yönelik birçok araştırma yapılmıştır. Finansal tabloların doğruluğunun tespiti, bankaların kredi kararlarını sağlıklı bir şekilde alabilmesi ve finansal sistemin istikrarının korunabilmesi açısından büyük önem taşımaktadır.

Klasik istatistiksel veri madenciliği yöntemleri çoğu zaman bu riskleri zamanında tespit edememekte ve bankaları ciddi zararlarla karşı karşıya bırakabilmektedir. Bu nedenle, veri madenciliği teknikleri finansal tablo risklerinin erken tespitinde

kullanılması, sektörel risklerin azaltılması açısından önemli bir yenilik olarak değerlendirilmektedir.

Literatürde elde edilen bilgiler ve bu çalışma çerçevesinde edinilen sonuçlar göz önüne alındığında, hileli finansal tabloların tespitinde yaygın olarak kabul edilen bir değişken setinin mevcut olmadığı söylenebilir. Hileli finansal tabloların tespitinde önemli değişkenlerin farklılık göstermesi, manipülasyonun hedeflerinin ve amaçlarının işletmeler arasında ve sektörler arasında değişkenlik göstermesinden kaynaklanmaktadır.

Bu çalışma, halka açık olmayan ticari ve kurumsal müşterilere yönelik olup, kredi değerlendirme süreçlerinde kredi riskinin tespitini amaçlamaktadır. Tespit için literatürde yaygın olarak kullanılan Likidite oranları (Cari oran, Asit test oranı, Nakit oranı), Faaliyet oranları (Alacakların ortalama tahsil süresi, Varlık devir hızı), Borç (Kaldıraç) oranları (Borç oranı, Borç – özsermaye oranı), Kârlılık oranları (Net kâr marjı, Brüt Kâr marjı, Faaliyet Kâr Marjı, Öz Sermaye Kârlılığı, Yatırımlar Üzerinden Kârlılık Oranları, Kaynaklar Üzerinden Kârlılık Oranları) olmak üzere 13 farklı değişken kullanılarak finansal tablo kredi riskinin belirlenmesine çalışılmıştır.

Son on yılda bankacılık sektöründe elde edilen verilerle finansal tablolardaki risklerin tespitinde kullanılan veri madenciliği yöntemleri, çalışma modelleri ve sayısı gerek literatür taramasında gerekse akademik veri tabanları araştırılarak aşağıdaki sonuçlar elde edilmiştir.

- Yapay Sinir Ağı (YSA), 20 yayın %90-99 doğruluk oranı,
- Destek Vektör Makineleri (SVM), 20 yayın %78-92 doğruluk oranı,
- CART (Gini/Twoing), 18 yayın %83-95 doğruluk oranı,
- Lojistik Regresyon, 16 yayın %83-94 doğruluk oranı,
- CHAID, 14 yayın %75-93 doğruluk oranı,
- C5.0, 6 yayın %88-94 doğruluk oranı,
- Random Trees / Random Forest, 4 yayın %87-91 doğruluk oranı,
- Diğer Analiz Yöntemleri, 2 yayın %80-85 doğruluk oranı.

Yapılan bu araştırmalarda, Yapay Sinir Ağı (YSA) ve CART kombinasyonu, %90,83 doğruluk oranı ile en yüksek başarıyı göstermiştir. CHAID–CART modeli, %92,69 riski tespit doğruluğu ve %87,97 genel doğruluk oranı ile etkili sonuçlar vermiştir. C5.0 algoritması, %93,94 doğruluk oranı ile en iyi sınıflandırma performansını göstermiştir. Lojistik Regresyon, %83,7 ile %94,6 arasında değişen doğruluk oranları ile

yaygın olarak kullanılmıştır. Random Forest, %87,5 doğruluk oranı ile etkili bir yöntem olarak değerlendirilmiştir.

Bu tez çalışmasında, bankalarda kredi kullanan işletmelerin finansal oranlar aracılığıyla kredi değerlendirme riskinin tespitinde veri madenciliği yöntemlerinin etkinliği incelenmiştir. Çalışmada Osmaniye ilinde faaliyet gösteren ve bankalara kredi için başvuran 112 işletmenin finansal verileri analiz edilmiştir. Bu işletmelerin yarısı (56 adet) kredisi onaylanan ve kredi borçlarını sorunsuz şekilde ödeyen ve “kredi riski yok” olarak kabul edilmiş, diğer yarısı ise kredi başvurusu reddedilen ve “kredi riski var” olarak değerlendirilmiştir.

Araştırmada C5.0, Random Trees, CHAID, Logistik Regresyon, Discriminant Analizi, CART (Gini ve Twoing), LSVM, Yapay Sinir Ağı gibi toplamda 10 farklı veri madenciliği modeli kullanılmıştır. Analiz sonuçlarına göre, *kredi risksiz* işletmelerin doğru tahmin edilmesinde %98,21 başarı oranı ile LSVM yöntemi en yüksek performansı göstermiştir. *Kredi riskli* işletmelerin doğru tahmin edilmesinde ise %96,43 başarı oranı ile C5.0 ve Random Trees algoritmaları birinci sırayı paylaşmıştır. Toplam başarı oranı açısından ise,

- En yüksek doğruluk oranı %96,43 ile Random Trees algoritması tarafından elde edilmiştir. Bu algoritma hem kredi risksiz hem de kredi riskli işletmeleri yüksek doğrulukla ayırt edebilmiştir.
- C5.0 algoritması da %95,54 toplam doğruluk oranıyla güçlü bir performans göstermiştir.
- Yapay Sinir Ağı (YSA) %89,29, Destek Vektör Makineleri (LSVM) %85,71, CHAID %87,5, Bayesian Network %82,14, CART (Gini ve Twoing) %80,36, Discriminant Analizi %77,68 gibi makine öğrenmesi tabanlı modellerin de genel başarı oranları oldukça yüksektir.
- En düşük doğruluk oranı ise %70,54 ile Logistik Regresyon algoritması tarafından elde edilmiştir.

Bu sonuçlar, veri madenciliği yöntemlerinin finansal tablolardaki riskleri belirlemede yüksek doğruluk oranlarıyla kullanılabileceğini göstermiştir. H1 hipotezi güçlü biçimde desteklenmiştir.

Karar ağacı ve model çıktılarında öne çıkan bazı oranlar; Faaliyet Kâr Marjı (X10), Brüt Kâr Marjı (X9), Cari Oran (X1), Alacakların Ortalama Tahsil Süresi (X4) gibi değişkenler, modeller tarafından en çok seçilen ayrıştırıcı değişkenler olmuştur.

Özellikle C5.0 ve Random Trees karar ağaçlarında bu oranların kritik eşik değerlerinin altında veya üstünde olması, işletmelerin kredi riskli veya risksiz sınıfına atanmasında belirleyici olmuştur. Dolayısıyla, finansal tablolardaki bazı göstergeler (özellikle kârlılık ve likidite oranları) kredi riskinin öngörülmesinde etkili değişkenler olarak öne çıkmıştır. H2 hipotezi de desteklenmiştir.

Çalışmada kullanılan veri seti, yalnızca finansal oranlara dayalıdır (toplam 13 oran). Bu oranlarla eğitim ve test verileri üzerinde çalışılmış, modeller yüksek sınıflandırma doğrulukları göstermiştir. Yalnızca bu finansal göstergeler üzerinden modellerin oluşturulabilmesi ve yüksek başarılar elde edilmesi, veri madenciliği tekniklerinin bu amaç için kullanılabilirliğini net olarak göstermektedir. H3 hipotezi de açık biçimde desteklenmiştir.

Genel olarak, veri madenciliği yöntemlerinin finansal tablo kredi risklerini tespit etmede klasik yöntemlere kıyasla çok daha başarılı olduğu görülmüştür. Özellikle likidite oranı, borç/öz kaynak oranı ve net kâr marjı gibi finansal göstergelerin sınıflandırma başarılarını önemli ölçüde etkilediği tespit edilmiştir. Bu sonuçlar, veri madenciliği tekniklerinin finansal tablolar üzerinde yapılan kredi risk analizlerinde etkili ve güvenilir öngörüler sunduğunu ortaya koymaktadır.

Bu çalışmanın sonucunda, finansal tablolardaki riskleri tespit etmek için veri madenciliği yönteminin bankalarda uygulanabileceği sonucuna varılmıştır.

6.2. Öneriler

Araştırmanın sonuçlarına göre, bankalara yönelik olarak şu öneriler geliştirilmiştir:

- Bankaların kredi değerlendirme süreçlerine veri madenciliği temelli erken uyarı sistemleri entegre edilmeli ve kredi personellerinin veri madenciliği yöntemleri hakkında eğitim verilerek kredi risk tespitinde insan hatasının azaltılması sağlanmalıdır.
- Zaman serisi analizleri ile işletmelerin finansal performans trendleri takip edilerek ani sapmalar erken evrede belirlenmelidir.
- Finansal olmayan değişkenler (yönetim kalitesi, piyasa itibarı vb.) de veri madenciliği analizlerine dahil edilmelidir.

Araştırmanın sonuçlarına göre, gelecekte yapılacak akademik çalışmalar yönelik olarak da şu öneriler geliştirilmiştir:

- Bu çalışmada yalnızca 112 işletmenin finansal verileri incelenmiştir. Gelecek çalışmalarda veri seti büyütülerek, daha fazla sektörü ve bölgeyi kapsayan örneklem oluşturulabilir.
- Kredi riskinin zamanla nasıl değiştiği ve geliştiği de analiz edilerek ve değişkenler değiştirilerek ve çeşitlendirilerek modellerin temsil gücünü yükselten ve daha dinamik tahminler yapan modeller geliştirilebilir. Böylece erken uyarı sistemleri tasarlanabilir.
- Yalnızca finansal oranlara değil, yönetim yapısı, etik değerler, iç kontrol sistemleri ve sektörel bilgiler gibi finansal olmayan göstergelere dayalı veri setleriyle de modeller oluşturulup tahmin başarısı artırılabilir.
- Evrişimsel Sinir Ağları (CNN), LSTM gibi derin öğrenme algoritmaları, daha karmaşık ve katmanlı ilişkileri analiz etme kapasitesine sahiptir. Bu yöntemlerin performansı ilerideki çalışmalarda test edilmelidir.
- Bankalar için geliştirilen bu modeller, kredi kararları alınırken finansal tablolardaki kredi riskini hesaba katarak daha güvenilir ve doğru bir kredi verme sürecini kolaylaştıracaktır.
- Etkili algoritmalar kullanılarak, bankaların kredi başvuru süreçlerinde otomatik uyarı sistemleri kurmak mümkündür. Bu sistemler, kredi riski yüksek olan işletmelerin daha erken bir aşamada belirlenmesine yardımcı olur.
- Akademik çalışmalarda, sigorta ve leasing sektörlerinde de veri madenciliği temelli kredi tespit modelleri uygulanabilir.

Sonuç olarak, bu çalışma kredi risklerinin erken tespitinde veri madenciliği yöntemlerinin yüksek potansiyele sahip olduğunu ortaya koymuş ve bankacılık uygulamalarında veri madenciliği tekniklerinin önemli bir potansiyel taşıdığını ve kredi risk yönetiminde yeni bir bakış açısı sunabileceğini göstermiştir.

KAYNAKÇA

- ACFE (2020). https://acfe.com/musteridata/updosyagrup_417_e9gcufDw6G5FAPa4kCEt.pdf Erişim Tarihi :16.05.2024
- Ada, T.(2016). İşletmelerde mali tablolar yoluyla finansal risk analizi ve havacılık sektöründe uygulama. Okan Üniversitesi Sosyal Bölümler Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi, İstanbul
- Adak, M. F., & Yurtay, N. (2013). Gini algoritmasını kullanarak karar ağacı oluşturmayı sağlayan bir yazılımın geliştirilmesi. *Bilişim Teknolojileri Dergisi*, 6(3), 1-6.
- Akbulut, E., & Şahin, T. (2021). Büyük veri analitiği ve veri madenciliği yöntemleriyle finansal hile tespiti: Bankacılık sektöründe bir uygulama. *Journal of Big Data and Financial Analytics*, 4(1), 23-40.
- Akdemir, Ç. (2016). Hilenin veri madenciliği ile ortaya çıkartılması ve perakende sektöründe bir uygulama. Marmara Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, İşletme Anabilim Dalı, Muhasebe Finansman Bilim Dalı, Doktora Tezi, İstanbul
- Akdoğan, N. & Tenker, N. (2007). *Finansal tablolar ve mali analiz teknikleri*. 11. Baskı, Gazi Kitabevi, Ankara
- Akgüç, Ö.(1990). *Mali tablolar analizi*. Genişletilmiş 8. Baskı, Muhasebe Enstitüsü Eğitim ve Araştırma Vakfı Yayını, İstanbul.
- Aksoy, B. (2021). Finansal tablo hilelerinin makine öğrenmesi yöntemleri ve lojistik regresyon kullanılarak tahmin edilmesi: Borsa İstanbul örneği. *Maliye ve Finans Yazıları*, (115), 27-58.
- Akyel, N. (2009). Adli muhasebecilik ve Türkiye’de uygulanabilmesi için altyapı bileşenlerinin mevcut durumu, değerlendirilmesi ve öneriler. Sakarya Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, Yayınlanmamış Doktora Tezi, Sakarya
- Albrecht, C., & Albrecht, U. (2004). Strategic fraud detection: A technology-based model. *Rollins Center for eBusiness*.
- Albrecht, W. S., Albrecht, C. O., Albrecht, C. C., & Zimbelman, M. F. (2012). Fraud examination (fourth). *USA: South-Western*.
- Altınsoy, M. (2011). Adli muhasebecilik ve Türkiye’de uygulanabilirliği. Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi, İstanbul Ticaret Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, İstanbul.

- Apparao, G., Singh, A., Rao, G. S., Bhavani, B. L., Eswar, K., & Rajani, D. (2009). Financial statement fraud detection by data mining. *Corporate governance*, 3(1), 159-163.
- Apte, C., Liu, B., Pednault, E. P., & Smyth, P. (2002). Business applications of data mining. *Communications of the ACM*, 45(8), 49-53.
- Arat, M.E. (2005). Finansal analiz aracı olarak oranlar. Nihad Sayar Vakfı Yayını, İstanbul
- Ardıç, O., ve Ersol E. (2007). *Borçlar hukuku*. Agon Bilgi Akademisi, Ankara
- Arslan, I. (2019). Dünya'da ve Türkiye'de otomotiv sektörü, BİST 100'de işlem gören otomotiv sektörü işletmelerinin finansal analizi. Marmara Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi, İstanbul
- Ata, H. A., & Seyrek, İ. H. (2009). Hileli finansal tabloların tespitinde veri madenciliği tekniklerinin kullanımı: imalat firmaları üzerine bir uygulama. *Süleyman Demirel Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 14(2), 157-170.
- Atcılı, A. (2022). <https://medium.com/machine-learning-t%C3%BCrkiye/knn-k-en-yak%C4%B1n-kom%C5%9Fu-7a037f056116>, Erişim Tarihi: 23.02.2022
- Atılğan, YK & Ersel, D. (2017). Bayesciğ yapısının öğrenilmesinde grafiksel bir yaklaşım. *İstatistikçiler Dergisi: İstatistik ve Aktüerya*, 10 (1), 1-10.
- Aydın, M., & Çelik, E. (2024). Basel III düzenlemeleri kapsamında finansal hile riskinin yönetimi: Veri madenciliği ve yapay zeka uygulamaları. *Journal of Financial Regulation and Compliance*, 12(2), 56-73.
- Bağdat, A., & Erdost, A. (2023). Muhasebe alanında iç kontrol konusunda yayımlanmış tezlerin analizi (2008-2022). *Denetim Dergisi*, 28, 1-12
- Bardı, Ş., & Can, A. V. (2021). Diskriminant analizi ve C5. 0 algoritması ile finansal başarısızlığın tahmini: BİST Kobi Sanayi Endeksi'ndeki işletmeler örneği. *Ömer Halisdemir Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 14(3), 1071-1090.
- Batı, M. (2024). *Muhasebe hileleri ve vergiden kaçınma*. Seçkin Yayıncılık, ISBN: 9789750290619, Ankara
- Bekçi, İ., & Alkan, H. (2009). Finansal bilgi sisteminin hisse senetlerine yatırım kararı üzerine etkisi; İMKB' de bir uygulama. *Süleyman Demirel Üniversitesi İ.İ.B.F. Dergisi*, Cilt: 14, Sayı: 3, ss. 1-20.

- Bekmezci, S., & Doğan, N. (2021). Ölçek geliştirmede açımlayıcı faktör analizi, karar ağacı ve yapay sinir ağları sonuçlarının karşılaştırılması. *Manisa Celal Bayar Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 19(4), 135-154.
- Ben-Gal, (2007). Bayesian networks. *Encyclopedia of Statistics in Quality & Reliability*. F. Ruggeri, F. Faltin, R. Kenett, R. (eds), Wiley & Sons
- Berson, A., & Thearling, K. (1999). Building data mining applications for CRM. McGraw-Hill, USA.
- Boran, L. (2012). Veri madenciliğinin Türk işletmelerin finansal tablolarına uygulanması ve uygulama örneği. Doktora Tezi, Marmara Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, İşletme ABD, İstanbul.
- Bozkurt, N. (2009). *İşletmelerin kara deliği hile*. Alfa Yayınları, 1. Baskı, İstanbul
- Boztepe, E. (2017), Hile denetimi ve tespitinde lojistik regresyon analizinin kullanımı: sağlık sektöründe bir uygulama. İzmir Kâtip Çelebi Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Doktora Tezi, İzmir.
- Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine learning*, 45, 5-32.
- Buluş, B. (2023). Büyük veri analitiği ve dijital reklamcılık yönetim sistemleri üzerine model önerisi, Sakarya Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, Doktora Tezi, Sakarya
- Büyüköztürk, Ş. (2002). Faktör analizi: Temel kavramlar ve ölçek geliştirmede kullanımı. *Kuram ve uygulamada eğitim yönetimi*, 32(32), 470-483.
- Ceylan, S. (2023). Temel veri madenciliği algoritmalarının başarımlarının endokrin veri seti üzerinde karşılaştırılması. Yüksek Lisans Tezi, Pamukkale Üniversitesi, Denizli
- Chien, C. F., & Chen, L. F. (2008). Data mining to improve personnel selection and enhance human capital: A case study in high-technology industry. *Expert Systems with applications*, 34(1), 280-290.
- Cihangir, M. (2005). Bankacılıkta optimum büyüklük: Türk bankacılık sektörü üzerinde ampirik bir çalışma. *Dokuz Eylül Üniversitesi İktisadi İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 20(2), 11-26.
- Coşkun, A. & Arıcı, N. (2006). Genetik algoritma kullanılarak deriden geçiş özelliklerine göre kimyasal maddelerin molekül yapılarının bulunması. *Politeknik Dergisi*, 9. cilt, (4), 255-261.

- Çabuk, A.(1987). Fon akım tablosu. *Uludağ Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 8(1-2), 85-94.
- Çakır, Ö.(2008). Veri madenciliğinde sınıflandırma yöntemlerinin karşılaştırılması, bankacılık müşteri veritabanı üzerinde bir uygulama. Marmara Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, Doktora Tezi, İstanbul
- Çakmak, Z. (1999). Kümeleme Analizinde Geçerlilik Problemi ve Kümeleme Sonuçlarının Değerlendirmesi. *Dumlupınar Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, (3), 187-205.
- Çakmak, Z., Uzgören, N., & Keçek, G.(2005). Kümeleme analizi teknikleri ile illerin kültürel yapılarına göre sınıflandırılması ve değişimlerinin incelenmesi. *Dumlupınar Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, (12).
- Çıtak, N. (2007). Hileli mali raporlamada yaratıcı muhasebe ve bir uygulama. (Yayımlanmamış Doktora Tezi), Marmara Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, İstanbul.
- Demir, C., & Kaya, M. (2023). Finansal tablolarda anomali tespiti için yeni bir yaklaşım: Isolation Forest ve One-Class SVM karşılaştırması. *International Journal of Data Mining and Financial Management*, 8(2), 112-130.
- Demir, C., & Yıldız, A. (2022). Muhasebe hata ve hileleri ve hilelerin ortaya çıkarılmasında adli muhasebecilik mesleği. *Birey ve Toplum Sosyal Bilimler Dergisi*, 12(1), 91-141.
- Demiral, N. (2014), TMS 21 kur değişikliğinin etkileri standardı ve finansal tablolar ilişkisi. Galatasaray Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi, İstanbul.
- Dikmen, B., Köksal, S., & Eraslan, S., (2018). Banka ve kredi kartı kullanımı: Osmaniye Korkut Ata Üniversitesi Osmaniye MYO uygulaması. *III. Uluslararası Mesleki ve Teknik Bilimler Kongresi*, 1770-1777, Gaziantep.
- Doğukanlı, H., Afşar, A., & Koçyiğit, M., M. (2012). *Finansal yönetim*. Anadolu Üniversitesi, Açıköğretim Fakültesi Yayın no.1578, Eskişehir
- Durmuş, A.h., & Arat, M.E. (1994). *İşletmelerde mali tablolar tahlili*. Nihad Sayar Vakfı Yayını, İstanbul
- Dutta, I., Dutta, S., & Raahemi, B. (2017). Detecting financial restatements using data mining techniques. *Expert Systems with Applications*, 90, 374-393.
- Elmas, B. (2019). *Finansal tablolar analizi*. Beşinci Basım, Nobel Yayın, Ankara.

- Ersöz, F., & Çınar, Y. (2021). Veri madenciliği ve makine öğrenimi yaklaşımlarının karşılaştırılması: Tekstil sektöründe bir uygulama. *Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi*, (29), 397-414.
- Ertugay, E.(2013). Gelecekteki nakit akışlarının tahmininde nakit akışlarının ve tahakkukların rolü. Ankara Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü İşletme Anabilim Dalı, Doktora Tezi, Ankara
- Esen, M.F.(2009). Veri Tabanlarından bilgi keşfi: veri madenciliği ve bir sağlık uygulaması. İstanbul Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi, İstanbul
- Fayyad, U., Piatetsky-Shapiro, G., & Smyth, P. (1996). From data mining to knowledge discovery in databases. *AI magazine*, 17(3), 17-37.
- Fido, E. M. (2016). Finansal tablolarda hile denetimi ve hileyi önlemeye yönelik denetim teknikleri: Türkiye ve AB uygulamalarının karşılaştırılması. Yayınlanmamış Yüksek lisans tezi, Selçuk Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Konya.
- Fisher, R. A. (1936). The use of multiple measurements in taxonomic problems. *Annals of eugenics*, 7(2), 179-188.
- Garg, S. (2019). A Study on the Structure of Neural Networks and the Mathematics behind Backpropagation. *Research Gate*.
- Graupe, D. (2013). Principles of artificial neural networks. (Vol. 7). World Scientific.
- Gürbüz, H. (1995). *Muhasebe denetimi*. Bilim Teknik Yayınevi, İstanbul.
- Güçlü, F. (2010). UFRS mali tablo düzenleme ilkelerine göre tespit edilen kar rakamı üzerinden düzenlenen kâr dağıtım tablosu. *İstanbul Üniversitesi İktisat Fakültesi Mecmuası*, 59(2), 263-305.
- Gündoğdu, A. (2019). Uygulamalı finansal tablolar analizi. Gazi Kitabevi, Ankara.
- Güredin, E. (2007). *Denetim ve güvence hizmetleri SMM ve YMM'lere yönelik ilkeler ve teknikler*. Arıkan Basım Yayın Dağıtım, 11. Baskı, İstanbul.
- Han, J., Pei, J., & Kamber, M. (2011). *Data mining: Concepts and techniques* (3rd ed.). Morgan Kaufmann.
- Haykin, S. (1999), *Neural networks: A comprehensive foundation*. 2. Edition, Prentice Hall, New Jersey, USA.
- Heipke, C., & Rottensteiner, F. (2020). Deep learning for geometric and semantic tasks in photogrammetry and remote sensing. *Geo-spatial Information Science*, 23(1), 10-19.

- <https://masqot.co/yapay-sinir-aglari-turleri-temel-kavramlar-ve-uygulamalar>, Erişim Tarihi: 25.12.2024
- <https://sozluk.gov.tr/>. Erişim tarihi: 23.01.2024
- International Federation of Accountants (IFAC). (2008). *Handbook of international auditing, assurance, and ethics pronouncements*. International Federation of Accountants.
- İnceoğlu, B.(2020), Muhasebe hilelerinin ortaya çıkarılmasında benford yasası'nın kullanılmasına yönelik bir uygulama. Burdur Mehmet Akif Ersoy Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi, Burdur
- İsmayilzada, B. (2024), TMS 2 stoklar ve BOBİ FRS bölüm 6 stoklar kapsamında dönüştürme maliyetleri. Balıkesir Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi, Balıkesir
- Jackson, L. M. (1999). Efforts to combat health care fraud: A study of NYSE listed health care service companies. *Lubin School of Business, Pace University*.
- Jianxing Li, A. (2010). *Model-Based approach for preventing and detecting fraud in accounts payable: Australia and New Zealand case studies*. Master's Thesis, Australian school of business. University of New South Wales, s.31.
- Jones, M. J. (2011). *Creative Accounting, Fraud and International Accounting Scandals*. John Willey and Sons Ltd.
- Kama, A. (2023). Dış ticaret işlemlerinin uluslararası muhasebe ve finansal raporlama standartlarına göre muhasebeleştirilmesi. Necmettin Erbakan Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi, Konya
- Karacan, S., B. (2020), Apriori Algoritması ile Birliktelik Analizi (Örnek Proje ile), <https://sbkaracan.medium.com/apriori-algoritmas%C4%B1-ile-birliktelik-analizi-%C3%B6rnek-proje-ile-74aaf9b0934f>. Erişim Tarihi :25.12.2024.
- Karahan, R., & Özkan, S. (2022). Finansal hile tespitinde Beneish M-Score ve Altman Z-Score modellerinin karşılaştırmalı analizi. *Journal of Accounting and Finance*, 18(4), 78-95.
- Karapınar, A., & Zaif, F., A. (2009). *Finansal analiz*. Gazi Kitabevi, Ankara
- Kassem, R., & Higson, A. (2012). The new fraud triangle model. *Journal of emerging trends in economics and management sciences*, 3(3), 191-195.

- Kazan, G. (2021). Hile üçgeni, hile elması ve hile beşgeni: hile eylemlerinin nedenlerine ilişkin teorilere kavramsal bakış. *Muhasebe ve Denetime Bakış*, 20(62), 245-258.
- Kecman, V. (2001). *Öğrenme ve yumuşak hesaplama: destek vektör makineleri, sinir ağları ve bulanık mantık modelleri*. MIT basımı.
- Kılıç, İ. (2021), Finansal tablo hilelerinin tespit edilmesinde kullanılan veri madenciliği yöntemleri ve Borsa İstanbul'da Bir Uygulama. Doktora Tezi, Osmaniye Korkut Ata Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, Osmaniye
- Kılıç, İ., & Önal, S. (2021). Finansal hilelerin yapay sinir ağları yöntemi ile tespit edilmesi. *İksad Yayınevi*, ISBN: 978-625-8007-86-2, Ankara.
- Kılıç, İ. & Önal, S. (2022). Finansal hilelerin tespit edilmesinde kullanılan veri madenciliği yöntemleri ve borsa İstanbul'da bir uygulama. *Muhasebe ve Denetime Bakış Dergisi*, 22 (67), 181-208.
- Kırda, K., & Özçelik, M. K. (2021). Finansal tablo hilesi riski taşıyan şirketlerin veri madenciliği ile belirlenmesi. *Journal of Accounting and Taxation Studies*, 14(2), 609-639.
- Kırloğlu, H., & Ceyhan, İ. F. (2014). Mali tablo denetiminde ön analitik inceleme tekniği olarak veri madenciliğinin kullanımı: Borsa İstanbul uygulaması. *Akademik Yaklaşımlar Dergisi*, 5(1), 13-36.
- Koçak, A., & Ergün, M.A. (2023). Sağlıkta veri kalitesi ve veri madenciliği uygulamaları. *İstanbul Arel Üniversitesi Lisansüstü Eğitim Enstitüsü Disiplinlerarası Yenilik Araştırmaları Dergisi*3(1), 23-30.
- Kopun, D. (2018). A review of the research on data mining techniques in the detection of fraud in financial statements. <https://hrcak.srce.hr/207781>, *Journal of Accounting and Management*, 8(1), 1-18.
- Korkut, C.((2025) <https://masqot.co/yapay-sinir-aglari-turleri-temel-kavramlar-ve-uygulamalar/>, Erişim Tarihi: 06.03.2025
- Koskivaara, E. (2003). *Artificial neural networks in auditing: state of the art*. Truku, Finland: Turku Centre for Computer Science.
- Kotsiantis, S., Koumanakos, E., Tzelepis, D., & Tampakas, V. (2006). Forecasting fraudulent financial statements using data mining. *International journal of computational intelligence*, 3(2), 104-110.

- Kovalerchuk, B., & Vityaev, E. (2005). Data mining in finance: advances in relational and hybrid methods (Vol. 547). *Springer Science & Business Media*.
- Koyuncugil, A. S. (2006), Bulanık Veri Madenciliği ve Sermaye Piyasalarına Uygulanması. Doktora Tezi, Ankara Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Ankara.
- Koyuncugil, A. S., & Özgülbaş, N. (2008). İMKB’de İşlem gören KOBİ’lerin güçlü ve zayıf yönleri: CHAİD karar ağacı uygulaması. *Dokuz Eylül Üniversitesi İktisadi İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 23(1), 1-21.
- Kou, Y., Lu, C. T., Sirwongwattana, S., & Huang, Y. P. (2004). Survey of fraud detection techniques. In *IEEE international conference on networking, sensing and control*, Vol. 2, pp. 749-754.
- Kuruca, Y., Üstüner, M., & Şimşek, I. (2022). Dijital pazarlamada yapay zekâ kullanımı: Sohbet robotu (Chatbot). *Medya ve Kültür*, 2(1), 88-113.
- Kutlu, B., & Badur, B. (2009). Yapay sinir ağları ile borsa endeksi tahmini. *Yönetim-İstanbul Üniversitesi İşletme Fakültesi İşletme İktisadi Enstitüsü Dergisi*, 20(63).
- Larose, D. T. (2005). An introduction to data mining. *Traduction et adaptation de Thierry Vallaud*, 23.
- Lazol, İ. (2000), Mali analiz ve enflasyon muhasebesi uygulamaları. Ekin Kitabevi, Bursa
- Liou, FM (2008). Sahte finansal raporlama tespiti ve işletme başarısızlığı tahmin modelleri: bir karşılaştırma. *Yönetimsel Denetim Dergisi*, 23 (7), 650-662.
- Liu, C., Chan, Y., Kazmi, S. H. A., & Fu, H. (2015). Financial fraud detection model: Based on random forest. *International journal of economics and finance*, 7(7), 178.
- Mackevičius, J., & Giriūnas, L. (2013). Transformational research of the fraud triangle. *Ekonomika*, 92(4), 150-163.
- Mert, H., Türedi, E. A., & Bayar, E. (2022). Hilenin ortaya çıkartılmasına yönelik reaktif ve proaktif yaklaşımların karşılaştırmalı incelenmesi ve perakende sektöründe bir uygulama. *İda Academia Muhasebe ve Maliye Dergisi*, 5(2), 67-82.
- Mosteanu, N. R., & Faccia, A. (2020). Digital systems and new challenges of financial management–FinTech, XBRL, blockchain and cryptocurrencies. *Quality–Access to Success*, 21(174), 159-166.
- Nanda, S. T., Zenita, R., & Salmiah, N. (2019). Fraudulent financial reporting: a fraud pentagon analysis. *Acc. Fin. Review*, 4(4), 106-113.

- Narasimha Prasad, L. V., & Naidu, M. M. (2014). CC-SLIQ: performance enhancement with 2 K split points in SLIQ decision tree algorithm. *IAENG Int. J. Comput. Sci*, 41(3).
- Nindito, M. (2018). Financial statement fraud: Perspective of the Pentagon Fraud model in Indonesia. *Academy of Accounting and Financial Studies Journal*, 22(3), 1-9.
- Nur, S. (2024). Sermaye piyasalarında veri madenciliği uygulamaları: Borsa İstanbul örneği. Yüksek Lisans Tezi, İskenderun Teknik Üniversitesi, Lisansüstü Eğitim Enstitüsü / Ekonomi Finans Ana Bilim Dalı, Hatay.
- Okka, O. (2013). *Finansal yönetim*. Nobel Akademik Yayıncılık, Ankara
- Önal, S., & Kılıç, İ. (2016), 6102 sayılı Türk Ticaret Kanunu'nun muhasebe ve bağımsız denetime getirdiği yenilikler. Cilt 19, Sayı 2, *Selçuk Üniversitesi Sosyal Bilimler Meslek Yüksekokulu Dergisi*, 255-268.
- Önal, S., & Kılıç, İ. (2019). Hile denetiminde kırmızı bayraklar yöntemi, Çukurova II. Uluslararası Multidisipliner Çalışmalar Kongresi Bildiriler Kitabı, 548-552.
- Önal, S., & Kılıç, İ. (2019). Finansal raporlama standartlarına uygun hesap planı taslağı ile mevcut tek düzen hesap planının karşılaştırılması. *Akademik Sosyal Araştırmalar Dergisi*, 7(91), 71-97.
- Önal, S., & Kılıç, İ. (2021). Finansal hilelerin önlenmesinde hilekâr özelliklerinin bilinmesinin rolü, *Istanbul International Modern Scientific Research Congress Book-II*, 230-236.
- Önal, S. & Kırış, Y. (2024). Muhasebede Hilenin Önlenmesi ve Kullanılan Yöntemler: Osmaniye İlinde Gerçekleşen Adli Vaka Örnekleri ve Analizleri. *Atlas Dergisi*, 10 (54), 85-100.
- Örten, R., & Kaval, H., Karapınar, A. (2013), *Türkiye muhasebe – finansal raporlama standartları ve yorumları*. Gazi Kitabevi, 7. Baskı, Ankara.
- Özçakır, F. C., & Çamurcu, A. Y. (2007). Birliktelik kuralı yöntemi için bir veri madenciliği yazılımı tasarımı ve uygulaması. *İstanbul Ticaret Üniversitesi Fen Bilimleri Dergisi*, 6(12), 21-37.
- Özdamar, K. (2013). *Paket programlar ile istatistiksel veri analizi-1*. SPSS-MINITAB, Nisan Kitabevi, Eskişehir.
- Özkan, Y. (2016). *Veri madenciliği yöntemleri*. Papatya Yayıncılık, 3. Baskı, İstanbul.
- Öztürk, M. S. ve Savcı, M. (2019). Hile denetimi ile bağımsız denetim arasındaki ilişkinin boyutları. *Turkish Studies*, 14 (2), 49-65.

- Öztürk, A., & Yılmaz, B. (2022). Finansal hile tespitinde makine öğrenmesi modellerinin performans karşılaştırması: Türk bankacılık sektörü örneği. *Journal of Financial Analytics*, 15(3), 45-62.
- Rezaee, Z. (2005). Causes, consequences, and deterrence of financial statement fraud. *Critical perspectives on Accounting*, 16(3), 277-298.
- Sarılgan, Ç. (2021). BOBİ FRS ve Dönemsonu mali tablolarının BOBİ FRS'ye uygun hale getirilmesi. Yüksek Lisans Tezi, Tekirdağ Namık Kemal Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, Tekirdağ.
- Silahtaroglu, G. (2013). *Veri madenciliği kavram ve algoritmaları*. 2.Baskı. Papatya Yayıncılık, İstanbul.
- Sinap, V. (2024). Perakende Sektöründe Makine Öğrenmesi Algoritmalarının Karşılaştırmalı Performans Analizi: Black Friday Satış Tahminlemesi. *Selçuk Üniversitesi Sosyal Bilimler Meslek Yüksekokulu Dergisi*, 27(1), 65-90.
- Sipahi, B. (2004). SAS 82 çerçevesinde muhasebe denetiminde hile riskini ortaya çıkaran faktörler. *Mali Çözüm Dergisi*, 67, 114-121.
- Spathis, C. T. (2002). Detecting false financial statements using published data: some evidence from Greece. *Managerial Auditing Journal*, 17(4), 179-191.
- Spiceland, J. D. & James F. S. (1998). *Intermediate accounting*. McGraw Hill Book Co., New York.
- Şenel, C. (2013). Uluslararası muhasebe standartlarına adaptasyonun temel finansal oranlar üzerine etkisi. Gazi Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, Doktora Tezi, Ankara.
- Şenel, S., & Alatlı, B. (2014). Lojistik regresyon analizinin kullanıldığı makaleler üzerine bir inceleme. *Journal of Measurement and Evaluation in Education and Psychology*, 5(1), 35-52.
- Taşdemir, M. (2012). Veri madenciliği, öğrenci başarısına etki eden faktörlerin regresyon analizi ile tespiti. Yüksek Lisans Tezi, Dicle üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, Diyarbakır.
- Tatar, B., & Kıymık, H. (2021). Finansal tablolarda hile riskinin tespit edilmesinde veri madenciliği yöntemlerinin kullanılmasına yönelik bir araştırma. *Yaşar Üniversitesi E-Dergisi*, 16(64), 1700-1719.

- Tatlıdil, H. (1992). *Uygulamalı çok değişkenli istatistiksel analiz*. Engin Yayınları.
- Tekin, A., & Gürbüz, F. (2023). Türkiye'de ticari kredi kullanan işletmelerde finansal hile riskinin tespiti: Veri madenciliği tabanlı bir vaka çalışması. *Journal of Applied Finance and Banking*, 13(3), 89-105.
- Terlemez, L. (2008), Eş işlem stratejisi yöntemiyle İMKB'de portföy oluşturmada veri madenciliği uygulaması, Doktora Tezi, Anadolu Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Eskişehir.
- Terzi, S., & Şen, İ. K. (2015). Adli muhasebede hilelerin tespitinde yapay sinir ağı modelinin kullanımı. *Uluslararası İktisadi ve İdari İncelemeler Dergisi*, (14).
- Terzi, S. (2012). Hile ve usulsüzlüklerin tespitinde veri madenciliğinin kullanımı. *Muhasebe ve Finansman Dergisi*, (54), 51-64.
- Terzi, S., & Şen, İ. (2012). Finansal tablo hilelerinin veri madenciliği yardımıyla tespit edilmesi: üretim sektöründe bir araştırma. *Journal of Accounting and Taxation Studies*, 5(2), 25-40.
- Thompson, B. (2006). *Foundations of behavioral statistics: An insight-based approach*. Guilford Press.
- Tolun, S. (2008), Destek vektör makineleri: banka başarısızlığının tahmini üzerine bir uygulama. Doktora Tezi, İstanbul Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü İşletme Anabilim Dalı Sayısal Yöntemler Bilim Dalı, İstanbul.
- Tomasevic, N., Gvozdenovic, N., & Vranes, S. (2020). Öğrenci sınav performansı tahmini için denetlenen veri madenciliği tekniklerine genel bakış ve karşılaştırma. *Bilgisayarlar ve eğitim*, 143, 103676.
- Toroslu, M.V. (2012), *Muhasebe teorisi*. Adalet Yayınevi, Ankara.
- Tüminçin, F., Aytekin, A., & Ayaz, A. (2019). Veri madenciliğinde karar ağacı algoritması. *SADAB 5th International Social Research and Behavioral Sciences Symposium*, October 11-12, 2019 / Tiflis, Gürcistan, 350-356.
- Uğurlu, M. (2011). Finansal tablolardaki hile riskinin belirlenmesi: Yapay sinir ağı modeliyle bir bankada uygulama. Doktora Tezi, Dumlupınar Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, İşletme Anabilim Dalı, Kütahya.
- Uğurlu, C. T., Mermer, S., & Ertaş, B. (2013). Teachers' Views on the Compliance of Supervisions with the Concept of Artistic Supervision. *İlköğretim Online*, 12(2).

- Uğurlu, M., & Sevim, Ş. (2015). Finansal Tablolardaki Hile Riskinin Tahmin Edilmesinde Karma Modellerin Nispi Başarısı Üzerine Karşılaştırmalı Bir Analiz. *Gaziantep University Journal of Social Sciences*, 14(5), 65-88.
- Uysal, İ., Bilen, M., & Ulukuş, S. (2014). Twoing algoritması ile sınıflandırma, kalp hastalığı uygulaması. *XVI Akademik Bilişim Konferansları*, 443-452.
- Uzar, C. (2013). Finansal bilgi sisteminde veri madenciliği teknolojisinin kullanılması: Borsa İstanbul üzerine bir uygulama. Doktora Tezi, Dokuz Eylül Üniversitesi.
- Wolfe, D. T., & Hermanson, D. R. (2004). *The fraud diamond: Considering the four elements of fraud*. Digitalcommons, Kennesaw State University.
- Yakut, E. (2012). Veri madenciliği tekniklerinden C5.0 algoritması ve destek vektör makineleri ile yapay sinir ağlarının sınıflandırma başarılarının karşılaştırılması: imalat sektöründe bir uygulama. Doktora Tezi, Atatürk Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, Erzurum.
- Yakut, E., & Yavuz, S. (2014). Yapay sinir ağları ve destek vektör makineleri yöntemleriyle borsa endeksi tahmini. *Süleyman Demirel Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 19(1), 139-157.
- Yakut, E.(2020). *Veri Madenciliği Teknikleri ve Yapay Sinir Ağları: İşletmelerde Finansal Başarısızlık Tahminlemesi*. Akademisyen Yayınevi, Ankara.
- Yalkın, Y.K. (2006). *Genel muhasebe*. 15. Baskı, Nobel Yayın Dağıtım, Ankara.
- Yaşar, A. (2016). Olumlu görüş dışındaki denetim görüşlerinin veri madenciliği yöntemleriyle tahminine ilişkin karar ve birliktelik kuralları. *Financial Analysis/Mali Çözüm Dergisi*, 26(133).
- Yaylalı, İ. (2021). Muhasebe Hata ve Hilelerin Tespitinde Kırmızı Bayrakların (Hile Belirteçleri) Önemi: 2008-2022 ACFE Raporlarının Değerlendirilmesi. *Selçuk Üniversitesi Sosyal Bilimler Meslek Yüksekokulu Dergisi*, 27(1), 184-202.
- Yazıcı, M.(1976). *Bilanço kuramları ve çözümlenmeleri*. 2. Baskı, Nihad Sayar Vakfı Yayını, İstanbul.
- Yazıcı, N. (2018). Hile üçgeni: fırsatların önlenmesinde kırık camlar teorisi. *Third Sector Social Economic Review*, 53(3), 843.
- Yendrawati, R., Aulia, H., & Prabowo, H. Y. (2019). Detecting the likelihood of fraudulent financial reporting: An analysis of fraud diamond. *Asia-Pacific Management Accounting Journal (APMAJ)*, 14(1), 43-68.

- Yıldız ve Arslan, (2023), Ticari kredi değerlendirme süreçlerinde yapay zeka tabanlı otomasyon: Türk bankacılık sektöründe bir vaka çalışması. *Journal of Banking and Financial Technology*, 7(1), 34-50.
- Yılmaz, D. (2023). Endüstri 4.0 kapsamında veri madenciliği yöntemleriyle sevkiyat performansının iyileştirilmesi. Uludağ Üniversitesi, Doktora Tezi, Bursa.
- Zaki, A. M., Khodadadi, N., Hong Lim, W., & Towfek, S. K. (2024). Predictive Analytics and Machine Learning in Direct Marketing for Anticipating Bank Term Deposit Subscriptions. *American Journal of Business & Operations Research*, 11(1).
- Zengin, S. (2017). Finansal tablo hileleri ve KOBİ TFRS kapsamında örnek uygulamalar. Marmara Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, İstanbul.



EKLER

EK-1 Kredi riski taşımayan işletmelere ait finansal oranlar

| VERİLER | LİKİDİTE ORANLARI | | | FAALİYET ORANLARI | | BORÇ (KALDIRAÇ) ORANLARI | | KÂRLILIK ORANLARI | | | | | |
|----------|-------------------|----------------|-------------|------------------------------------|-------------------|--------------------------|----------------------|-------------------|----------------|--------------------|----------------------|--|---------------------------------------|
| | Cari Oran | Asit-test Oran | Nakit Oranı | Alacakların ortalama Tahsil Süresi | Varlık Devir Hızı | Borç Oranı | Borç-Özsermaye Oranı | Net Kâr Marjı | Brüt Kâr Marjı | Faaliyet Kâr Marjı | Öz Sermaye Kârlılığı | Yatırımlar Üzerinden Kârlılık Oranları | Kaynaklar Üzerinden Kârlılık Oranları |
| FİRMA 1 | 1,51 | 0,03 | 0,03 | 0,00 | 1,16 | 0,83 | 4,96 | 0,01 | 0,14 | 0,02 | 0,06 | 0,01 | 0,02 |
| FİRMA 2 | 1,50 | 0,13 | 0,01 | 0,00 | 1,55 | 0,65 | 1,87 | 0,01 | 0,10 | 0,01 | 0,05 | 0,02 | 0,02 |
| FİRMA 3 | 184,32 | 1,70 | 0,07 | 0,00 | 0,19 | 0,01 | 0,01 | 0,06 | 0,10 | 0,06 | 0,01 | 0,01 | 0,01 |
| FİRMA 4 | 1,36 | 0,21 | 0,19 | 0,00 | 1,68 | 0,62 | 1,62 | 0,04 | 0,15 | 0,05 | 0,20 | 0,08 | 0,08 |
| FİRMA 5 | 3,60 | 0,60 | 0,06 | 0,00 | 0,69 | 0,27 | 0,37 | 0,02 | 0,10 | 0,04 | 0,02 | 0,02 | 0,02 |
| FİRMA 6 | 101,76 | 82,25 | 20,38 | 61,82 | 2,76 | 0,09 | 0,09 | 0,00 | 0,23 | 0,01 | 0,01 | 0,01 | 0,02 |
| FİRMA 7 | 121,79 | 113,41 | 2,29 | 196,23 | 1,54 | 0,01 | 0,01 | 0,03 | 0,09 | 0,04 | 0,05 | 0,05 | 0,05 |
| FİRMA 8 | 97,81 | 1,60 | 0,53 | 0,00 | 3,46 | 0,22 | 0,28 | 0,01 | 0,30 | 0,02 | 0,06 | 0,05 | 0,06 |
| FİRMA 9 | 0,61 | 0,61 | 0,14 | 10,35 | 4,76 | 0,50 | 1,00 | 0,02 | 0,02 | 0,04 | 0,23 | 0,12 | 0,18 |
| FİRMA 10 | 1,35 | 0,83 | 0,53 | 26,70 | 2,48 | 0,81 | 4,21 | 0,01 | 0,12 | 0,01 | 0,09 | 0,02 | 0,02 |
| FİRMA 11 | 10,28 | 5,87 | 5,76 | 0,00 | 4,94 | 0,11 | 0,12 | 0,02 | 0,07 | 0,02 | 0,13 | 0,12 | 0,12 |
| FİRMA 12 | 11,81 | 11,80 | 10,86 | 0,00 | 1,37 | 0,08 | 0,08 | 0,35 | 0,98 | 0,36 | 0,53 | 0,48 | 0,49 |
| FİRMA 13 | 1,02 | 0,37 | 0,01 | 29,45 | 1,62 | 0,71 | 2,50 | 0,00 | 0,28 | 0,01 | 0,01 | 0,00 | 0,01 |
| FİRMA 14 | 4,00 | 1,03 | 0,46 | 22,88 | 1,30 | 0,18 | 0,21 | 0,01 | 0,15 | 0,01 | 0,01 | 0,01 | 0,01 |
| FİRMA 15 | 0,35 | 0,03 | 0,03 | 0,00 | 0,79 | 0,52 | 1,09 | 0,03 | 0,11 | 0,03 | 0,04 | 0,02 | 0,02 |
| FİRMA 16 | 1,80 | 0,37 | 0,29 | 14,86 | 0,99 | 0,84 | 5,07 | 0,03 | 0,18 | 0,04 | 0,16 | 0,03 | 0,04 |
| FİRMA 17 | 0,48 | 0,48 | 0,24 | 0,00 | 0,59 | 0,74 | 2,82 | 0,06 | 0,02 | 0,07 | 0,14 | 0,04 | 0,04 |
| FİRMA 18 | 39,94 | 28,98 | 0,29 | 84,76 | 2,43 | 0,71 | 2,49 | 0,01 | 0,24 | 0,01 | 0,08 | 0,02 | 0,03 |
| FİRMA 19 | 1,24 | 1,24 | 0,02 | 128,35 | 2,26 | 0,66 | 1,94 | 0,08 | 0,12 | 0,08 | 0,50 | 0,17 | 0,18 |
| FİRMA 20 | 0,46 | 0,46 | 0,46 | 0,00 | 5,78 | 0,42 | 0,71 | 0,02 | 0,02 | 0,03 | 0,23 | 0,13 | 0,18 |
| FİRMA 21 | 0,70 | 0,23 | 0,00 | 0,00 | 0,44 | 0,91 | 10,15 | 0,03 | 0,13 | 0,03 | 0,16 | 0,01 | 0,02 |
| FİRMA 22 | 5,80 | -7,39 | 8,50 | 0,00 | 3,73 | 0,16 | 0,19 | 0,01 | 0,10 | 0,01 | 0,05 | 0,04 | 0,05 |
| FİRMA 23 | 3,76 | 3,34 | 2,96 | 98,00 | 0,35 | 0,82 | 4,51 | 0,00 | 0,07 | 0,01 | 0,01 | 0,00 | 0,00 |
| FİRMA 24 | 3,14 | 1,43 | 1,20 | 10,33 | 2,18 | 0,63 | 1,69 | 0,01 | 0,03 | 0,01 | 0,04 | 0,02 | 0,02 |
| FİRMA 25 | 3,75 | 1,54 | 0,42 | 26,76 | 3,39 | 0,66 | 1,97 | 0,00 | 0,04 | 0,00 | 0,02 | 0,01 | 0,01 |
| FİRMA 26 | 1,08 | 0,10 | 0,04 | 16,97 | 0,49 | 0,97 | 35,42 | 0,01 | 0,22 | 0,01 | 0,20 | 0,01 | 0,01 |
| FİRMA 27 | 101,76 | 82,25 | 20,38 | 61,82 | 2,76 | 0,09 | 0,09 | 0,00 | 0,23 | 0,01 | 0,01 | 0,01 | 0,02 |
| FİRMA 28 | 1,60 | 0,07 | 0,07 | 0,00 | 6,49 | 0,61 | 1,55 | 0,03 | 0,09 | 0,03 | 0,50 | 0,20 | 0,20 |
| FİRMA 29 | 4,55 | 0,97 | 0,02 | 0,00 | 0,11 | 0,18 | 0,21 | 0,27 | 0,43 | 0,32 | 0,04 | 0,03 | 0,03 |
| FİRMA 30 | 1,68 | 0,15 | 0,05 | 0,00 | 2,04 | 0,71 | 2,49 | 0,01 | 0,06 | 0,01 | 0,04 | 0,01 | 0,01 |
| FİRMA 31 | 4,03 | 3,67 | 0,16 | 75,52 | 0,95 | 0,42 | 0,73 | 0,05 | 0,22 | 0,05 | 0,08 | 0,04 | 0,05 |
| FİRMA 32 | 1,15 | 1,12 | 0,06 | 107,83 | 2,90 | 0,83 | 4,98 | 0,00 | 0,03 | 0,00 | 0,08 | 0,01 | 0,01 |
| FİRMA 33 | 13,69 | 7,34 | 6,09 | 0,00 | 3,07 | 0,02 | 0,02 | 0,02 | 0,11 | 0,02 | 0,05 | 0,05 | 0,05 |
| FİRMA 34 | 0,71 | 0,30 | 0,21 | 31,88 | 0,45 | 0,54 | 1,18 | 0,00 | 0,17 | 0,00 | 0,00 | 0,00 | 0,00 |
| FİRMA 35 | 2,45 | 2,45 | 2,39 | 0,00 | 0,60 | 0,16 | 0,19 | 0,15 | 0,83 | 0,18 | 0,11 | 0,09 | 0,11 |
| FİRMA 36 | 2,29 | 1,07 | 0,86 | 0,00 | 4,37 | 0,44 | 0,77 | 0,00 | 0,06 | 0,00 | 0,02 | 0,01 | 0,01 |
| FİRMA 37 | 0,95 | 0,50 | 0,00 | 150,75 | 0,65 | 0,95 | 20,26 | 0,02 | 0,03 | 0,03 | 0,25 | 0,01 | 0,02 |
| FİRMA 38 | 4,58 | 0,04 | 0,04 | 0,00 | 1,82 | 0,24 | 0,31 | 0,01 | 0,02 | 0,01 | 0,02 | 0,01 | 0,01 |
| FİRMA 39 | 5,03 | 5,03 | 4,49 | 10,16 | 2,04 | 0,11 | 0,12 | 0,09 | 0,09 | 0,12 | 0,21 | 0,19 | 0,25 |
| FİRMA 40 | 1,23 | 1,20 | 1,03 | 34,51 | 0,77 | 0,74 | 2,84 | 0,05 | 0,20 | 0,06 | 0,15 | 0,04 | 0,05 |
| FİRMA 41 | 1,16 | 0,92 | 0,17 | 97,65 | 2,09 | 0,88 | 7,07 | 0,00 | 0,16 | 0,00 | 0,08 | 0,01 | 0,01 |
| FİRMA 42 | 1,86 | 1,85 | 0,68 | 36,80 | 1,85 | 0,46 | 0,87 | 0,14 | 0,13 | 0,15 | 0,50 | 0,27 | 0,27 |
| FİRMA 43 | 1.162,50 | 1.147,00 | 1.145,72 | 0,00 | 4,15 | 0,00 | 0,00 | 0,01 | 0,01 | 0,01 | 0,02 | 0,02 | 0,02 |
| FİRMA 44 | 1,02 | 0,63 | 0,00 | 926,16 | 0,19 | 0,88 | 7,46 | 0,24 | 0,39 | 0,27 | 0,38 | 0,05 | 0,05 |
| FİRMA 45 | 1,73 | 1,01 | 0,01 | 436,59 | 0,23 | 0,50 | 1,00 | 0,06 | 0,17 | 0,07 | 0,03 | 0,01 | 0,02 |

EK -1'in devamı

| | | | | | | | | | | | | | |
|----------|----------|--------|--------|--------|-------|------|-------|------|------|------|------|------|------|
| FİRMA 46 | 0,81 | 0,45 | 0,12 | 72,37 | 1,26 | 0,83 | 4,89 | 0,01 | 0,11 | 0,01 | 0,04 | 0,01 | 0,01 |
| FİRMA 47 | 1,02 | 0,99 | 0,11 | 78,18 | 3,06 | 0,81 | 4,20 | 0,05 | 0,09 | 0,05 | 0,76 | 0,15 | 0,15 |
| FİRMA 48 | 17,32 | 9,95 | 1,92 | 35,15 | 4,19 | 0,32 | 0,46 | 0,00 | 0,01 | 0,00 | 0,01 | 0,01 | 0,01 |
| FİRMA 49 | 1,29 | 0,69 | 0,03 | 147,19 | 1,06 | 0,95 | 20,75 | 0,01 | 0,09 | 0,01 | 0,12 | 0,01 | 0,01 |
| FİRMA 50 | 1,03 | 0,24 | 0,04 | 31,39 | 1,21 | 0,95 | 17,50 | 0,01 | 0,08 | 0,01 | 0,12 | 0,01 | 0,01 |
| FİRMA 51 | 3.177,99 | 206,03 | 66,59 | 18,96 | 0,65 | 0,00 | 0,00 | 0,01 | 0,07 | 0,01 | 0,00 | 0,00 | 0,00 |
| FİRMA 52 | 1,40 | 0,98 | 0,71 | 14,18 | 1,45 | 0,42 | 0,72 | 0,01 | 0,10 | 0,01 | 0,03 | 0,02 | 0,02 |
| FİRMA 53 | 255,02 | 178,35 | 156,70 | 42,18 | 0,69 | 0,00 | 0,00 | 0,01 | 0,02 | 0,01 | 0,01 | 0,01 | 0,01 |
| FİRMA 54 | 40,60 | 21,67 | 5,53 | 5,26 | 12,49 | 0,02 | 0,02 | 0,04 | 0,11 | 0,04 | 0,49 | 0,48 | 0,50 |
| FİRMA 55 | 1,75 | 0,99 | 0,14 | 38,41 | 2,41 | 0,61 | 1,54 | 0,01 | 0,08 | 0,01 | 0,05 | 0,02 | 0,02 |
| FİRMA 56 | 2,90 | 1,21 | 0,17 | 12,54 | 3,49 | 0,35 | 0,54 | 0,01 | 0,03 | 0,02 | 0,08 | 0,05 | 0,09 |

EK-2 Analizde Kullanılan Bağımsız Değişkenlerin Listesi

Likidite oranları;

X1: Cari oran = Dönen Varlıklar / Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar

X2: Asit test oranı = (Dönen Varlık-Stoklar) / K.V. Yabancı Kaynaklar

X3: Nakit oranı = (Hazır Değerler + Menkul Kıymetler) / K.V. Yabancı Kaynaklar

Faaliyet oranları;

X4: Alacakların ortalama tahsil süresi = Ticari Alacaklar / (Satışlar/360)

X5: Varlık devir hızı = Net Satışlar / Toplam Varlıklar

Borç (Kaldıraç) oranları;

X6: Borç Oranı = Toplam Yabancı Kaynak / Toplam Varlıklara

X7: Borç – özsermaye oranı = Toplam Yabancı Kaynaklar / Toplam Özsermaye

Kârlılık oranları;

X8: Net kâr marjı = Dönem Net Kârı / Net Satışlar

X9: Brüt Kâr marjı = Brüt Satış Kârı / Net Satışlar

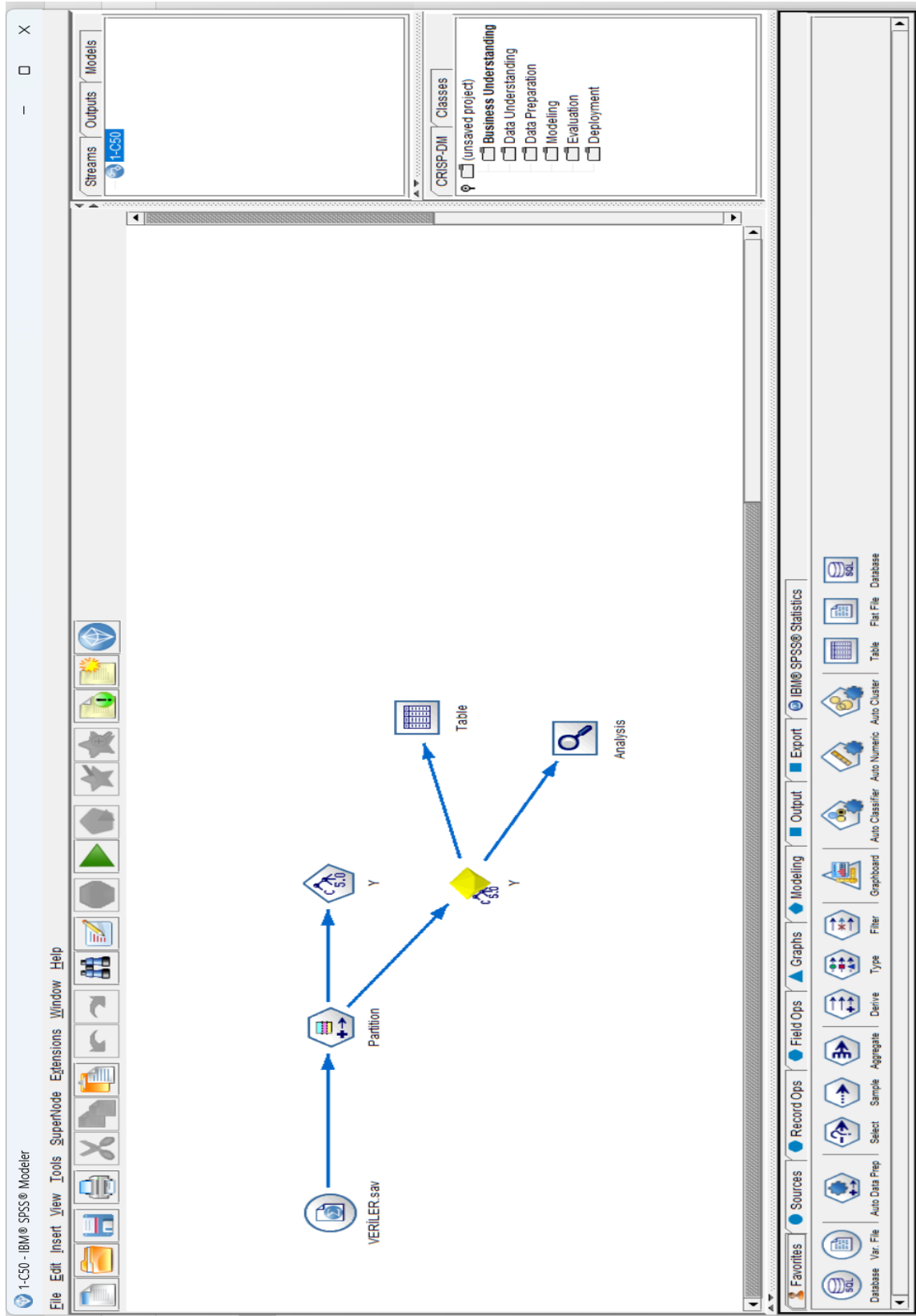
X10: Faaliyet Kâr Marjı = FVÖK / Net Satışlar

X11: Öz Sermaye Kârlılığı = Dönem Net Kârı / Özsermaye

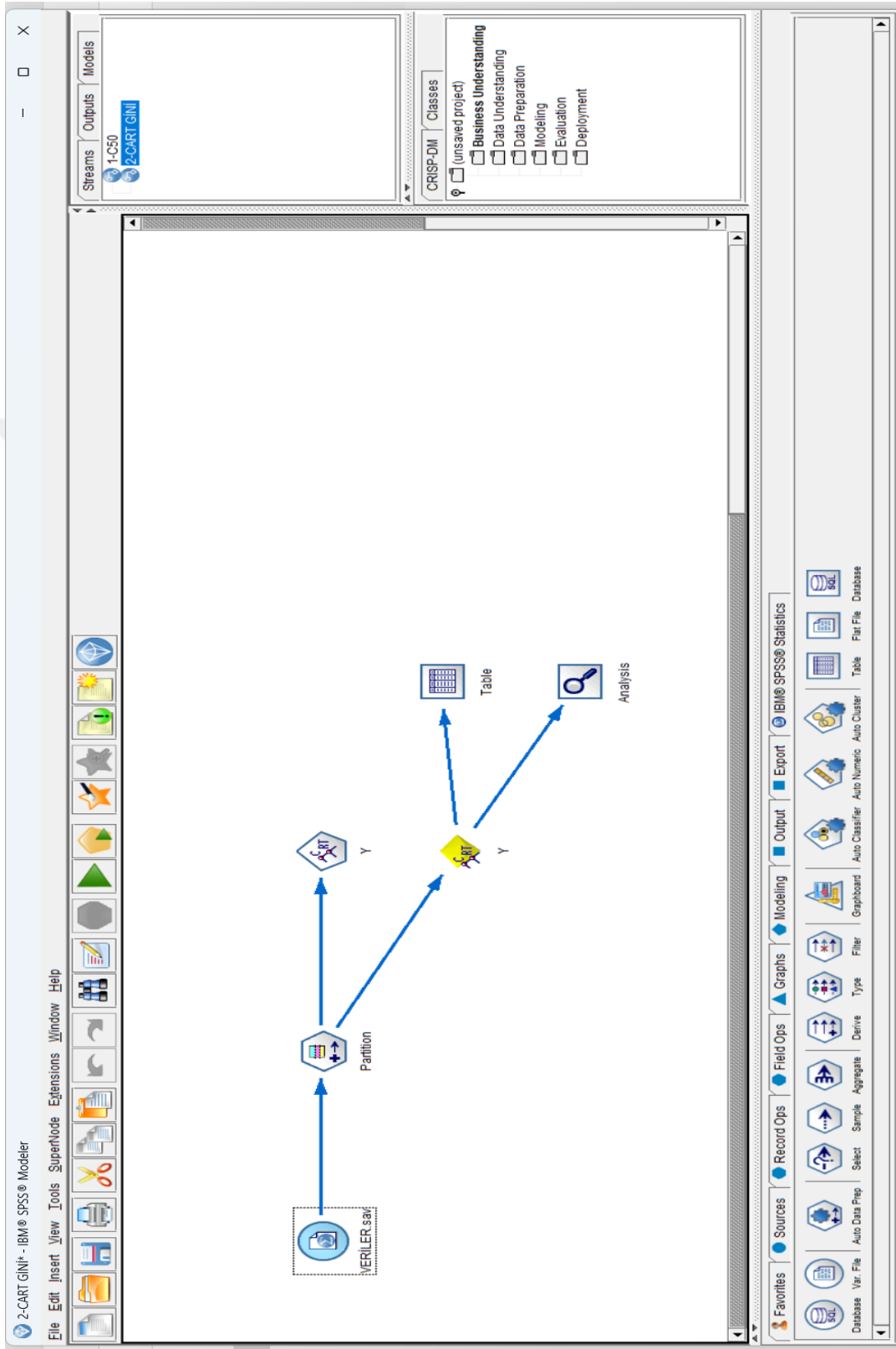
X12: Yatırımlar Üzerinden Kârlılık Oranları = Dönem Net Kârı / Toplam Varlıklar

X13: Kaynaklar Üzerinden Kârlılık Oranları = Faiz ve Vergi Öncesi Kâr / Toplam Kaynaklar

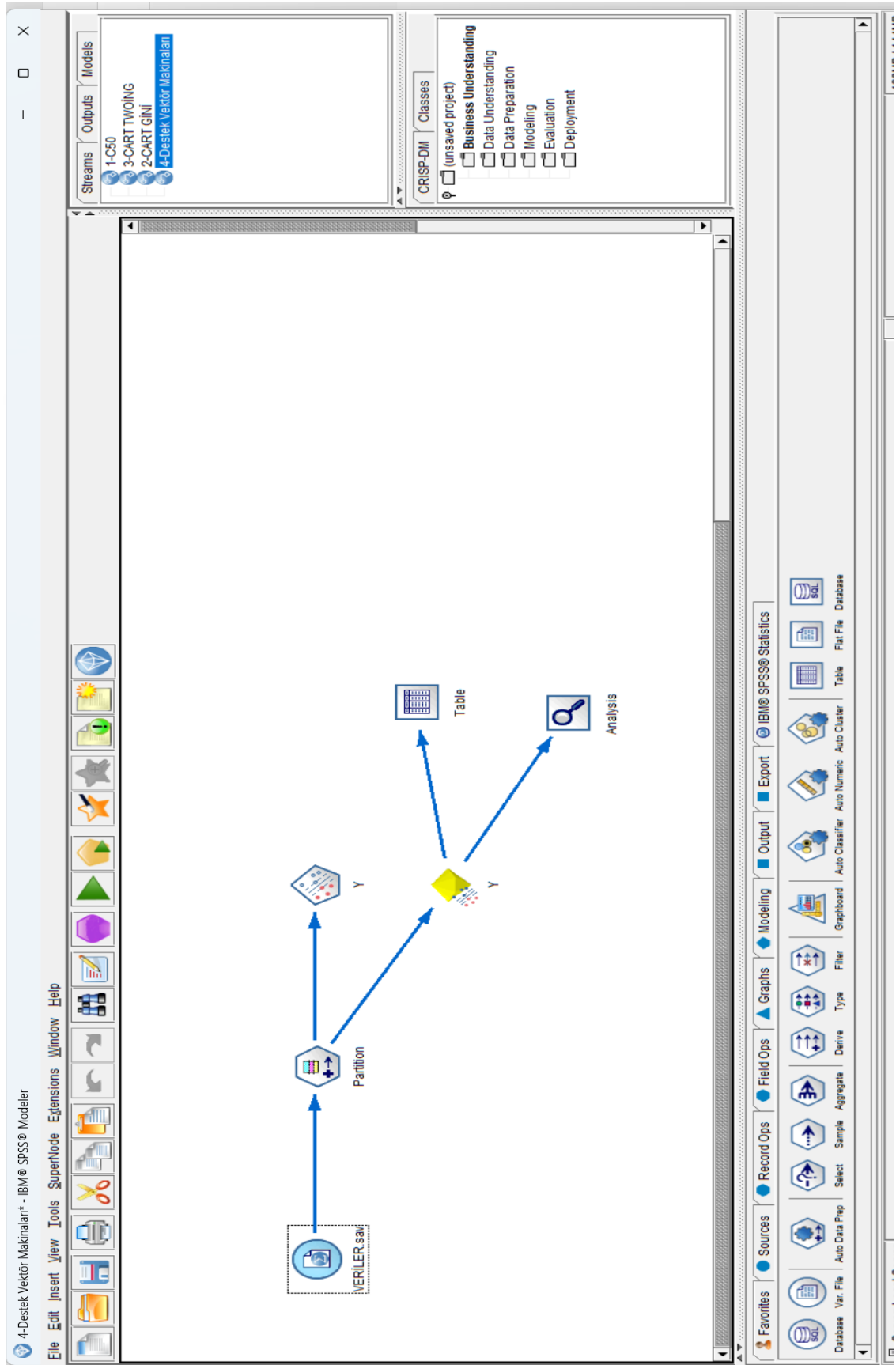
EK 3 C5.0 modeli veri akışı

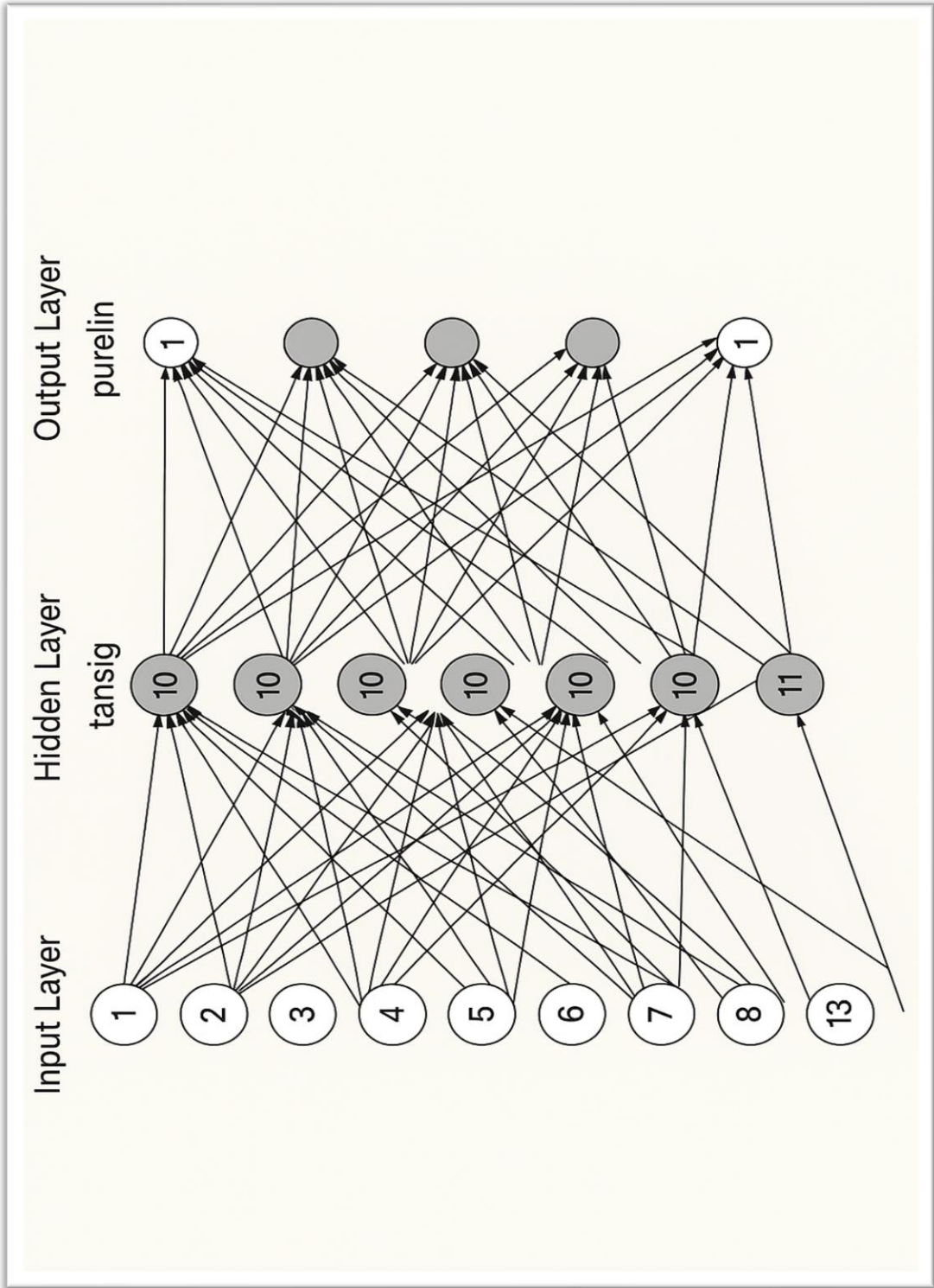


EK 4 CART modeli veri akışı

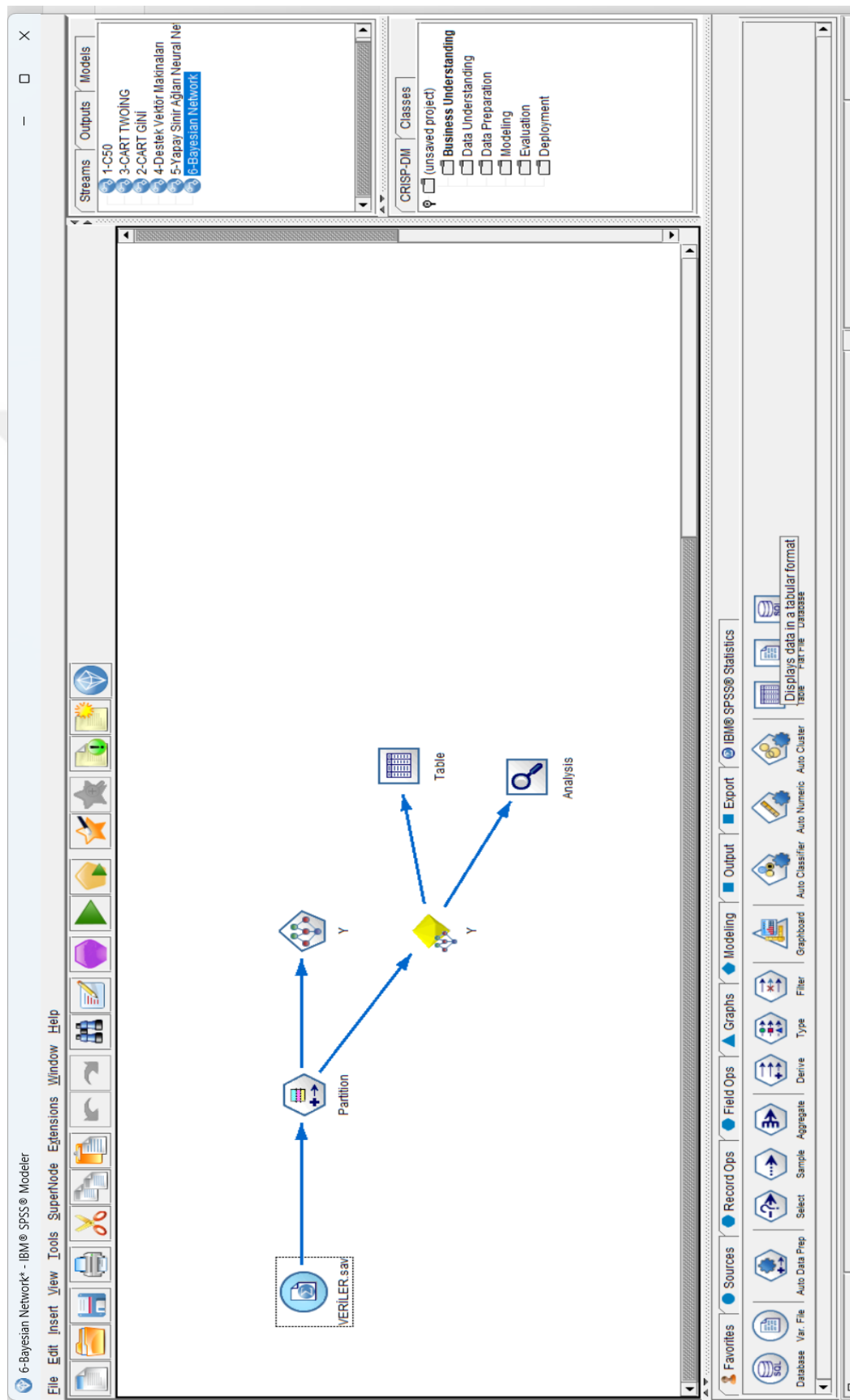


EK 5 Destek Vektör Makinaları modeli veri akışı

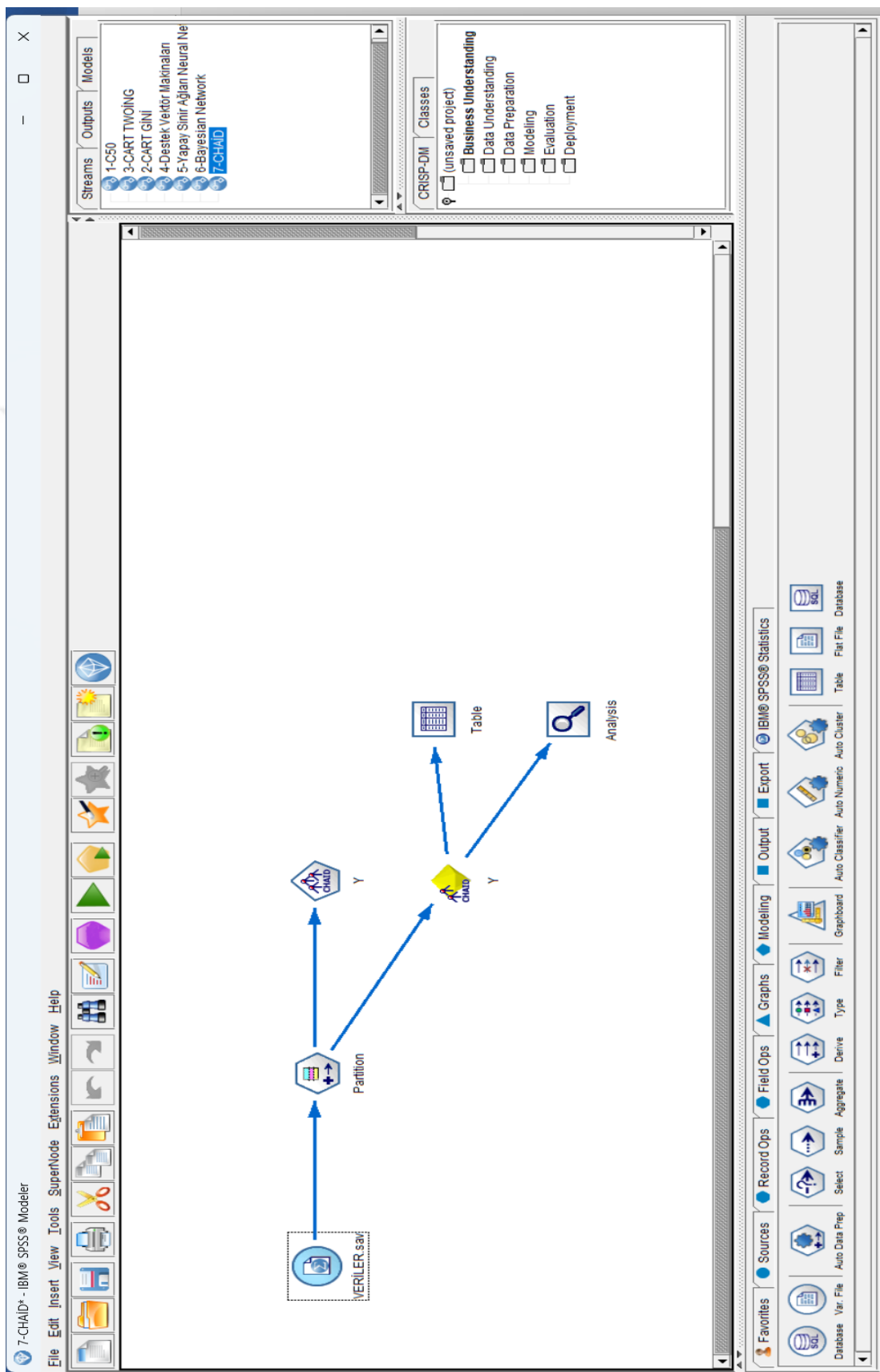


EK 6 Yapay Sinir Ağları (YSA) genel mimari yapısı

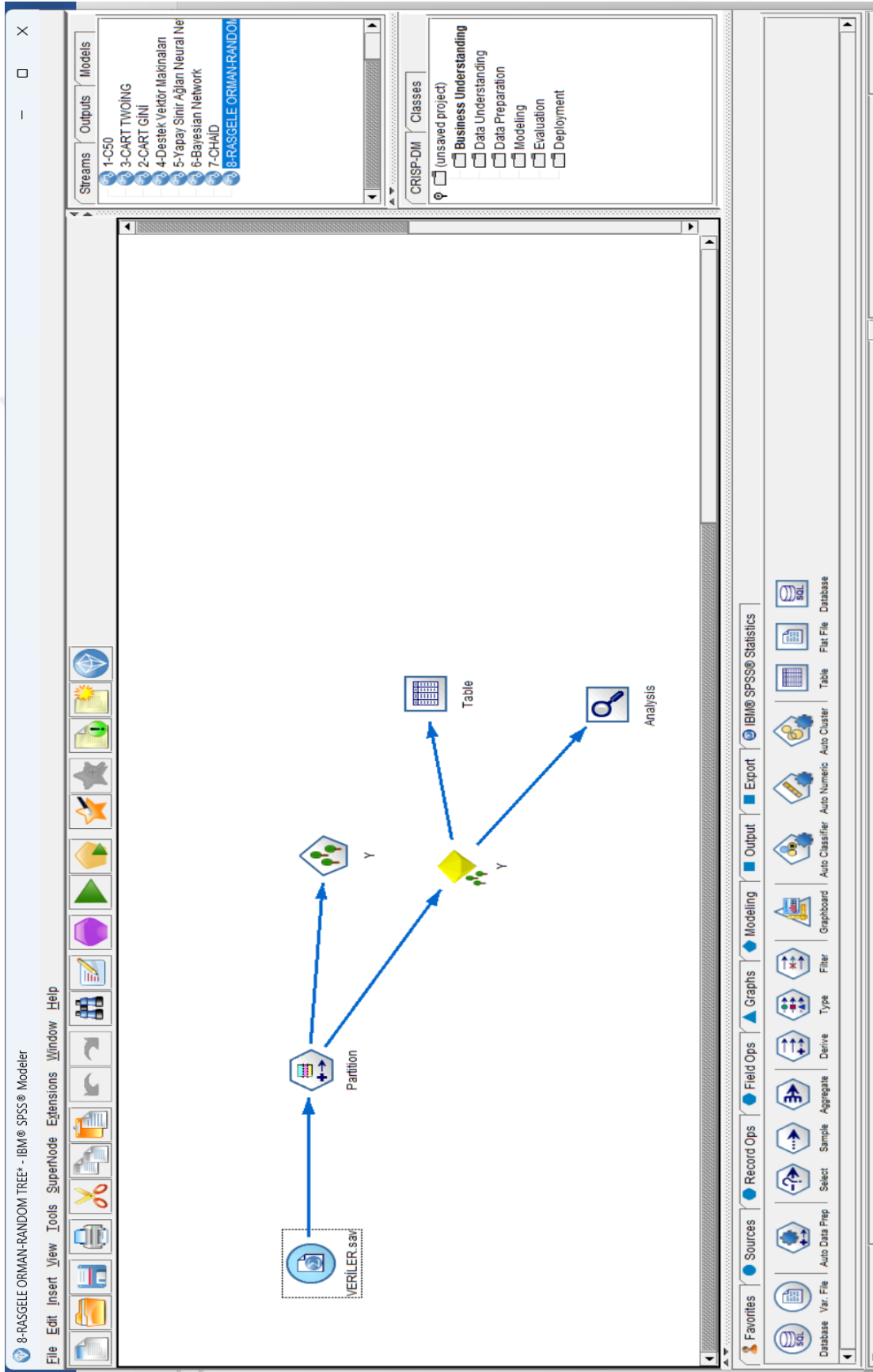
EK 7 Bayesian Network modeli veri akışı



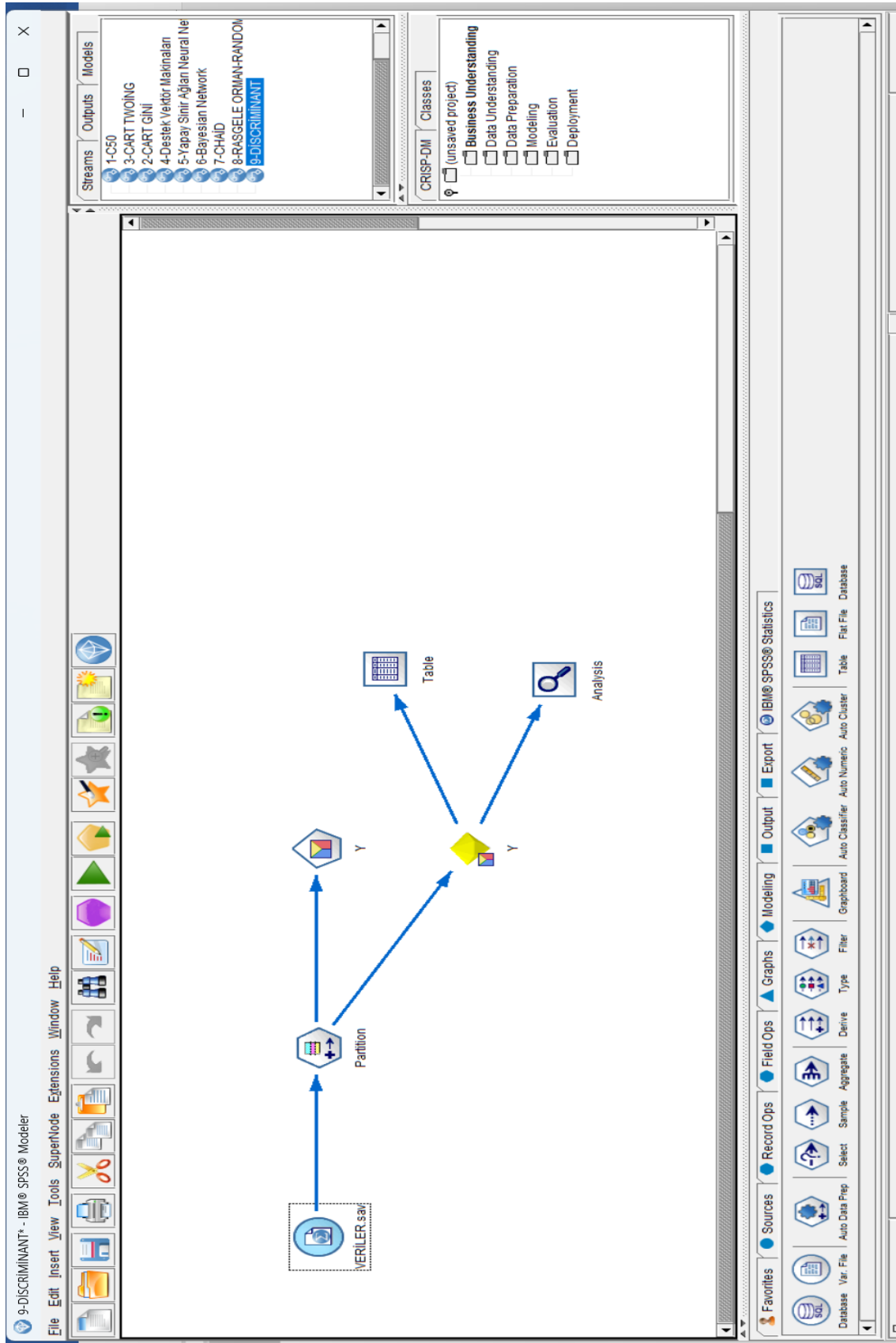
EK 8 CHAİD modeli veri akışı



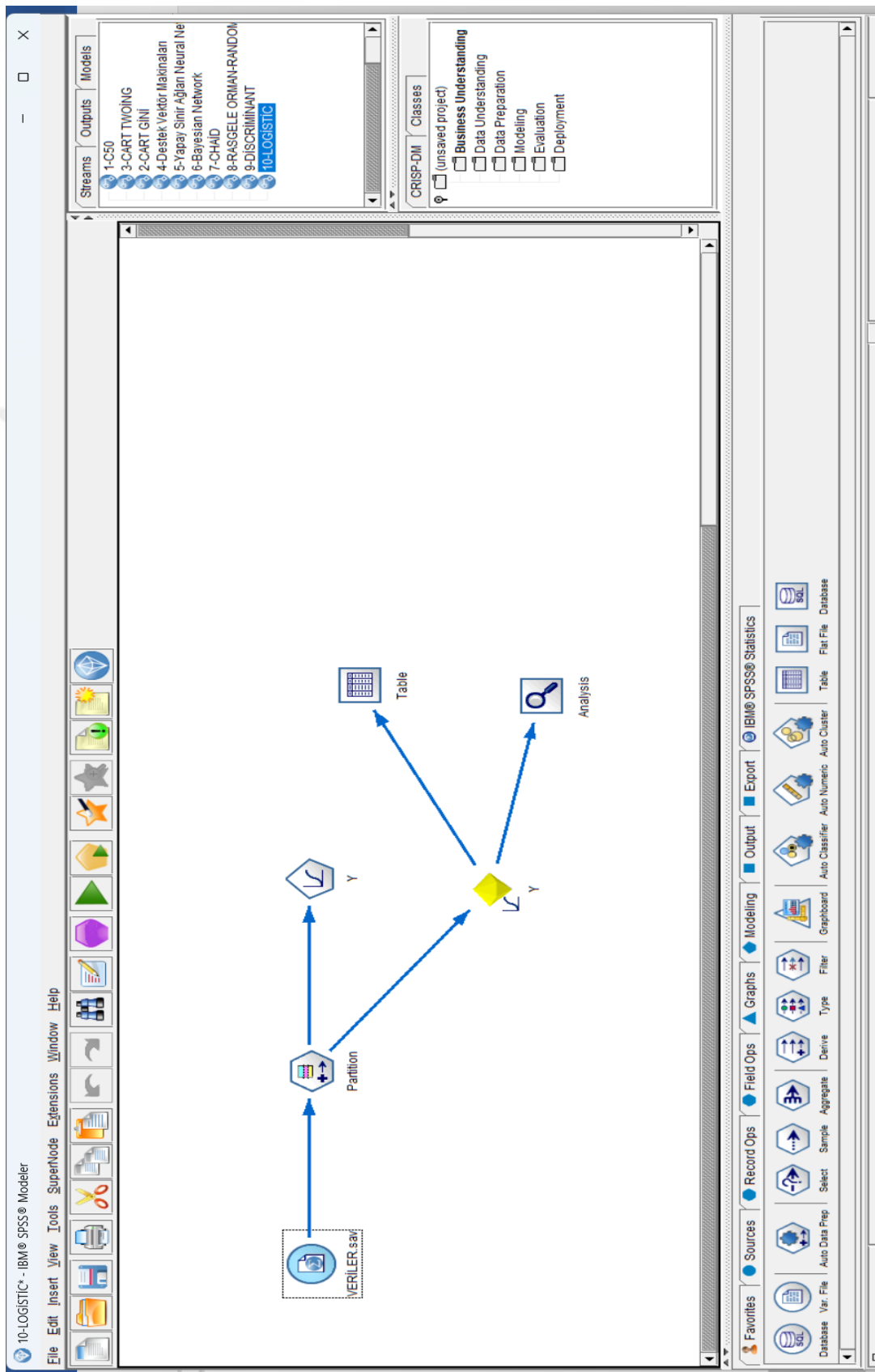
EK 9 Random Tree (Rastgele Orman) modeli veri akışı



EK 10 Discriminant modeli veri akışı



EK 11 Logistik modeli veri akışı



ÖZGEÇMİŞ

KİŞİSEL BİLGİLERİ

Adı ve Soyadı : Fevzi APAYDIN

EĞİTİM BİLGİLERİ

Doktora : Osmaniye Korkut Ata Üniversitesi, Lisansüstü Eğitim Enstitüsü, İşletme Anabilim Dalı, 2025

Yüksek Lisans : Selçuk Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü İşletme Anabilim Dalı, 1997-1999

Lisans : Selçuk Üniversitesi, Niğde İ.İ.B.F. İşletme Bölümü, 1990-1992

Ön Lisans : Çukurova Üniversitesi, Osmaniye Meslek Yüksekokulu, Muhasebe Bölümü, 1988-1990

İŞ DENEYİMİ

2007-Devam ediyor : Osmaniye Korkut Ata Üniversitesi, Osmaniye Meslek Yüksekokul Muhasebe ve Vergi Bölümü, Öğretim Görevlisi

1994-2007 : Çukurova Üniversitesi, Osmaniye Meslek Yüksekokul Muhasebe ve Vergi Bölümü, Öğretim Görevlisi

1993-1994 : SMMM Ömer YAĞMUR, SMMM stajı

T.C.
OSMANİYE KORKUT ATA ÜNİVERSİTESİ
Lisansüstü Eğitim Enstitüsü Müdürlüğüne

Aşağıda bilgileri yer alan tez çalışmamın a) Kapak sayfası, b) Özet ve Abstract c) Giriş, d) Ana bölümler, e) Sonuç ve f) Kaynakça kısımlarından oluşan toplam 170 sayfalık kısmına ilişkin, 11.07.2025 tarihinde Lisansüstü Eğitim Enstitüsü tarafından Turnitin adlı intihal tespit programından aşağıda belirtilen filtrelemeler uygulanarak alınmış olan orijinallik raporuna göre, tezimin benzerlik oranı % 29 'tür. Aşağıda belirtilen azami benzerlik oranlarına göre tez çalışmamın herhangi bir intihal içermediğini; aksinin tespit edileceği muhtemel durumda doğabilecek her türlü hukuki sorumluluğu kabul ettiğimi ve aşağıda vermiş olduğum bilgilerin doğru olduğunu beyan ederim.

Gereğini bilgilerinize arz ederim.

İmza :

Tarih : 11.07.2025

Öğrenci Ad, Soyad : Fevzi APAYDIN

| | |
|-----------------------------------|---|
| (Lütfen tüm alanları doldurunuz.) | |
| Adı ve Soyadı | Fevzi APAYDIN |
| Ana Bilim Dalı | İşletme |
| Öğrenci Numarası | 1922501301 |
| Danışman Ünvanı, Adı-Soyadı | Dr. Öğr.Üyesi Servet ÖNAL |
| Tez Başlığı (Türkçe) | Finansal Oranlar Aracılığıyla Kredi Değerlendirme Riskinin Veri Madenciliği Yöntemleriyle Analizi |

| AZAMI BENZERLİK ORANLARI | | | |
|-------------------------------------|--|--------------------------|--|
| FİLTRELEME I | | FİLTRELEME II | |
| 1 | Kabul / Onay ve Bildirim sayfaları hariç | 1 | Kabul / Onay ve Bildirim sayfaları hariç |
| 2 | Kaynakça hariç | 2 | Kaynakça hariç |
| 3 | Alıntılar dahil | 3 | Alıntılar hariç |
| | | 4 | 5 Kelimeden daha az örtüşme içeren metin kısımları hariç |
| <input checked="" type="checkbox"/> | Benzerlik maksimum %30 | <input type="checkbox"/> | Benzerlik maksimum %10 |

| DANIŞMAN ONAYI | | ENSTİTÜ ONAYI | |
|-----------------|----------------------------|-----------------|------------|
| Tarih | 11.07.2025 | Tarih | 11.07.2025 |
| UYGUNDUR | | UYGUNDUR | |
| Ünvan Ad, Soyad | Dr. Öğr. Üyesi Servet ÖNAL | Ünvan Ad, Soyad | |
| İmza | | İmza | |

Bu form, Ana Bilim/ Ana Sanat Dalının üst yazısıyla Enstitüye iletilir.

DİKKAT

* Bilgilerde eksiklik ya da hata bulunan dilekçeler ile imzasız dilekçeler işleme konulmayacaktır.