

**DOKTORA TEZİ**

**2025**

**BAÜN**

**P.ÖZCAN**

**T.C.  
BALIKESİR ÜNİVERSİTESİ  
SOSYAL BİLİMLER  
ENSTİTÜSÜ  
İŞLETME ANABİLİM DALI**

**MUHASEBE HİLELERİNİN  
TESPİTİNDE ALGORİTMİK  
YAKLAŞIM**

**DOKTORA TEZİ**

**PELİN ÖZCAN**

**BALIKESİR, 2025**



**T.C.  
BALIKESİR ÜNİVERSİTESİ  
SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ  
İŞLETME ANABİLİM DALI**

**MUHASEBE HİLELERİNİN TESPİTİNDE ALGORİTMİK  
YAKLAŞIM**

**DOKTORA TEZİ**

**PELİN ÖZCAN**

**TEZ DANIŞMANI**

**PROF. DR. SUAT KARA**

**BALIKESİR, 2025**

Bu doktora tezi Balıkesir Üniversitesi Bilimsel Araştırma Projeleri Birimi tarafından 2022/032 numaralı proje kapsamında desteklenmiştir.

**T.C.**  
**BALIKESİR ÜNİVERSİTESİ**  
**SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ**

**TEZ ONAYI**

Enstitümüzün İşletme Anabilim Dalı'nda 201912508006 numaralı Pelin ÖZCAN'ın hazırladığı "Muhasebe Hilelerinin Tespitinde Algoritmik Yaklaşım" konulu DOKTORA tezi ile ilgili TEZ SAVUNMA SINAVI, Lisansüstü Eğitim Öğretim ve Sınav Yönetmeliği uyarınca 18.06.2025 tarihinde yapılmış, sorulan sorulara alınan cevaplar sonunda tezin onayına OY BİRLİĞİ/OY ÇOKLUĞU ile karar verilmiştir.

Prof. Dr. Vedat EKERGİL (Başkan) ..... İmza

Prof. Dr. Suat KARA (Danışman) ..... İmza

Prof. Dr. Şakir SAKARYA..... İmza

Doç. Dr. Metin KILIÇ..... İmza

Dr. Öğr. Üy. Mustafa OĞUZ..... İmza

Enstitü Onayı

## ETİK BEYAN

Balıkesir Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Tez Yazım Kuralları'na uygun olarak hazırladığım bu tez çalışmada;

- Tez içinde sunduğum verileri, bilgileri ve dokümanları akademik ve etik kurallar çerçevesinde elde ettiğimi,
- Tüm bilgi, belge, değerlendirme ve sonuçları bilimsel etik ve ahlak kurallarına uygun olarak sunduğumu,
- Tez çalışmada yararlandığım eserlerin tümüne uygun atıfta bulunarak kaynak gösterdiğimi,
- Kullanılan verilerde ve ortaya çıkan sonuçlarda herhangi bir değişiklik yapmadığımı,
- Bu tezde sunduğum çalışmanın özgün olduğunu, bildirir, aksi bir durumda aleyhime doğabilecek tüm hak kayıplarını kabullendiğimi beyan ederim.

11/07/2025

## ÖNSÖZ

Küresel ölçekte işletmelerin karşı karşıya kaldığı etik dışı muhasebe uygulamaları, finansal raporlamanın güvenilirliğini tehdit etmektedir. Finansal tabloların güvenilirliği, sadece işletmelerin sürdürülebilirliği açısından değil; aynı zamanda yatırımcı güveninin korunması, sermaye piyasalarının istikrarı ve ekonomik karar alma süreçlerinin sağlıklı işleme bakımından da hayati öneme sahiptir. Bu durum, denetim süreçlerinde daha gelişmiş analiz tekniklerine olan ihtiyacı artırmaktadır. Bu bağlamda, çalışma süresince muhasebe hilelerinin tespitine yönelik uygulamaların algoritmik yaklaşım ile bir yazılım dili kullanarak bilgisayar ortamına aktarılması ve bu sayede zaman tasarrufunun sağlanmasının yanı sıra literatürde kullanılan modellerin dijitalleştirilmesi hedeflenmiştir. Bu çalışmanın, muhasebe hilelerinin önlenmesine yönelik literatüre katkı sunmasının yanı sıra, uygulayıcılar için de yol gösterici bir kaynak olmasını umut ediyorum.

Tanıdığım ilk günden bugüne gerek akademik mentorluğu, gerekse hayat tecrübeleriyle her zaman yanımda olan kıymetli hocam Sayın Prof. Dr. Suat KARA'ya; tezimin yazılım projesini tamamlayabilmem için bana olan inancı ve desteği ile yazılım dünyasında bu noktaya gelmemdeki en büyük destekçim Sayın Yağızhan BAYRAM hocama; tezim süresince her ihtiyacımdayan yanımda olan Sayın Öğr. Gör. Özlem ERDİL hocama sonsuz teşekkürlerimi sunuyorum. Ayrıca, Balıkesir Üniversitesi Bilimsel Araştırma Projeleri Birimi'ne desteklerinden dolayı teşekkürlerimi sunuyorum. Son olarak; dünyamı güzelleştiren canım eşim ve canım oğlum, bu süreçte sizden aldığım her dakika için gösterdiğiniz anlayıştan dolayı size minnettarım.

**BALIKESİR, 2025**

**PELİN ÖZCAN**

## ÖZET

# MUHASEBE HİLELERİNİN TESPİTİNDE ALGORİTMİK YAKLAŞIM

**ÖZCAN, Pelin**

**Doktora, İşletme Anabilim Dalı**

**Tez Danışmanı: Prof. Dr. Suat KARA**

**2025, 150 Sayfa**

Günümüzde muhasebe hileleri, şirketlerin finansal güvenilirliğini zedeleyen, yatırımcı güvenini sarsan ve ekonomik sistemin istikrarını tehdit eden ciddi bir sorun olarak öne çıkmaktadır. Enron, WorldCom ve Xerox gibi küresel ölçekte yaşanan büyük muhasebe skandalları, yalnızca ilgili şirketlerin çöküşüne neden olmakla kalmamış; aynı zamanda ülkelerin ekonomik dengelerini sarsarak sermaye piyasalarında geniş çaplı güven kaybına yol açmıştır. Bu tür skandallar, finansal raporlama standartları ve bağımsız denetim süreçlerinin yeniden yapılandırılmasını zorunlu kılmıştır. Bu bağlamda, muhasebe hilelerinin erken aşamada tespit edilmesi; yalnızca şirketlerin sürdürülebilirliği açısından değil, aynı zamanda sermaye piyasalarının şeffaflığı ve kamusal güvenin korunması bakımından da kritik bir önem taşımaktadır.

Bu çalışmada, muhasebe hilelerinin tespitine yönelik olarak Türkiye'deki şirketlerin yapısal özelliklerini ve sektör farklılıklarını dikkate alan dinamik ve algoritmik bir model geliştirilmiştir. Araştırma kapsamında, Beneish Modeli temel alınmış, Cemal Küçüksözen tarafından önerilen iki ek finansal oran (stokların brüt satışlara oranı endeksi ve finansman giderlerinin brüt satışlara oranı endeksi) ile güçlendirilmiş ve modelin performansı SMOTE Algoritması ile iyileştirilmiştir. Ayrıca çalışmaya Benford Yasası da entegre edilerek çok katmanlı bir kontrol mekanizması oluşturulmuştur.

Veri seti olarak Borsa İstanbul'da (BIST) işlem gören imalat sanayi firmalarının finansal tabloları kullanılmış ve firmalar, bağımsız denetim raporlarında yer alan görüş türlerine ve kurumsal yönetim endeksinde bulunma durumlarına göre manipülator ve manipülator olmayan olarak sınıflandırılmıştır. Analiz sürecinde, alt sektör bazlı modelleme yapılmış ve her sektör için özgün eşik değerler tanımlanarak dinamik risk değerlendirme sistemi oluşturulmuştur. Bu yönüyle çalışma, sabit eşik değere dayalı klasik modellerin ötesine geçerek, sektörel farklılıkları dikkate alan bir yaklaşım geliştirmeyi amaçlamaktadır.

Geliştirilen model, Python ve Django tabanlı yazılıma entegre edilerek kullanıcıların kolayca finansal veri yükleyebileceği, anında görsel raporlar ile analiz alabileceği bir dijital muhasebe hilesi tespit aracı haline getirilmiştir. Yazılım, hem gerçek firma verileriyle hem de bilinçli olarak oluşturulan manipülasyon senaryolarıyla test edilmiş ve riskli firmaları tespit ettiği görülmüştür.

Bu kapsamda geliştirilen yaklaşımın, Türkiye'deki denetim süreçleriyle uyumlu bir çerçeve sunabileceği ve muhasebe hilelerinin tespitine yönelik çalışmalara katkı sağlayabilecek bir örnek oluşturabileceği düşünülmektedir.

**Anahtar Kelimeler:** Muhasebe Hileleri, Beneish Modeli, Benford Yasası, SMOTE Algoritması, Yazılım

## **ABSTRACT**

### **DEVELOPING AN ALGORITHMIC FRAMEWORK FOR DETECTING ACCOUNTING FRAUD**

**ÖZCAN, Pelin**

**PhD, Department of Business Administration**

**Advisor: Prof. Dr. Suat KARA**

**2025, 150 pages**

Today, accounting fraud has emerged as a serious issue that undermines corporate financial credibility, shakes investor confidence, and threatens the stability of economic systems. Major global accounting scandals such as those involving Enron, WorldCom, and Xerox have not only led to the collapse of the respective companies but also disrupted national economic balances, resulting in a widespread loss of confidence in capital markets. These scandals have necessitated a comprehensive restructuring of financial reporting standards and independent audit practices. In this context, the early detection of accounting fraud has become critically important not only for ensuring corporate sustainability but also for maintaining transparency in capital markets and preserving public trust.

This study proposes a dynamic and algorithmic model for detecting accounting fraud, tailored to the structural characteristics and sectoral differences of companies operating in Turkey. The model is based on the Beneish M-Score and has been enhanced by incorporating two additional financial ratios proposed by Cemal Küçüksözen—namely, the ratio of gross sales to total sales and the ratio of financial expenses to total sales. The performance of the model was further improved using the SMOTE algorithm to address class imbalance. In addition, Benford's Law was integrated into the study, thereby establishing a multi-layered control mechanism.

The dataset consists of financial statements from manufacturing firms listed on Borsa Istanbul (BIST). Firms were classified as manipulators or non-manipulators based on the type of audit opinions stated in their independent audit reports and their inclusion in the Corporate Governance Index. During the analysis process, sector-specific models were developed, and unique threshold values were defined for each sector to build a dynamic risk assessment framework. In this way, the study aims to go beyond traditional models that rely on fixed thresholds by offering an approach that considers sectoral variations.

The developed model was integrated into Python and Django-based software, enabling users to upload financial data easily and receive instant visual reports for analysis. The software was tested using both real company data and artificially constructed manipulation scenarios, and it successfully identified high-risk firms.

It is believed that the proposed approach may provide a framework compatible with auditing processes in Turkey and contribute meaningfully to the field of accounting fraud detection.

**Keywords:** Accounting Fraud, Beneish Model, Benford's Law, SMOTE Algorithm, Software

*Değerli Eşime ve Oğluma...*

# İÇİNDEKİLER

	<b>Sayfa</b>
ÖNSÖZ .....	iii
ÖZET .....	iv
ABSTRACT .....	vi
İÇİNDEKİLER .....	ix
ÇİZELGELER LİSTESİ .....	xii
ŞEKİLLER LİSTESİ .....	xiii
KISALTMALAR LİSTESİ.....	xvi
<b>1. GİRİŞ</b> .....	<b>1</b>
1.1. Araştırmanın Problemi .....	2
1.2. Araştırmanın Amacı .....	4
1.3. Araştırmanın Önemi.....	5
1.4. Araştırmanın Sınırlılıkları .....	6
1.5. Tanımlar .....	6
<b>2. İLGİLİ ALANYAZIN</b> .....	<b>8</b>
2.1. Kuramsal Çerçeve .....	8
2.1.1. Muhasebe Hilesi Kavramı ve Kapsamı.....	8
2.1.1.1. Muhasebe Hilesinin Tanımı ve Kavramsal Çerçevesi .....	9
2.1.1.2. Muhasebe Hilesinin Nedenleri, Amaçları ve Sonuçları.....	11
2.1.1.2.1. Şirketlerin Zayıf Yönetim Yapıları.....	12
2.1.1.2.2. Yöneticilerin Çıkarları ve Şirketlerin Ortaklık Yapıları.....	12
2.1.1.2.3. Yetersiz İç Denetim Sistemi, Bağımsız Denetim Komitesinin	
Yapısı ve Bağımsız Denetim.....	12
2.1.1.2.4. Tahakkuk Esaslı Muhasebenin Sağladığı Esneklik.....	13

2.1.1.2.5. Periyodik Bilgilendirme Sistemi ve Analistlerin Kar Tahminleri.....	13
2.1.1.2.6. Muhasebe Hilelerinin Amaçları.....	14
2.1.1.2.7. Muhasebe Hilelerinin Sonuçları.....	15
2.1.1.3. Muhasebe Hilelerinin Riskleri .....	16
2.1.1.3.1. Küresel Ölçekte Yaşanan Muhasebe Hilesi Skandalları .....	17
2.1.1.3.2. Skandallar Sonrası Geliştirilen Yasal Düzenlemeler .....	25
2.1.1.3.2.1. Sarbanes-Oxley (SOX) Yasası.....	25
2.1.1.3.2.2. Avrupa Birliği Düzenlemeleri.....	26
2.1.1.3.2.3. Sermaye Piyasası Kurulu Düzenlemeleri.....	27
2.1.1.3.2.4. 6102 Sayılı Ticaret Kanunu Düzenlemeleri.....	27
2.1.1.3.2.5. Türkiye Muhasebe Standartları Düzenlemeleri.....	28
2.1.1.3.2.6. Büyük ve Orta Boy İşletmeler İçin Finansal Raporlama Standartları (BOBİ FRS).....	29
2.1.1.4. Muhasebe Hilelerinde Sık Kullanılan Yöntemler ve Muhasebe Hilelerinin Uygulanma Şekilleri.....	30
2.1.1.4.1. Muhasebe Hilelerinde Sık Kullanılan Yöntemler.....	30
2.1.1.4.2. Muhasebe Hilelerinin Uygulanma Şekilleri.....	36
2.1.1.4.2.1. Gelir Hesapları İle İlgili Muhasebe Hileleri.....	37
2.1.1.4.2.2. Gider Hesapları İle İlgili Muhasebe Hileleri.....	40
2.1.1.4.2.3. Varlık ve Yükümlülük Hesapları İle İlgili Muhasebe Hileleri.....	42
2.1.1.5. Muhasebe Hilelerinin Tahmininde Kullanılan Modeller .....	43
2.1.1.5.1. Tahakkuk Esaslı Modeller.....	43
2.1.1.5.1.1. Healy Modeli.....	44
2.1.1.5.1.2. DeAngelo Modeli.....	46
2.1.1.5.1.3. Jones Modeli.....	47

2.1.1.5.1.4. Düzeltilmiş Jones Modeli.....	48
2.1.1.5.1.5. Performansa Göre Eşleştirilmiş Model.....	49
2.1.1.5.2. Karma Modelle.....	49
2.1.1.5.2.1. Beneish Modeli .....	49
2.1.1.5.2.2. Spathis Modeli.....	52
2.1.1.6. Muhasebe Hilelerinin Tespiti İçin Kullanılan Yöntemler.....	53
2.1.1.6.1. Geleneksel Yöntemler.....	53
2.1.1.6.1.1. Örnekleme Yöntemi.....	53
2.1.1.6.1.2. Analitik İnceleme Prosedürleri.....	54
2.1.1.6.1.3. Sürekli Denetimler.....	54
2.1.1.6.1.4. Kırmızı Bayraklar Tekniği.....	55
2.1.1.6.1.5. Çapraz Denetim Tekniği.....	55
2.1.1.6.2. Proaktif Yöntemler.....	56
2.1.1.6.2.1. Benford Kanunu.....	56
2.1.1.6.2.2. Veri Madenciliği.....	57
2.1.2. Dijitalleşme ve Muhasebe Hilelerine Etkisi.....	58
2.1.3. Muhasebe Hilelerinin Tespitinde Makine Öğrenmesi ve Yapay Zeka.....	59
2.2. İlgili Araştırmalar.....	61
<b>3. YÖNTEM.....</b>	<b>64</b>
3.1. Araştırmanın Modeli .....	64
3.2. Evren ve Örneklem .....	65
3.3. Veri Toplama Araçları ve Teknikleri.....	66
3.4. Verilerin Toplanma Süreci .....	71
3.5. Verilerin Analizi.....	72
<b>4. BULGULAR VE YORUMLAR .....</b>	<b>74</b>
4.1. Analiz Sürecinde Kullanılan Yöntemsel Araçlar.....	74

4.1.1. Lojistik Regresyon Yöntemi .....	74
4.1.2. SMOTE Yöntemi ile Veri Dengesizliğinin Giderilmesi.....	75
4.1.3. Model Performans Ölçütleri (Accuracy, Precision, AUC, F1-Score).....	75
4.2. Korelasyon Analizi.....	76
4.3. Tüm İmalat Sektörü (Dokuz Değişkenli) Genel Model Bulguları.....	77
4.4. Tüm İmalat Sektörü (On Değişkenli) Genel Model Bulguları.....	82
4.5. Alt Sektör Bulguları .....	87
4.5.1. Gıda, İçecek ve Tütün Alt Sektörü.....	87
4.5.1.1. Gıda, İçecek ve Tütün Alt Sektörü (Dokuz Değişkenli) Genel Model Bulguları.....	87
4.5.1.2. Gıda, İçecek ve Tütün Alt Sektörü (On Değişkenli) Genel Model Bulguları .....	92
4.5.2. Kimya, İlaç, Petrol, Lastik ve Plastik Ürünler Alt Sektörü.....	99
4.5.2.1. Kimya, İlaç, Petrol, Lastik ve Plastik Ürünler Alt Sektörü (Dokuz Değişkenli) Genel Model Bulguları .....	99
4.5.2.2. Kimya, İlaç, Petrol, Lastik ve Plastik Ürünler Alt Sektörü (On Değişkenli) Genel Model Bulguları.....	105
4.5.3. Ana Metal Sanayi Alt Sektörü .....	111
4.5.3.1. Ana Metal Sanayi Alt Sektörü (Dokuz Değişkenli) Genel Model Bulguları.....	111
4.5.3.2. Ana Metal Sanayi Alt Sektörü (On Değişkenli) Genel Model Bulguları.....	117
4.6. Model Geçerlilik Testleri Üzerine Uygulama Örnekleri .....	125
4.7. Yapay Olarak Oluşturulan Muhasebe Hilesi Senaryoları Üzerine Model Testi .....	128
<b>5. SONUÇ VE ÖNERİLER.....</b>	<b>134</b>

5.1. Sonular .....	134
5.2. neriler .....	135
<b>KAYNAKA</b> .....	136
<b>EKLER</b> .....	147

## ÇİZELGE LİSTESİ

	<b>Sayfa</b>
<b><u>Çizelge 1</u></b> Muhasebe Manipülasyonunun Amaçları ve Firma Kazanımları .....	15
<b><u>Çizelge 2</u></b> Yaşanan Bazı Muhasebe Skandalları .....	23
<b><u>Çizelge 3</u></b> Beneish Modelindeki Bağımsız Değişkenler ve Formülleri.....	51
<b><u>Çizelge 4</u></b> Kullanılan Bağımsız Değişkenler.....	65
<b><u>Çizelge 5</u></b> SMOTE + Lojistik Regresyon Modeli Akış Şeması.....	68
<b><u>Çizelge 6</u></b> Beneish M-Skor Modeli Akış Şeması .....	69
<b><u>Çizelge 7</u></b> Benford Kanunu Analizi Akış Şeması .....	70
<b><u>Çizelge 8</u></b> Tüm Model Çıktıları.....	124
<b><u>Çizelge 9</u></b> İmalat ve Metal Sanayi Sonuç Karşılaştırması.....	128

## ŞEKİLLER LİSTESİ

Sayfa

<b><u>Sekil 1</u></b> Hile Kategorileri .....	10
<b><u>Sekil 2</u></b> Hile Algıları Endeksi Kapsamında Türkiye'nin Durumu.....	11
<b><u>Sekil 3</u></b> Muhasebe Hile Yöntemleri.....	31
<b><u>Sekil 4</u></b> Kar Yönetimi Nedenleri.....	32
<b><u>Sekil 5</u></b> Karı İstikrarlı Hale Getirme Yöntemleri.....	34
<b><u>Sekil 6</u></b> Beneish Modeli Eşik Değer Görseli.....	52
<b><u>Sekil 7</u></b> Korelasyon Isı Haritası.....	77
<b><u>Sekil 8a</u></b> Tüm İmalat – Ham Veri Sınıflandırma Matrisi.....	78
<b><u>Sekil 8b</u></b> Tüm İmalat – Ham Veri Model Çıktıları.....	78
<b><u>Sekil 9a</u></b> Tüm İmalat – SMOTE Uygulamalı Sınıflandırma Matrisi.....	80
<b><u>Sekil 9b</u></b> Tüm İmalat – SMOTE Uygulamalı Model Çıktıları.....	80
<b><u>Sekil 10</u></b> Tüm İmalat – ROC Eğrisi ve En Uygun Eşik Değer (SMOTE Uygulaması).....	82
<b><u>Sekil 11a</u></b> Tüm İmalat – Ham Veri Sınıflandırma Matrisi (10 Değişkenli).....	83
<b><u>Sekil 11b</u></b> Tüm İmalat – Ham Veri Model Çıktısı (10 Değişkenli).....	83
<b><u>Sekil 12a</u></b> Tüm İmalat – SMOTE Uygulamalı Sınıflandırma Matrisi (10 Değişkenli).....	85
<b><u>Sekil 12b</u></b> Tüm İmalat – SMOTE Uygulamalı Model Çıktısı (10 Değişkenli).....	85
<b><u>Sekil 13</u></b> Tüm İmalat – ROC Eğrisi ve En Uygun Eşik Değer (SMOTE Uygulaması) (10 Değişkenli).....	86
<b><u>Sekil 14a</u></b> Gıda, İçecek ve Tütün – Ham Veri Sınıflandırma Matrisi.....	88
<b><u>Sekil 14b</u></b> Gıda, İçecek ve Tütün – Ham Veri Model Çıktısı.....	88
<b><u>Sekil 15a</u></b> Gıda, İçecek ve Tütün – SMOTE Uygulamalı Sınıflandırma Matrisi.....	90
<b><u>Sekil 15b</u></b> Gıda, İçecek ve Tütün – SMOTE Uygulamalı Model Çıktıları.....	90
<b><u>Sekil 16</u></b> Gıda, İçecek ve Tütün – ROC Eğrisi ve En Uygun Eşik Değer (SMOTE Uygulaması).....	92
<b><u>Sekil 17a</u></b> Gıda, İçecek ve Tütün – Ham Veri Sınıflandırma Matrisi (10 Değişkenli).....	93
<b><u>Sekil 17b</u></b> Gıda, İçecek ve Tütün – Ham Veri Model Çıktısı (10 Değişkenli).....	93

<b><u>Sekil 18a</u></b> Gıda, İçecek ve Tütün – SMOTE Uygulamalı Sınıflandırma Matrisi (10 Değişkenli).....	95
<b><u>Sekil 18b</u></b> Gıda, İçecek ve Tütün – SMOTE Uygulamalı Model Çıktısı (10 Değişkenli).....	96
<b><u>Sekil 19</u></b> Gıda, İçecek ve Tütün – ROC Eğrisi ve En Uygun Eşik Değer (SMOTE Uygulaması) (10 Değişkenli).....	98
<b><u>Sekil 20a</u></b> Kimya, İlaç, Petrol, Lastik ve Plastik – Ham Veri Sınıflandırma Matrisi .....	99
<b><u>Sekil 20b</u></b> Kimya, İlaç, Petrol, Lastik ve Plastik – Ham Veri Model Çıktısı.....	100
<b><u>Sekil 21a</u></b> Kimya, İlaç, Petrol, Lastik ve Plastik – SMOTE Uygulamalı Sınıflandırma Matrisi.....	102
<b><u>Sekil 21b</u></b> Kimya, İlaç, Petrol, Lastik ve Plastik – SMOTE Uygulamalı Model Çıktısı.....	102
<b><u>Sekil 22</u></b> Kimya, İlaç, Petrol, Lastik ve Plastik – ROC Eğrisi ve En Uygun Eşik Değer (SMOTE Uygulaması).....	104
<b><u>Sekil 23a</u></b> Kimya, İlaç, Petrol, Lastik ve Plastik – Ham Veri Sınıflandırma Matrisi (10 Değişkenli).....	105
<b><u>Sekil 23b</u></b> Kimya, İlaç, Petrol, Lastik ve Plastik – Ham Veri Model Çıktısı (10 Değişkenli).....	106
<b><u>Sekil 24a</u></b> Kimya, İlaç, Petrol, Lastik ve Plastik – SMOTE Uygulamalı Sınıflandırma Matrisi (10 Değişkenli).....	108
<b><u>Sekil 24b</u></b> Kimya, İlaç, Petrol, Lastik ve Plastik – SMOTE Uygulamalı Model Çıktısı (10 Değişkenli).....	108
<b><u>Sekil 25</u></b> Kimya, İlaç, Petrol, Lastik ve Plastik – ROC Eğrisi ve En Uygun Eşik Değer (SMOTE Uygulaması) (10 Değişkenli).....	110
<b><u>Sekil 26a</u></b> Ana Metal – Ham Veri Sınıflandırma Matrisi.....	112
<b><u>Sekil 26b</u></b> Ana Metal – Ham Veri Model Çıktısı.....	112
<b><u>Sekil 27a</u></b> Ana Metal – SMOTE Uygulamalı Sınıflandırma Matrisi.....	114

<b><u>Sekil 27b</u></b> Ana Metal – SMOTE Uygulamalı Model Çıktısı.....	114
<b><u>Sekil 28</u></b> Ana Metal – ROC Eğrisi ve En Uygun Eşik Değer (SMOTE Uygulaması).....	116
<b><u>Sekil 29a</u></b> Ana Metal – Ham Veri Sınıflandırma Matrisi (10 Değişkenli).....	118
<b><u>Sekil 29b</u></b> Ana Metal – Ham Veri Model Çıktısı (10 Değişkenli).....	118
<b><u>Sekil 30a</u></b> Ana Metal – SMOTE Uygulamalı Sınıflandırma Matrisi (10 Değişkenli).....	120
<b><u>Sekil 30b</u></b> Ana Metal – SMOTE Uygulamalı Model Çıktısı (10 Değişkenli).....	120
<b><u>Sekil 31</u></b> Ana Metal – ROC Eğrisi ve En Uygun Eşik Değer (SMOTE Uygulaması) (10 Değişkenli).....	123
<b><u>Sekil 32</u></b> Beneish Modeli Analizi Arayüzü.....	126
<b><u>Sekil 33</u></b> Beneish Modeli İmalat Seçeneği İle Analiz.....	126
<b><u>Sekil 34</u></b> Beneish Modeli Metal Seçeneği İle Analiz.....	127
<b><u>Sekil 35</u></b> Gerçek Firma Beneish Analizi Sonucu.....	128
<b><u>Sekil 36</u></b> Senaryo-1 Sonucu.....	129
<b><u>Sekil 37</u></b> Senaryo-2 Sonucu.....	130
<b><u>Sekil 38</u></b> Senaryo-3 Sonucu.....	131
<b><u>Sekil 39</u></b> Benford Analizi Program Arayüzü.....	131
<b><u>Sekil 40a.</u></b> Firma Benford Analizi Birinci Basamak Çıktıları.....	132
<b><u>Sekil 40b.</u></b> Firma Benford Analizi İkinci Basamak Çıktıları.....	132
<b><u>Sekil 40c.</u></b> Firma Benford Analizi İlk İki Basamak Çıktıları.....	132

## KISALTMALAR LİSTESİ

<b>AB</b>	: Avrupa Birliđi
<b>ACFE</b>	: Sertifikalı Hile Denetçileri Derneđi
<b>ABD</b>	: Amerika Birleşik Devletleri
<b>BIST</b>	: Borsa İstanbul
<b>CPI</b>	: Hile Algı Endeksi
<b>GKGMİ</b>	: Genel Kabul Görmüş Muhasebe İlkeleri
<b>KGK</b>	: Kamu Gözetimi Kurumu
<b>MSUGT</b>	: Muhasebe Sistemleri Uygulama Genel Tebliđi
<b>SMOTE</b>	: Synthetic Minority Over-sampling Technique
<b>SOX</b>	: Sarbanes-Oxley Yasası
<b>SPK</b>	: Sermaye Piyasası Kurulu
<b>TFRS</b>	: Türkiye Finansal Raporlama Standartları
<b>TMS</b>	: Türkiye Muhasebe Standartları
<b>TMSK</b>	: Türkiye Muhasebe Standartları Kurulu
<b>TTK</b>	: Türk Ticaret Kanunu

# 1. GİRİŞ

Finansal tablolar, işletmelerin mali durumu, performansı ve geleceğe yönelik beklentileri hakkında karar alıcılar için temel bilgi kaynağı niteliğindedir. Bu tablolar; yatırımcılar, kredi verenler, hissedarlar ve düzenleyici kurumlar başta olmak üzere birçok paydaşın güvenilir bilgiye erişimini sağlar. Ancak zamanla bu bilgilerin doğruluğuna olan güveni azaltan çeşitli uygulamalar ortaya çıkmış ve işletmelerin finansal tablolarındaki gerçekliği çarpıttıkları görülmüştür. Bu durum, "muhasabe hilesi" olarak tanımlanan, finansal bilgilerin bilerek ve isteyerek yanıltıcı biçimde sunulması şeklinde ifade edilmektedir. Muhasebe hileleri yalnızca finansal araçların değerlerini etkilemeye yönelik sermaye piyasası motivasyonlarından değil; aynı zamanda vergi yükünü azaltma, yöneticilerin performansa bağlı primlerini artırma, borçlanma ve sermaye maliyetlerini düşürme gibi çok çeşitli ekonomik ve yönetsel saiklerden de kaynaklanmaktadır (Mulford ve Comiskey, 2002, s. 4).

Amerika Birleşik Devletleri'nde (ABD) dünyaca tanınmış olan şirketlerde (Enron, WorldCom, vb.) 2000'li yılların başından itibaren meydana gelen skandallar ve daha birçok küresel skandal, muhasabe hilelerinin yalnızca işletme düzeyinde değil, piyasa ve ekonomi düzeyinde de yıkıcı sonuçlar doğurabileceğini göstermiştir (Ayboğa, 2022, s. 40). Bu skandalların ardından ABD'de Sarbanes-Oxley Yasası (SOX), Avrupa Birliği ülkelerinde 8. Direktif ve Türkiye'de yeni Türk Ticaret Kanunu gibi yasal düzenlemelerin yürürlüğe girmesiyle muhasabe hilelerinin önlenmesi amaçlanmıştır (Kara ve Özcan, 2020, s. 157). Ancak, tüm bu yasal düzenlemelere rağmen hilelerin tamamen önüne geçilememiştir.

Klasik denetim yöntemleri, işletme yönetimi tarafından ustalıkla gizlenmiş ve çoğu zaman yasal sınırlar içerisinde yürütülen muhasabe hilelerini ortaya çıkarmakta yetersiz kalabilmektedir. Özellikle finansal tablolar üzerinden yapılan yaratıcı muhasabe uygulamaları, standart denetim yaklaşımlarının dışına çıkarak daha gelişmiş analiz tekniklerini zorunlu hale getirmiştir. Dolayısıyla finansal rasyo analizleri, tahakkuk oranlarının değerlendirilmesi, olağandışı büyüme trendlerinin incelenmesi gibi yöntemler önem kazanmıştır. Fakat günümüzde, yalnızca bu yöntemlerle sınırlı

kalmayan; algoritmalarla desteklenen, sektörel farklılıklara duyarlı, veri odaklı ve çok katmanlı yaklaşımlar muhasebe hilelerinin erken tespitinde daha etkin hale gelmiştir.

Bu bağlamda geliştirilen Beneish M-Score Modeli, şirketlerin finansal oranlarındaki değişimlere dayanarak potansiyel manipülasyonları belirlemeye çalışan istatistiksel bir model olarak öne çıkmıştır. Ancak modelin orijinal yapısı, ABD piyasasına göre geliştirilmiş olup Türkiye gibi farklı ekonomik yapıya sahip ülkelerde sınırlılıklar taşımaktadır. Bu nedenle, modeli Türkiye finansal yapısına uyarlamak, sektör bazlı analizlerle desteklemek ve sabit eşik değere dayalı klasik yorumlama biçimlerinin ötesine geçmek önemli bir ihtiyaç haline gelmiştir.

Bu çalışmada, söz konusu ihtiyaçtan hareketle, Beneish Modeli'ne Türkiye'ye özgü ek değişkenler dahil edilmiş, alt sektörler düzeyinde özgün modeller geliştirilmiş ve her sektör için dinamik eşik değerler tanımlanmıştır. Ayrıca modelin performansı SMOTE Algoritması ile iyileştirilmiş ve Benford Yasası ile çok katmanlı bir analiz sistemi kurulmuştur. Geliştirilen bu yapının, sadece akademik düzeyde kalmayıp, yazılım ortamında pratik bir denetim aracına dönüşmesi de çalışmanın dikkat çekici yönlerinden biridir.

Bu giriş bölümünün devamında, araştırmanın problemi, amacı, önemi, varsayımları ve sınırlılıkları ele alınacak, çalışmanın çerçevesi detaylandırılacaktır.

### **1.1. Araştırmanın Problemi**

Finansal raporların güvenilirliği, işletmelerin sürdürülebilirliği ve sermaye piyasalarının sağlıklı işleyişi açısından büyük önem taşımaktadır. Ancak muhasebe hileleri, bu güvenilirliği zedeleyen ve ekonomik istikrarı tehdit eden en önemli unsurlardan biri olarak karşımıza çıkmaktadır. Hilelerin büyük bölümü, işletme yönetimleri tarafından bilinçli bir şekilde, çoğu zaman yasal sınırlar içinde ancak gerçeği yansıtmayan biçimlerde gerçekleştirilmektedir. Bu durum, denetim mekanizmalarının işlevselliği ve muhasebe hilelerinin zamanında tespiti konusunu tartışmalı hale getirmektedir.

Günümüzde muhasebe hilelerinin tespiti amacıyla literatürde çeşitli istatistiksel ve finansal modeller geliştirilmiş olmakla birlikte, bu modellerin çoğu gelişmiş ülke ekonomileri için tasarlanmıştır. Beneish M-Score Modeli, bu kapsamda

en yaygın kullanılan yöntemlerden biri olup, finansal oranlar üzerinden hile riski skoru hesaplamaya dayanmaktadır. Ancak söz konusu modelin orijinal hali, ABD merkezli firmaların verileriyle oluşturulmuş olup, Türkiye gibi farklı ekonomik yapılara sahip ülkelerde birebir uygulanması durumunda sınırlı başarı göstermektedir. Bu bağlamda, Türkçe literatürde, modelin Türkiye'deki firma yapıları ve sektörel dinamikler dikkate alınarak yapılan çalışmalar bulunmaktadır. Türkiye'de Beneish (1999) modeline yönelik ilk uyarılama, Küçüksözen (2004) tarafından yapılmıştır. Küçüksözen, yüksek enflasyonun etkilerini dikkate alarak modeldeki SGI (satışlardaki büyüme endeksi) değişkenini çıkarmış, yerine stoklar ve finansman giderlerinin brüt satışlara oranını yansıtan iki yeni değişken (SSE ve FSE) eklemiştir. Bu değişiklikler, Türkiye'de şirketlerin özellikle stok ve finansman hesapları yoluyla manipülasyon yapma eğilimlerinin gözlemlenmesiyle gerekçelendirilmiştir. Takip eden yıllarda yapılan çeşitli çalışmalar (Bekçi ve Avşargil, 2011; Kara vd., 2016; Güner ve Kurnaz, 2020), bu iki modelin sunduğu M skoru üzerinden firmaları manipülatif ya da değil olarak sınıflandırmıştır. Daha az sayıda çalışma ise (Güler vd., 2013; Tekin, 2017) probit regresyon analizleriyle değişkenlerin etkisini yeniden test etmiş ve Türkiye'ye özgü katsayılar üretmiştir. Ayrıca, Onay ve Benligiray (2021), Türkiye'de kazanç manipülasyonlarında özellikle alacak, stok ve amortisman kalemlerinin öne çıktığını ortaya koymuştur. Bu nedenle Beneish modelinin Türkiye koşullarına özgü revize edilerek uygulanması, yerel şirket davranışlarını daha doğru yansıtmada kritik bir ihtiyaç haline gelmiştir.

Türkiye literatüründe Beneish Modeli'ne yönelik yapılmış olan yukarıda bahsedilen çalışmalarda ve bu çalışmaların dışındaki diğer çalışmaların önemli bir bölümünde sabit eşik değerler üzerinden yorumlama yapılmakta ve şirketlerin sektörel farklılıkları ihmal edilmektedir. Ayrıca, mevcut modeller genellikle teorik düzeyde kalmakta, uygulamaya dönük yazılım tabanlı sistemlere yeterince yer verilmemektedir.

Diğer yandan, manipülasyon yapan firma sayısının sınırlı olması, veri setlerinde ciddi bir dengesizlik problemi doğurmakta ve bu durum, tahmin modellerinin özellikle azınlık sınıfı doğru sınıflandırma yeteneğini olumsuz etkilemektedir. Bu nedenle, SMOTE gibi sentetik örnekleme yöntemleri kullanılarak veri dengesi sağlanmakta ve modellerin genel başarımı artırılmaktadır. Ancak, sadece finansal rasyolar üzerinden yapılan analizler, bazı durumlarda manipülasyonu gözden

kaçırabilmektedir. Bu noktada, Benford Yasası gibi alternatif sayısal analiz tekniklerinin çok katmanlı bir yapı içerisinde modele entegre edilmesi, özellikle olağandışı veri desenlerinin tespitinde tamamlayıcı bir rol üstlenerek analizlerin güvenilirliğini artırmaktadır.

Bu çalışmanın temel problemi, muhasebe hilelerinin Türkiye koşullarında etkin bir şekilde tespit edilebileceği, sektörel farklılıkları dikkate alan, sabit eşik değerlerin sınırlılığını aşan ve uygulamaya dönük olarak yazılım ortamında çalışabilecek dinamik bir algoritmik denetim sistemi geliştirme gerekliliğidir.

## **1.2. Araştırmanın Amacı**

Bu çalışmanın temel amacı, muhasebe hilelerinin tespitine yönelik olarak Türkiye koşullarına uyarlanmış, sektörel farklılıkları dikkate alan ve algoritmik temele dayalı bir denetim modeli geliştirmektir. Bu amaç doğrultusunda, Beneish Modeli temel alınarak Türkiye’de faaliyet gösteren firmaların finansal raporlama özelliklerine uygun bir yapı oluşturulmuş, modelin tahmin gücünü artırmak amacıyla Cemal Küçüksözen (2004) tarafından önerilen iki ek finansal oran modele entegre edilmiştir.

Araştırmada, sabit eşik değerlerin tüm firmalar ve sektörler için tek tip uygulandığı mevcut yaklaşımların sınırlılıklarından hareketle alt sektör bazlı modelleme gerçekleştirilmiş ve her sektör için özgün eşik değerler tanımlanarak dinamik bir risk değerlendirme sistemi oluşturulmuştur. Böylece, sektörel yapıların ve finansal davranışların manipülasyon riskine etkisinin daha doğru bir şekilde analiz edilebilmesi amaçlanmıştır.

Ayrıca, manipülasyon yapan firma sayısının az olması nedeniyle oluşan veri dengesizliği problemi, SMOTE Algoritması ile giderilmiş ve modellerin sınıflandırma performansı artırılmıştır. Bununla birlikte, finansal verilerdeki olağandışı sayı dağılımlarının tespitine yönelik Benford Yasası analizleriyle çok katmanlı bir denetim yaklaşımı geliştirilmiştir.

Çalışmanın bir diğer amacı, geliştirilen modelin sadece teorik düzeyde kalmaması, Python ve Django tabanlı bir yazılım arayüzü ile uygulamaya dönük olarak hayata geçirilmesidir. Geliştirilen yazılım sayesinde, kullanıcılar finansal tablo

verilerini sisteme yükleyerek firmaların manipölasyon riskinin olup olmadığını eşik deęerlere göre anlık olarak analiz edebileceklerdir.

Bu yönüyle çalışma, muhasebe hilelerinin tespitine yönelik hem akademik hem de pratik katkı sunabilecek, uyarlanabilir ve sektörel duyarlılığı yüksek bir algoritmik denetim sisteminin geliştirilmesini amaçlamaktadır.

### **1.3. Araştırmanın Önemi**

Muhasebe hileleri, finansal bilgilerin kasıtlı olarak çarpıtılması yoluyla hem işletme düzeyinde hem de ekonomik sistemde ciddi sonuçlar doğurabilen kritik bir sorundur. Bu durum, finansal raporlamaya olan güveni zedelemekte, yatırımcıların yanlış yönlendirilmesine neden olmakta ve sermaye piyasalarının etkinliğini azaltmaktadır (Kara vd., 2021, s. 1178). Özellikle halka açık şirketlerin kamuya sunduğu finansal tablolar üzerinde yapılan bilinçli düzenlemeler, yalnızca firma performansının değil, aynı zamanda sektör ve ülke ekonomisinin genel görünümünü de yanıltıcı hale getirebilmektedir.

Günümüzde muhasebe hilelerinin tespiti için çeşitli istatistiksel modeller kullanılmakta olsa da, bu modellerin büyük bölümü gelişmiş ekonomilere göre tasarlanmış, sabit eşik deęerlere dayalı ve genel geçer yaklaşımlar içermektedir. Türkiye gibi gelişmekte olan ülkelerde, firma yapıları, raporlama alışkanlıkları ve ekonomik koşullar farklılık gösterdiğinden, söz konusu modellerin doğrudan uygulanması sınırlı sonuçlar verebilmektedir.

Bu bağlamda, bu çalışmanın önemi, Beneish Modeli'nin Türkiye'deki firmalara özgü hale getirilmesi, alt sektör düzeyinde ayrıştırılarak özgün modeller oluşturulması ve sabit eşik deęerin yerine dinamik eşik deęeri anlayışının geliştirilmesi ile literatüre yeni bir katkı sunma potansiyelinden kaynaklanmaktadır. Ayrıca, veri dengesizliğini çözmek için SMOTE Algoritmasının kullanılması ve Benford Yasası'nın entegrasyonu ile oluşturulan çok katmanlı kontrol yapısı sayesinde modelin hile tespit gücü artırılması hedeflenmiştir.

Çalışmanın dikkat çekici yönlerinden biri de, geliştirilmiş olan bu algoritmik yapının yalnızca teorik bir çerçevede kalmayıp, Python ve Django tabanlı bir yazılım aracılığıyla pratik bir denetim aracına dönüştürülmesidir.

Bu yönüyle çalışma, muhasebe hilelerinin erken ve etkin şekilde tespitine katkı sunmayı hedeflemekte; finansal şeffaflığın, piyasa güvenliğinin ve kurumsal sorumluluğun güçlendirilmesine yönelik önemli bir adım olarak değerlendirilmektedir. Akademik alanda ise, sektör bazlı modelleme, dinamik eşik değeri ve yazılım temelli uygulama bileşenleri ile muhasebe hilelerinin tespiti literatürüne yenilikçi bir yaklaşım sunmaktadır.

#### **1.4. Araştırmanın Sınırlılıkları**

Çalışmada yalnızca Borsa İstanbul'da (BIST) işlem gören imalat sanayi firmalarına ait finansal tablolar dikkate alınmıştır. Diğer sektörlerde faaliyet gösteren firmalar araştırma kapsamına alınmamıştır.

Analizler, 2019-2023 yılları arasındaki finansal tablolar üzerinden gerçekleştirilmiş olup, sonuçlar bu dönemlere özgü koşulları yansıtmaktadır.

Manipülasyon yaptığı varsayılan firmaların belirlenmesinde, bağımsız denetim raporlarında yer alan "şartlı görüş", "olumsuz görüş" ve "görüş vermekten kaçınma" gibi ifadeler esas alınmıştır. Ancak bu tür denetim görüşleri her zaman doğrudan muhasebe hilesine işaret etmeyebilir.

Manipülatör değil olarak belirlediğimiz firmalar, BIST Kurumsal Yönetim Endeksi'nde yer alan şirketlerden seçilmiştir. Ancak bu firmaların da tamamen manipülasyondan uzak oldukları kesin olarak garanti edilememektedir.

#### **1.5. Tanımlar**

**Muhasebe Hilesi:** Finansal tabloların kullanıcılarını yanıltmak amacıyla kasıtlı olarak yanlış beyan, kayıtların tahrifi veya finansal bilgilerin gizlenmesi gibi yollarla gerçekleştirilen yasa dışı işlemleri ifade eder.

**Beneish Modeli:** Şirketlerin finansal manipülasyon yapıp yapmadığını tahmin etmek için geliştirilen, belirli finansal oranlara dayalı istatistiksel bir modeldir. Bu model, 8 orijinal rasyo üzerine kurulmuştur.

**Genişletilmiş Beneish Modeli:** Beneish'in (1999) temel modeline, Türkiye uygulamaları dikkate alınarak Cemal Küçüksözen (2004) tarafından önerilen iki ek rasyo dahil edilmiş halidir.

**SMOTE:** Veri setlerinde sınıflar arasında dengesizlik olduğunda, azınlık sınıfına (örneğin hile yapan firmalar) sentetik örnekler oluşturarak sınıf dağılımını dengeleyen bir veri ön işleme yöntemidir (Synthetic Minority Over-sampling Technique).

**Benford Kanunu:** Doğal yollarla oluşan sayıların ilk basamaklarının belirli bir dağılımı izlemesi gerektiğini öne süren matematiksel yasadır. Bu yasa kullanılarak olağan dışı finansal değerler tespit edilebilir.

**Lojistik Regresyon:** Bağımlı değişkenin kategorik (örneğin: hile var / hile yok) olduğu durumlarda kullanılan bir istatistiksel modelleme yöntemidir. Bu çalışmada hile yapma olasılığını tahmin etmek için kullanılmıştır.

**Rasyo Analizi:** Şirketlerin finansal yapılarını değerlendirmek amacıyla mali tablolarından türetilen oranlar üzerinden yapılan analiz yöntemidir.

**Manipülâtör Firma:** Bağımsız denetim raporlarında olumsuz görüş, şartlı görüş ya da görüş vermektan kaçınma ifadeleri bulunan; dolayısıyla finansal tablolarında hata veya hile şüphesi barındıran firmaları ifade eder.

**Manipülâtör Olmayan Firma:** Finansal tablolarında görüş bildirilen, kurumsal yönetim ilkelerine uyumlu olduğu varsayılan ve herhangi bir denetim sorunu tespit edilmemiş firmaları ifade eder.

**Yapay Zeka:** İnsan zekasını taklit eden sistemlerin oluşturulması ile ilgilenen bir bilgisayar bilimi dalıdır. Bu tezde yapay zeka, veri analizi ve tahminleme amacıyla kullanılmaktadır.

**ProDetecta:** Bu tez kapsamında geliştirilen ve muhasebe hilelerini tespit etmeyi amaçlayan web tabanlı yapay zeka destekli analiz platformudur.

**Eşik Değer:** Finansal analizde eşik değer, bir göstergenin ya da oranın normal kabul edilen sınırını ifade eder. Bu sınır aşıldığında, ilgili göstergenin olağan dışı bir durumu işaret edebileceği varsayılır.

## 2. İLGİLİ ALANYAZIN

Bu bölümde öncelikle muhasebe hilesi kavramı kuramsal temelleriyle ele alınacak; dijitalleşmenin muhasebe hilelerine etkisi değerlendirilecektir. Ardından, muhasebe hilelerinin tespitinde makine öğrenmesi ve yapay zeka temelli yaklaşımlar kuramsal açıdan incelenecektir. Kuramsal çerçevenin ardından, alanyazında bu konulara ilişkin gerçekleştirilen ampirik araştırmalar sistematik biçimde sunulacaktır.

### 2.1. Kuramsal Çerçeve

Çalışmanın kuramsal çerçevesini oluşturmak amacıyla, öncelikle muhasebe hilesi olgusu kapsamlı biçimde ele alınacak; kavramın tanımı, nedenleri, sonuçları ve oluşturduğu riskler değerlendirilecektir. Devamında, dijitalleşmenin muhasebe uygulamaları üzerindeki etkileri incelenecek ve özellikle muhasebe hilelerine yönelik risk boyutu tartışılacaktır. Son olarak, hile tespitinde makine öğrenmesi ve yapay zeka temelli yöntemlerin kuramsal çerçevedeki yeri açıklığa kavuşturulacaktır.

#### 2.1.1. Muhasebe Hilesi Kavramı ve Kapsamı

Muhasebe hilesi, bir başka deyişle finansal tablo hilesi işletmenin finansal performansını kasıtlı olarak çarpıtmak ve kamuoyunu yanıltmak amacıyla muhasebe tablolarının bilinçli bir şekilde değiştirilmesi yoluyla gerçekleştirilen kötüye kullanım uygulamasıdır (Benligiray vd., 2025, s.210). Sertifikalı Hile Denetçileri Derneği'ne (ACFE) göre, finansal tablo hileleri, hile türleri arasında en az rastlanılanı olmakla birlikte, neden olduğu zarar bakımından en maliyetli olanıdır (ACFE, 2024, s. 10).

Bu gerçek, finansal tablo hilelerinin yalnızca mikro düzeyde bireysel işletme performansını değil, aynı zamanda makro düzeyde finansal raporlama sistemine, sermaye piyasalarının etkin işleyişine ve yatırımcı güvenine doğrudan tehdit oluşturduğunu göstermektedir. Bu bağlamda, muhasebe hilesi kavramının kuramsal zemininin detaylı bir biçimde ele alınması önem arz etmektedir. Bu nedenle, muhasebe hilelerinin neden olduğu etkilerin daha iyi anlaşılabilmesi için kavramsal temellerinin

açıkça ortaya konması gerekmektedir. Bu alt bölümde, muhasebe hilesi kavramı açıklanacak; hileye yol açan temel etkenler, gerçekleştirilme amaçları, oluşturduğu riskler ve sıkça başvurulan yöntemler literatür ışığında değerlendirilecektir.

### 2.1.1.1. Muhasebe Hilesinin Tanımı ve Kavramsal Çerçevesi

İşletmelerde muhasebe hilesi, kayıtların ve belgelerin bilinçli şekilde gerçeğe aykırı biçimde düzenlenmesi şeklinde tanımlanabilir. Bu tür uygulamalar, çoğunlukla işletme sahipleri, yöneticileri, çalışanları ya da müşterileri tarafından, farklı amaçlar doğrultusunda ve çeşitli yollarla gerçekleştirilmektedir (Hacıhasanoğlu vd., 2021, s. 65). Kamu Gözetimi Kurumu (KGGK, 2020) ise hileyi; yöneticiler, çalışanlar veya dış paydaşlar tarafından yasa dışı ve haksız kazanç sağlamak amacıyla bilinçli olarak yürütülen aldatıcı eylemler bütünü olarak tanımlamaktadır.

Yukarıda yer verilen tanımlardan hareketle, muhasebe hilesinin gerçekleşebilmesi için iki temel unsurun bir arada bulunması gerektiği anlaşılmaktadır: kasit unsuru ve maddi çıkar sağlama amacı. Hile ile hatayı birbirinden ayıran en belirgin fark, yapılan işlemin bilinçli şekilde mi yoksa yanlışlıkla mı gerçekleştirildiğidir. Ayrıca, gerçekleştirilen eylemler neticesinde bir ya da birden fazla tarafın menfaat elde etmesi, bu eylemin muhasebe hilesi kapsamında değerlendirilmesini mümkün kılmaktadır (Yıldız ve Baskan, 2014, s. 2-3).

Şekil 1.'de ACFE 2024 yılı raporunda bulunan hile türlerine göre kullanım ve mali kayıp tutarları gösterilmektedir. Buna göre, muhasebe hilelerinin vaka yüzdesinin az olmasına rağmen oluşturduğu mali kayıp diğer hile türlerine oranla çok daha fazladır. Dolayısıyla muhasebe hileleri yalnızca bireysel işletmelerin performansını ve güvenilirliğini etkilemekle kalmayıp, aynı zamanda finansal raporlamaya dayalı karar alma süreçlerini ve sermaye piyasalarının etkin işleyişini de doğrudan etkilemektedir.

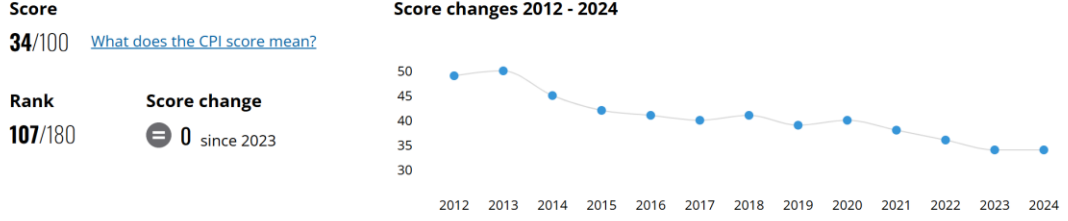


Şekil 1: Hile Kategorileri

Finansal raporlama sürecinin temel amacı, işletmenin mali durumunu, faaliyet sonuçlarını ve nakit akışlarını gerçeğe uygun şekilde sunmaktır. Ancak hileli uygulamalar bu temel amacı bozarak, şirketin olduğundan daha karlı, borçsuz, büyüyen ya da finansal olarak güçlü görünmesini sağlar. Ayrıca, şirketlerin performansının ölçülmesinde de büyük ölçüde finansal tablolardan yararlanılması, muhasebe hilelerinin yatırımcı güveninin ciddi biçimde sarsılmasına ve işletme performansına ilişkin analizlerin yanıltıcı hale gelmesine neden olabilmektedir (Fenyves vd., 2023, s.348). Bu durum, yatırımcıların, kredi verenlerin, düzenleyici otoritelerin ve diğer paydaşların yanlış kararlar almasına yol açabilmektedir.

Muhasebe hilelerinin kuramsal çerçevesi, çoğunlukla "hile üçgeni" modeli üzerinden açıklanır. Bu modele göre, bir hilenin gerçekleşebilmesi için üç temel unsurun bir araya gelmesi gerekir. Bunlar, baskı (örneğin performans hedeflerine ulaşma zorunluluğu), fırsat (örneğin zayıf iç kontrol sistemleri), ve haklı göstermedir. (örneğin bireysel etik algı ve bahaneler) (Abdullahi ve Mansor, 2015, s. 39). Daha gelişmiş modeller olan "hile elması" ve "hile beşgeni" gibi yaklaşımlar ise motivasyon faktörlerine yetkinlik, kibir ve ahlaki çöküş gibi unsurları da ekleyerek olgunun çok boyutlu niteliğine dikkat çeker (Kazan, 2021:250). Bu bağlamda muhasebe hileleri, yalnızca muhasebe ya da finans departmanlarının sorunu değil, kurumsal yönetim, iç denetim, etik kültür ve düzenleyici çerçevelerle ilişkili çok disiplinli bir alan olarak değerlendirilmelidir. Hileye neden olan organizasyonel dinamikler, şirket yapısı, yönetim tarzı ve çalışanların davranış kalıplarıyla doğrudan ilişkilidir.

Teknolojik gelişmelerle birlikte, hile türleri daha sofistike hale gelmiş ve bu durum, söz konusu eylemlerin tespitini giderek güçleştirmiştir. Şekil 2’de, dünyada yaygın olarak kullanılan küresel hile ölçütü olan Hile Algı Endeksi (CPI) kapsamında Türkiye’nin durumu sunulmaktadır. Endeks değerlerinin 2013–2023 yılları arasında düşüş gösterdiği, 2023–2024 döneminde ise sabit kaldığı görülmektedir. Ayrıca Türkiye, 180 ülke arasında 107. sırada yer almakta olup bu tablo, ülkedeki yolsuzluk ve hile risklerinin dikkate değer bir seviyede olduğunu ortaya koymaktadır. Bu bağlamda, söz konusu risklerin etkin biçimde yönetilebilmesi için finansal analizlerin, denetim tekniklerinin ve yapay zeka destekli izleme sistemlerinin daha yaygın ve güçlü bir biçimde kullanılması kaçınılmaz hale gelmiştir.



## Şekil 2: Hile Algıları Endeksi Kapsamında Türkiye'nin Durumu

Kaynak: <https://www.transparency.org/en/cpi/2024/index/tur>

Sonuç olarak, muhasebe hilesi; kurumsal güveni zedeleyen, sermaye piyasalarının etkinliğini bozan ve ekonomik istikrarı tehdit eden yapısal bir sorun olarak değerlendirilmelidir. Bu bağlamda, kavramın kuramsal temellerinin doğru şekilde kavranması, etkili önleme ve tespit stratejilerinin oluşturulmasında kritik bir rol oynamaktadır.

### 2.1.1.2. Muhasebe Hilesinin Nedenleri, Amaçları ve Sonuçları

Muhasebe hilelerinin temelinde, şirketlerin zayıf kurumsal yapıları, yöneticilerin bireysel çıkarları, iç kontrol sistemlerinin yetersizliği ve muhasebe standartlarının yorumlanabilir alanlar barındırması gibi birçok faktör yer almaktadır. Ayrıca, analist beklentileri, yatırımcı baskıları ve sermaye piyasalarındaki görünüm kaygısı gibi dışsal unsurlar da hile riskini artırmaktadır. Bu tür uygulamaların amacı ise işletmenin içinde bulunduğu stratejik duruma göre farklılık gösterebilir. Örneğin, bazı firmalar mali tablolarındaki karlılığı olduğundan fazla göstererek yatırımcı ilgisini artırmak, krediye daha kolay erişmek veya hisse senedi fiyatlarını yükseltmek isterken; bazıları ise vergi yükünü azaltmak amacıyla karlılığı olduğundan düşük gösterebilir.

Ancak bu hileli uygulamalar sadece kısa vadeli faydalar sağlamakla kalmaz; uzun vadede işletmenin itibarı, yatırımcı güveni ve piyasa istikrarı üzerinde ciddi tahribatlara yol açar. Finansal bilgilere duyulan güvenin zedelenmesi, sermaye piyasalarında belirsizliklerin artması, hatalı yatırım kararları ve kaynakların yanlış yönlendirilmesi gibi sonuçlar, muhasebe hilelerinin makro düzeydeki etkileri arasında yer almaktadır. Nihayetinde, bu tür hileli uygulamalar hem işletmelerin sürdürülebilirliğini tehlikeye atmakta hem de genel ekonomik sistemde güven krizine

neden olmaktadır. Aşağıda, muhasebe hilelerinin nedenleri, amaçları ve sonuçları açıklanmıştır.

#### **2.1.1.2.1. Şirketlerin Zayıf Yönetim Yapıları**

İşletmelerde yönetim kadrosu her zaman doğrudan şirket sahiplerinden oluşmayabilir. Rekabetin yoğunlaştığı piyasa koşullarında, şirket sahipleri yönetimi profesyonel kişilere devretmeyi tercih edebilmektedir. Ancak bu yöneticiler, şirketin menfaatlerini gözeten kararlar almakla yükümlü olmalarına rağmen, karar alma yetkilerini kötüye kullanmaları ve iç denetim mekanizmalarının yetersizliği, finansal tablolarda yanıltıcı düzenlemeler yapılmasına zemin hazırlayabilmektedir. Ayrıca, zayıf yönetim yapıları nedeniyle verilen hatalı kararlar, şirketin mali yapısını olumsuz etkileyebilmekte; bu olumsuz tabloyu gizlemek amacıyla finansal bilgilerde hileye başvurulması söz konusu olabilmektedir (Uzunoglu, 2018, s. 31).

#### **2.1.1.2.2. Yöneticilerin Çıkarları ve Şirketlerin Ortaklık Yapıları**

Şirketlerin karlılıklarını artırmaları, piyasa değerlerinde olumlu bir etki yaratmakta; bu durum yatırımcı güvenini pekiştirerek hisse senedi fiyatlarının yükselmesine neden olmaktadır. Bu tür olumlu sonuçlardan faydalanmak isteyen bazı yöneticiler, işletmenin karını gerçekte olduğundan daha yüksek göstermek ya da karlılıkta süreklilik algısı oluşturmak amacıyla muhasebe manipülasyonlarına başvurabilmektedir (Canbulut, 2008, s. 23). Bu tür uygulamalar sonucunda, şirketler piyasada güven kazanmakta, hisse değerleri yükselmekte ve yöneticiler de bu artıştan kişisel çıkar sağlamaktadır. Özellikle Amerika Birleşik Devletleri'nde yapılan karı yükseltmeye yönelik muhasebe hilelerinin temelinde, yöneticilerin hisse senedi fiyatlarındaki artıştan elde ettikleri kazançların önemli bir rol oynadığı görülmektedir (Uğurlu, 2011, s. 40).

#### **2.1.1.2.3. Yetersiz İç Denetim Sistemi, Bağımsız Denetim Komitesinin Yapısı ve Bağımsız Denetim**

İşletmelerin güvenilir finansal bilgi sunabilmeleri, büyük ölçüde sağlam ve şeffaf çalışan bir muhasebe biriminin varlığına bağlıdır. Bu birimin oluşturduğu

bilgilerin doğruluğunu ve güvenilirliğini değerlendirme sorumluluğu ise dışarıdan atanan bağımsız denetçilere aittir. Özellikle halka açık şirketlerde, işlem hacminin yüksek olması nedeniyle yalnızca bağımsız denetimle yetinilmez; aynı zamanda işletme bünyesinde bir iç denetim birimi oluşturularak, finansal raporlamaların içeriden de kontrol edilmesi sağlanır.

İç denetim; işletmenin hem finansal hem de finansal olmayan işlemlerini belirlenen politika ve prosedürlerle ne derece uyumlu yürüttüğünü inceleyen, bulgularını üst yönetime raporlayan bir denetim türüdür. Etkin çalışan bir iç denetim sistemi, genel denetim süreçlerinin etkinliğini artırarak olası hataların veya usulsüzlüklerin önlenmesine katkı sağlar (Kara, 2011, s. 36). Ancak, iç denetim mekanizmasının yetersizliği, bağımsız denetimin de etkisiz hale gelmesine neden olabilmektedir. Bu çerçevede, muhasebe departmanının, bağımsız denetçinin ve iç denetçinin bilgi eksiklikleri ya da güvenilirlik sorunları, muhasebe hilelerine zemin hazırlayan önemli faktörler arasında yer almaktadır.

#### **2.1.1.2.4. Tahakkuk Esaslı Muhasebenin Sağladığı Esneklik**

Genel Kabul Görmüş Muhasebe İlkeleri çerçevesinde firmaların gelir ve giderleri, tahakkuk esasına göre finansal tablolara yansıtılmaktadır. Bu yönetime göre, nakit hareketinin gerçekleştiği tarihten bağımsız olarak, gelir ve giderler ekonomik olarak ortaya çıktıkları dönemde muhasebeleştirilir (Uzunoğlu, 2018, s. 37). Tahakkuk esaslı muhasebe, nakit esasına kıyasla işletmenin belirli bir dönemdeki ekonomik performansını daha sağlıklı bir şekilde ortaya koymaktadır (Canbulut, 2008, s. 25).

Ancak bu muhasebe yöntemi, yöneticilere belirli bir hareket alanı tanıdığı için, finansal bilgilerin bilinçli şekilde değiştirilmesine olanak sağlayabilmektedir. Bu bağlamda, yöneticiler dönem karını olduğundan fazla ya da düşük göstermek amacıyla çeşitli muhasebe uygulamaları yoluyla hileye başvurabilmektedir. Buna karşın, tahakkuk esasından tamamen vazgeçilmesi söz konusu değildir; zira bu yöntemin terk edilmesi, işletmelerin finansal performanslarının doğru biçimde ölçülmesini zorlaştıracaktır (Dechow ve Skinner, 2000).

### **2.1.1.2.5. Periyodik Bilgilendirme Sistemi ve Analistlerin Kar Tahminleri**

TMS 1: Finansal Tabloların Sunuluşu standardına göre, işletmelerin finansal bilgilerini içeren tabloların en az yılda bir kez tam set olarak sunulması zorunludur. Ancak bu düzenleme, bir yıldan daha kısa süreler için finansal tablo hazırlanmasına engel teşkil etmez. Bu noktada TMS 34: Ara Dönem Finansal Raporlama standardı devreye girmekte olup, özellikle halka açık şirketlerin yıl içinde ara dönem finansal tablolar düzenlemesini öngörmektedir.

Bu durum, yatırım çevrelerinin firmalara ilişkin analizlerini daha kısa vadeli ve anlık olarak yapmalarına olanak tanımaktadır. Finansal analistlerin dönemsel olarak gerçekleştirdikleri kar tahminleri, firma yöneticileri üzerinde önemli bir baskı unsuru oluşturmaktadır. Zira analist beklentilerinin gerçekleşen karlarla paralellik göstermesi, piyasada firmanın güvenilirliğini artırmakta ve hisse senetlerine olan talebi yükseltmektedir. Bu nedenle, yöneticiler bazen bu beklentilere uyum sağlamak adına finansal veriler üzerinde yanıltıcı düzenlemelere başvurabilmektedir. Bu gibi uygulamaların önüne geçebilmek adına, gerçek zamanlı finansal raporlama sistemlerine geçişin önem kazandığı ifade edilmektedir (Balıkcı, 2016, s. 27).

### **2.1.1.2.6. Muhasebe Hilelerinin Amaçları**

Şirketlerin muhasebe hilesine yönelmesinin ardında çeşitli amaçlar yer almaktadır. Küçükkocaoğlu ve Küçüksözen (2005) çalışmalarında bu amaçları şu şekilde sıralamaktadır:

- Şirket hisselerinin fiyatını ve risk algısını etkilemek,
- Borç anlaşmalarında belirtilen finansal kriterleri karşılamak,
- Kredi verenler, yatırımcılar ve çalışanlarla olumlu ilişkiler kurmak ve sürdürmek,
- Halka arz süreci ya da sermaye artırımını yoluyla daha fazla fon sağlamak,
- Politik veya yasal düzenlemelerden doğabilecek olumsuzluklardan kaçınmak,
- Yatırımcıların firmaya ilişkin risk algılarını azaltmak,
- Piyasaya geleceğe yönelik olumlu sinyaller göndermek ve vergi avantajı elde etmek.

Ayrıca, Mulford ve Comiskey (2002) çalışmalarında muhasebe hilelerinin firmalara çeşitli avantajlar sağlayabileceğini ifade etmiş ve bu durumu Çizelge 1’de özetlemiştir.

**Çizelge 1. Muhasebe Manipülasyonunun Amaçları ve Firma Kazanımları**

<b>Amaçlar</b>	<b>Kazanımlar</b>
Hisse senedi fiyatı	Hisse fiyatlarının yükseltilmesi Şirket değerinin artırılması Hisse fiyatlarındaki dalgalanmanın azaltılması
Borçlanma maliyetleri	Kredibilitesinin iyileştirilmesi Sermaye maliyetlerinin azaltılması Düşük borç maliyeti
Yönetici ücret ve primleri	Yüksek kara dayalı ödüller ve primler
Politik maliyetler	Yüksek vergilerden kaçınma

**Kaynak: Charles W. Mulford ve Eugene E. Comiskey (2002). The Financial Numbers Game: Detecting Creative Accounting Practices. New York, ABD, Wiley, s.16**

#### **2.1.1.2.7. Muhasebe Hilelerinin Sonuçları**

Muhasebe hileleri, işletmelerin finansal durumunun olduğundan farklı gösterilmesine yol açarak, finansal bilgi kullanıcılarının hatalı kararlar almasına neden olmaktadır. Bu yanlış yönlendirme, özellikle şirketin menkul kıymetlerine yatırım yapan yatırımcıların maddi kayıplar yaşamasına neden olurken, genel olarak piyasa verimliliğini de olumsuz etkilemektedir. Gerçeği yansıtmayan finansal bilgiler, karar alma süreçlerini saptırarak kaynakların isabetsiz ve verimsiz bir şekilde tahsis edilmesine yol açmakta, dolayısıyla ekonomik sistem üzerine ek maliyetler bindirmektedir (Uğurlu, 2011, s. 42).

Finansal bilgi güvenilirliğinin bozulmasının yalnızca yatırımcılar değil, piyasaların bütün paydaşları üzerinde zincirleme etkiler oluşturduğu belirtilmektedir. Uçma (2010, s. 15) bu olumsuz etkileri aşağıdaki şekilde sınıflandırmıştır:

- Hisse senedi fiyatlarında ve şirket piyasa değerinde düşüş yaşanması,
- Şirketin finansmana erişim maliyetlerinin yükselmesi,

- Yatırımcıların zarar görmesi sonucu sermaye piyasalarına duyulan güvenin azalması,
- Manipülasyon yapan firmaların analistler tarafından daha az takip edilmesi,
- Analist raporlarının isabet oranının düşmesi,
- Finansal kaynakların piyasada etkin biçimde kullanılmaması,
- Manipülasyon gerçekleştiren şirket yöneticilerinin görevlerine son verilmesi,
- Bağımsız denetim firmalarının, denetim görevlerinden çekilmesi ya da müşteri kayıpları ve yüksek tazminat riskleriyle karşı karşıya kalmaları.

### **2.1.1.3. Muhasebe Hilelerinin Riskleri**

Risk kavramı, gündelik dilde genellikle zarar görme olasılığı şeklinde tanımlanır. İşletmeler bağlamında ise risk; kurumu doğrudan ya da dolaylı olarak etkileyebilecek mali kayıplar, etik dışı davranışlar, itibar kaybı veya yasal yükümlülüklerle aykırı eylemler gibi unsurlar nedeniyle ortaya çıkabilecek olumsuz durumları ifade eder (Özkul ve Özdemir, 2010, s. 4).

Bu kapsamda değerlendirildiğinde, muhasebe hileleri de işletmeler için önemli bir risk unsurudur. Çünkü bu tür hileler yalnızca belirli dönemlerdeki finansal sonuçların çarpıtılmasıyla sınırlı kalmaz; aynı zamanda uzun vadede işletmenin kurumsal yapısına, paydaşlarla olan ilişkilerine ve sektör genelindeki güven ortamına zarar verebilir. Muhasebe hilelerinin oluşturduğu riskler, hem firma içinde (mikro düzeyde) hem de finansal sistem ve ekonomik yapı üzerinde (makro düzeyde) etkili olabilmektedir. Bu risklerin daha da tehlikeli hale gelmesinin temel nedeni, muhasebe hilelerinin çoğu zaman gizli, sistematik ve planlı bir şekilde gerçekleştirilmesi ve uzun süre fark edilmeden sürdürülebilmesidir.

Finansal raporlamaya olan güvenin zedelenmesi, sermaye piyasalarının etkinliğini azaltan temel risk faktörlerinden biridir. Yanıltıcı finansal bilgiler, yatırımcıların, kredi verenlerin ve düzenleyici otoritelerin hatalı kararlar almasına neden olur. Bu durum, kaynakların verimsiz tahsisi, piyasa volatilitésinin artması ve ekonomik krizlerin tetiklenmesi gibi zincirleme etkilere yol açabilir. Özellikle halka açık şirketlerde meydana gelen muhasebe hileleri, yalnızca şirketin değil, aynı

sektörde faaliyet gösteren diğer firmaların da itibarını zedeleyebilir; dolayısıyla sistemsel riskleri artırabilir.

Muhasebe hilelerinin oluşturduğu sistemsel risklerin büyüklüğü, geçmişte yaşanan bazı küresel finansal skandallar ile açıkça görülmüştür. Enron, WorldCom, Parmalat gibi şirketlerde yaşanan skandallar yalnızca şirketlerin çöküşüne yol açmakla kalmamış; muhasebe mesleğine, bağımsız denetime ve düzenleyici yapıya olan güveni de ciddi biçimde sarsmıştır (Ayboğa, 2022, s. 40). Bu skandallar, aynı zamanda ulusal ve uluslararası düzeyde önemli yasal ve kurumsal düzenlemelerin hayata geçirilmesine öncülük etmiştir (Kara ve Özcan, 2020, s. 160).

Bu çerçevede aşağıdaki alt başlıklarda, önce dünya genelinde yaşanan önemli muhasebe hilesi skandalları ele alınacak; ardından bu skandallar sonucunda geliştirilen yasal düzenlemeler ve kurumsal reformlara değinilecektir.

#### **2.1.1.3.1. Küresel Ölçekte Yaşanan Muhasebe Hilesi Skandalları**

Muhasebe hilelerinin taşıdığı risklerin somut şekilde anlaşılabilmesi açısından, geçmişte yaşanmış büyük ölçekli skandallar önemli örnekler sunmaktadır. Bu skandallar, yalnızca ilgili işletmelerin çöküşüne değil; aynı zamanda binlerce çalışanın işsiz kalmasına, yatırımcıların ciddi zararlar yaşamasına ve denetim mekanizmalarının yetersizliğinin açığa çıkmasına neden olmuştur. En çarpıcı vakalar arasında Enron, WorldCom, Parmalat, Xerox gibi küresel şirketler yer almaktadır.

**Xerox (2000):** Xerox, dünya genelinde önde gelen fotokopi ve baskı sistemleri üreticilerinden biri olarak bilinmektedir. Ancak, 2001 yılında ABD Sermaye Piyasası Kurulu (SEC) tarafından gerçekleştirilen denetim sonucunda, şirketin muhasebe manipülasyonu yaptığı ortaya çıkarılmıştır. Yapılan incelemeler, şirketin gelirlerini yaklaşık 6 milyar dolar olduğundan fazla gösterdiğini ortaya koymuştur.

Xerox'un kullandığı hileli muhasebe yöntemleri şu şekildedir:

- Şirket, belirli çeyrek dönemlerde piyasa analistlerinin beklentilerini karşılayabilmek amacıyla, kar tutarını etkileyebilecek nitelikte finansal fon hesapları oluşturmuştur. Bu hesaplar aracılığıyla dönemsel sonuçlar yapay biçimde iyileştirilmiştir.

- Satış tipi kiralama sözleşmelerine ilişkin gerçeğe uygun değer hesaplamalarında kasıtlı sapmalar yapılmış, bu yolla 1997–2000 yılları arasında yaklaşık 2,2 milyar dolarlık gelir fazlası rapor edilmiştir.
- Şirket, gelirleri olduğundan fazla gösterebilmek için fiyat artış stratejilerini ve kiralama sürelerinin uzatılması yöntemlerini, muhasebe kurallarına aykırı şekilde uygulamıştır.
- Ayrıca, hurda değeri tahminlerinin daha önceki muhasebe standartlarına uygun biçimde sabit kalması gerekirken, ilerleyen yıllarda bu değerler yukarı yönlü revize edilerek gelecekteki kar beklentileri yapay olarak artırılmıştır.

Bu manipülasyon yöntemleri, şirketin finansal tablolarında gerçeği yansıtmayan, yatırımcıları ve düzenleyici kurumları yanıltıcı sonuçların yer almasına neden olmuştur.

**Enron Skandalı (2001):** Uluslararası düzeyde tanınan birçok firmanın mali tablolarında tespit edilen hileli raporlama vakalarında, genellikle gerçek dışı satış gelirlerinin yaratılması, işlemlerin kayıt zamanlamasında kasıtlı gecikmeler yapılması, gider ve borçların gizlenmesi, finansal kalemlerin tanımlarında hatalı sınıflandırmalara gidilmesi ve varlıkların olduğundan farklı değerlerle raporlanması gibi uygulamalara başvurulduğu gözlemlenmiştir (Michael, 2011, s. 380).

Modern muhasebe tarihinin en büyük ve en çok ses getiren finansal hile vakalarından biri Enron Skandalı'dır (Ayalp, 2019, s. 30). 1985 yılında faaliyetlerine başlayan Enron, başlangıçta yalnızca doğalgaz taşımacılığı alanında hizmet vermekteydi. Ancak 2000'li yıllara gelindiğinde, şirket bu alandaki faaliyetlerinin ötesine geçerek doğalgaz alım-satımını yapmaya başlamış; ayrıca elektrik, kömür, çelik, kağıt, kağıt hamuru, su ve geniş bant fiber optik kablo gibi farklı sektörlerde de etkili bir şekilde yer almaya başlamıştır (Healy ve Palepu, 2003, s. 4). Bu süreçte Enron, yalnızca enerji ve emtia piyasalarıyla sınırlı kalmayıp finansal piyasalarda da güçlü bir oyuncu haline gelmiştir. 2001 yılının sonlarına gelindiğinde şirketin toplam varlıkları yaklaşık 70 milyar dolara ulaşırken, New York Borsası'ndaki piyasa değeri 80 milyar dolar civarındaydı (Bayraktar, 2007, s. 39). Ne var ki, bu denli büyük ölçekli ve çok sayıda sektörde faaliyet gösteren bir yapıya sahip olmasına rağmen, Enron'un kurumsal yönetim yapısı ve faaliyetlerinin yatırımcılar tarafından yeterince sorgulanmadığı dikkat çekmektedir (Healy ve Palepu, 2003, s. 5).

Enron'un iflas sürecini tetikleyen ilk temel unsur, ticari sözleşmelerin muhasebeleştirilmesinde piyasa değeri esasının kullanılmasıdır. Bu uygulama, özellikle uzun vadeli sözleşmelerde, ileride elde edilmesi beklenen gelir ve katlanılacak giderlerin bugünkü değeri üzerinden finansal tablolara yansıtılmasına olanak sağlamıştır. Şirket, geleceğe dair ciddi belirsizlikler içeren uzun vadeli sözleşmelerde dahi gelirlerini kayda alarak karını olduğundan fazla göstermiş ve bu yolla finansal performansını yanıltıcı biçimde sunmuştur.

Bir diğer önemli husus ise Enron'un bazı işlemlerini özel amaçlı kuruluşlar (Special Purpose Entities - SPE) üzerinden gerçekleştirmesidir. SPE'ler, gelişmiş ülkelerde genellikle daha uygun finansman kaynaklarına erişim sağlamak, riskleri dağıtmak ve vergi avantajı elde etmek amacıyla sponsor firmalar tarafından kurulan ve dış yatırımcılarca finanse edilen bağımsız tüzel yapılardır (Sağlar ve Kandemir, 2007, s. 26). Bu yapılar, elde edilen gelir üzerinden yatırımcılara da pay verir. Finansal raporlama açısından, bu kuruluşların kurucu firmadan bağımsız bir yapı olup olmadığının belirlenmesi için belirli kriterler kullanılmaktadır. Bu kriterler arasında, bağımsız bir yatırımcının SPE'nin toplam borç ve özkaynaklarının en az %3'üne sahip olması ve aynı zamanda bu yapının gelirlerinin %50'sinden fazlası üzerinde hak iddia edebilmesi gerekliliği yer alır (Healy ve Palepu, 2003, s. 12-13). Söz konusu koşullar sağlanmadığında, SPE'lerin kurucu şirketin finansal tablolarına konsolide edilmesi zorunludur. Ancak Enron, bu kurallara uygunluk göstermemesine rağmen, SPE'leri finansal tablolarına dahil etmemiş, dolayısıyla yükümlülüklerini pasifte göstermeden karlarını doğrudan nakit olarak elde etmiş ve bilançosunu olduğundan güçlü göstermiştir.

Bu uygulamaların sürdürülebilir olmasında Enron'un bağımsız denetim firması Arthur Andersen'in rolü büyüktür. Denetim firması, şirketin mali tablolarını Genel Kabul Görmüş Muhasebe İlkeleri çerçevesinde denetleyerek olumlu görüş bildirmiştir. Ancak, Enron'un 1997 ile 2000 yılları arasındaki mali tablolarını muhasebe hataları gerekçesiyle düzeltmeye başlaması üzerine, yapılan muhasebe manipülasyonları gün yüzüne çıkmış ve şirket, iflas başvurusunda bulunmak zorunda kalmıştır (Bayraktar, 2007, s. 38-39). Bu süreç sonucunda, yalnızca yatırımcılar büyük kayıplara uğramakla kalmamış; aynı zamanda muhasebe mesleğine, denetim firmalarına ve genel anlamda finansal raporlamaya olan güven de ciddi şekilde sarsılmıştır.

**WorldCom Skandalı (2002):** 1983 yılında Bernard Ebbers tarafından kurulan WorldCom, yalnızca yedi yıl gibi kısa bir sürede piyasa değerini yaklaşık 180 milyar dolara ulaştırmayı başarmış ve 80.000 kişiye istihdam sağlamıştır. 1999 yılı itibarıyla şirketin borsada işlem gören hisse senetleri 64 doların üzerinde işlem görmekteydi. Dünya genelinde büyük bir telekomünikasyon devi haline gelen WorldCom, o dönemde Birleşmiş Milletler tarafından ikinci en büyük firma olarak kabul edilmekteydi. Ancak, 2001 yılında açıklanan 1,4 milyar dolarlık net karın ve 2002 yılının ilk çeyreğinde bildirilen kar rakamlarının gerçeği yansıtmadığı ortaya çıkmıştır.

Şirket tarafından yapılan açıklamalara göre, finans departmanında görev yapan üst düzey yöneticilerden biri, yaklaşık 4 milyon dolarlık muhasebe usulsüzlüğü gerçekleştirmiştir. Ayrıca, 3,8 milyar dolarlık faaliyet giderinin sermaye harcaması gibi gösterildiği, böylece şirketin karlılığının yapay olarak artırıldığı anlaşılmıştır. Bu gelişmelerin ardından muhasebe müdürü Scott Sullivan'ın görevine son verilmiş, şirket ise 2001 yılı ve 2002'nin ilk çeyreğini kapsayan mali tablolarını, gerçeğe uygun şekilde yeniden düzenleyeceğini kamuoyuna duyurmuştur. Karın olduğundan fazla gösterilmesi, WorldCom'un borsadaki hisse değerinin hızla düşmesine neden olmuş ve bu durum, iletişim sektöründeki diğer büyük firmaların da değer kaybı yaşamasına yol açmıştır. Qwest Communications, Lucent Technologies ve Nortel Networks gibi firmalar bu süreçte ciddi zararlar yaşamıştır (Demircan, 2007).

Bu skandalda dikkat çeken bir diğer unsur ise, Enron vakasında da adı geçen bağımsız denetim firması Arthur Andersen'in, WorldCom'un denetiminden de sorumlu olmasıdır. Arthur Andersen, her ne kadar şirketin Genel Kabul Görmüş Muhasebe İlkeleri'ni (GAAP) tam olarak uygulamadığına dair dipnot düşmüş olsa da, hazırladığı denetim raporunda hesapların denetlendiğini ve herhangi bir usulsüzlüğe rastlanmadığını beyan etmiştir.

Singleton'a (2010) göre, mali tablo manipülasyonları arasında en büyük zararı doğuran olay Enron vakası olsa da, WorldCom skandalı da benzer şekilde büyük etki yaratmış ve bu iki olayın ardından, 30 Temmuz 2002 tarihinde ABD hükümeti tarafından Sarbanes-Oxley (SOX) Yasası yürürlüğe konmuştur.

WorldCom skandalının gün yüzüne çıkmasına neden olan süreç ise, Sprint firmasıyla planlanan ticari ortaklığın hukuki engellere takılmasıyla başlamıştır. 2000 yılında gerçekleşmesi planlanan bu birleşmenin, telekomünikasyon sektöründeki

rekabet yapısını bozacağı gerekçesiyle iptal edilmesi, WorldCom'un hisse senetlerinde hızlı bir değer kaybına neden olmuştur. Bu süreçte, farklı sektörlerde faaliyet gösteren iştiraklerinin finanse edilmesinde kullanılan hisse senetlerinin değer farklarının bankalar tarafından karşılanması istenmiş; şirket ise zararını gizlemek ve finansal açıdan güçlü görünmek amacıyla hileli muhasebe tekniklerine başvurmuştur (Yardımcıoğlu ve Ada, 2013).

**Parmalat Skandalı (2003):** Parmalat, 2003 yılı sonunda ortaya çıkan 8 milyar dolarlık finansal açığıyla, İtalya tarihinde kayıtlara geçen en büyük kurumsal skandallardan birine neden olmuştur. Şirketin iflasına yol açan olayların arkasında üç temel unsur yer almaktadır.

İlk neden, şirketin kurumsal yönetim yapısının zayıf olmasıdır. Parmalat, her ne kadar büyümüş ve faaliyet alanlarını genişletmiş olsa da, yönetim anlayışı aile şirketi bakış açısından ileriye gidememiştir. Profesyonel yönetim ilkelerine uyulmaması, şirket sahiplerinin kişisel çıkarları doğrultusunda kaynak aktarımları yapmalarına ve bu süreçte azınlık hissedarların zarar görmesine neden olmuştur.

İkinci önemli unsur, bağımsız denetim süreçlerindeki ciddi aksaklıklardır. Enron vakasına benzer şekilde, Parmalat'ın denetimini üstlenen Deloitte Touche firmasının, daha önce Enron'un da denetimini yapan Arthur Andersen ile bağlantılı olması dikkat çekicidir. Arthur Andersen'in iflasının ardından Deloitte Touche, bu firmanın İtalya'daki bayisini devralmıştır (Gavridis ve Ficeralla, 2004). Ayrıca, Parmalat'ın denetiminin bir dönem Grant Thornton tarafından yürütüldüğü ve şirket varlıklarının yaklaşık %49'unun bu firma tarafından denetlendiği bilinmektedir. İtalya'da şirketlerin denetim döngüsünün 9 yıl sürmesi nedeniyle, bu sürecin sonunda Deloitte'e devredilen denetim görevinin ikinci bir kontrol mekanizmasına tabi tutulmaması, skandalın ortaya çıkmasında kritik bir rol oynamıştır.

Üçüncü neden ise, teyit (confirmation) mekanizmasının etkin bir şekilde işletilmemesidir. O dönemde firmalar arasında bu uygulama zaman kaybı ve düşük fayda getiren bir prosedür olarak değerlendirilmekteydi. Ancak Ocak 2003'te Amerikan Yeminli Mali Müşavirler Enstitüsü (AICPA) teyit işlemlerinin önemine dikkat çeken bir bildiriye bulunmuş, ne var ki bu bildiriden kısa süre sonra Parmalat, yaklaşık 4 milyar Euro'luk teyit hilesiyle Avrupa'da bugüne dek yaşanan en büyük finansal dolandırıcılıklardan birine imza atmıştır.

Ergen ve Odabaşı'na göre, skandalın patlak vermesi Bank of America'nın 500 milyon dolarlık bono ödemesini gerçekleştirmemesiyle gündeme gelmiştir. Şirket kayıtlarında 4,2 milyar Euro nakit bulunduğu beyan edilmesine rağmen, yalnızca 150 milyon Euro tutarındaki bir tahvil ödemesi için banka ve kamu kredilerine başvurulması, ciddi şüpheleri beraberinde getirmiştir. Parmalat, iflasın önüne geçmek amacıyla yükümlülüklerini, kendi iştiraklerinden biri olan ve Cayman Adaları'nda kurulu Bonlat adlı finans şirketinin hesaplarına aktarmış; fakat bu şirkette bulunması gereken 8 milyar Euro'luk bir kaynağın mevcut olmadığı, yani bilançoların sahte kayıtlarla düzenlendiği ortaya çıkmıştır (Mengi, 2013).

Tüm bu gelişmeler neticesinde Parmalat'ın yaklaşık 14 yıl boyunca mali tablolarında sistematik olarak hile yaptığı tespit edilmiştir. Hisseleri borsada işlem görmekten men edilen şirketin CEO'su Calisto Tanzi, dolandırıcılık suçlamasıyla 10 yıl hapis cezasına çarptırılmıştır. Bu olay, sadece şirketi değil, aynı zamanda İtalya'nın hukuki ve finansal denetim sistemindeki zafiyetleri de gözler önüne sermiştir. Skandal, yatırımcıların, denetçilerin, hukukçuların ve bağımsız denetim firmalarının rollerinin daha fazla sorgulanmasına ve düzenlemelerin sıkılaştırılmasına yönelik çeşitli reformların başlatılmasına neden olmuştur.

**Çizelge 2. Yaşanan Bazı Muhasebe Skandalları**

FİRMA	ÜLKE	SEKTÖR	YIL	AÇIKLAMA	FİRMA	ÜLKE	SEKTÖR	YIL	AÇIKLAMA
Xerox	ABD	Teknoloji	2000	Finansal tabloların yanlış yorumlanması ve gelirin olduğundan farklı gösterilmesi.	ComRoad	Almanya	Depoculuk ve Nakliye	2001	Etik olmayan şekilde hisse satışı, sahte finansal raporlama
Zhengzhou Baiwen	Çin	Perakende	2000	Şirketin piyasa kıymetini arttırmak için hasılatın fazla gösterilmesi.	Vivendi	Fransa	Telekomünikasyon, Medya	2002	Finansal raporların doğru sunulmaması, pay sahiplerinin zararları karşı karşıya kalınması.
Flowtex	Almanya	İnşaat ve Üretim	2000	Birden fazla kişiye aynı malın satılması ile fazladan gelir elde edilmesi.	Kmart	ABD	Perakende	2002	Mali tabloların yatırımcılara yanlış ve sahte bilgilerle aktarılması.
Enron	ABD	Enerji	2001	Finansal tablolarda da kar ve zararın gizlenmesi, aktiflerin kalemlerini arttırmak amacıyla kurulan iş ortaklığı.	Homestore.com	ABD	Online Yatırım (Gayrimenkul)	2002	Sahte satış, satışların yanlış işlenmesi.
Pamukbank	Türkiye	Bankacılık	2001	Grup şirkete kullanılan ve tahsil edilmeyen krediler	Global Crossing	ABD	Telekomünikasyon	2002	Olduğundan fazla gelir gösterilmesi, muhasebe belgelerinin yok edilmesi.

Çizelge 2-devamı

FİRMA	ÜLKE	SEKTÖR	YIL	AÇIKLAMA	FİRMA	ÜLKE	SEKTÖR	YIL	AÇIKLAMA
Worldcom	ABD	Telekomünikasyon	2002	Hazır değerlerin olduğundan fazla gösterilmesi	ElPaso Corporation	ABD	Enerji	2002	Karşılıklı alım satım yapılması.
Adelphia Communications	ABD	Telekomünikasyon	2002	Var olan borçların saklanması ve sermaye giderlerinin fazla gösterilmesi.	CMS Energy	ABD	Enerji	2002	Anlaşmalı alış ve satış ile gelir ve giderlerin farklı gösterilmesi
Halliburton	ABD	Enerji	2002	Yüksek maliyeti kayıtlara geçirirken usulsüz kayıt yapılması.	DynegyInc.	ABD	Enerji	2002	Anlaşmalı alış ve satış ile gelirlerin saklanması
Reliant Energy	ABD	Enerji	2002	Malın belirli kişilere aynı fiyattan satılması ve anlaşmalı alım satım sözleşmeleri	PeregrineSystems	ABD	Teknoloji	2002	Satışların fazla gösterilmesi.
Tyco Inc.	İsviçre	Endüstriyel ve Yatırım Hizmeti	2002	Şirket yatırım araçlarını uygun olmayan kullanımı, birleşmelerde hileli muhasebe uygulamaları	Merck&Co.	ABD	Sağlık (İlaç)	2002	Alınmayan Sigorta primi kesintilerinin, muhasebe kaydının yapılması.
AOL Time Warner	ABD	Medya, Eğlence, İnternet	2002	Satışların ve kazancın gereğinden fazla gösterilmesi.	Mirant	ABD	Enerji	2002	Mevcut ürünün ve borçların olduğundan fazla gösterilmesi.

**Kaynak: Mahmut Yardımcıoğlu ve Şebnem Ada. (2013). Kronolojik Bir Sırayla Muhasebe ve Finansal Raporlamada Usulsüzlük ve Skandallar. Kahramanmaraş Sütçü İmam Üniversitesi İktisadi Ve İdar ilimler Fakültesi Dergisi, 3, s. 43-55. (Revize edilmiştir.)**

### **2.1.1.3.2. Skandallar Sonrası Geliştirilen Yasal Düzenlemeler**

Küresel çapta yaşanan muhasebe hilesi skandalları, finansal raporlama, denetim ve yönetim alanlarında ciddi reform ihtiyacını gündeme getirmiştir. Bu doğrultuda, birçok ülkede hem ulusal hem de uluslararası düzeyde yasal düzenlemeler yapılmış; düzenleyici kurumların yetkileri artırılmış ve denetim standartları sıkılaştırılmıştır. Bu düzenlemeler aşağıda yer almaktadır.

#### **2.1.1.3.2.1. Sarbanes-Oxley (SOX) Yasası**

Enron ve WorldCom gibi büyük skandalların ardından çıkarılan bu yasa, finansal raporlamada şeffaflık, hesap verebilirlik ve güvenilirliğin artırılmasını amaçlamaktadır. Amerika Birleşik Devletleri'nde yaşanan muhasebe skandalları, özellikle bağımsız denetim süreçlerindeki eksiklikleri gün yüzüne çıkarmış ve denetim firmalarına duyulan güvenin ciddi şekilde sarsılmasına yol açmıştır. Finansal raporlarda yapılan bu tür yolsuzlukların yeniden yaşanmasını önlemek amacıyla yasal düzenlemelere ihtiyaç duyulmuştur. Bu kapsamda, ABD Sermaye Piyasası Kurulu (SEC) tarafından 2002 yılında yürürlüğe konulan Sarbanes-Oxley Yasası (SOX), hem şirketlerin finansal raporlamada şeffaflık düzeylerini artırmayı hem de denetim firmalarına yönelik güveni yeniden tesis etmeyi hedeflemiştir. SOX, halka açık şirketlerin muhasebe ve denetim uygulamalarını düzenleyen en kapsamlı yasalardan biri olarak kabul edilmektedir. Ayrıca, bu düzenleme ile birlikte Genel Kabul Görmüş Muhasebe İlkeleri de yeniden ele alınarak, yatırımcıların finansal tabloları daha açık ve anlaşılır biçimde yorumlayabilmelerine olanak sağlanmıştır. SOX'un amaçları şu şekilde sıralanmıştır (Gökalp, 2005, s. 106-109):

- Yatırımcıya doğru, zamanında, detaylı ve anlaşılabilir finansal bilgi sunulmasının sağlanması,
- Kurumsal yönetimin iyileştirilmesi,
- Halka Açık Şirket Muhasebe Gözetimi Kurulu'nun (PCAOB: Public Company Accounting Oversight Board) kurulması ile daha sıkı yaptırımların sağlanması,
- İç kontrollerin daha etkin olmasının sağlanması,
- Denetim yapan denetçi firmalarda alınabilecek diğer hizmetlerin sınırlandırılması,
- Dış denetim firmaları tarafından desteklenen ve iç denetimden sorumlu

- Denetim Komitesi'nin bağımsız hareket etmesinin sağlanması.

Sarbanes-Oxley Yasası'nın (SOX) hedeflerinin büyük bir kısmı zaman içerisinde önemli ölçüde hayata geçirilmiştir. Audit Analytics'in yayımladığı yıllık verilere göre, finansal tablolarının düzeltilmesi amacıyla yeniden raporlama yapan şirket sayısı 2015 yılında 765 iken, bu sayı 2016 yılında 671'e gerilemiştir (Clay ve Kim, 2017). Bu gelişme, yasanın denetim kalitesine olumlu katkılar sağladığını göstermektedir.

SOX sayesinde, muhasebe meslek mensuplarının uyması gereken standartlar netleştirilmiş, çıkar çatışmalarını azaltmaya yönelik düzenlemeler getirilmiş ve ayrıca denetim sürecinde lider denetçi ortağın her beş yılda bir değiştirilmesi zorunlu hale getirilmiştir (Blokhin, 2018). Bu düzenlemeler, hem finansal raporlamada güvenin yeniden tesis edilmesine hem de mesleki etik kuralların güçlendirilmesine katkı sağlamıştır.

#### **2.1.1.3.2.2. Avrupa Birliği Düzenlemeleri**

Muhasebe skandallarının ardından, Avrupa Birliği (AB) üyesi ülkelerde de bağımsız denetim faaliyetlerine duyulan güven sarsılmıştır. Bu güven kaybını telafi etmek ve denetim süreçlerinin kalitesini artırmak amacıyla, 8. AB Direktifi geliştirilmiştir (Elgin, 2006). Bu düzenlemeyle birlikte, bağımsız denetim firmalarının yetkilendirilmesi, denetçilerin kayıt altına alınması ve güvenilirliklerinin düzenli olarak denetlenmesi gibi başlıklar ön plana çıkmıştır. Taslak metinde, özellikle skandalların ardından zedelenecek kamu güveninin yeniden inşa edilebilmesi için, AB üyesi ülkelerin bağımsız denetim kuruluşlarını düzenli olarak inceleyecek denetim otoriteleri kurmaları gerektiği vurgulanmıştır.

8. Direktif kapsamında getirilen kalite güvence sistemine göre; halka açık olmayan şirketlerin denetimini gerçekleştiren denetim firmalarının en az altı yılda bir, halka açık şirketleri denetleyen kuruluşların ise en geç üç yılda bir kalite kontrol denetimine tabi tutulması gerekmektedir (Okur, 2007, s. 21).

Tüm bu düzenlemeler, tıpkı diğer uluslararası reformlarda olduğu gibi, bağımsız denetimin daha şeffaf, güvenilir ve etkin şekilde yürütülmesini sağlama hedefi taşımaktadır.

### **2.1.1.3.2.3. Sermaye Piyasası Kurulu Düzenlemeleri**

Muhasebe skandallarının ardından, bağımsız denetimin önemi giderek daha fazla gündeme gelmiştir. Şirketlerin hazırladığı finansal tabloların doğruluk, dürüstlük ve Genel Kabul Görmüş Muhasebe İlkeleri (GKGMİ) çerçevesinde tarafsız şekilde incelenmesini amaçlayan bu denetim türü, kurumsal şeffaflığın sağlanmasında kritik rol oynamaktadır.

Sermaye Piyasası Kurulu (SPK) tarafından yayımlanan Seri: X, No: 22 sayılı “Sermaye Piyasası’nda Bağımsız Denetim Standartları Hakkında Tebliğ”, bağımsız denetimi şu şekilde tanımlamaktadır: “İşletmelerin kamuya açıklanacak ya da Kurul tarafından istenecek yıllık finansal tabloları ile diğer finansal bilgilerinin, ilgili finansal raporlama standartlarına uygunluğu ve doğruluğu konusunda makul güvence sağlayacak yeterli ve uygun denetim kanıtlarının elde edilmesi amacıyla, bağımsız denetim standartlarında belirtilen gerekli tüm tekniklerin uygulanarak, defter, kayıt ve belgeler üzerinden yapılan denetim ve bu sürecin raporlanması.”

Söz konusu tebliğ, Uluslararası Denetim Standartları ile uyumluluğu sağlamak üzere hazırlanmış ve 12 Haziran 2006 tarihinde yürürlüğe girmiştir.

Amerika Birleşik Devletleri’nde yürürlüğe giren Sarbanes-Oxley Yasası’na paralel olarak tasarlanan bu tebliğ ile, Türkiye’deki bağımsız denetim faaliyetlerinin kapsamı ve işleyişi düzenlenmiştir. Bu kapsamda; denetim kuruluşlarının yetkilendirilmesi, denetçilere yönelik yaptırımlar ve bağımsız denetimin etkinliğini artırmaya yönelik diğer düzenlemelere yer verilmiştir (Okur, 2007, s. 28). Aynı zamanda, bağımsız denetim firmalarının kalite kontrol süreçleri de SPK tarafından dikkatle izlenmekte ve denetim kalitesinin artırılması hedeflenmektedir.

### **2.1.1.3.2.4. 6102 Sayılı Ticaret Kanunu Düzenlemeleri**

6102 sayılı Türk Ticaret Kanunu (TTK), kurumsal yönetim anlayışının güçlendirilmesi, şeffaflığın artırılması ve bağımsız denetim ilkesinin etkin şekilde uygulanması amacıyla hazırlanmıştır. TTK yürürlüğe girmeden önce, bağımsız denetim uygulamaları farklı kurumlar tarafından çeşitli şekillerde ele alınmış ve bu durum uygulama birliğinin sağlanamamasına yol açmıştır (Uzay ve Bayat, 2016). Bu dağınık yapının ortadan kaldırılması amacıyla, bağımsız denetime ilişkin temel kurallar TTK kapsamında bütüncül bir biçimde tanımlanmıştır.

Ayrıca, muhasebe ve denetim standartlarının oluşturulması, bağımsız denetim

kuruluşlarının yetkilendirilmesi ve denetlenmesi gibi görevleri yerine getirmek üzere, Kamu Gözetimi, Muhasebe ve Denetim Standartları Kurumu (KGK) yetkili otorite olarak görevlendirilmiştir.

Kanunun 397 ve 398. maddelerine göre, bağımsız denetime tabi olacak şirketlerin belirlenmesi yetkisi Bakanlar Kurulu'na (günümüzde Cumhurbaşkanlığı'na) verilmiştir. Bu kapsamda, bir işletmenin aktif toplamı, yıllık net satış hasılatı ve çalışan sayısı gibi kriterlerden en az ikisinin, art arda iki hesap dönemi boyunca belirli eşik değerleri aşması durumunda, söz konusu işletme takip eden dönemde bağımsız denetime tabi tutulmaktadır. 10/06/2025 tarihli Karar uyarınca bu eşik değerler aşağıdaki gibidir:

- Aktif toplamı: 300 milyon Türk Lirası
- Yıllık net satış hasılatı: 600 milyon Türk Lirası
- Çalışan sayısı: 150 kişi

TTK yalnızca denetim alanında değil; aynı zamanda kurumsal yönetim, muhasebe uygulamaları ve finansal raporlama konularında da kapsamlı düzenlemeler getirmiştir. Bu reformlar, Türkiye'nin uluslararası ekonomik sistemle daha uyumlu bir yapıya kavuşmasını ve yabancı yatırımcılar açısından daha öngörülebilir bir ortam oluşturulmasını amaçlamıştır (Uzay ve Bayat, 2016).

#### **2.1.1.3.2.5. Türkiye Muhasebe Standartları Düzenlemeleri**

Küreselleşen ekonomik yapılar ve ticaretin uluslararası boyuta taşınmasıyla birlikte, finansal işlemler de uluslararası platformlarda yürütülmeye başlanmıştır. Bu gelişmeler, ülkeler arasındaki muhasebe uygulamalarındaki farklılıkların giderilmesi ve ortak bir raporlama dilinin oluşturulması gerekliliğini ortaya koymuştur. Bu doğrultuda hazırlanan Uluslararası Finansal Raporlama Standartları (IFRS), Türkiye'de 2005 yılında Türkiye Muhasebe Standartları Kurulu'nun (TMSK) kurulmasıyla birlikte uygulanmaya başlanmıştır (Uçma, 2010, s. 79).

IFRS kapsamında muhasebe manipülasyonlarını önlemeye yönelik çeşitli düzenlemeler yer almaktadır. Bu düzenlemeler arasında, özellikle "Finansal Tabloların Hazırlanması ve Sunumuna İlişkin Kavramsal Çerçeve" metni öne çıkmaktadır. Söz konusu çerçevede, finansal tabloların hazırlanmasında dikkate alınması gereken temel ilkeler ile bu tabloların taşınması gereken nitelikler açıklanmıştır. Özellikle anlaşılabilirlik, ihtiyaca uygunluk, önemlilik gibi niteliksel özellikler, finansal bilgilerin şeffaflığını ve

doğruluğunu artırmayı amaçlamaktadır.

Yasal düzenlemeler açısından bakıldığında ise, Türkiye Muhasebe Standardı 8 (TMS 8) – “Muhasebe Politikaları, Muhasebe Tahminlerinde Değişiklikler ve Hatalar” önemli bir yer tutmaktadır. Bu standart, işletmelerin muhasebe politikalarını nasıl seçmeleri gerektiğini, söz konusu politikalarda ve tahminlerde yapılan değişikliklerin hangi kurallar çerçevesinde uygulanacağını ayrıntılı biçimde tanımlar. Öte yandan, TMS 12 – “Gelir Vergileri” standardı ise, işletmelerin gelirleri üzerinden hesapladıkları vergilere yönelik muhasebe işlemlerine ilişkin esasları düzenlemektedir.

Sonuç olarak, burada belirtilen standartlar ve TFRS kapsamında yer alan diğer tüm düzenlemeler, finansal raporlamanın doğruluğunu ve güvenilirliğini artırmak, dolayısıyla yatırımcıların ve diğer paydaşların sağlıklı kararlar almasını sağlamak amacıyla geliştirilmiştir (Uçma, 2010, s. 81).

#### **2.1.1.3.2.6. Büyük ve Orta Boy İşletmeler İçin Finansal Raporlama**

##### **Standartları (BOBİ FRS)**

Bu standart, 29/07/2017 tarihli ve 30138 sayılı Mükerrer Resmî Gazete’de yayımlanarak 01/01/2018 tarihinde yürürlüğe girmiştir.

BOBİ FRS, bağımsız denetime tabi olup Türkiye Finansal Raporlama Standartları’nı (TFRS) uygulamayan işletmeler için hazırlanmış olup, bu çerçevede daha önce uygulanan Muhasebe Sistemi Uygulama Genel Tebliği (MSUGT)’nin yerini almıştır. Türk Ticaret Kanunu (TTK) kapsamında TFRS uygulamayan ancak bağımsız denetime tabi olan işletmelerin finansal tablolarını hazırlarken dikkate alması gereken temel standart BOBİ FRS olmuştur.

Tıpkı Türkiye Muhasebe Standartları (TMS) gibi, BOBİ FRS de raporlama farklılıklarını ortadan kaldırmak ve finansal tabloların hazırlanmasında ortaya çıkabilecek muhasebe manipülasyonlarını önlemek amacıyla, kavramsal bir çerçeveye dayalı olarak tasarlanmıştır.

Bu bağlamda, BOBİ FRS’nin manipülasyonu doğrudan ilgilendiren bazı temel bölümleri şunlardır (Zengin, 2018, s. 137):

- Hasılat
- Finansal Araçlar ve Özkaynaklar

- Stoklar
- Maddi Duran Varlıklar
- Varlıklarda Değer Düşüklüğü
- Borçlanma Maliyetleri
- Karşılıklar, Şarta Bağlı Yükümlülükler ve Şarta Bağlı Varlıklar

Bu başlıklar altında yapılan düzenlemeler, finansal bilgilerin gerçeği yansıtmasını sağlamak ve kasıtlı ya da hatalı raporlamaların önüne geçmek amacı taşımaktadır.

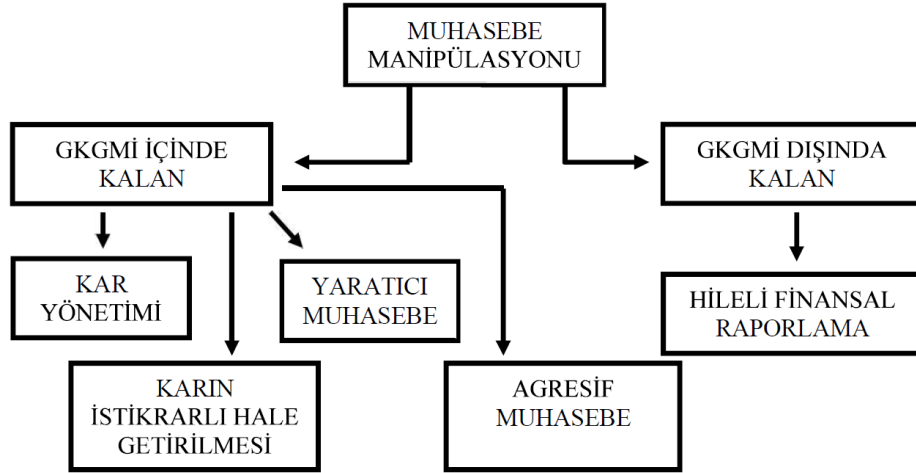
#### **2.1.1.4. Muhasebe Hilelerinde Sık Kullanılan Yöntemler ve Muhasebe Hilelerinin Uygulanma Şekilleri**

Finansal bilginin güvenilirliği, karar alıcılar açısından büyük önem taşımaktadır. Ancak bazı işletmeler, çeşitli amaçlarla finansal tabloları kasıtlı olarak çarpıtarak gerçek mali durumu gizleyebilmektedir. Bu tür uygulamalar, muhasebe hilesi olarak tanımlanmakta ve genellikle belirli yöntemler çerçevesinde gerçekleştirilmektedir. Literatürde muhasebe hileleri; kar yönetimi, yaratıcı muhasebe, agresif muhasebe uygulamaları, karın istikrarlı hale getirilmesi ve doğrudan finansal tablo hileleri şeklinde kategorize edilmektedir. Bu yöntemler, işletmenin dönemsel performansını olduğundan farklı göstermek, yatırımcı güveni kazanmak ya da vergi yükümlülüklerini azaltmak gibi çeşitli amaçlarla kullanılmaktadır.

Muhasebe hileleri belirli hesap grupları üzerinde yoğunlaşmaktadır. Özellikle gelir hesapları (erken gelir kaydı, fiktif satışlar), gider hesapları (giderlerin sermayeleştirilmesi, ertelenmesi) ve bilanço hesapları (varlıkların şişirilmesi, yükümlülüklerin gizlenmesi) üzerinde yapılan müdahaleler, finansal tabloların gerçeği yansıtmasını engelleyebilmektedir. Bu tür uygulamalar, hem mikro düzeyde işletmelerin mali sürdürülebilirliğini tehdit etmekte, hem de makro düzeyde finansal piyasaların etkin işleyişini zayıflatmaktadır. Bu nedenle muhasebe hilelerinin hangi yöntemlerle yapıldığının ve hangi hesaplar üzerinde yoğunlaştığının anlaşılması, hilelerin önlenmesi ve tespiti açısından kritik öneme sahiptir.

#### 2.1.1.4.1. Muhasebe Hilelerinde Sık Kullanılan Yöntemler

Bu bölümde, muhasebe hilelerinde sıkça başvurulan yöntemlere yer verilmiştir. Agresif muhasebe, yaratıcı muhasebe, kar yönetimi ve finansal tabloların kasıtlı olarak çarpıtılması gibi uygulamalar, bu tür hilelerin temelini oluşturmaktadır. Şekil 3'de Stolowy ve Breton (2000) tarafından yapılan muhasebe hileleri sınıflandırması gösterilmektedir.



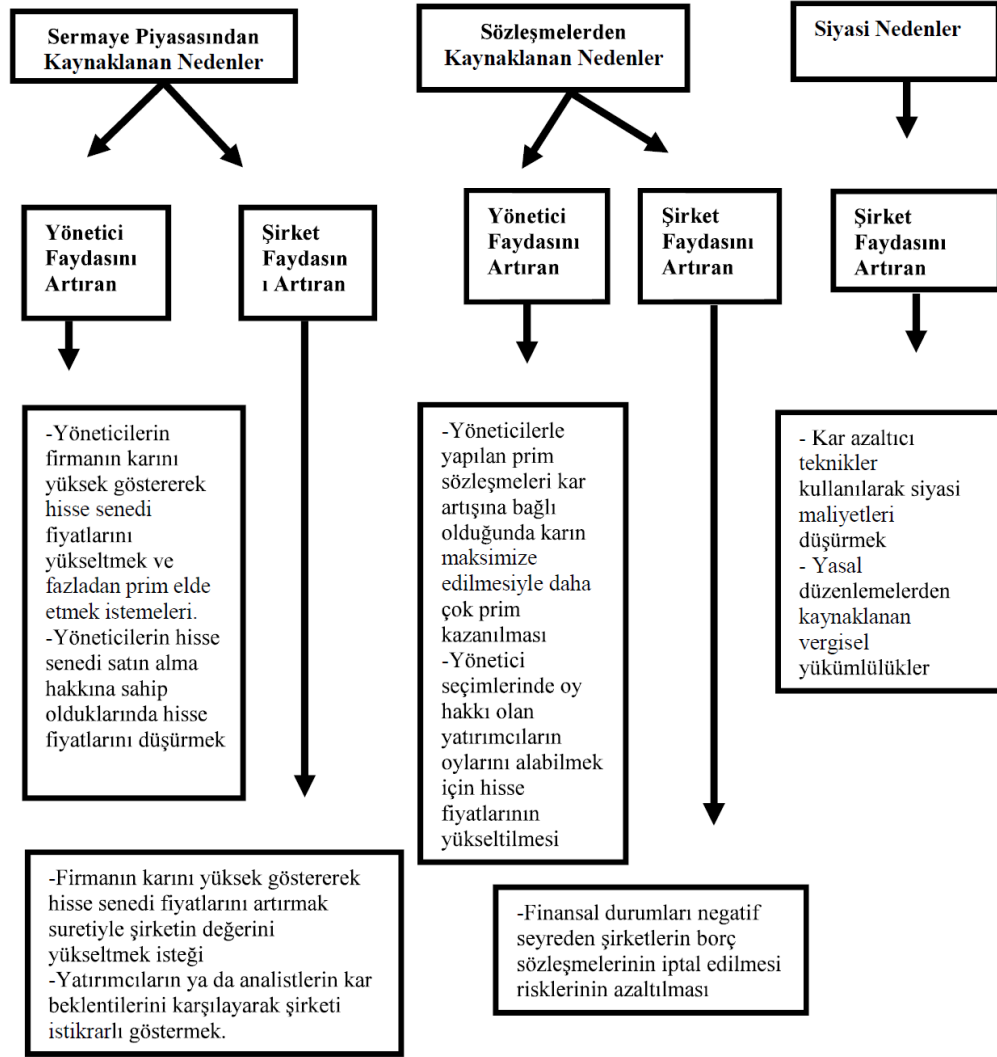
Şekil 3. Muhasebe Hile Yöntemleri

**Kaynak:**Yusuf Tepeli ve Burak Kayıhan (2016). Muhasebe Manipülasyonunun Beneish Modeli ile Tespit Edilmesi: BIST Gıda Maddeler Sanayi Sektörü'nde Bir Uygulama. *Yönetim ve Ekonomi Araştırmaları Dergisi*, Vol. 14(4), s. 248.

Yukarıda sınıflandırması yapılan muhasebe hile yöntemleri aşağıda açıklanmaktadır.

**Kar Yönetimi:** Bir işletmenin faaliyetleri sonucunda elde ettiği gelirlerin, bu faaliyetler için katlandığı giderleri aşan kısmı kar olarak ifade edilir (Akdoğan vd., 2018, s. 90). Artan rekabet ortamı, işletmelerin finansal performansına duyulan ilgiyi artırmıştır. Kar, bir firmanın değerinin temel göstergelerinden biri olarak kabul edilmekte; bu değer zamanla artması işletme değerini yükseltirken, düşmesi ise değer kaybına yol açmaktadır. Finansal bilgi kullanıcılarının yatırım kararları ve firmaların borçlanma koşulları üzerinde etkili olan bu durum, bazı yöneticiler tarafından çeşitli hedeflere ulaşmak amacıyla manipüle edilebilmektedir. Bu kapsamda dönemsel kar tutarları, hisse senedi fiyatları, yöneticilere sağlanan teşvikler

ya da kredi koşulları üzerinde etkili olmak amacıyla yönlendirilmiş olabilir (Akdoğan vd., 2018, s. 91). Finansal raporlama sürecinde yöneticilere tanınan takdir yetkileri ve muhasebe standartlarındaki esneklikler, kar yönetimi uygulamalarını mümkün kılmakta; bu durum da finansal tablo kullanıcılarının yanıltılmasına neden olabilmektedir (Özden ve Ataman, 2014:13). Şekil 4'te kar yönetiminin nedenleri bulunmaktadır.



Şekil 4. Kar Yönetimi Nedenleri

**Kaynak:** Özcan, P. (2019). Muhasebe Manipülasyonlarında Yapay Sınır Ağlarının Önemi ve Bir Örnek Uygulama. Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi, Balıkesir Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü. Balıkesir.

**Karın İstikrarlı Hale Getirilmesi:** Yatırımcıların şirket hakkındaki algısını olumlu yönde şekillendirmek isteyen yöneticilerin başvurduğu bir diğer yöntem ise karın belli bir düzeyde ve tutarlılıkta gösterilmesidir. Mulford ve Comiskey (2002),

karın istikrarlı hale getirilmesini; muhasebe standartlarının sunduğu esneklikten faydalanarak, bir döneme ait kazancın başka bir döneme kaydırılması yoluyla dönemler arası kar dalgalanmalarını azaltmayı hedefleyen bir kar yönetimi yöntemi olarak tanımlamaktadır.

Bhasin (2015), karın istikrarlı hale getirilmesi sürecini, insanların kurabiye alıp bunları daha sonra tüketmek üzere bir kavanozda saklamalarına benzetmektedir. Bu benzetme çerçevesinde, işletmelerin yüksek karlılık elde ettikleri dönemlerde, karın bir kısmını bilançoda gider tahakkuklarını artırarak sakladıkları; böylece o dönem karını olduğundan düşük gösterdikleri ve sonraki dönemlerde bu gizlenmiş karları kullanarak kar dalgalanmalarını azaltmaya çalıştıkları ifade edilmektedir.

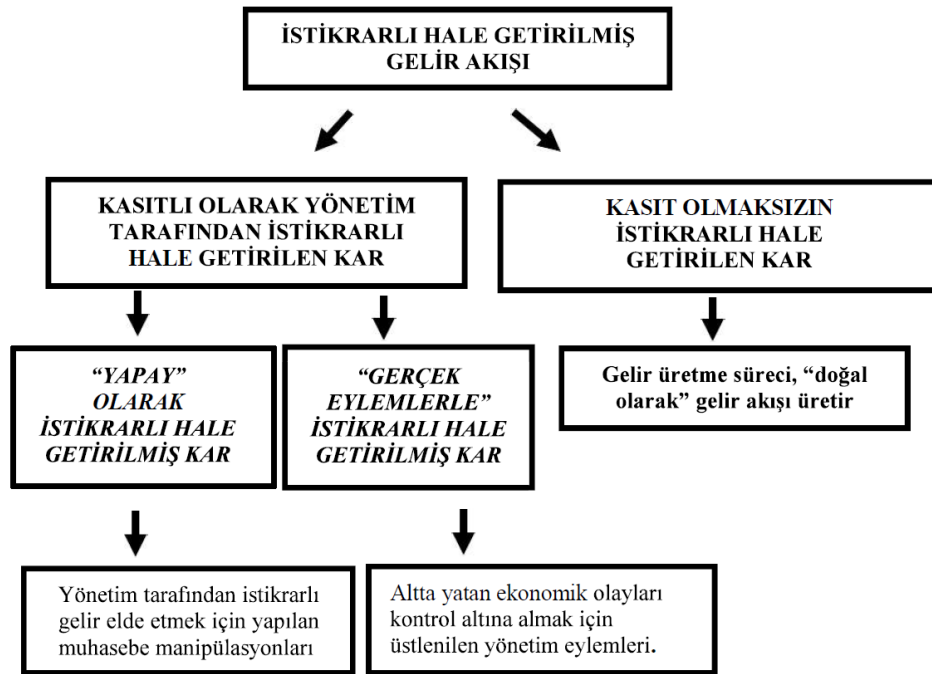
Yukarıda yapılan açıklamalardan da anlaşılacağı üzere, gelirlerin yüksek karlı dönemlerden düşük performans gösteren dönemlere aktarılması yoluyla, dönemsel kar dalgalanmalarının önüne geçilmesi amaçlanmaktadır (Bahadır ve Demir, 2007, s. 10). Bu tür uygulamaların bir diğer gerekçesi ise, işletmenin risk düzeyini düşük göstererek borçlanma maliyetlerini azaltma arzusudur. Stolowy ve Breton (2004), kar istikrarını sağlamak amacıyla gerçekleştirilen muhasebe temelli müdahalelerin temel amacının, sürekli artan bir kar görünümünü oluşturmak olduğunu ifade etmektedir. Bunun için işletmenin bazı dönemlerde yüksek kar açıklaması gerekir; bu dönemlerde ayrılan karşılıkların, daha düşük karlı yıllarda gelir olarak kaydedilmesiyle, kar artışı sürdürülebilir hale getirilmiş olur. Burada asıl hedef, kardaki dalgalanmaların yani varyansın en aza indirilmesidir.

Ancak, her muhasebe uygulaması bu amaç doğrultusunda uygun değildir. Bazı uygulamalar kar istikrarı sağlamak için her zaman kullanılabilirken, bazıları yalnızca belirli koşullarda işe yarar ya da hiçbir zaman uygun olmaz. Copeland (1968), karı sabitlemek amacıyla kullanılacak muhasebe tekniklerinin taşıması gereken özellikleri şu şekilde belirtmiştir:

- Kullanıldıktan sonra işletmeyi ilerleyen dönemlerde özel bir işlem yapma zorunluluğunda bırakmamalıdır.
- Uygulama profesyonel muhasebe yargısına dayanmalı ve genel kabul görmüş muhasebe ilkeleri çerçevesinde olmalıdır.
- Dönemler arası kar farklılıklarını dengeleyebilmelidir.

- Tek başına ya da başka yöntemlerle birlikte, ardışık dönemlerde tutarlı şekilde uygulanabilmelidir.

Stolowy ve Breton (2000) ayrıca, karın istikrarlı hale getirilmesinin üç temel biçimde gerçekleştirilebileceğini ifade etmektedir. Bunlardan ilki, muhasebe standartlarının sağladığı esneklikten yararlanarak yapılan düzenlemelerdir. İkincisi, işletmenin yatırım, üretim ve satış gibi faaliyetlerine yönelik stratejik kararlar yoluyla gerçekleştirilen eylemlerdir. Üçüncüsü ise, şirketin doğal gelir yaratma sürecinde kendiliğinden gelişen ve herhangi bir dış müdahale olmadan gerçekleşen süreçlerdir. Şekil 5’te bu yöntemlerin sınıflandırmasına yer verilmiştir.



Şekil 5. Karı İstikrarlı Hale Getirme Yöntemleri

Kaynak: Herve Stolowy ve Gaetan Breton. (2000). A Framework For The Classification Of Accounts Manipulation. s. 23.

**Yaratıcı Muhasebe:** Yaratıcı muhasebe kavramına ilişkin literatür incelendiğinde, bu kavramı kapsayan ortak ve net bir tanımın bulunmadığı görülmektedir (Stolowy ve Breton, 2000, s. 49). Naser (1993), yaratıcı muhasebeyi; finansal rapor hazırlayanların, muhasebe standartlarının sunduğu esneklikleri kendi lehlerine kullanarak finansal tablo verilerini manipüle etmesi olarak tanımlamaktadır.

Griffiths (1995) ise yaratıcı muhasebeyi “etki-tepki” ilişkisi bağlamında değerlendirmiştir. Ona göre bu yaklaşım, hazırlanacak finansal bilgilerin paydaşlar üzerinde nasıl bir algı oluşturacağını öngörerek, buna uygun şekilde rapor düzenlenmesi esasına dayanmaktadır.

Küçüksözen ve Küçükkocaoğlu (2005) ise yaratıcı muhasebe uygulamalarının, finansal tabloların (özellikle bilanço, gelir tablosu ve nakit akım tablosu) sınıflandırma biçimlerinde görüldüğünü belirtmiş ve bu kapsamda yapılan işlemleri şu şekilde sıralamıştır:

- Gerçekleşmemiş ya da fiktif gelirlerin muhasebeleştirilmesi,
- Faiz giderlerinin agresif biçimde aktifleştirilmesi veya amortisman sürelerinin uzatılması,
- Varlık ve borçların ekonomik gerçekliğe aykırı şekilde raporlanması,
- Olağanüstü gelirlerin faaliyet geliri, faaliyet giderlerinin ise olağanüstü gider olarak gösterilmesi yoluyla gelir tablosunun yeniden yapılandırılması,
- Nakit akım tablosunda yatırım veya diğer faaliyetlerden elde edilen nakdin, doğrudan faaliyetlerden sağlanmış gibi sunulması yoluyla işletmenin nakit yaratma kapasitesinin olduğundan yüksek gösterilmesi.

Özetle, yaratıcı muhasebe; şirketin performansını gerçekte olduğundan daha olumlu yansıtmak amacıyla başvurulmuş bir muhasebe manipülasyonu biçimidir. Ancak klasik anlamda hileden ayrılan yönü, bu işlemlerin muhasebe standartlarındaki belirsizliklerden ve uygulama boşluklarından yararlanılarak yapılmasıdır.

**Agresif Muhasebe:** Agresif muhasebe, finansal tablolar hazırlanırken yürürlükteki mevzuat ile genel kabul görmüş muhasebe ilkelerinin sınırlarının zorlanarak, ekonomik gerçekliği tam olarak yansıtmayan ancak teknik olarak uygun sayılabilecek düzenlemeler yapılmasıdır (Erol ve Aslan, 2016, s. 23). Bu tür uygulamaların temel amacı, şirketin mali durumunu gerçekte olduğundan daha güçlü ve olumlu gösterebilmektir.

Mulford ve Comiskey (2002), agresif muhasebeyi, muhasebe ilkelerinin ve standartlarının ruhuna uygunluk gözetilmeksizin, daha yüksek kar göstermek amacıyla bilinçli ve kasıtlı olarak yapılan düzenlemeler şeklinde tanımlamaktadır (Erol ve Aslan, 2016, s. 24).

Bu duruma örnek olarak, ABD merkezli Aurora Foods şirketinin uygulamaları gösterilebilir. Şirket, tanınmış markaların ürünlerini satın alarak agresif bir pazarlama stratejisi benimsemiş ve bu doğrultuda satış gelirlerini yüksek seviyelerde göstermiştir. Uygulamada, gıda ürünleri perakendecilere sevk edildiği anda satış geliri olarak kaydedilmiş; ancak bu satışlara ilişkin promosyon giderleri, perakendecilerin ürünleri nihai tüketiciye sattığı tarihte muhasebeleştirilmiştir. Bu yaklaşım, satış anında oluşan maliyetin ertelenmesine ve dolayısıyla dönem karının gerçekte olduğundan fazla görünmesine neden olmuştur (Mulford ve Comiskey, 2002).

Bu örnekten de anlaşılacağı üzere, agresif muhasebe uygulamaları da finansal tablo kullanıcılarının yanıltılmasına yol açmakta; karar alma süreçlerinde hatalı sonuçlara neden olabilecek bilgiler sunmaktadır.

**Hileli Finansal Raporlama:** Muhasebe hilesi, işletme yöneticileri veya çalışanları tarafından kişisel veya kurumsal çıkarlar doğrultusunda, finansal tabloların muhasebe ilkeleriyle çelişecek şekilde bilinçli olarak değiştirilmesiyle ortaya çıkan bir durumdur. Bu kavram, çalışmada da örnekleri sunulan ve küresel çapta büyük yankı uyandıran muhasebe skandallarının ardından daha fazla dikkat çeker hale gelmiştir. Hileli raporlamaların yol açtığı ekonomik kayıplar incelendiğinde, bu tür durumların etkilerinin sadece şirketlerle sınırlı kalmadığı; aynı zamanda geniş çaplı ekonomik zararlara yol açabildiği görülmektedir (Uçma, 2010:27).

Demir ve Bahadır (2007:116) tarafından ifade edildiği üzere, muhasebe hilesi kapsamında değerlendirilebilecek bazı eylemler şunlardır:

- Mali belge ve evrakların üzerinde tahrifat yapmak,
- Gerçekleşmiş işlemleri kayıtlardan silmek,
- Fiilen gerçekleşmeyen işlemleri kayıtlara yansıtma,
- Finansal bilgi ve belgeleri kasten yok etmek.

#### **2.1.1.4.2. Muhasebe Hilelerinin Uygulanma Şekilleri**

Bu bölümde, muhasebe hilelerinin uygulanma şekilleri başlıklar halinde incelenecektir.

### 2.1.1.4.2.1. Gelir Hesapları İle İlgili Muhasebe Hileleri

Gelir ve gider kalemleri, Genel Kabul Görmüş Muhasebe İlkeleri (GKGMİ) çerçevesinde tahakkuk esasına göre muhasebeleştirilmektedir. Bu kapsamda, gelirin muhasebeleştirilebilmesi için kazanılmış, giderin ise gerçekleşmiş olması beklenir (Akdoğan vd., 2018, s. 108). Ancak bazı durumlarda işletmeler, bu ilkelere aykırı biçimde kayıt yaparak tahakkuk esasının sağladığı yorumlama alanından faydalanmakta ve finansal tablolar üzerinde yanıltıcı düzenlemelere başvurabilmektedir. Örneğin, henüz tahakkuk etmemiş gelirlerin kaydedilmesi, konsinye satışların doğrudan gelir olarak gösterilmesi ya da gerçekte olmayan gelirlerin muhasebeleştirilmesi gibi uygulamalar, bu tür manipülasyonlara örnek olarak gösterilebilir.

- **Gelirlerin Tahakkuk Etmeden Muhasebeleştirilmesi**

Mal satışlarında gelir, malın fiilen teslim edildiği anda tahakkuk eder. Tahakkuk gerçekleşmeden yapılan gelir kayıtları, finansal tabloların güvenilirliğini zedeleyen bir muhasebe hilesi türüdür. Aşağıda, teslimatı henüz gerçekleşmemiş bir mal satışına ilişkin olarak, peşin ödeme alınması durumunda yapılması gereken doğru muhasebe kaydı ile buna karşılık hileli şekilde yapılan kayıt örnek olarak sunulmuştur.

#### **Senaryo:**

İşletme, 27 Aralık 2024 tarihinde 120.000 TL tutarında mal satış sözleşmesi yapar. Malın teslimatı 5 Ocak 2025 tarihinde gerçekleştirilecektir. Ödeme peşin olarak banka üzerinden alınır.

#### **2024 Aralık – Teslimat yapılmadan önce:**

102 Banka Hesabı	120.000	
340 Alınan Sipariş Avansları Hesabı		120.000

Bu kayıt, peşin alınan bedelin satış olarak değil, avans olarak gösterilmesini sağlar. Böylece 2024 yılı satışları şişirilmemiş olur.

#### **2025 Ocak – Teslimat yapıldığında:**

340 Alınan Sipariş Avansları Hesabı	120.000	
600 Yurtiçi Satışlar Hesabı		100.000
391 Hesaplanan KDV Hesabı		20.000

Bu kayıt, malın teslimatı gerçekleştiikten sonra yapılması gereken kayıttır.

**Hileli Muhasebe Kaydı (2024 Aralık – Mal teslim edilmeden satış gibi gösterme):**

102 Banka Hesabı	120.000	
600 Yurtiçi Satışlar Hesabı		100.000
391 Hesaplanan KDV Hesabı		20.000

Bu kayıt, henüz gerçekleşmemiş bir teslimata dayalı satış gelirini muhasebeleştirerek tahakkuk esasına aykırılık oluşturur. Gelirin fiili teslimattan önce kayda alınması, karın dönemsel olarak şişirilmesine neden olur ve bilançonun doğruluğunu bozar.

- **Konsinye Satışların Satış Geliri Olarak Muhasebeleştirilmesi**

Konsinye satışlar, malların doğrudan son kullanıcıya değil, satış amacıyla bir aracıya gönderilmesi yoluyla gerçekleştirilen işlemlerdir (Kara vd., 2023, s. 48). Bu tür satışlarda, malın mülkiyeti aracıya devredilmez; yalnızca zilyetliği geçici olarak devredilir (Akdoğan vd., 2018, s. 108). Ancak bazı işletmeler, mallar henüz nihai alıcıya satılmadan, aracıya teslim edildiği anda satış gerçekleşmiş gibi kayıt yaparak finansal tablolar üzerinde yanıltıcı sonuçlar oluşturabilmekte ve bu yolla muhasebe manipülasyonuna başvurabilmektedir. Aşağıda, konsinye satışlar ile ilgili yapılması gereken doğru muhasebe kaydı ile buna karşılık hileli şekilde yapılan kayıt örnek olarak sunulmuştur.

**Senaryo:**

Bir işletme, 10 Aralık 2024 tarihinde 150.000 TL + %20 KDV tutarındaki malları bir aracı firmaya konsinye olarak gönderir. Malın henüz nihai müşteriye satışı gerçekleşmemiştir.

**Mal Aracıya Gönderildi – Satış Gerçekleşmedi:**

157 Diğer Stoklar (Konsinye Mallar)	150.000	
153 Ticari Mallar Hesabı		150.000

Bu kayıt, malların fiziksel olarak çıkışını gösterir ancak satış işlemi yapılmadığı için gelir kaydı yapılmaz.

### **Satış Gerçekleştğinde:**

Varsayalım ki aracı firma malları 5 Ocak 2025'te satar. Satış tutarı:180.000 TL  
Tahsilat banka yoluyla yapılmışsa:

102 Banka Hesabı	180.000	
600 Yurtiçi Satışlar Hesabı		150.000
391 Hesaplanan KDV Hesabı		30.000

### **Hileli Muhasebe Kaydı (Aracıya Mal Gönderildiği Anda Satış Gibi Kaydedilmesi – 10 Aralık 2024) :**

102 Banka	180.000	
600 Yurtiçi Satışlar Hesabı		150.000
391 Hesaplanan KDV Hesabı		30.000

Bu kayıt, henüz gerçekleşmeyen bir geliri sanki tahakkuk etmiş gibi göstererek dönem karını olduğundan fazla yansıtır. Bu durum, muhasebe hilesi olarak değerlendirilir.

- **Fiktif Gelir Kaydı Yapılması**

Fiktif gelir kaydında, herhangi bir satış sözleşmesi ya da sipariş olmamasına rağmen, mallar sevk edilmiş gibi gösterilerek muhasebe kayıtlarına yansıtılmaktadır (Atalar, 2013, s. 106). Bu tür işlemlerle, gerçekte gerçekleşmeyen satışlar finansal tablolarda gelir gibi gösterilmekte ve işletmenin mali durumu olduğundan daha iyi sunulmaktadır. Ayrıca, mal veya hizmet teslimi olmadan satış geliri yazılması, satış belgelerinin tarihlerinin geriye dönük olarak düzenlenmesi ya da bazı işlemlerin kayıt dışı bırakılması gibi uygulamalar da fiktif gelir yaratma yöntemleri arasında yer almaktadır (Canbulut, 2008, s. 54). Aşağıda fiktif gelir yaratılmasına ve muhasebe kayıtlarına ait örnek bir senaryo bulunmaktadır.

#### **Senaryo:**

Bir şirket, gerçekte hiçbir mal satışı ya da hizmet sunumu gerçekleştirilmemiştir. Ancak dönem sonunda karı yüksek göstermek için olmayan bir satış işlemi yaratır ve bu işlemi muhasebe kayıtlarına alır.

**Muhasebeleştirilen tutar:** 200.000 TL + %20 KDV = 240.000 TL

Ödeme alınmamıştır, tahsilat için 120 Alıcılar hesabı kullanılmıştır.

## **Hileli (Fiktif) Muhasebe Kaydı – Mal veya Hizmet Gerçekte Satılmadığı**

### **Halde:**

120 Alıcılar Hesabı	240.000	
600 Yurtiçi Satışlar Hesabı		200.000
391 Hesaplanan KDV Hesabı		40.000

Bu kayıt, gerçekte gerçekleşmeyen bir işlemin satış gibi gösterilmesidir. Böylece gelir ve kar yapay olarak artırılır, bu da finansal tablo kullanıcılarını yanıltır.

### **2.1.1.4.2.2. Gider Hesapları İle İlgili Muhasebe Hileleri**

Finansal tabloların güvenilirliğini zedeleyen muhasebe hilelerinin önemli bir bölümü gider hesapları üzerinden gerçekleştirilmektedir. İşletmeler, dönem karını manipüle etmek amacıyla bazı giderleri olduğundan az ya da fazla gösterebilmekte ya da hiç kaydetmeyerek mali durumu farklı yansıtabilmektedir. Bu tür hileler, özellikle işletmenin vergi yükünü azaltma, yatırımcıları yanıltma ya da faaliyet sonuçlarını olduğundan daha olumlu gösterme amacını taşıyabilir. Aşağıda gider hesapları ile ilgili yapılan bazı muhasebe hilelerinden bahsedilecektir.

- **Giderlerin Aktifleştirilmesi**

İşletmeler, cari dönem karını daha yüksek gösterebilmek amacıyla bazı gider kalemlerini azaltma eğiliminde olabilirler. Bu amaç doğrultusunda sıkça başvurulan yöntemlerden biri de, aslında dönem gideri olarak kaydedilmesi gereken bazı maliyetlerin aktifleştirilmesidir. Örneğin, doğrudan gider hesaplarına yazılması gereken faiz giderleri ya da kur farkları, ilgili duran varlık ya da üretim maliyetlerine eklenerek bilançoya yansıtılabilmektedir. Bu yolla, işletme dönemselsel karını olduğundan daha yüksek gösterebilmekte ve finansal tablo kullanıcılarını yanıltıcı sonuçlarla karşı karşıya bırakabilmektedir.

### **Senaryo:**

ABC A.Ş., üretim amaçlı bir makine yatırımı yapmıştır. Makinenin maliyeti için kullanılan banka kredisi nedeniyle oluşan 60.000 TL faiz gideri bulunmaktadır.

**Dođru Muhasebe Kaydı (Faiz giderinin dönem gideri olarak kaydedilmesi):**

780 Finansman Giderleri	60.000
102 Bankalar	60.000

Bu kayıtla, faiz dönemsel bir gider olarak kar/zarar tablosuna yansır.

**Hileli Muhasebe Kaydı (Faizin aktifleştirilmesi):**

253 Makine ve Teçhizat	60.000
102 Bankalar	60.000

Bu işlemle faiz, duran varlıkların maliyetine eklenir. Böylece kar etkilenmez, amortismanla sonraki dönemlerde giderleşir. Cari dönem karı yapyap olarak artırılır.

- **Amortisman Süresinin ve Yönteminin Deđiştirilmesi**

Amortisman uygulamalarında muhasebe manipölasyonlarına zemin hazırlayan temel unsur, işletme yönetimlerinin amortisman yöntemini ve ilgili varlığın ekonomik ömrünü belirlemede sahip oldukları takdir yetkisidir. Örneđin, karlılığını daha yüksek göstermek isteyen bir yönetici, hızlandırılmış amortisman yönteminden normal amortisman yöntemine geçiş yaparak dönem giderlerini azaltabilir. Ancak bu deđişiklik, Vergi Usul Kanunu'na göre yalnızca bir defaya mahsus olarak gerçekleştirilebilmektedir.

**Senaryo:**

XYZ A.Ş., 1 Ocak 2024 tarihinde 400.000 TL maliyetli bir makine satın almıştır. Bu makinenin faydalı ömrü 4 yıl olarak belirlenmiştir. İşletme, 2024 yılı sonunda yatırımcılara yüksek kar göstermek amacıyla azalan bakiyeler yönteminden normal yönteme geçiş yapmıştır.

**Normal Amortisman Yöntemi:** Yıllık amortisman =  $400.000 / 4 \text{ yıl} = 100.000$

**Azalan Bakiyeler Yöntemi:** Yıllık amortisman =  $400.000 * \%50 = 200.000$

XYZ A.Ş., aslında 2024 yılında azalan bakiyeler yöntemini kullanması gerekirken, karını yüksek göstermek amacıyla normal yöntemi seçmiş ve amortisman giderini 100.000 TL'de tutmuştur. Bu sayede, karını 100.000 TL fazla göstermiştir.

- **Karşılıkların Yüksek Gösterilmesi**

Şirketler, karlılığın yüksek seyrettiği dönemlerde elde edilen karı gelecek yıllara yaymak amacıyla alacak yönetim politikalarında değişiklik yapabilir. Bu kapsamda, tahsil edilebilir nitelikteki alacaklar için şüpheli alacak karşılığı ayırarak cari dönemin karını bilinçli şekilde azaltabilirler. Takip eden yıllarda ise bu karşılıkların tahsil edilmesiyle kar düzeyi arzu edilen seviyeye getirilebilir. Bu yöntem, genellikle karın dalgalanmasını önlemek amacıyla uygulanan "karın istikrarlı hale getirilmesi" stratejilerinden biridir (Canbulut, 2008, s. 58).

#### **2.1.1.4.2.3. Varlık ve Yükümlülük Hesapları İle İlgili Muhasebe Hileleri**

Küçüksözen (2004, s. 231-232), işletmelerin aktif ve pasif hesapların muhasebeleştirilmesi sürecinde çeşitli manipülatif yöntemlere başvurabileceğini belirtmektedir. Bu uygulamalar, dönem karlılığını değiştirmek veya bilanço kalemlerini olduğundan farklı göstermek amacı taşımaktadır. Sıklıkla kullanılan yöntemlerden bazıları şunlardır:

- Henüz gerçekleşmemiş satış işlemlerinin gelir olarak kaydedilmesiyle fiktif gelir yaratılması,
- Şüpheli alacaklar için gerçeği yansıtmayan düşük tutarda karşılık ayrılması,
- Stok değerlendirme yöntemlerinin değiştirilerek dönemsel kar düzeyinin yönetilmesi,
- Menkul kıymetler veya iştiraklerdeki değer düşüklüklerinin ya hiç dikkate alınmaması ya da eksik yansıtılması sonucu varlıkların olduğundan yüksek gösterilmesi,
- Satıcılara olan borçların düşük gösterilerek satılan malın maliyetinin olduğundan az hesaplanması,
- Amortisman hesaplamalarında yöntemin veya varsayımların değiştirilmesiyle duran varlıkların gerçeğe aykırı şekilde yüksek veya düşük gösterilmesi,
- Borçların olduğundan az görünmesi için gider tahakkuklarının yetersiz gösterilmesi; buna karşılık, gelir tahakkuklarının şişirilerek karın artırılması,

- Ertelenmiş vergi varlık ve yükümlülüklerinin yanlış belirlenmesiyle dönem karının bilinçli şekilde yüksek ya da düşük yansıtılması.

İşletmeler, net işletme sermayesi göstergesini daha güçlü yansıtmak amacıyla da muhasebe manipülasyonlarına başvurabilmektedir (Akdoğan vd., 2018, s. 114). Net işletme sermayesi; dönen varlıklardan kısa vadeli yabancı kaynakların çıkarılmasıyla hesaplanan ve işletmenin kısa vadeli yükümlülüklerini karşılama kapasitesini ortaya koyan önemli bir finansal göstergedir. Bu gösterge özellikle kredi başvurularında değerlendirme kriteri olarak kullanıldığından, işletmeler bu değeri daha olumlu gösterebilmek için çeşitli kayıt oyunlarına başvurabilirler. Örneğin, süresi bir yılın altına düşmüş olmasına rağmen uzun vadeli yabancı kaynakların kısa vadeli yabancı kaynaklara aktarılmaması ya da gerçekte tahsil süresi bir yıldan uzun olan bir alacağın, dönen varlıklar içinde sınıflandırılması gibi uygulamalar bu tür manipülasyonlara örnek teşkil etmektedir.

#### **2.1.1.5. Muhasebe Hilelerinin Tahmininde Kullanılan Modeller**

Muhasebe hilelerini önceden tahmin etmek amacıyla geliştirilen modeller, işletmelerin finansal verilerindeki olağan dışı sapmaları analiz ederek hile riskini ortaya koymaya çalışır. Bu modeller, ele aldıkları değişken türlerine ve analiz yaklaşımlarına göre farklı gruplarda incelenebilir. Genel olarak, modellerin sadece tahakkuk kalemlerine mi yoksa farklı türde finansal ve operasyonel verilere mi dayandığına göre bir sınıflandırma yapılmaktadır. Bu bağlamda, muhasebe hilesi tahmininde kullanılan yöntemler iki temel başlık altında toplanmaktadır: tahakkuk esaslı modeller ve karma modeller. Aşağıda bu konuya ayrıntılı şekilde yer verilmiştir.

##### **2.1.1.5.1. Tahakkuk Esaslı Modeller**

Tahakkuklar genel olarak yönetim etkisine açık olan ve olmayanlar şeklinde iki grupta incelenebilir. Yönetimin doğrudan müdahale edebildiği tahakkuklar '*ihtiyari tahakkuklar*' olarak adlandırılırken, dışsal faktörler veya sözleşmesel yükümlülüklerden kaynaklananlar '*ihtiyari olmayan tahakkuklar*' olarak tanımlanır. İhtiyari tahakkuklar, yöneticilerin finansal raporlar üzerinde bilinçli tercihler yaparak karı yönlendirmelerinde sıklıkla başvurdukları araçlardandır. Bu nedenle, muhasebe

manipülasyonları açısından özellikle ihtiyari tahakkuklar önemli bir risk alanı oluşturmaktadır (Önder ve Ağca, 2013, s. 37).

#### 2.1.1.5.1.1. Healy Modeli

Amerika Birleşik Devletleri'nde işletme yöneticilerine, performansa dayalı teşvik ve prim uygulamaları yaygın şekilde uygulanmaktadır. Healy'nin (1985) gerçekleştirdiği araştırmada, bu tür ödül mekanizmalarına tabi tutulan yöneticilerin, dönemsel kazançları etkilemek amacıyla toplam tahakkuklar üzerinden bilinçli düzenlemeler yapabildiklerine dikkat çekilmiştir (Kıllı ve Evcı, 2017, s. 71). Healy, çalışmasında ihtiyari tahakkukları aşağıdaki formül ile hesaplamaktadır.

$$DA_t = TA_{t-1} / A_{t-1}$$

$DA_t$  : İhtiyari tahakkuklar

$TA_{t-1}$  : Önceki yıla ait toplam tahakkuklar

$A_{t-1}$  : Önceki yıl toplam aktifi

Healy (1985) tarafından geliştirilen modele göre, yöneticilere sağlanan prim teşviklerinin belirli taban ve tavan sınırları içinde kurgulanması, tahakkukların yönünü doğrudan etkilemektedir. Elde edilen bulgular, dönem karının prim hesaplamasında esas alınan alt sınırın altında veya üst sınırın üzerinde olduğu durumlarda, tahakkukların çoğunlukla gelir azaltıcı şekilde kullanıldığını göstermektedir. Zira, alt sınırın altında prim hakkı doğmazken, üst sınırın aşılması durumunda ilave prim elde edilmemektedir. Buna karşılık, karın bu iki eşik arasında kaldığı durumlarda tahakkukların %46 oranında gelir artırıcı şekilde kullanıldığı tespit edilmiştir (Healy, 1985, s. 96).

Healy'nin modelinde temel varsayım, işletme yöneticilerinin görev süreleri boyunca gerçekleştirdikleri muhasebe manipülasyonlarının toplamda sifıra yakın olacağı yönündedir. Bu çerçevede, yöneticilerin her dönem ardışık şekilde sadece gelir artırıcı ya da sadece gelir azaltıcı manipülasyon yapmaları, düzenleyici otoriteler tarafından fark edilebilir ve mevzuata aykırı kabul edileceğinden sürdürülebilir

değildir. Bu nedenle, gelir artırıcı tahakkukların uygulandığı bir dönemi, takip eden dönemde gelir azaltıcı tahakkuk politikaları izlemektedir. Bu yaklaşım doğrultusunda, yöneticilerin her dönemde belirli ölçüde manipülatif davranış sergileyecekleri varsayılmaktadır. Healy modeline göre, yöneticiler teşvik primlerinden maksimum faydayı sağlamak amacıyla, faaliyetlerden doğan nakit akışları ve ihtiyari olmayan tahakkukları sabit kabul ederek, finansal sonuçları etkileyen ihtiyari tahakkuklar üzerinde değişiklik yaparak dönem karını şekillendirmektedir. Bu varsayımlar çerçevesinde modelde, yöneticinin yalnızca iki dönemlik bir zaman dilimini esas alarak hareket ettiği ve buna göre üç farklı senaryonun oluştuğu belirtilmiştir (Küçüksözen, 2004, s. 253):

- Yönetici, mevcut finansal verileri değerlendirdiğinde, gelirleri artırsa dahi belirlenen alt prim eşliğini aşamayacağını öngörürse, teşvik sisteminden maksimum faydayı sağlamak amacıyla mevcut dönemde karı daha da düşük gösterebilir. Bu amaçla, ihtiyari tahakkukları azaltarak gelirleri bilinçli şekilde aşağı çekmeyi tercih eder ve böylece izleyen dönemde daha yüksek bir prim alma olasılığını artırır.
- Yönetici, mevcut finansal verileri analiz ettiğinde, prim sisteminde yer alan alt sınırın aşılabileceğini, ancak üst sınırın geçilmesinin mümkün olmadığını fark ederse, bu durumdan en yüksek faydayı sağlamak adına gelirleri artırma yönünde hareket eder. Bu doğrultuda, dönem sonunda alacağı prim tutarını oransal olarak en üst seviyeye taşımak amacıyla ihtiyari tahakkukları artırarak karı yükseltici bir muhasebe politikası benimser.
- Yönetici, eldeki finansal verileri değerlendirdiğinde, teşvik primine ilişkin belirlenmiş üst sınırın aşılacağını öngörürse, bu durumda mevcut dönemde daha yüksek prim almanın mümkün olmadığını fark eder. Bu nedenle, geliri üst sınırın hemen altında tutacak şekilde azaltarak, takip eden dönemde daha avantajlı bir prim düzeyine ulaşmayı hedefler. Bu amaçla, ihtiyari tahakkukları azaltma yönünde tercihte bulunarak gelirleri bilinçli şekilde aşağı çeker.

Healy, geliştirdiği modelin geçerliliğini 1980 yılı Fortune dergisinde yer alan 250 şirket arasından çalışma kriterlerine uygun düşen 94 firma üzerinde gerçekleştirdiği testlerle ortaya koymuştur.

Bu analizler, modelde öne sürülen varsayımların uygulamada da desteklendiğini göstermiştir. Healy modelini diğer kazanç yönetimi modellerinden ayıran temel fark ise, yöneticilerin her dönemde sistematik olarak muhasebe manipülasyonuna başvurduklarının varsayılmasıdır (Tekin, 2017, s. 71).

#### 2.1.1.5.1.2. DeAngelo Modeli

DeAngelo'nun gerçekleştirdiği çalışmada, 1973-1982 yılları arasında New York Menkul Kıymetler Borsası ile Amerikan Borsası'nda işlem gören 64 şirketin üst düzey yöneticilerinin muhasebe uygulamaları incelenmiştir. Araştırmanın amacı, yöneticilerin hisse senedi geri alımından önce, piyasa değerini düşürmek için kazanç manipülasyonuna başvurup başvurmadıklarını ortaya koymaktır (Kara vd, 2016, s. 14). Ancak, analiz sonuçları yöneticilerin hisse geri alımı öncesinde sistematik biçimde tahakkukları azaltarak gelirleri düşürdüklerine dair hipotezi desteklememiştir (DeAngelo, 1986, s. 418).

Söz konusu modele göre, olağan koşullarda toplam tahakkuklardaki değişimin yıllar içinde sıfıra yakın seyretmesi beklenmektedir. Ancak, hisse geri alımının gerçekleştirildiği dönemlerde toplam tahakkukların anlamlı biçimde negatif bir değer göstermesi, yöneticilerin bilinçli olarak kazançları düşük göstermeye yönelik hileli muhasebe uygulamalarına başvurdukları şeklinde yorumlanmaktadır (Küçüksözen, 2004, s. 258). DeAngelo, ileri sürmüş olduğu hipotezleri test etmek için aşağıdaki modeli kurmuştur:

$$DA_t = TA_t - TA_{t-1} / A_{t-1}$$

$DA_t$  : İhtiyari tahakkuklar

$TA_t$  : Cari yıla ait toplam tahakkuklar

$TA_{t-1}$  : Önceki yıla ait toplam tahakkuklar

$A_{t-1}$  : Önceki yıl toplam aktifi

Bu yaklaşıma göre, toplam tahakkuklardaki değişimlerin normal şartlar altında yıllar boyunca denge halinde kalması, yani sıfıra yakın seyretmesi beklenir. Ancak, hisse geri alımının gerçekleştiği dönemlerde toplam tahakkukların belirgin şekilde negatif bir düzeye inmesi, yöneticilerin finansal raporları bilinçli olarak düşük

göstermek suretiyle muhasebe manipülasyonu yaptıklarına işaret etmektedir (Kabadayı, 2010, s. 52).

DeAngelo modeli, Healy modelinin daha dar kapsamlı ve özelleştirilmiş bir türevi olarak değerlendirilmektedir. Bu iki model arasındaki temel fark, DeAngelo modelinde ihtiyari olmayan tahakkukların yalnızca bir önceki yıl verileri esas alınarak tahmin edilmesidir. Bunun yanı sıra, her iki modelde de analiz döneminde ihtiyari tahakkukların sabit varsayılması, modellerin önemli sınırlılıklarından biri olarak görülmektedir (Tekin, 2017, s. 72).

### **2.1.1.5.1.3. Jones Modeli**

Amerika Birleşik Devletleri'nde ithalata yönelik koruma önlemleri kapsamında gümrük tarifelerinin artırılması ya da kotaların azaltılması gibi uygulamalardan hangi sektörlerin faydalanacağına ABD Uluslararası Ticaret Komisyonu (United States International Trade Commission - ITC) karar vermektedir. Bu süreçte dikkate alınan en önemli faktörlerden biri ise ilgili sektörün karlılık düzeyidir (Yaşar, 2011, s. 154). Jones (1991) tarafından gerçekleştirilen çalışmada, bazı işletmelerin bu tür ticaret desteklerinden yararlanabilmek amacıyla karlılıklarını bilinçli olarak düşük göstermek üzere muhasebe hilelerine başvurup başvurmadıkları araştırılmıştır (Kara ve Tuna, 2018, s. 100).

Jones Modeli (1991), ihtiyari olmayan tahakkukların tahmin edilmesinde en yaygın kullanılan tahakkuk modeli olup, bu tahakkukları gelirler ve sabit varlıklardaki değişimlerin doğrusal bir fonksiyonu olarak sunar. Yöneticiler kazanç manipülasyonuna başlamadan önce, genellikle gelir kaleminin temel bir gösterge olarak dikkate alındığını ileri sürmüştür. Ayrıca, gelirler doğası gereği stoklar, alacak hesapları gibi muhasebe düzeltmelerinden kaynaklanan tahakkuklarla ilişkilidir. Bunun yanında, sabit varlıklara ait olan amortisman gideri de ihtiyari olmayan amortisman giderinin tahmininde dikkate alınmaktadır (Nithibandanseree ve Khoifin, 2022, s. 540). Ayrıca Jones, çalışmasında işletmelerin çalışma sermayesi bileşenlerindeki değişimlerin ve nakit çıkışı gerektirmeyen giderlerin, finansal tablolarda yer alan diğer hesaplarla doğrudan ilişkili olduğunu ortaya koymuştur. Bu doğrultuda, ihtiyari olmayan tahakkuk düzeyinin, ilgili hesap kalemlerinin karşılıklı

dengelenmesi yoluyla tahmin edilebileceğini öne sürmüştür. Bu yaklaşım, Jones modelinin teorik temelini oluşturmaktadır (Kabadayı, 2010, s. 53).

Modelin formülü aşağıdaki gibidir (Jones, 1991, s. 213):

$$TA_t / A_{t-1} = \alpha_i [1/A_{t-1}] + \beta_1 [\Delta REV_t / A_{t-1}] + \beta_2 [PPE_t / A_{t-1}] + \epsilon_t$$

$TA_t$  = t yılındaki toplam tahakkuklar

$\Delta REV_t$  = t yılındaki gelirlerle t-1 yılındaki gelirler arasındaki değişim

$PPE_t$  = t yılındaki brüt makine-tesis ve cihazlar

$A_{t-1}$  = t-1 yılındaki toplam varlıklar

$\epsilon_t$  = t yılındaki hata terimi

Bu yöntem, verileri zaman serisi yaklaşımıyla ele alarak firmanın farklı ekonomik koşullarda oluşan tahakkuk düzeylerini analiz etmeye dayanmaktadır. Jones modeli, önceki modellere kıyasla daha analitik bir yapı sunmaktadır. Modelin en önemli katkılarından biri, ihtiyari tahakkukların yalnızca bir önceki dönemin toplam tahakkuklarına bağlı olarak değerlendirilmesinin ötesine geçerek; arazi, bina, ekipman gibi sabit varlıklar ile gelirdeki değişimlere dayalı olarak bu tahakkukları tahmin etmeye çalışmasıdır (Aren, 2003, s. 35-36).

#### 2.1.1.5.1.4. Düzeltilmiş Jones Modeli

Dechow, Sloan ve Sweeney (1995), yöneticilerin kredili satışları, nakit satışlara kıyasla daha kolay manipüle edebileceği varsayımına dayanarak Jones Modeli'ni (1991) geliştirmiştir (Nithibandanseree ve Khoifin, 2022, s.540). Buna göre, Jones modeline ticari alacaklardaki değişimin eklenmesiyle model aşağıdaki hali almıştır:

$$NDA_t = \alpha_1 (1/A_{t-1}) + \alpha_2 (\Delta REV_t - \Delta RECT_t) + \alpha_3 (PPE_t)$$

$\Delta RECT_t$  = t yılındaki net alacaklar ile t-1 yılındaki net alacaklar arasındaki değişim.

Bu model, kredi satışlarının nakit akışlarından bağımsız olarak kolayca manipüle edilebildiği varsayımına dayandığı için, dolaylı olarak tüm kredili satışların kar yönetimi amacıyla gerçekleştirildiğini kabul etmektedir (Önder ve

Ağca, 2013, s. 39).

Dechow, Sloan ve Sweeney (1995, s. 224), finansal tablo hilelerini tespit etmeye yönelik olarak tahakkuk esaslı modellere odaklandıkları çalışmalarında, Düzeltilmiş Jones Modeli'nin muhasebe hilelerini belirlemede diğer modellere kıyasla daha yüksek bir açıklayıcılığa sahip olduğunu ortaya koymuşlardır (Kıllı ve Evcı, 2017, s. 73).

#### **2.1.1.5.1.5. Performansa Göre Eşleştirilmiş Model**

Kothari, Leone ve Wasley (2005), ihtiyari tahakkuklarla firma performansı arasında önemli bir ilişki olduğunu vurgulayarak, bu değişkenin dikkate alınmadığı Jones (1991) ve Düzeltilmiş Jones (1995) modellerini eleştirmiş ve her iki modele de aktif karlılığı (ROA) dahil ederek performansa göre eşleştirilmiş bir model önermiştir (Nithibandanseree & Khoifin, 2022).

Buna göre, Jones Modeli'nin revize edilmiş şekli aşağıdadır:

$$TA_t / A_{t-1} = \alpha_i [1/A_{t-1}] + \beta_1 [\Delta REV_t / A_{t-1}] + \beta_2 [PPE_t / A_{t-1}] + \beta_3 ROA_t + \epsilon_t$$

Buna göre, Düzeltilmiş Jones Modeli'nin revize edilmiş şekli aşağıdadır:

$$NDA_t = \alpha_1 (1/A_{t-1}) + \alpha_2 (\Delta REV_t - \Delta REC_t) + \alpha_3 (PPE_t) + \alpha_4 ROA_t$$

#### **2.1.1.5.2. Karma Modeller**

Karma modeller, muhasebe manipülasyonunu tahmin etmeye yönelik çalışmalarda tahakkuk esaslı modellerden ayrılarak, doğrudan işletmelerin finansal tablolarındaki çeşitli verileri temel alır. Bu çerçevede, aşağıda Beneish ve Spathis modelleri örnek karma modeller olarak ele alınmaktadır.

##### **2.1.1.5.2.1. Beneish Modeli**

Beneish (1999), muhasebe manipülasyonu yapan şirketler ile yapmayan şirketleri finansal tablo verilerini kullanarak oluşturduğu değişkenleri kullanarak bir model oluşturmuştur. 2013 yılında yapılan bir çalışmada ise, kazanç manipülasyonuna yönelik geliştirilen modelin, hisse senedi yatırımcıları üzerinde nasıl bir etki yarattığı incelenmiştir (Kara vd.,2023, s. 29).

Bu model, beş göstergeden (DSRI, GMI, AQI, SGI, DEPI) oluşan bir yapıya dönüştürülebileceği gibi, finansal tablolardan çok daha fazla veri içeren sekiz göstergeli daha karmaşık bir model şeklinde de uygulanabilir. Sekiz parametrelili Beneish modelinde, yukarıda belirtilen göstergelere ek olarak SGAI, LVGI ve TATA göstergeleri de dahil edilmiştir (Durana vd., 2022, s. 486). Bu göstergeler, finansal tablolarını manipüle etmiş işletmeleri tanımlayabilen gelişmiş bir model oluşturur. Bu modeller, finansal tablo manipülasyonu olasılığını tespit etmek amacıyla yaygın olarak kullanılmakla birlikte, manipülasyon yapan şirketleri doğrudan saptayamazlar (bu tür tespitler, ek model ve tekniklerin uygulanmasıyla desteklenmelidir). Ayrıca, Beneish M-skor modelleri olasılıksal modellerdir ve kazanç manipülasyonunu tespit etme yetenekleri %100 doğruluk taşımaz (Herawati, 2015, s. 924–930). Aşağıda bu modele ilişkin 5 değişkenli ve 8 değişkenli eşitlikler bulunmaktadır.

5 değişkenli model eşitliği:

$$M = -6,065 + 0,823 \text{ DSRI} + 0,906 \text{ GMI} + 0,593 \text{ AQI} + 0,717 \text{ SGI} + 0,107 \text{ DEPI}$$

8 değişkenli model eşitliği:

$$M = -4,84 + 0,92 \text{ DSRI} + 0,528 \text{ GMI} + 0,404 \text{ AQI} + 0,892 \text{ SGI} + 0,115 \text{ DEPI} - 0,172 \text{ SGAI} + 4,679 \text{ TATA} - 0,327 \text{ LVGI}$$

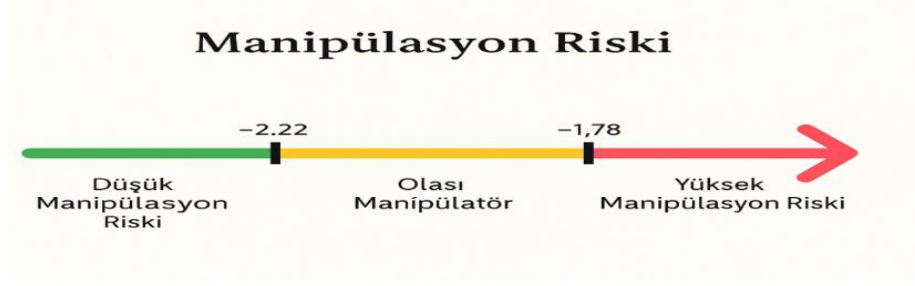
Aşağıdaki tabloda Beneish'in modelinde kullandığı değişkenlerin formülleri bulunmaktadır (Kara vd., 2016, s. 18).

**Çizelge 3. Beneish Modelindeki Bağımsız Değişkenler ve Formülleri**

Bağımsız Değişkenler	Formüller
DSRI	$(\text{Ticari alacaklar}_t / \text{Brüt Satışlar}_t) / (\text{Ticari alacaklar}_{t-1} / \text{Brüt satışlar}_{t-1})$
BMI	$[(\text{Brüt Satışlar}_{t-1} - \text{Satılan Mal Maliyeti}_{t-1}) / \text{Brüt Satışlar}_{t-1}] / [(\text{Brüt Satışlar}_t - \text{Satılan Mal Maliyeti}_t) / \text{Brüt Satışlar}_t]$
AQI	$[(1 - \text{Dönen Varlıklar}_{t-1} + \text{Duran Varlıklar}_{t-1}) / \text{Toplam Varlıklar}_{t-1}] / [(1 - \text{Dönen Varlıklar}_t + \text{Duran Varlıklar}_t) / \text{Toplam Varlıklar}_t]$
SGI	$\text{Satışlar}_t / \text{Satışlar}_{t-1}$
DEPI	$[\text{Amortisman Gideri}_{t-1} / (\text{Amortisman Gideri}_{t-1} + \text{Maddi Duran Varlıklar}_{t-1})] / [\text{Amortisman Gideri}_t / (\text{Amortisman Gideri}_t + \text{Maddi Duran Varlıklar}_t)]$
SGAI	$[(\text{Pazarlama, Satış, Dağıtım Giderleri}_t + \text{Genel Yönetim Giderleri}_t) / \text{Brüt Satışlar}_t] / [(\text{Pazarlama, Satış, Dağıtım Giderleri}_{t-1} + \text{Genel Yönetim Giderleri}_{t-1}) / \text{Brüt Satışlar}_{t-1}]$
LVGI	$[(\text{Uzun Vadeli Borçlar}_t + \text{Kısa Vadeli Borçlar}_t) / \text{Toplam Varlıklar}_t] / [(\text{Uzun Vadeli Borçlar}_{t-1} + \text{Kısa Vadeli Borçlar}_{t-1}) / \text{Toplam Varlıklar}_{t-1}]$
TATA	$(\text{Sürdürülen Faaliyetler Dönem Karı/Zararı}_t - \text{Faaliyetlerden Sağlanan Nakit Akışı}_t) / \text{Toplam Varlık}_t$

Bir işletmenin ardışık en az iki yıla ait finansal verileri üzerinden hesaplanan M-skor, söz konusu dönemde finansal tablo hilesi yapıp yapılmadığına dair bir tahminde bulunmayı amaçlamaktadır (Fındık ve Öztürk, 2016, s. 492). Bunun için, Beneish tarafından belirlenen sınıflandırma kuralına göre, M-skoru için eşik değer -2,22'dir.

Bu değer altında kalan sonuçlar, ilgili muhasebe döneminde finansal tablolarda manipülasyon yapılmadığına işaret ederken; bu değer üzerinde çıkan skorlar, olası manipülasyon ihtimalini göstermektedir. Modelde yer alan her bir gösterge, hile riskine dair sinyal verebilecek kendi değerlendirme ölçütlerine sahiptir. Bu tür göstergelere literatürde 'hile göstergesi' adı verilmektedir (Mantone, 2013). Şekil 6'da Beneish Modeli'nin eşik değerleri gösterilmektedir.



**Şekil 6. Beneish Modeli Eşik Değer Görseli**

**Kaynak:** (www.stablebread.com, (Erişim Tarihi: 10.04.2025))

Beneish modeli, sadece tahakkuk kalemlerine odaklanmakla kalmayıp, muhasebe manipülasyonunu etkileyebilecek çeşitli finansal tablo verilerini de analiz kapsamına almıştır. Bu yönüyle, yalnızca tahakkuklara dayalı modellere kıyasla daha isabetli sonuçlar üretmeyi hedeflemiştir.

#### **2.1.1.5.2.2. Spathis Modeli**

Beneish'in 1997 ve 1999 yıllarında geliştirdiği modellerde, şirketlerin finansal verilerinden türetilen oranlar kullanılarak probit analiz yöntemiyle manipülasyon tespiti yapılmıştır. Buna alternatif olarak Spathis (2002), belirli finansal oranları esas alarak lojistik regresyon analizine dayanan farklı bir muhasebe manipülasyonu tespit modeli ortaya koymuştur (Sezgin, 2017, s. 162).

Spathis (2002), Atina Menkul Kıymetler Borsası'nda işlem gören 76 şirketin finansal verilerini kullanarak lojistik regresyon analizi uygulamış; bu analizle, gerçeği yansıtmayan finansal tabloları belirlemeye çalışmış ve bu amaçla hangi finansal oranların kullanılması gerektiği üzerine odaklanmıştır (Kara & Yereli, 2013, s. 1344). Spathis modeline ilişkin formül aşağıda sunulmaktadır (Spathis, 2002, s. 185).

$$\text{FFS} = \beta_0 + \beta_1(\text{D/E}) + \beta_2(\text{Sales/TA}) + \beta_3(\text{NP/Sales}) + \beta_4(\text{Rec/Sales}) + \beta_5(\text{NP/TA}) + \beta_6(\text{WC/TA}) + \beta_7(\text{GP/TA}) + \beta_8(\text{INV/Sales}) + \beta_9(\text{TD/TA}) + \beta_{10}(\text{FE/GE}) + \beta_{11}(\text{Taxes/Sales}) + \beta_{12}(\text{Altman Z-score})$$

### **2.1.1.6. Muhasebe Hilelerinin Tespiti İçin Kullanılan Yöntemler**

Muhasebe hilelerinin tespiti, çoğu zaman karmaşık analizler, uzman muhasebe bilgisi ve detaylı iç kontrol sistemleri gerektirir. Hileler genellikle gizli, planlı ve uzun süreli olduğundan, tespit süreci reaktif değil proaktif yaklaşımlar gerektirmektedir. Bu kapsamda geleneksel yöntemler ve proaktif yöntemler yaygın olarak kullanılmaktadır.

#### **2.1.1.6.1. Geleneksel Yöntemler**

Geleneksel yöntemler, çoğunlukla dönem sonlarında yapılan kontrollerle sınırlı kalmakta ve geçmişe dönük veriler üzerinden işlemektedir. Aşağıda bu yöntemlerin başlıcaları açıklanmıştır.

##### **2.1.1.6.1.1. Örnekleme Yöntemi**

İşletmelerin sahip olduğu çok sayıda alış ve satış faturalarının her birinin tek tek incelenmesi, zaman ve maliyet açısından verimsiz olabileceğinden, denetim sürecinde belirli bir örnekleme kümesinin seçilerek incelenmesi tercih edilmektedir (Zengin, 2018, s. 360). Denetçi bu örnekleme kümesini isteğe bağlı (iradi) ya da rastlantısal (tesadüfi) olarak belirleyebilir. İradi seçimde, nakit akışları, cari hesaplar, müşteri ve tedarikçilerle olan işlemler ile işlem hacmi gibi kriterler esas alınmaktadır. Tesadüfi seçim yönteminde ise her bir fatura ya da muhasebe kaydının seçilme şansı eşit olup, seçim süreci istatistiksel ve matematiksel yöntemlere dayanır. Bu durum, tesadüfi seçimin objektiflik ve bilimsel dayanak açısından avantaj sağladığını göstermektedir (Güredin, 2014, s. 514).

##### **2.1.1.6.1.2. Analitik İnceleme Prosedürleri**

Analitik inceleme prosedürleri, AICPA (Amerikan Sertifikalı Kamu Muhasebecileri Kurumu) tarafından 1988 yılında yayımlanan SAS No:56 "Analitik Prosedürler" standardında şu şekilde tanımlanmıştır: İşletmeye ait çeşitli finansal ve finansal olmayan veriler ile kayıtlar arasında anlamlı ilişkiler kurulması ve bu ilişkilerin, denetçi tarafından oluşturulan beklentilerle ne ölçüde örtüştüğünün değerlendirilmesidir (Dönmez ve Ersoy, 2011, s. 122). Denetçilerin analitik inceleme

prosedürlerinden faydalanmalarındaki temel amaçlar ise şu şekilde özetlenebilir (Selimoğlu vd., 2014, s. 93):

- Sektörü ve işletmeyi yakından tanımak,
- İşletmenin sürdürülebilirliğini değerlendirmek,
- Beklenen yanlılara yönetimin dikkatini çekmek,
- Ayrıntılı denetim testlerinin sayısını azaltmaktır.

#### 2.1.1.6.1.3. Sürekli Denetimler

Rezaee (2001) sürekli denetimi, bağımsız bir şekilde ve anlık olarak yürütülen muhasebe süreçlerinde hazırlanan finansal tablolara ilişkin güvenilir bir denetim görüşü oluşturmak amacıyla, elektronik denetim kanıtlarının toplanması süreci olarak tanımlamaktadır (Cankar, 2006, s. 70). Sürekli denetim, muhasebe işlemleri sırasında ya da hemen sonrasında gerçekleştirilebildiği için, çevrim içi sistemler üzerinden uygulanabilir bir yapıya sahiptir (Zengin, 2018, s. 364).

Sürekli denetimin iki ana bileşeni bulunmaktadır. Bunlar (Cankar, 2006, s. 71);

- **Sürekli kontrol değerlendirmesi:** Bu yöntem, iç denetçilerin yönetim tarafından yürütülen izleme mekanizmalarının etkinliğini analiz etmesine olanak tanır. Böylece denetim birimi ve yönetim kurulu, iç kontrol sistemlerinin işlerliğine ve etkinliğine dair güvence sağlamış olur.
- **Sürekli risk değerlendirmesi:** Bu yaklaşım sayesinde denetçiler, işletmenin karşı karşıya olduğu potansiyel risk alanlarını düzenli ve sistematik biçimde belirleyerek bu alanlara yönelik önleyici denetim stratejileri geliştirebilirler.

#### 2.1.1.6.1.4. Kırmızı Bayraklar Tekniği

Kırmızı bayraklar, işletmede olağan dışı durumların gözlemlenmesiyle birlikte, potansiyel bir hilenin varlığına dair uyarı niteliği taşıyan göstergelerdir. Bu işaretler, hem denetçiler hem de işletme yönetimi için hile riskini erken aşamada değerlendirmeye yardımcı olan bir uyarı sistemi olarak işlev görmektedir. Örneğin; kritik bir belgenin ortadan kaybolması, hesap kalemlerinde açıklanamayan

dalgalanmalar ya da bir alıřanın yařam tarzında ani ve dikkat ekici deęiřiklikler gibi durumlar, bu tr gstergelere rnek olarak verilebilir (Zengin, 2018, s. 364–365). Bununla birlikte, her kırmızı bayrak doęrudan hile yapıldıęını gstermez; zira alıřanların yařam standardındaki artıřın mantıklı gerekeleri olabileceęi gibi, kaybolan bir belgenin doęal nedenlerle ortadan kalkmıř olması da mmkndr (Bozkurt, 2016, s. 130).

Kırmızı bayraklar teknięi, denetinin zellikle dikkat gstermesi gereken olaęan dıřı iřlem veya kalemlerin belirlenmesine ynelik sistematik bir yntemdir. Bu yaklařım, iřletmelerde ortaya ıkan sıra dıřı durumların detaylı biimde incelenerek, olası bir hile unsurunun bulunup bulunmadıęını analiz etmeyi amalar (Zengin, 2018, s. 365). Uygulamada, kırmızı bayraklar iřletme iindeki olası risk gstergeleri olarak deęerlendirilmekte ve bu gstergeler eřitli bařlıklar altında toplanabilmektedir (Arzova, 2003, s. 121).

#### **2.1.1.6.1.5. apraz Denetim Teknięi**

apraz denetim teknięi, muhasebe kayıtlarında hangi hesapların birbirleriyle karřılıklı iliřki ierisinde alıřtıęını belirlemeye ynelik bir yntemdir. Bu iliřkiler tespit edildikten sonra, eęer karřılıklı alıřması beklenmeyen hesapların aynı muhasebe kaydında yer aldıęı grlrse, bu durum olaęandıřı bir iřaret olarak deęerlendirilir ve detaylı inceleme gerektirir (Zengin, 2018, s. 366). rneęin, kredi hesaplarının hareketleri ile faiz giderlerinin tutarlılıęının karřılařtırılarak kontrol edilmesi, apraz denetim uygulamasına rnek olarak gsterilebilir.

#### **2.1.1.6.1. Proaktif Yntemler**

Kreselleřen piyasa yapısı, teknolojinin hızla geliřmesi ve finansal iřlemlerin karmařıklıęının artması, denetim srelerinde daha ngrl ve nleyici yaklařımlara ihtiya doęurmuřtur. Bu baęlamda, yalnızca gerekleřmiř hataları belirlemekle yetinmeyen; riskleri nceden tespit edip, olası hile ve usulszlklere karřı erken uyarı sistemleri geliřtiren proaktif denetim yntemleri nem kazanmıřtır. Ařaęıda bu yaklařıma dayalı bazı yntemler ele alınmaktadır.

### 2.1.1.6.1.1. Benford Kanunu

Benford Yasası, sayıların dağılımına ilişkin matematiksel bir kural olup, 1938 yılında General Electric'te çalışan fizikçi Frank Benford tarafından geliştirilmiştir. Bu yasa, bir veri kümesindeki sayıların ilk basamaklarının belirli bir frekans düzenine göre dağıldığını öne sürmektedir. Örneğin, analiz edilen sayıların yaklaşık %30,6'sının 1 rakamı ile başladığı, %18,5'inin 2 ile başladığı ve yalnızca %5'inin 9 rakamı ile başladığı gözlemlenmiştir (Zengin, 2018, s. 376).

Nigrini, bireylerin sayı üretirken tamamen rastlantısal davranmadığı varsayımından hareketle, Benford Yasası'nın hileli rakamların tespiti için kullanılabileceğini öne sürmüştür (Akdoğan vd., 2018, s. 140). Sayısal analiz (dijital analiz) adıyla literatürde yer bulan Nigrini'nin bu yöntemi, yazılım haline getirilmiş ve Brooklyn Hileler Servisi tarafından uygulanarak yedi farklı şirketin muhasebe hileleri ortaya çıkarılmıştır. Bu başarılı örneklerin ardından, Benford Yasası'na dayalı dijital analiz teknikleri, vergi kaçakçılığı ve mali suçların tespitinde etkin bir araç olarak kullanılmaya başlanmıştır (Akkaş, 2007, s. 198).

Benford Yasası, doğrudan bir denetim yöntemi olmaktan ziyade, hata ya da hile barındırma olasılığı yüksek olan işlem ve hesapların tespitine katkı sağlayan bir analiz tekniği olarak değerlendirilmektedir. Bu özelliği sayesinde denetçiye, dikkatini yoğunlaştırması gereken kritik alanları göstererek denetim sürecini daha etkin yürütme fırsatı sunar (Zengin, 2018, s. 381). Benford analizi, her muhasebe hesabına eşit düzeyde uygulanamayabilir; bu nedenle yöntemin en uygun şekilde kullanılabileceği hesaplar arasında ticari alacaklar, ticari borçlar, satışlar ve giderler öne çıkmaktadır (Kara vd., 2021, s. 1180).

Benford Yasası kapsamında çeşitli istatistiksel testler kullanılmaktadır. Bu testler, verilerin doğal sayı dağılımına ne derece uyum sağladığını belirlemeye yönelik analizlerdir:

- **İlk Basamak Testi:** Bu temel testte sıfır rakamı dikkate alınmaz ve verilerin ilk basamaklarının Benford dağılımına uygunluğu değerlendirilir. Olasılık değerleri 0,0045 ile 0,301 arasında değişmektedir (Çakır, 2004).
- **İkinci Basamak Testi:** İlk basamak testine ek olarak uygulanan bu yöntem, verilerin ikinci basamaklarının dağılımını analiz eder. Bir uygunluk testi olan bu yöntemde olasılık değerleri genellikle 0,085 ile 0,119 arasında yer alır.

- **İlk İki Basamak Testi:** İlk ve ikinci basamağın birlikte değerlendirildiği bu test, daha ayrıntılı bir analiz sunarak veri kümesine dair daha derinlemesine bilgi edinilmesini hedefler. Bu test, önceki iki yöntemin bir devamı niteliğindedir.

Sonuç olarak, Benford Kanunu, geleneksel denetim yöntemlerini tamamlayıcı nitelikte olup, finansal verilerdeki olağandışı sapmaları ortaya koyarak denetçilere erken uyarı mekanizması sunan güçlü bir analiz aracıdır.

#### 2.1.1.6.1.2. Veri Madenciliği

Veri madenciliği, büyük veri kümeleri içerisinde saklı olan ve daha önce açıkça ortaya konmamış bilgilerin keşfedilmesi, bu bilgilerin karar alma süreçlerinde ve stratejik planlamalarda kullanılmak üzere analiz edilmesidir (Terzi, 2012, s. 54). Bu yöntem, mevcut verilerden doğrudan anlaşılması zor olan fakat karar destek sistemlerinde yüksek fayda sağlayabilecek bilgilerin çıkarılmasını hedefler. Veri madenciliği sürecinde istatistiksel analizlerden yapay zeka uygulamalarına kadar birçok farklı teknikten yararlanılmaktadır (Zengin, 2018, s. 366).

Veri madenciliği, yalnızca bazı teknik ve araçların kullanımından ibaret değildir; veri toplama, temizleme, modelleme, test etme gibi birbirini izleyen aşamalardan oluşan kapsamlı bir süreçtir. Bu süreçte insanın değerlendirme, yorumlama ve karar alma becerileri kritik öneme sahiptir; dolayısıyla yalnızca bilgi teknolojileri ile otomatik biçimde yürütülmesi mümkün değildir (Seyrek ve Ata, 2010, s. 71).

Veri madenciliği süreci genel olarak şu aşamalardan oluşur: problemin tanımlanması, verilerin hazırlanması, uygun modelin oluşturulması ve değerlendirilmesi, modelin uygulanması ve son olarak performansın izlenmesi (Zengin, 2018, s. 368). Bu yapı sayesinde, özellikle olağandışı verilerin tespit edilmesi mümkün olmakta; böylece işletmeleri maddi kayba uğratabilecek risklerin önüne geçilmesi sağlanmaktadır. Veri madenciliği yöntemiyle potansiyel olarak şüpheli işlemlerin belirlenmesi, denetçilerin odaklanması gereken kritik alanların tespit edilmesini kolaylaştırmakta ve bu sayede hile riskinin azaltılmasına katkı sağlamaktadır.

### 2.1.2. Dijitalleşme ve Muhasebe Hilelerine Etkisi

Dijitalleşme, özellikle daha sonra kullanılmak üzere saklanması planlanan görüntü, video ve metin gibi analog verilerin dijital formata dönüştürülmesi süreci olarak tanımlanabilir (Stolterman ve Fors, 2004, s. 689). Bu dönüşüm sadece verilerin dijital ortama aktarılmasını değil; aynı zamanda bilgisayar teknolojilerinin kurumlar, sektörler ve hatta ülkeler düzeyinde benimsenmesini ve etkin biçimde kullanılmasını da kapsamaktadır. Dijitalleşme sayesinde mevcut ürün ve hizmetlerin dijital karşılıklarının üretilmesi mümkün hale gelmekte ve bu durum operasyonel süreçlere hız, esneklik ve maliyet avantajı sağlamaktadır. Bu dönüşüm süreci, uzun vadede hem işletmelerin iş yapış biçimlerini hem de toplumun genel yapısını önemli ölçüde etkileme potansiyeline sahiptir (Ülker ve Eker, 2024, s. 324).

Günümüzde dijitalleşme, işletmelerin finansal süreçlerinden denetim faaliyetlerine kadar pek çok alanda köklü dönüşümlere neden olmaktadır. Muhasebe bilgi sistemlerinin dijital ortama taşınması, hem veri işleme hızını artırmış hem de muhasebe kayıtlarının daha izlenebilir ve denetlenebilir hale gelmesini sağlamıştır. Dijital dönüşüm süreci, geleneksel muhasebe uygulamalarında gözden kaçabilecek hataların ve kasıtlı düzenlemelerin tespitinde, özellikle büyük veri analitiği ve yapay zeka destekli denetim araçları sayesinde önemli fırsatlar sunmaktadır. 2020 yılından itibaren Gelir İdaresi Başkanlığı e-dönüşüm sürecini son derece hızlandırmıştır. Geline nokta ise, neredeyse kağıt fatura kesen ve kağıt ortamda tutulan yasal defter tutan mükellef kalmamıştır. E-Dönüşüm uygulamaları ile birlikte işletmelerin kayıt dışı işlemler yapmasının önüne geçilmesi amaçlanmaktadır. Bu kapsamda, e-Fatura, e-Arşiv Fatura, e-Defter, e-İrsaliye, e-Müstahsil Makbuzu, e-Serbest Meslek Makbuzu gibi dijital belgeler sayesinde mali işlemler gerçek zamanlı olarak izlenebilmekte, belgelerin doğruluğu ve düzenlenme zamanı zaman damgası ve dijital imza ile teyit edilebilmektedir (Hacıhasanoğlu vd., 2021). Böylece, sahte belge düzenleme, belge tarihi ile oynama ve fiktif gelir kaydı gibi hileli uygulamalar hem sistemsel hem de algoritmik denetimlerle daha kolay tespit edilebilmektedir. GİB'in bu uygulamaları, sadece vergi kaybını önlemeyi değil, aynı zamanda işletmelerin şeffaflığını artırarak denetim süreçlerini güçlendirmeyi de hedeflemektedir.

Yukarıda bahsedildiği şekliyle dijitalleşmenin şeffaflığı artırarak denetim süreçlerini güçlendirmesinin yanı sıra artan dijital platformlar ve bulut tabanlı sistemler hileli işlemler için yeni giriş noktaları sağlamaktadır (Yücel, 2024).

Dijitalleşme, bireylerin teknik becerilerini önemli ölçüde artırarak hileli eylemlerin gerçekleştirilmesini daha erişilebilir ve pratik hale getirmiştir. Teknolojik araçların yaygınlaşması ve daha kolay ulaşılabilir olması, finansal verileri değiştirmeye veya işlemleri otomatikleştirmeye olanak tanıyan yazılımların da herkes tarafından kullanılabilmesini mümkün kılmıştır. Bu tür sistemlerin kullanımı için derin finansal bilgiye sahip olmak da artık bir zorunluluk değildir.

Sonuç olarak, dijitalleşme sayesinde hileli işlemler daha az zaman ve emekle gerçekleştirilebilir duruma gelmiş; bu durum da dolandırıcılık faaliyetlerinin boyut ve çeşitliliğini artırmıştır. Ancak, dijital ortamda yapılan bu tür eylemler aynı zamanda daha sofistike tespit mekanizmaları gerektirmektedir. Günümüzde birçok işletme, işlemleri anlık olarak izlemek ve olağandışı durumları belirlemek amacıyla yapay zeka ve makine öğrenimi temelli sistemlerden yararlanmaktadır (Costantini vd., 2019, s. 194).

### **2.1.3. Muhasebe Hilelerinin Tespitinde Makine Öğrenmesi ve Yapay Zeka**

Muhasebe hilelerinin tespitinde dijital teknolojilerin sunduğu olanaklar, geleneksel denetim tekniklerine kıyasla önemli ölçüde gelişmiştir. Özellikle yapay zeka (YZ) ve makine öğrenmesi (ML) gibi ileri düzey teknolojiler, büyük hacimli finansal verilerdeki anormallikleri daha hızlı ve doğru biçimde analiz edebilmeyi mümkün kılmaktadır. Bu sayede, olağandışı işlemler veya istatistiksel sapmalar gerçek zamanlı olarak tespit edilerek denetçilere erken uyarı mekanizmaları sunulabilmektedir. Ayrıca bu teknolojiler, yalnızca geçmiş verilere yönelik analizlerle sınırlı kalmayıp, gelecekte meydana gelebilecek hile risklerini de tahmin etme kapasitesine sahiptir. YZ ve ML algoritmaları, geçmiş hile davranışlarını öğrenerek bu örüntüleri modellemekte ve benzer durumları tekrar tespit edebilmektedir (Gaikwad vd., 2025, s. 2–4). Böylece, hem şirket içi denetim birimlerinin hem de bağımsız denetçilerin karar alma süreçleri daha sağlıklı ve güvenilir hale gelmektedir.

Finansal sistemlerin giderek dijitalleştiği günümüzde, muhasebe hilelerinin tespiti için geleneksel yöntemlerin yetersiz kaldığı durumlar artmakta; bunun yerine YZ ve ML temelli analiz yöntemleri ön plana çıkmaktadır. Nitekim yapılan araştırmalar, bu teknolojilerin hileli finansal işlemleri yüksek doğruluk oranlarıyla tespit edebildiğini göstermektedir.

Bu bağlamda Alvi ve Pandey (2025), makine öğrenmesi algoritmalarının denetim süreçlerine entegre edilmesiyle birlikte işlemler arasında gizli kalmış anomalilerin ve örüntülerin tespit edilebildiğini vurgulamaktadır. Özellikle regresyon, karar ağaçları, destek vektör makineleri (SVM), yapay sinir ağları ve kümeleme gibi tekniklerin; hileli davranışları sınıflandırmada ve tahmin etmede etkili araçlar olarak kullanıldığı belirtilmektedir (Alvi ve Pandey, 2025, s. 3–5).

Finansal hile tespitine yönelik geliştirilen modellerin önemli bir özelliği, geçmiş verilere dayalı olarak öğrenme yeteneği göstermeleridir. Bu öğrenme süreci sayesinde, daha önce sınıflandırılmamış bazı olağandışı işlemlerin, belirli davranış kalıplarıyla ilişkilendirilerek değerlendirilmesi mümkün hale gelebilmektedir. Ayrıca, yapay zeka uygulamalarıyla birlikte denetim süreçlerinin zaman içinde güncellenmesi ve mevcut risk göstergelerine uyumlu hale getirilmesi kolaylaşmaktadır. Bu durum, denetim faaliyetlerinin daha esnek ve veri odaklı bir şekilde yürütülmesine katkı sağlayabilir.

Alvi ve Pandey'in (2025) çalışması, denetim ortamında YZ ve ML tekniklerinin nasıl uygulanabileceğine dair önemli çıkarımlar sunmaktadır. Gerçek zamanlı veri analizi, anomali tespiti ve risk skorlama uygulamaları sayesinde denetim kalitesinin arttığı, hata oranlarının ise azaldığı belirtilmektedir. Bu durum, muhasebe manipülasyonlarının tespitinde yapay zeka destekli sistemlerin gerekliliğini açık bir şekilde ortaya koymaktadır.

## **2.2. İlgili Araştırmalar**

Finansal bilgi manipülasyonunun belirlenmesine yönelik çalışmalarda Beneish tarafından geliştirilen model, alanyazında temel referanslardan biri olarak kabul edilmektedir. Beneish (1997), Amerika Birleşik Devletleri'nde faaliyet gösteren 2.053 işletmenin 1987–1993 dönemine ait verilerini kullanarak gerçekleştirdiği çalışmasında, firmaların manipülatif uygulamalara başvurup başvurmadığını probit regresyon yöntemiyle analiz etmiştir. Çalışma sonucunda; ticari alacaklar endeksi, toplam tahakkukların toplam varlıklara oranı, nakit satışlar, borsa performansı ve borç/özkaynak oranı gibi değişkenlerin manipülasyonun tespitinde belirleyici olabileceği sonucuna ulaşılmıştır. Beneish, bu modelini 1999 yılında revize ederek

brüt kâr marjı, aktif kârlılık ve satış büyümesi gibi ek değişkenleri modele dâhil etmiştir.

Beneish modeline dayalı olarak yapılan çalışmalarda zamanla modele yeni değişkenler eklenmiş veya bazıları çıkarılarak alternatif modeller geliştirilmiştir. Bu kapsamda; Spathis (2002), Carcello ve Nagy (2004), Küçüksözen ve Küçükkocaoğlu (2005), Suyanto (2009), Nor vd. (2010), Perols ve Lougee (2011), Amara vd. (2013) ve Varıcı ve Er (2013) gibi araştırmacılar, lojistik regresyon yöntemiyle firmaların finansal bilgi manipülasyonu yapma olasılıklarını değerlendirmiştir. Bu çalışmalarda tespit edilen önemli göstergeler arasında net satışlar/aktif toplamı, net kâr/toplam varlık, satışların doğal logaritması, ticari alacak büyümesi gibi oran analizleri yer almaktadır.

Lojistik regresyon dışında bazı çalışmalar, karar destek sistemleri kapsamında yapay sinir ağları, karar ağaçları ve diğer kantitatif yöntemleri kullanmıştır. Fanning ve Cogger (1998), Kirkos vd. (2007), Liou (2008), Ata ve Seyrek (2009), Dikmen ve Küçükkocaoğlu (2010), Gupta ve Gill (2012) gibi araştırmacılar, özellikle büyük veri setlerinin analizinde yapay zekâ tabanlı modellerin açıklayıcı gücünü ön plana çıkarmıştır. Bu çalışmalar; net kâr/aktif, borç/öz kaynak, nakit ve nakit benzerleri/kısa vadeli borçlar, stok devir hızı ve faaliyet kârı/satışlar gibi değişkenlerin manipülasyon tespitinde anlamlı olduğunu göstermiştir.

Bununla birlikte, firmaları manipülasyona yönelten motivasyonel faktörlerin ele alındığı çalışmalar daha sınırlı sayıdadır. Safiq ve Seles (2018) ile Altunal ve Kurnaz (2020), toplam borç/toplam varlık, net nakit akışı, yöneticilere sağlanan teşvik ödemeleri ve finansal başarısızlık riski gibi unsurların, firmaların muhasebe verilerini manipüle etme eğilimlerini artırabileceğini belirtmiştir.

Son yıllarda, hileli faaliyetlerin artan karmaşıklığı ve sıklığı sebebiyle, makine öğrenmesi kullanılarak yapılan hile tespiti çalışmaları dikkat çekici bir artış göstermiştir. Bhattacharyya vd. (2011), kredi kartı dolandırıcılığı tespitinde çeşitli veri madenciliği tekniklerinin etkinliğini incelemiş ve dengesiz veri setleri üzerinde sınıflandırıcıların performanslarını karşılaştırmıştır. Ngai vd. (2011), veri madenciliği yöntemlerini sınıflandırma, kümeleme ve aykırı değer analizi başlıkları altında sistematik biçimde ele alarak toplu ve melez modellerin avantajlarına dikkat çekmiştir. Dal Pozzolo vd. (2015), sınıf dengesizliği sorununa yönelik alt örnekleme

stratejilerinin ve Platt ölçekleme ile izotonik regresyon gibi tekniklerin model güvenilirliği üzerindeki etkisini incelemiştir. Carcillo vd. (2018) ise, anomali tespiti için gözetimsiz öğrenme ile başlayan ve gözetimli sınıflandırmayla tamamlanan iki aşamalı bir model sunarak hata oranlarını azaltmayı başarmıştır.

Awoyemi vd. (2017), lojistik regresyon, rastgele orman ve artan destekleme algoritmalarını karşılaştırarak, dengesiz veri setlerinde rastgele ormanın üstün performans sergilediğini ortaya koymuştur. Fiore vd. (2019), Üretici Çekişmeli Ağlar (GANs) kullanarak sentetik dolandırıcılık verileri oluşturmuş ve bu sayede veri dengesizliği sorununa etkili bir çözüm getirmiştir. Ahmed vd. (2016) ise, klasik ve modern makine öğrenmesi tekniklerini farklı sektörlerdeki uygulamalarıyla birlikte karşılaştırarak derin öğrenme ve toplu öğrenmenin dinamik dolandırıcılık senaryolarındaki etkinliğini vurgulamıştır. Phua vd. (2010) tarafından yapılan değerlendirme ise, bu alandaki yaklaşımların çeşitliliğini ve alanın evrimini kapsamlı bir şekilde ortaya koymuştur.

Tüm bu araştırmalar, finansal manipülasyonun tespitinde çeşitli model ve yaklaşımların kullanılabilirliğini ortaya koymakla birlikte, sektör bazlı farklılıkları dikkate alan dinamik eşik değerlerin oluşturulmasına yönelik çalışmalara literatürde sınırlı biçimde rastlanılmaktadır. Benzer şekilde, veri dengesizliği problemine karşı SMOTE gibi ileri dengeleme yöntemlerinin sistematik biçimde uygulandığı araştırmalara da nadiren yer verildiği görülmektedir. Ayrıca mevcut çalışmaların büyük bir kısmı, Beneish modelini sabit eşik değerlerle ele almakta ve sonuçların yazılım tabanlı bir sistem aracılığıyla kullanıcıya sunulmasına yönelik uygulamalı entegrasyonlara yer vermemektedir. Bu doğrultuda yürütülen bu çalışma, sektörlere özgü eşik değerlerin belirlenmesi, SMOTE yöntemiyle veri dengelenmesi ve tüm bu sürecin yazılım ortamına entegre edilmesi yönüyle literatürde nadir rastlanan bütüncül ve uygulamaya dönük bir katkı sunmaktadır.

### 3. YÖNTEM

Bu bölümde, araştırmanın uygulama sürecinde izlenen yöntemsel yaklaşım sistematik bir şekilde açıklanmaktadır. Çalışmada kullanılan modelin yapısı, veri setinin özellikleri ve analiz süreci bütüncül bir çerçevede ele alınmıştır. Öncelikle, modelleme sürecinde kullanılan finansal veri seti tanıtılmış, manipülasyonun tespitinde esas alınan sınıflandırma ölçütlerine yer verilmiştir. Ardından, Beneish modeline dayalı olarak belirlenen değişkenler ile bu değişkenlerin hesaplama yöntemleri detaylandırılmıştır. Son olarak, araştırma kapsamında geliştirilen yazılımın teknik özellikleri, kullanılan programlama dili, kütüphaneler ve analiz modülleri kapsamında açıklamaları yapılmıştır. Böylelikle hem analitik hem de yazılımsal süreçler bir arada değerlendirilerek çalışmanın yöntemsel bütünlüğü ortaya konulmuştur.

#### 3.1. Araştırma Modeli

Bu çalışmada, Türkiye’de Borsa İstanbul (BİST)’da işlem gören imalat sektörü firmalarının finansal verileri kullanılarak, muhasebe hilesi tespitine yönelik bir modelleme gerçekleştirilmiştir. Araştırmada yalnızca genel imalat sektörü değil, aynı zamanda sektörün alt kırılımları da dikkate alınmış; her bir alt sektör için ayrı ayrı analizler yapılarak Beneish modeline dayalı skorlar hesaplanmıştır. Bu yaklaşım, sektörel farklılıkların model üzerindeki etkilerini daha sağlıklı biçimde değerlendirmeyi amaçlamaktadır.

Modellemede, Beneish M-Skoru’na dayalı olarak oluşturulan orijinal 8 değişkene ek olarak, Cemal Küçüksözen’in (2004) doktora tezinde Türkiye uygulaması için geliştirdiği 2 ilave değişken de modele dahil edilmiştir. Böylelikle, modelin Türkiye’nin ekonomik ve finansal yapısına daha uygun hale getirilmesi ve yerel koşulları daha iyi yansıtması amaçlanmıştır. Ayrıca, firmaların nakit akış tablosu sunup sunmamasına göre model yapısı iki farklı biçimde tasarlanmıştır: Nakit akış tablosu sunan firmalar için 10 değişken, sunmayan firmalar için ise 9 değişken

kullanılmıştır. Bu yapı sayesinde her firma grubu için uyarlanmış ve karşılaştırılabilir analiz imkanı sağlanmıştır.

Çizelge 4'te modelde kullanılan değişkenler, açıklamaları ve hesaplama formülleri tablo halinde sunulmuştur:

**Çizelge 4. Kullanılan Bağımsız Değişkenler**

Kısaltma	Değişken Adı	Formül	Açıklama
SGI	Satışların Büyüme Oranı	$\frac{\text{Brüt Satışlar (t)}}{\text{Brüt Satışlar (t-1)}}$	Şirketin yıllık satış büyümesini gösterir.
DSRI	Alacakların Satışlara Oranı	$\frac{\text{Alacaklar (t)}}{\text{Satışlar (t)}} + \frac{\text{Alacaklar (t-1)}}{\text{Satışlar (t-1)}}$	Alacaklardaki artış, gelir tahakkuk riskini gösterebilir.
GMI	Brüt Kar Marjı Endeksi	$\frac{\text{Brüt Kar Marjı (t-1)}}{\text{Brüt Kar Marjı (t)}}$	Marjdaki düşüş, yöneticilerin manipülasyon yapma ihtimalini artırabilir.
AQI	Aktif Kalite Endeksi	$\frac{[1 - (\text{Dönen Varlıklar (t)} / \text{Toplam Aktifler (t)})] + (\text{Maddi Duran Varlıklar (t)} / \text{Toplam Aktifler (t-1)})}{1}$	Maddi olmayan varlıkların oranındaki artışı yansıtır.
ACR	Nakit Olmayan Faaliyetlerden Sağlanan Nakit Akışı Oranı	$\frac{\text{Faaliyet Kârı} - \text{Nakit Akışı}}{\text{Toplam Aktifler}}$	Kâr ile gerçek nakit akışı arasındaki farkı gösterir.
DEPI	Amortisman Oranı Endeksi	$\frac{\text{Amortisman (t-1)}}{[\text{Amortisman (t)} + \text{Amortisman (t-1)}]}$	Amortisman yöntemindeki değişiklikleri veya yavaşlatılmış amortismanı yansıtır.
SGAI	Satış, Genel ve İdari Gider Endeksi	$\frac{(\text{Genel Giderler (t)} / \text{Satışlar (t)}) + (\text{Genel Giderler (t-1)} / \text{Satışlar (t-1)})}{2}$	Gider artışlarının satışlarla uyumunu analiz eder.
LEVI	Kaldıraç Endeksi	$\frac{(\text{Borçlar (t)} / \text{Aktifler (t)}) + (\text{Borçlar (t-1)} / \text{Aktifler (t-1)})}{2}$	Borçluluk düzeyindeki değişimi ölçer.
SSE	Stokların Brüt Satışlara Oranı (Küçüksözen, 2004)	$\frac{\text{Stoklar (t)}}{\text{Satışlar (t-1)}}$	Stokların satışlara oranla artışını gösterir.
FSE	Finansman Giderlerinin Maddi Duran Varlıklara Oranı (Küçüksözen, 2004)	$\frac{\text{Finansman Giderleri (t)}}{\text{Maddi Duran Varlıklar (t)}}$	Finansman yükünün sabit kıymetlere göre büyüklüğünü ölçer.

Modelin ilk uygulamalarında elde edilen sınıflandırma başarılarının düşük olması nedeniyle, veri dengesizliğinden kaynaklanan modelleme zorluklarını aşmak amacıyla veri dengeleme yöntemlerine başvurulmuştur. Bu çerçevede, azınlık sınıfa ait verileri çoğaltarak denge kurmayı amaçlayan SMOTE Algoritması uygulanmıştır. Ancak söz konusu algoritmaya ilişkin teknik detaylar ve uygulama süreci, çalışmanın ilerleyen kısımlarında yer alan Yazılım Geliştirme Süreci başlığı altında ayrıca açıklanacaktır.

### 3.2. Evren ve Örneklem

Bu araştırmanın evrenini, Türkiye'de Borsa İstanbul (BIST)'ta işlem gören imalat sanayi şirketleri oluşturmaktadır. İmalat sanayi, Türkiye ekonomisi içinde büyük bir paya sahip olması ve farklı sektörlere ait firmaların finansal yapılarını barındırması nedeniyle tercih edilmiştir. Araştırma kapsamında, muhasebe

manipülasyonu tespitine yönelik modelin güvenilirliğini ve geçerliliğini artırmak amacıyla sektörel farklılıklar da göz önünde bulundurulmuş, alt sektör bazında analizler gerçekleştirilmiştir.

Analizlerde, firmalara ait 2019-2023 yıllarına ait finansal tablo verileri esas alınmıştır. Firmalar, bağımsız denetim raporlarında yer alan ifadeler dikkate alınarak iki gruba ayrılmıştır. Buna göre, denetim raporlarında şartlı görüş, olumsuz görüş ve görüş vermekten kaçınma ifadeleri bulunan firmalar “manipülatör” olarak sınıflandırılmış; Kurumsal Yönetim Endeksi (KYD)’nde yer alan firmalar ise "manipülatör olmayan" grup olarak değerlendirilmiştir.

Modelin sektörel başarımını değerlendirmek üzere, imalat sektörünün alt kollarından olan gıda, kimya ve metal sanayi alt sektörlerine ait firmalardan alt örneklem oluşturulmuştur. Ancak nihai uygulama için metal sanayi alt sektörüne ait firmaların 9 ve 10 değişkenli modeller ile SMOTE uygulanmış halleri, en yüksek sınıflandırma başarısını gösterdiğinden program içerisinde kullanılmak üzere seçilmiştir.

### **3.3. Veri Toplama Araçları ve Teknikleri**

Araştırmada kullanılan veriler, Borsa İstanbul’da (BIST) işlem gören imalat sanayi şirketlerinin Kamuoyu Aydınlatma Platformu (KAP) üzerinden erişilebilen bağımsız denetim raporları ve finansal tabloları esas alınarak toplanmıştır. Bu veriler, çalışmada geliştirilen özel bir yazılım arayüzü aracılığıyla sisteme yüklenmiş ve manipülasyon tespitine yönelik analizlerde kullanılmıştır.

Veri toplama sürecinde, araştırmacı tarafından Python ve Django altyapısıyla geliştirilen ProDetecta adlı web tabanlı bir uygulama kullanılmıştır. Bu yazılım, kullanıcıların belirli bir firmaya ve döneme ait mali tabloları sisteme yüklemesine imkân tanımakta ve yüklenen veriler üzerinden hem Beneish Modeli hem de Benford Kanunu’na dayalı analizlerin gerçekleştirilmesine olanak sağlamaktadır. Yazılım, manuel veri girişi gereksinimini azaltmak ve analiz süreçlerini standartlaştırmak amacıyla tasarlanmıştır.

Ayrıca, araştırma kapsamında manipülasyon senaryoları oluşturularak farklı veri setleri üretilmiş ve bu senaryolar da aynı yazılım aracılığıyla test edilmiştir.

Böylece, hem gerçek hem de senaryo verileri sistematik olarak aynı algoritmik yapı üzerinden analiz edilmiştir.

Verilerin doğruluğunu artırmak ve analizleri daha güvenilir hâle getirmek için SMOTE yöntemi kullanılarak dengesiz veri setleri dengelenmiştir. Böylece yazılım, analiz sonuçlarını hem ham veriler hem de dengelenmiş veriler üzerinde test etme imkânı sunmuştur.

- **Programlama Mantığı ve Yazılım Mimarisi**

Yazılım, Model-View-Template (MVT) mimarisi üzerine kurgulanmış olup, kullanıcı etkileşimleri **views.py** dosyası aracılığıyla yönlendirilmekte, veritabanı işlemleri **models.py** dosyasında tanımlanmakta ve kullanıcıya sunulan arayüzler HTML tabanlı şablonlarla (templates/) oluşturulmaktadır.

- Programlama Dili: Python 3.x
- Web Çatısı: Django
- Veri Görselleştirme: Matplotlib, Seaborn
- Veri İşleme: Pandas, NumPy
- Makine Öğrenmesi: scikit-learn

Bu yapı sayesinde kullanıcılar sistem üzerinde firma tanımlamaları yapabilmekte, verilerini yükleyebilmekte, analizleri başlatmakta ve sonuçları anlık olarak görsel biçimde alabilmektedir.

- **Algoritma ve Modelleme Mantığı**

Sistem, muhasebe hilesi riskini değerlendirmek için iki ana algoritmaya sahiptir:

- Beneish Modeli: Kullanıcı tarafından yüklenen Excel formatındaki finansal tablolar pars edilerek ilgili 8 temel rasyo ve 2 yerel değişken hesaplanmakta, sektörel regresyon katsayılarıyla M-Skor oluşturulmakta ve eşik değere göre firma manipülatör veya değil olarak sınıflandırılmaktadır.

- Benford Kanunu: Firma verilerinin sayısal yapısı analiz edilerek ilk basamak, ikinci basamak ve ilk iki basamak testleri uygulanmakta, beklenen dağılımdan sapan veriler görsel olarak kullanıcıya sunulmakta ve kırmızı bayrakla işaretlenmektedir.

Çizelge 5'teki akış şeması, çalışma kapsamında geliştirilen alternatif sınıflandırma modelinin makine öğrenmesi süreçlerini adım adım göstermektedir. Model, SMOTE yöntemiyle veri dengesizliğini giderip lojistik regresyon algoritması ile manipülatör firmaların sınıflandırılmasını hedeflemektedir. Aşağıda yer alan her adım, doğrudan Python kodundaki işlemlerle örtüşmektedir:

**Çizelge 5. SMOTE + Lojistik Regresyon Modeli Akış Şeması**

<b>Şema Adımı</b>	<b>Kodda Karşılığı ve Açıklama</b>
<b>Excel Verisinin Yüklenmesi</b>	<code>pd.read_excel("SMOTE_TUM_IMALAT_9.xlsx")</code> ile veri seti yüklenir.
<b>X ve Y Ayrımı</b>	<code>X = df.drop(columns=["1/0"]); y = df["1/0"]</code> ile hedef değişken ayrılır.
<b>Verinin Eğitim/Test Olarak Bölünmesi</b>	<code>train_test_split(..., test_size=0.3)</code> ile eğitim ve test verisi hazırlanır.
<b>Lojistik Regresyon Modelinin Eğitilmesi</b>	<code>model.fit(X_train, y_train)</code> ile model eğitilir.
<b>Tahmin ve Değerlendirme</b>	<code>y_pred = model.predict(...)</code> ile tahminler yapılır; ardından <code>accuracy_score</code> , <code>classification_report</code> ve <code>confusion_matrix</code> fonksiyonları ile model başarımları ölçülür.
<b>Katsayıların Görselleştirilmesi</b>	<code>sns.barplot(...)</code> ile değişken önem sırası grafikte gösterilir.
<b>Model Eşitliğinin Yazdırılması</b>	$\log(p / (1 - p)) = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots$ şeklinde elde edilen eşitlik, çıktıya manuel olarak yazılır.

Bu süreçte SMOTE, imbalanced-learn kütüphanesi ile veri setindeki azınlık sınıf örneklerini sentetik olarak çoğaltır. Bu, özellikle manipülatör firmaların sayıca az olduğu finansal veri kümelerinde sınıflandırma başarımını artırmak için tercih edilmiştir. Ardından LogisticRegression sınıfı, katsayı tahminleri yaparak

sınıflandırmayı gerçekleştirir. Modelin istatistiksel çıktıları, tezde hem metinsel hem de görsel olarak sunulmuştur.

Çizelge 6'daki akış şeması, çalışma kapsamında Django ile geliştirilen sistemin Beneish modeline dayalı analiz modülünü algoritmik düzeyde görselleştirmektedir. Beneish modeli, finansal tablolardan elde edilen oranların regresyon katsayılarıyla ağırlıklandırılması yoluyla manipülasyon riski taşıyan firmaların tespitini hedeflemektedir. Aşağıdaki açıklamalar, şemadaki her adımın Python kodundaki karşılığını ve fonksiyon düzeyindeki algoritma mantığını açıklamaktadır

**Çizelge 6. Beneish M-Skor Modeli Akış Şeması**

<b>Şema Adımı</b>	<b>Kodda Karşılığı ve Açıklama</b>
<b>Excel Dosyasının Yüklenmesi</b>	beneishEkle() fonksiyonunda: Kullanıcının yüklediği dosya request.FILES üzerinden alınarak default_storage ile temp/ klasörüne kaydedilir.
<b>Session'a Bilgilerin Kaydedilmesi</b>	firma_id, donem, degisken_sayisi gibi bilgiler session'a aktarılır (request.session[...]) ve beneishRapor() fonksiyonuna yönlendirme yapılır.
<b>Excel Verisinin Okunması</b>	pd.read_excel(...) ile veri çerçevesi okunur (header=None).
<b>Endekslerin Hesaplanması</b>	calculate_endeksler() fonksiyonu; extract_value() ile satır verilerini çeker, her oran için özel formülleri uygular (safe_divide, clean_number gibi).
<b>M-Skorunun Hesaplanması</b>	hesapla_m_skor() fonksiyonu; sektöre ve değişken sayısına göre regresyon katsayılarını uygulayarak skor hesaplar.
<b>Eşik Değer ile Karşılaştırma</b>	Hesaplanan skor, sektöre özel eşik değeriyle karşılaştırılır. Sonuç "Manipülâtör" veya "Değil" olarak belirlenir.
<b>Sonuçların Görselleştirilmesi</b>	beneishRapor() içinde hesaplanan oranlar ve skor beneish_rapor.html şablonuna aktarılır, tablo ve sonuç metniyle kullanıcıya sunulur.

Bu süreçte kullanılan algoritmik yapı, Beneish'in (2013) çalışmasına dayalı regresyon formülünü temel alır. Model, kullanıcıdan hiçbir istatistiksel bilgi talep etmeden, yalnızca finansal tablo yüklemesiyle manipülasyon riski tahmini üretmektedir. Formüller veri içinden doğrudan çekilir, yorumlanır ve etkileşimli sonuç üretimi sağlanır.

Çizelge 7'deki akış şeması, ProDetecta sisteminde yer alan Benford Kanunu analiz modülünün veri işleme ve sapma tespiti süreçlerini göstermektedir. Benford analizi; finansal verilerde sayıların doğal dağılıma uygunluğunu test ederek olağandışı sapmaları işaretler. Aşağıda her adımın Python kodundaki veya view fonksiyonundaki karşılığı açıklamaktadır:

**Çizelge 7. Benford Kanunu Analizi Akış Şeması**

Şema Adımı	Kodda Karşılığı ve Açıklama
<b>Firma ve Dönem Seçimi</b>	benfordEkle() formu üzerinden firma ve analiz dönemi seçilir.
<b>Excel Dosyasının Okunması</b>	Firma ve döneme göre sistemde kayıtlı olan muavin Excel dosyası pd.read_excel() ile okunur.
<b>Sayısal Verilerin Filtrelenmesi</b>	Belirli sütunlar üzerinden yalnızca sayısal hücreler çekilir. astype(str) ve str.isdigit() gibi filtreleme mantığı uygulanır.
<b>Basamak Analizlerinin Yapılması</b>	Sayılar üzerinde: İlk Basamak → %1, %2, ..., %9 İkinci Basamak → %0-9 İlk İki Basamak → %10-99 frekansları hesaplanır. Karşılaştırma için <b>Benford dağılımı</b> referans alınır.
<b>Sapmaların Görselleştirilmesi</b>	Her test için gerçek ve beklenen frekanslar karşılaştırmalı bar grafikte sunulur (matplotlib).
<b>Kırmızı Bayrak Tespiti</b>	Belirli bir eşiği aşan sapmalar "red flag" olarak etiketlenir ve kullanıcıya bu satırlar işaretlenmiş şekilde gösterilir.
<b>Raporlama</b>	Analiz sonuçları benford_rapor.html şablonuna gönderilerek grafik ve tablo biçiminde görselleştirilir.

Benford analizi, istatistiksel sapmaları doğrudan test eden bir yöntemdir ve bu tezde "örnekleme alanı daraltma" işleviyle kullanılmıştır. Sistem, olağandışı dağılıma sahip hesapları işaretleyerek detaylı inceleme gerektiren kayıtları kullanıcıya sunar. Bu yönüyle hem istatistiksel ön analiz aracı hem de soruşturma önceliği belirleyicisi olarak işlev görmektedir.

- **Makine Öğrenmesi Yaklaşımı: SMOTE ve Lojistik Regresyon**

Tez kapsamında, Beneish modeline alternatif olarak bir sınıflandırma modeli geliştirilmiş ve bu modelde:

- SMOTE (Synthetic Minority Oversampling Technique) yöntemi ile dengesiz sınıflar dengelenmiş,
- Lojistik regresyon algoritması kullanılarak manipülatör ve manipülatör olmayan firmaların tahmini gerçekleştirilmiştir.

Modelleme süreci aşağıdaki adımları içermektedir:

1. Finansal değişkenlerin hazırlanması ve X ile y ayrımı
2. Eğitim/test bölünmesi (train\_test\_split)
3. SMOTE Algoritmasının uygulanması
4. Lojistik regresyon modelinin eğitimi
5. Doğruluk, F1 skoru ve confusion matrix gibi metriklerle modelin değerlendirilmesi

Bu süreç Python ortamında geliştirilmiş olup, scikit-learn kütüphanesinin Logistic Regression, train\_test\_split, SMOTE, accuracy\_score vb. fonksiyonları aktif biçimde kullanılmıştır.

### **3.4. Verilerin Toplanma Süreci**

Bu araştırmada kullanılan veriler, 2019-2023 yıllarına ait olup Borsa İstanbul'da (BIST) işlem gören imalat sanayi şirketlerinin kamuya açık finansal tabloları ve bağımsız denetim raporlarından elde edilmiştir. Veriler, Finnet kurumsal web sitesinden indirilmiştir.

Araştırmanın evrenini oluşturan tüm imalat sanayi firmaları arasından, alt sektör bazlı örnekleme gidilmiş; metal, kimya ve gıda alt sektörlerinde faaliyet gösteren firmalar dikkate alınmıştır. Her bir firma için gelir tablosu, bilanço ve nakit akım tablosu gibi temel finansal tabloların ilgili yıllara ait verileri Excel formatında derlenmiştir.

Toplanan bu veriler, çalışmada geliştirilen web tabanlı yazılım olan ProDetecta aracılığıyla analiz edilmiştir. Yazılım, kullanıcıların belirli firmalara ve dönemlere ait verileri yüklemesine, ardından Beneish Modeli ve Benford Kanunu gibi manipülasyon analizlerinin otomatik olarak gerçekleştirilmesine olanak tanımaktadır. Böylece, verilerin hem manuel toplanması hem de sistematik şekilde analiz ortamına aktarılması sağlanmıştır.

Ek olarak, araştırmanın uygulama bölümünde kullanılan manipülasyon senaryoları da yine gerçek firma verileri üzerinden oluşturulmuş; belirli hesap kalemlerinde yapılan varsayımsal oynamalar aracılığıyla manipülatif durumların simülasyonu gerçekleştirilmiştir. Bu senaryolarda kullanılan veriler de aynı veri işleme ve analiz süreciyle değerlendirilmiştir.

### **3.5. Verilerin Analizi**

Bu çalışmada, finansal manipülasyonların tespiti amacıyla Beneish Modeli temel alınarak geliştirilen algoritmik yapılar üzerinden veri analizi gerçekleştirilmiştir. Analiz süreci iki temel aşamadan oluşmaktadır: Model oluşturma ve model geçerliliğinin test edilmesi. İlk aşamada, bağımsız değişkenler olarak Beneish Modeli'nde yer alan ve literatürde manipülasyon riskiyle ilişkilendirilen rasyolar kullanılmış, bu değişkenler doğrultusunda 9 ve 10 değişkenli modeller oluşturulmuştur. Veriler hem ham haliyle hem de sınıf dengesizliğini gidermek amacıyla SMOTE uygulanarak analiz edilmiştir.

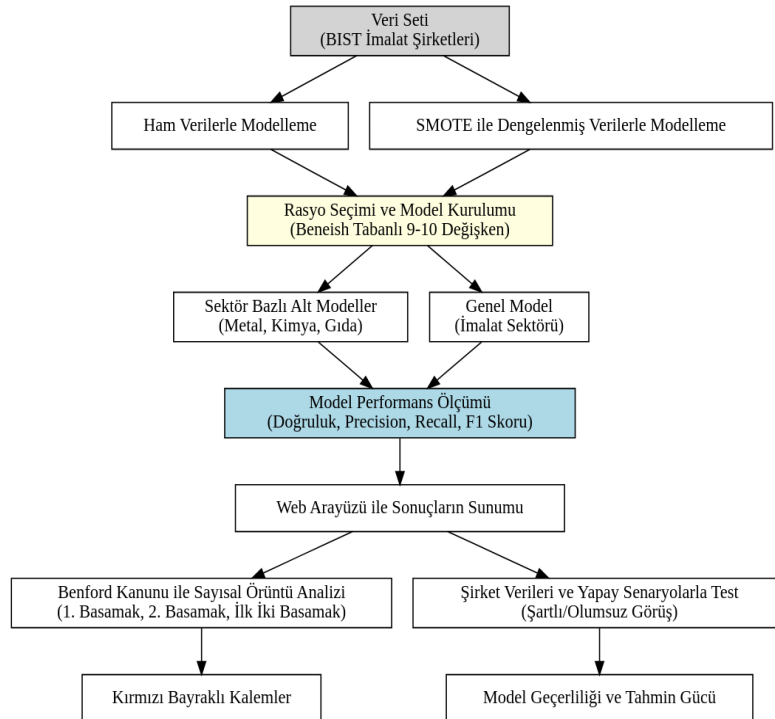
Çalışmada kullanılan modeller, Python programlama dili ile geliştirilmiş olup, pandas, numpy, scikit-learn, statsmodels ve matplotlib gibi çeşitli kütüphanelerden yararlanılmıştır. Modellerin sınıflandırma başarısı, doğruluk oranı, kesinlik (precision), duyarlılık (recall) ve F1 skoru gibi istatistiksel ölçütler aracılığıyla değerlendirilmiştir. Ayrıca, modellerin sektörel bazda performanslarını analiz

edebilmek amacıyla imalat sektörü geneli ile birlikte metal, kimya ve gıda gibi alt sektörler için ayrı ayrı modellemeler yapılmıştır.

Model analizleri, kullanıcı dostu bir web arayüzü üzerinden yürütülmüş ve geliştirilen yazılımda hem Beneish Modeli hem de Benford Kanunu'na dayalı kontroller yapılmasına olanak sağlanmıştır. Benford analizinde ise, finansal tabloların ilk basamak, ikinci basamak ve ilk iki basamak sayı dağılımlarına uyumu kontrol edilmiş ve anlamlı sapmaların olduğu hesap kalemleri “kırmızı bayrak” olarak işaretlenmiştir. Bu analiz, olası manipülasyonların sayısal örüntü analizi yoluyla da değerlendirilmesine katkı sağlamıştır.

Son olarak, modelin geçerliliği uygulamalı olarak test edilmiş; hem bağımsız denetim raporlarında şartlı görüş, olumsuz görüş ve görüş vermekten kaçınma görüşleri bulunan şirketlerin verileriyle hem de yapay manipülasyon senaryoları oluşturularak algoritmanın tutarlılığı değerlendirilmiştir. Bu testler sayesinde modelin yalnızca geçmiş verileri sınıflandırma değil, aynı zamanda kontrol ve tahmin aracı olarak da etkin biçimde kullanılabileceği ortaya konmuştur.

### Veri Analizi Akış Şeması:



## 4. BULGULAR VE YORUMLAR

Bu bölümde, çalışmada kullanılan veri setlerine ilişkin analiz sonuçlarına yer verilmektedir. Bulgular, hem modelleme sürecinde elde edilen istatistiksel çıktılar hem de geliştirilen yazılım aracılığıyla yapılan uygulamalar doğrultusunda sistematik olarak sunulmuştur. İlk olarak, bağımsız değişkenler arasında çoklu bağlantı olup olmadığını belirlemek amacıyla korelasyon analizi gerçekleştirilmiştir; ardından genel imalat sektörü ve alt sektörler için özgü sınıflandırma performansları değerlendirilmiştir. Bu kapsamda, hem ham veriler hem de SMOTE Algoritması uygulanarak dengelenmiş veri setleri üzerinden elde edilen lojistik regresyon model çıktıları detaylı olarak incelenmiş, yorumlanmış ve görsel araçlarla desteklenmiştir.

### 4.1. Analiz Sürecinde Kullanılan Yöntemsel Araçlar

Bu bölümde, çalışmada elde edilen finansal verilerin analizinde kullanılan yöntemsel araçlara yer verilmiştir. Öncelikle, bağımlı değişkenin ikili yapıda olması nedeniyle sınıflandırma amacıyla lojistik regresyon yöntemi tercih edilmiştir. Ardından, veri setinde gözlemlenen sınıf dengesizliği sorununa çözüm getirmek amacıyla SMOTE yöntemi uygulanmıştır. Son olarak, kurulan modellerin başarımını değerlendirmek ve karşılaştırmak üzere doğruluk (accuracy), kesinlik (precision), F1 skoru ve AUC (Area Under Curve) gibi temel performans ölçütleri kullanılmıştır. Alt başlıklarda bu yöntemsel araçlara ilişkin teorik açıklamalara yer verilecektir.

#### 4.1.1. Lojistik Regresyon Yöntemi

Lojistik regresyon, bağımlı değişkenin iki kategorili (örneğin, manipülatör – manipülatör değil) olduğu durumlarda kullanılan istatistiksel bir sınıflandırma yöntemidir. Temel amacı, bağımsız değişkenler ile bağımlı değişken arasında olasılık temelli bir ilişki kurmak ve her bir gözlemin belirli bir sınıfa ait olma olasılığını tahmin etmektir. Doğrusal regresyondan farklı olarak lojistik regresyonda tahmin edilen değer, 0 ile 1 arasında değişen bir olasılık değeridir ve bu değer bir eşik ile karşılaştırılarak sınıflandırma yapılır.

Lojistik regresyonun en önemli avantajlarından biri, modelin yorumlanabilirliğinin yüksek olması ve katsayıların olasılık oranı cinsinden değerlendirilebilmesidir. Bu çalışmada, manipülasyon riski taşıyan firmaların belirlenmesinde bağımlı değişken olarak "manipülatör" olup olmama durumu alınmış, bağımsız değişkenler ise Beneish Modeli' nde yer alan finansal oranlardan türetilmiştir. Modelin tahmin kapasitesi, hem doğruluk oranı hem de diğer performans metrikleriyle birlikte değerlendirilmiştir.

#### **4.1.2. SMOTE Yöntemi ve Veri Dengesizliğinin Giderilmesi**

Sınıflandırma problemlerinde, azınlık sınıfına ait örneklerin veri setinde sayıca yetersiz olması, modellerin bu sınıfı yeterince öğrenememesine ve dolayısıyla genel sınıflama başarımının düşmesine neden olabilmektedir. Bu tür dengesiz veri yapılarında, algoritmalar çoğu zaman baskın sınıfın örüntülerini öğrenmeye eğilim gösterir ve tahminlerinde bu sınıfa öncelik verir. Bu durum, muhasebe hilesi tespiti gibi nadir ancak kritik vakaların analizinde olduğu gibi; kanser teşhisi gibi düşük görülme sıklığına sahip sınıflarda da önemli bir sorun yaratmaktadır. Bu problemi aşmak amacıyla geliştirilen SMOTE yöntemi, dengesiz veri setlerinin dengelenmesinde en yaygın kullanılan örnekleme tekniklerinden biridir. İlk olarak Chawla ve arkadaşları tarafından 2002 yılında önerilen bu yöntem, farklı alanlardaki birçok dengesiz sınıflandırma problemi için başarılı bir şekilde uygulanmıştır. Geleneksel rastgele çoğaltma yöntemlerinden farklı olarak SMOTE, azınlık sınıfına ait her gözlemin en yakın k komşusu temel alınarak yeni ve sentetik örnekler üretir (Yavaş vd., 2020:261). Bu sayede veri seti, daha dengeli ve model öğrenimine elverişli hâle getirilir. Ayrıca, SMOTE bir örnekleme tekniği olmakla beraber, bu örnekleme işlemini bir algoritma mantığıyla yaptığı için literatürde yaygın olarak “SMOTE Algoritması” olarak kullanılmaktadır.

#### **4.1.3. Model Performans Ölçütleri (Accuracy, Precision, AUC, F1-Score)**

Lojistik regresyon ve diğer sınıflandırma modellerinde, modelin başarı düzeyini değerlendirmek için çeşitli performans ölçütleri kullanılmaktadır. Bu çalışmada geliştirilen manipülasyon tespit modellerinin sınıflandırma doğruluğu, yalnızca doğruluk oranı (accuracy) üzerinden değil, aynı zamanda dengesiz veri

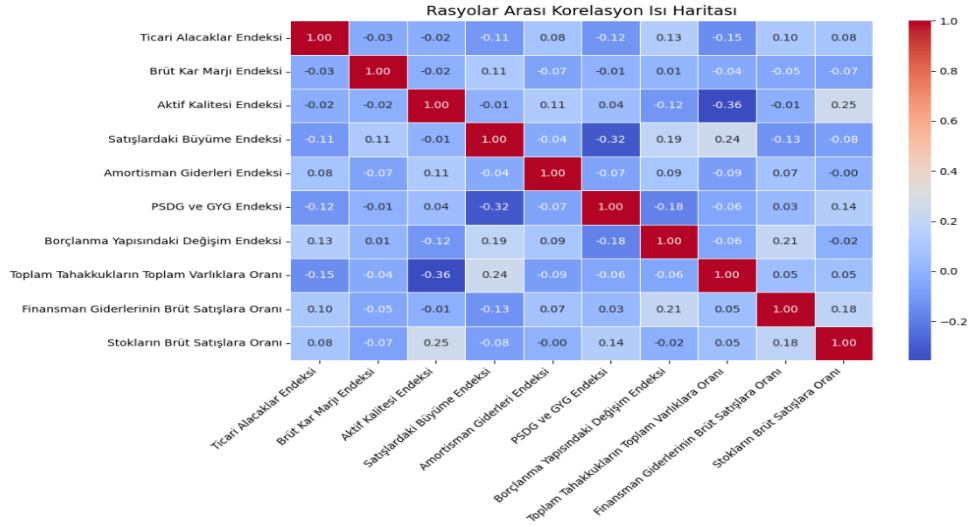
setlerinde daha anlamlı sonuçlar üreten diğer ölçütlerle de analiz edilmiştir. Aşağıda, çalışmada kullanılan temel performans ölçütleri özetlenmiştir:

- **Accuracy (Doğruluk Oranı):** Modelin doğru tahmin ettiği örneklerin, toplam gözlem sayısına oranıdır. En yaygın kullanılan metrik olmakla birlikte, sınıf dengesizliği olan veri setlerinde yanıltıcı olabilir.
- **Precision (Kesinlik / Pozitif Tahmin Başarısı):** Modelin "manipülatör" olarak tahmin ettiği firmalar arasından, gerçekte de manipülatör olanların oranıdır. Yanlış pozitiflerin (FP) sayısını azaltmayı hedefleyen modellerde önemlidir.
- **F1-Score (F1 Skoru):** Precision ve Recall (Duyarlılık) ölçütlerinin harmonik ortalamasıdır. Veri setinde pozitif sınıfın (manipülatör firmaların) tespiti kritikse, F1 skoru daha güvenilir bir ölçüt sunar.
- **AUC (Area Under the Curve – Eğri Altındaki Alan):** ROC (Receiver Operating Characteristic) eğrisi altında kalan alanı ifade eder. Modelin sınıflar arasında ayırım yapma yeteneğini ölçer. AUC değeri 0.5'e yaklaştıkça modelin ayırım gücü azalır, 1'e yaklaştıkça mükemmel sınıflandırmaya yaklaşır.

Çalışmada farklı değişken sayıları ve sektörlere göre oluşturulan modellerin doğruluk düzeyleri yalnızca Accuracy üzerinden değil, bu dört metrik birlikte değerlendirilerek karşılaştırılmıştır. Böylece, modelin manipülasyon tespitinde gerçek performansı daha bütüncül bir yaklaşımla analiz edilmiştir.

#### 4.2. Korelasyon Analizi

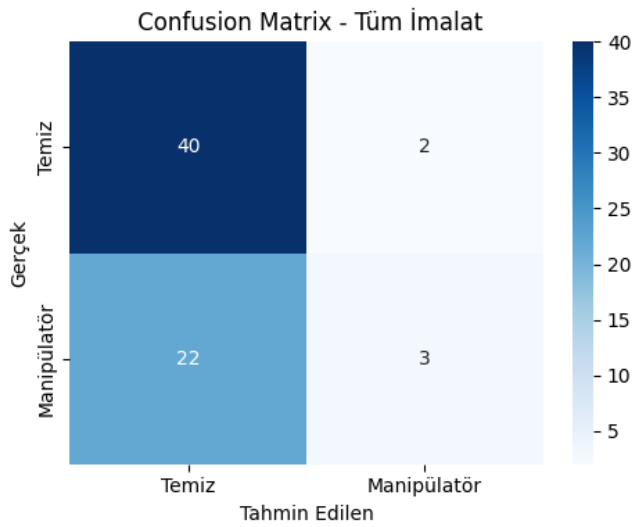
Çalışmada yer alan ilk analiz, çalışmada kullanılan bağımsız değişkenler arasında çoklu bağlantı olup olmadığının test edilmesidir. Bu amaçla, korelasyon katsayıları hesaplanmış ve Şekil 7'de sunulan ısı haritası oluşturulmuştur. Görselde yer alan değerlere göre değişkenler arasında yüksek düzeyde korelasyon bulunmamakta, bu durum regresyon modelinin çoklu doğrusal bağlantı problemi yaşamadan sağlıklı şekilde kurulabileceğine işaret etmektedir.



**Şekil 7. Korelasyon Isı Haritası**

### 4.3. Tüm İmalat Sektörü (Dokuz Değişkenli) Genel Model Bulguları

Bu bölümde, imalat sektörüne ait firmaların 9 değişkenli veri seti üzerinden elde edilen modelleme sonuçları sunulmaktadır. Modelleme süreci hem ham veri ile hem de SMOTE Algoritması uygulanmış dengelenmiş veri ile gerçekleştirilmiştir. Her iki durumda da elde edilen sınıflandırma performansı, katsayı dağılımı ve model eşitlikleri aşağıda görsellerle desteklenerek verilmiştir. ROC eğrisi yalnızca SMOTE uygulanmış model için çizilmiş, en uygun eşik değer Youden J istatistiği ile belirlenmiştir.



**Şekil 8a. Tüm İmalat – Ham Veri Sınıflandırma Matrisi**

	precision	recall	f1-score	support
0	0.65	0.95	0.77	42
1	0.60	0.12	0.20	25
accuracy			0.64	67
macro avg	0.62	0.54	0.48	67
weighted avg	0.63	0.64	0.56	67

**Şekil 8b. Tüm İmalat – Ham Veri Model Çıktıları**

Modelin sınıflandırma performansını gösteren karışıklık matrisi Şekil 8a’ da sunulmuştur. Gerçek sınıfı “temiz” olan 42 firmanın 40’ı doğru bir şekilde tahmin edilmiş, yalnızca 2 tanesi yanlışlıkla “manipülatör” olarak sınıflandırılmıştır. Diğer yandan, modelin “manipülatör” olarak etiketlenen 25 firmadan yalnızca 3 tanesini doğru tahmin edebildiği, geri kalan 22 firmayı yanlış şekilde “temiz” olarak sınıflandırdığı gözlemlenmektedir. Bu durum, modelin manipülatör firmaları tespit etme gücünün düşük olduğunu, ancak temiz firmaları ayırt etmede daha başarılı olduğunu göstermektedir.

Şekil 8b’ de sunulan sınıflandırma raporu, imalat sektörüne ait ham veri kullanılarak oluşturulan 9 değişkenli lojistik regresyon modeline ilişkin performans çıktılarını göstermektedir. Modelin başarı düzeyi her sınıf için ayrı ayrı değerlendirildiğinde, Sınıf 0 (manipülasyon yapmayan firmalar) için oldukça başarılı bir performans sergilediği görülmektedir. Bu sınıfta modelin precision (kesinlik) değeri 0,65, recall (duyarlılık) değeri ise 0,95’tir. Bu durum, modelin manipülasyon yapmayan firmaları büyük ölçüde doğru sınıflandırdığını ve yaptığı tahminlerin çoğunun isabetli olduğunu ortaya koymaktadır. Sınıf 0 için F1-Skoru 0,77 olup, modelin bu grubu tanıma konusundaki genel başarısını yansıtmaktadır. Buna karşın, Sınıf 1 (manipülasyon yapan firmalar) için model performansı oldukça düşüktür. Precision değeri her ne kadar 0,60 olsa da, recall değeri yalnızca 0,12’dir. Bu da modelin gerçek manipülatif firmaların yalnızca %12’sini tespit edebildiğini göstermektedir. Sınıf 1 için F1-Skoru yalnızca 0,20 seviyesindedir ki bu değer modelin bu grup üzerinde çok zayıf çalıştığına işaret etmektedir. Genel doğruluk (accuracy) oranı %64 seviyesindedir; ancak bu oran, veri setindeki sınıflar arasındaki dengesizlik nedeniyle yanıltıcı olabilir. Nitekim, makro ortalamalara bakıldığında precision 0,62, recall 0,54 ve f1-score 0,48 olarak hesaplanmıştır. Bu değerler, modelin iki sınıfa da

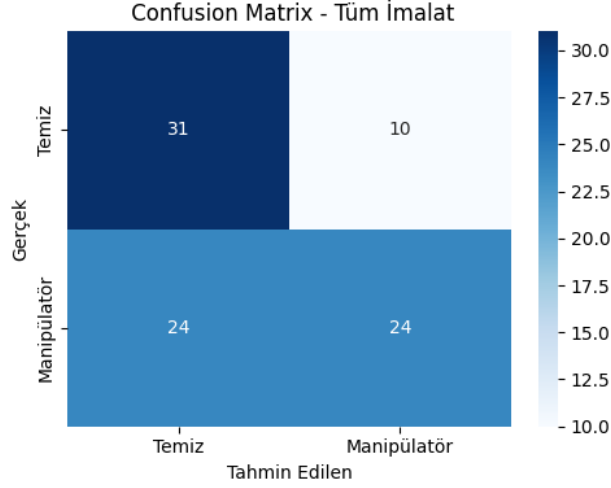
eşit ağırlık verildiğinde genel anlamda tatmin edici bir performans göstermediğini ortaya koymaktadır. Ağırlıklı ortalama F1-Skorunun ise 0,56 olması, modelin daha çok sayıca fazla olan sınıf üzerinden başarılı tahminlerde bulunduğunu düşündürmektedir. Sonuç olarak, bu model manipülasyon yapmayan firmaları tanımada başarılı olsa da, manipülasyon yapan firmaları tespit etmede yetersiz kalmaktadır.

$$M_1 \text{ Skor} = -1,4113 + (0,272 \times \text{Ticari Alacaklar Endeksi}) + (0,0549 \times \text{Brüt Kar Marjı Endeksi}) + (-0,0168 \times \text{Aktif Kalitesi Endeksi}) + (0,1243 \times \text{Satışlardaki Büyüme Endeksi}) + (0,4186 \times \text{Amortisman Giderleri Endeksi}) + (-0,6797 \times \text{PSDG ve GYG Endeksi}) + (-0,4524 \times \text{Borçlanma Yapısındaki Değişim Endeksi}) + (0,1125 \times \text{Finansman Giderlerinin Brüt Satışlara Oranı}) + (0,5174 \times \text{Stokların Brüt Satışlara Oranı})$$

Lojistik regresyon analizine dahil edilen değişkenlerin modeldeki katsayıları yukarıdaki eşitlikte görülmektedir. En yüksek pozitif katsayıya sahip değişken “Stokların Brüt Satışlara Oranı” olurken, bunu sırasıyla “Amortisman Giderleri Endeksi” ve “Ticari Alacaklar Endeksi” takip etmektedir. Bu değişkenler, modelin manipülasyon riskini artırıcı yönde etkide bulunduğunu göstermektedir. Öte yandan, “PSDG ve GYG Endeksi” ile “Borçlanma Yapısındaki Değişim Endeksi” negatif katsayıya sahiptir ve bu değişkenler manipülasyon olasılığı üzerinde azaltıcı etkiye sahip görünmektedir.

Modelin genel sınıflama başarısı, açıklayıcı gücü ve değişkenlerin etki düzeyleri “Sonuçlar ve Öneriler” bölümünde ayrıntılı biçimde değerlendirilecektir.

Aşağıda, dengesiz sınıf yapısının model performansına etkisini değerlendirmek amacıyla Tüm İmalat Sektörü için uygulanan SMOTE yöntemi sonrasında elde edilen lojistik regresyon bulguları sunulmaktadır. Model, 9 finansal rasyo değişkeni kullanılarak oluşturulmuştur.



Şekil 9a. Tüm İmalat – SMOTE Uygulamalı Sınıflandırma Matrisi

	precision	recall	f1-score	support
0	0.56	0.76	0.65	41
1	0.71	0.50	0.59	48
accuracy			0.62	89
macro avg	0.63	0.63	0.62	89
weighted avg	0.64	0.62	0.61	89

Şekil 9b. Tüm İmalat – SMOTE Uygulamalı Model Çıktıları

Modelin sınıflandırma performansına ilişkin karışıklık matrisi Şekil 9a’ da sunulmuştur. Gerçek sınıfı “temiz” olan 41 firmanın 31’i doğru şekilde tahmin edilirken, 10’u yanlışlıkla “manipülâtör” sınıfında sınıflandırılmıştır. Buna karşılık, manipülâtör olarak etiketlenen 48 firmanın 24’ü doğru, 24’ü ise yanlış sınıflandırılmıştır. Bu sonuçlar, modelin hem temiz hem de manipülâtör firmaları ayırt etme kapasitesinde önceki (SMOTE uygulanmamış) modele kıyasla belirgin bir değişim olduğunu göstermektedir.

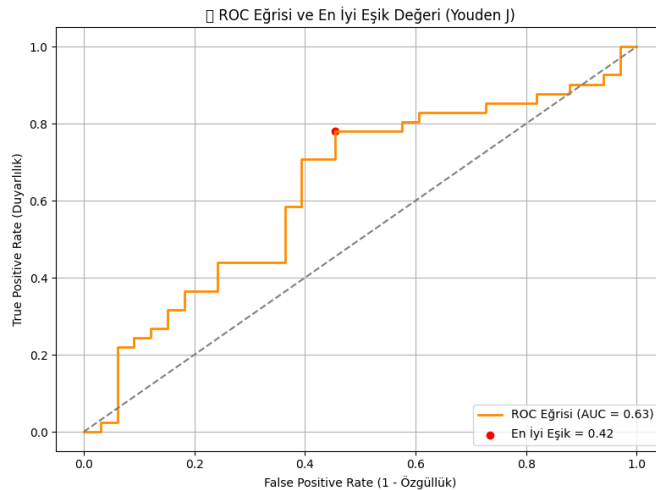
Şekil 9b’ de, SMOTE uygulaması sonrasında modelin her iki sınıf için de daha dengeli bir performans sergilediği gözlenmektedir. Sınıf 0 (manipülasyon yapmayan firmalar) için precision 0,56, recall 0,76 ve F1-skoru 0,65 olarak hesaplanmıştır. Bu, modelin Sınıf 0’ı yüksek oranda tanıyabildiğini (yüksek recall), ancak tahminlerinin bir kısmının hatalı olabileceğini (daha düşük precision) göstermektedir. Yine de F1-skor değeri 0,65 ile önceki modele göre dengeli ve makul bir başarıya işaret etmektedir. Daha dikkat çekici gelişme ise sınıf 1 (manipülasyon yapan firmalar) için gözlemlenmektedir. Bu sınıfta precision 0,71, recall 0,50 ve F1-skor 0,59 olarak

ölçülmüştür. Precision oranının 0,71 olması, modelin "manipülasyon var" dediği örneklerin büyük bölümünü doğru tahmin ettiğini gösterirken, recall değerinin 0,50'ye yükselmesi, modelin artık manipülatif firmaların yarısını doğru tespit edebildiğini ortaya koymaktadır. F1-Skor'un 0,59'a ulaşması, SMOTE uygulamasının bu sınıf için ciddi bir iyileşme sağladığını göstermektedir. Genel doğruluk oranı (accuracy) %62 olup, bu oran ham veri ile oluşturulan modelle benzerdir; ancak bu metrik artık daha anlamlıdır çünkü sınıf dengesizliği azalmıştır. Macro ve weighted ortalamalar da F1-skor açısından sırasıyla 0,62 ve 0,61'dir, yani model artık iki sınıfa da daha dengeli şekilde öğrenim sağlamıştır.

$M_2 \text{ Skor} = -1,3299 + (0,778 \times \text{Ticari Alacaklar Endeksi}) + (0,0455 \times \text{Brüt Kar Marjı Endeksi}) + (-0,0203 \times \text{Aktif Kalitesi Endeksi}) + (0,0595 \times \text{Satışlardaki Büyüme Endeksi}) + (0,2173 \times \text{Amortisman Giderleri Endeksi}) + (0,6526 \times \text{PSDG ve GYG Endeksi}) + (-1,0286 \times \text{Borçlanma Yapısındaki Değişim Endeksi}) + (0,0385 \times \text{Finansman Giderlerinin Brüt Satışlara Oranı}) + (0,2557 \times \text{Stokların Brüt Satışlara Oranı})$

Lojistik regresyon analizine ilişkin değişken katsayıları yukarıdaki eşitlikte görülmektedir. En yüksek pozitif katsayıya sahip değişken "Ticari Alacaklar Endeksi" olurken, bunu "PSDG ve GYG Endeksi" ve "Stokların Brüt Satışlara Oranı" izlemiştir. Bu değişkenler, modele göre manipülasyon olasılığı üzerinde artırıcı yönde etkili olmaktadır. Öte yandan, "Borçlanma Yapısındaki Değişim Endeksi" negatif katsayısıyla en güçlü azaltıcı etkiye sahip değişken olarak öne çıkmaktadır.

Modelin genel sınıflama başarısı, açıklayıcı gücü ve değişkenlerin etki düzeyleri "Sonuçlar ve Öneriler" bölümünde ayrıntılı biçimde değerlendirilecektir.



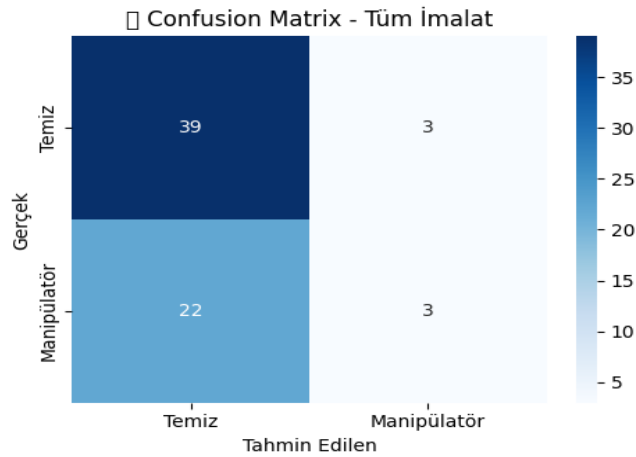
#### Şekil 10. Tüm İmalat – ROC Eğrisi ve En Uygun Eşik Değer (SMOTE Uygulaması)

Şekil 10'daki grafik, modelin farklı eşik değerleri altında duyarlılık düzeylerini karşılaştırmalı olarak göstermektedir. Eğrinin altında kalan alan (AUC = 0,63), modelin ayırt edicilik gücünü ifade etmektedir. Grafikte kırmızı nokta ile gösterilen eşik değeri (0,42), Youden J istatistiğine göre en yüksek duyarlılık ve özgüllük kombinasyonunu sağlamaktadır. Bu eşik değerinin seçilmesi, modelin optimum sınıflandırma başarımı ile çalışmasını sağlar.

#### 4.4. Tüm İmalat Sektörü (On Değişkenli) Genel Model Bulguları

Bu bölümde, Tüm İmalat sektörüne ait firmaların sunduğu finansal tablolarında nakit akış tablosu yer alan örnekler üzerinden elde edilen analiz sonuçları sunulmaktadır. Bu firmalar için oluşturulan modellerde toplam 10 finansal oran kullanılmıştır.

Analizler iki aşamada gerçekleştirilmiştir. İlk olarak ham veri ile oluşturulan lojistik regresyon modeli değerlendirilmiş, ardından dengesiz sınıf yapısının model başarımını olumsuz etkilediği tespit edildiğinden, SMOTE Algoritması uygulanarak dengelenmiş veri seti ile yeniden model kurulmuştur. Bu kapsamda, her iki modelleme sonucunda elde edilen sınıflandırma başarımı, katsayı değerleri ve ROC eğrisi görsellerle desteklenerek karşılaştırmalı şekilde sunulmuştur.



Şekil 11a. Tüm İmalat – Ham Veri Sınıflandırma Matrisi (10 Değişkenli)

	precision	recall	f1-score	support
0	0.64	0.93	0.76	42
1	0.50	0.12	0.19	25
accuracy			0.63	67
macro avg	0.57	0.52	0.48	67
weighted avg	0.59	0.63	0.55	67

**Şekil 11b. Tüm İmalat – Ham Veri Model Çıktıları (10 Değişkenli)**

Sınıflandırma performansına ilişkin karışıklık matrisi Şekil 11a’ da verilmiştir. Gerçek sınıfı “temiz” olan 42 firmanın 39’u doğru şekilde tahmin edilmiş, 3’ü “manipülatör” olarak yanlış sınıflandırılmıştır. Buna karşılık, 25 adet “manipülatör” olarak etiketlenen firmanın sadece 3’ü doğru sınıflandırılabilmiş, 22’si ise “temiz” olarak tahmin edilmiştir. Bu sonuçlar, modelin temiz firmaları yüksek doğrulukla tahmin edebildiğini, ancak manipülatör firmaları ayırt etme performansının düşük olduğunu göstermektedir.

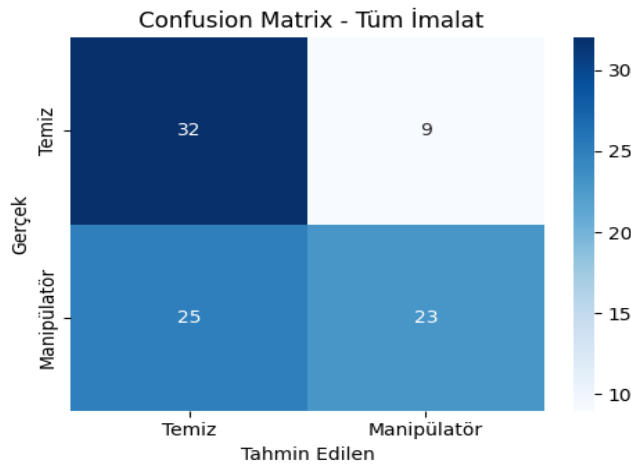
Şekil 11b’ de görüldüğü gibi, modelin Sınıf 0 (manipülasyon yapmayan firmalar) için gösterdiği performans oldukça iyidir. Bu sınıfta precision (kesinlik) değeri 0,64, recall (duyarlılık) değeri 0,93 ve F1-skor 0,76’dır. Yani model, manipülasyon yapmayan firmaları büyük oranda doğru tahmin edebilmekte ve tahminlerinin çoğu da isabetlidir. Bu durum, Sınıf 0 açısından güvenilir bir model çıktısı olduğunu göstermektedir. Ancak, Sınıf 1 (manipülasyon yapan firmalar) için modelin performansı zayıftır. Bu sınıfta precision 0,50 gibi makul bir düzeyde olsa da, recall değeri yalnızca 0,12’dir. Bu da, modelin manipülasyon yapan firmaların %88’ini kaçırdığını ifade eder. F1-skor’un 0,19 olması, bu sınıf için genel başarı düzeyinin oldukça düşük olduğunu ortaya koymaktadır. Model, manipülatif firmaları ayırt etmede yetersiz kalmıştır. Genel doğruluk oranı (accuracy) %63 olup yüzeysel olarak kabul edilebilir görünse de, bu metrik sınıflar arasındaki dengesizlikten etkilenmektedir. Macro ortalamalar (tüm sınıflara eşit önem vererek) F1-skor açısından 0,48 gibi düşük bir değeri gösterirken, weighted ortalama (destek sayısına göre ağırlıklı) F1-skor 0,55 olarak hesaplanmıştır. Bu fark, modelin daha çok Sınıf 0 üzerine yoğunlaştığını ve dengesiz bir öğrenme gerçekleştirdiğini göstermektedir.

$$M_3 \text{ Skor} = -1,414 + (0,2752 \times \text{Ticari Alacaklar Endeksi}) + (0,0552 \times \text{Brüt Kar Marjı Endeksi}) + (-0,0162 \times \text{Aktif Kalitesi Endeksi}) + (0,1222 \times \text{Satışlardaki Büyüme Endeksi}) + (0,4207 \times \text{Amortisman Giderleri Endeksi}) + (-0,6776 \times \text{PSDG ve GYG Endeksi}) + (-0,4489 \times \text{Borçlanma Yapısındaki Değişim Endeksi}) + (0,0925 \times \text{Toplam})$$

Tahakkukların Toplam Varlıklara Oranı) + (0,1117 × Finansman Giderlerinin Brüt Satışlara Oranı) + (0,5127 × Stokların Brüt Satışlara Oranı)

Yukarıdaki eşitlikte, modelde kullanılan 10 finansal değişkene ait katsayılar sunulmaktadır. Modelde en yüksek pozitif katsayıya sahip değişken “Stokların Brüt Satışlara Oranı” olarak belirlenmiştir. Bunu “Amortisman Giderleri Endeksi” ve “Ticari Alacaklar Endeksi” takip etmektedir. Bu değişkenler, modelde manipülasyon riskini artırıcı yönde etkide bulunmaktadır. Diğer taraftan, “PSDG ve GYG Endeksi” ile “Borçlanma Yapısındaki Değişim Endeksi” negatif katsayıya sahip olup, manipülasyon olasılığını azaltıcı etkide bulunmuştur. Bu modele özgü olarak, eklenen yeni değişken “Toplam Tahakkukların Toplam Varlıklara Oranı”nın da sınırlı düzeyde negatif bir etki gösterdiği gözlemlenmiştir.

Modelin sınıflandırma doğruluğu, istatistiksel anlamlılık düzeyleri ve öngörü performansı, “Sonuçlar ve Öneriler” başlığı altında ayrıntılı şekilde analiz edilecektir.



Şekil 12a. Tüm İmalat – SMOTE Uygulamalı Sınıflandırma Matrisi (10 Değişkenli)

	precision	recall	f1-score	support
0	0.56	0.78	0.65	41
1	0.72	0.48	0.57	48
accuracy			0.62	89
macro avg	0.64	0.63	0.61	89
weighted avg	0.65	0.62	0.61	89

Şekil 12b. Tüm İmalat – SMOTE Uygulamalı Model Çıktıları (10 Değişkenli)

Modelin sınıflandırma performansına ilişkin karışıklık matrisi Şekil 12a’ da sunulmuştur. Gerçek sınıfı “temiz” olan 41 firmanın 32’si doğru sınıflandırılırken, 9’u

“manipülator” olarak hatalı biçimde tahmin edilmiştir. Öte yandan, 48 adet manipülator firmanın 23’ü doğru bir şekilde tanınmış, 25’i ise “temiz” olarak sınıflandırılmıştır. Bu tablo, modelin her iki sınıfı da sınırlı düzeyde ayırt edebildiğini ve özellikle manipülator firma tahmininde önceki modellere göre kısmi bir iyileşme sağladığını göstermektedir.

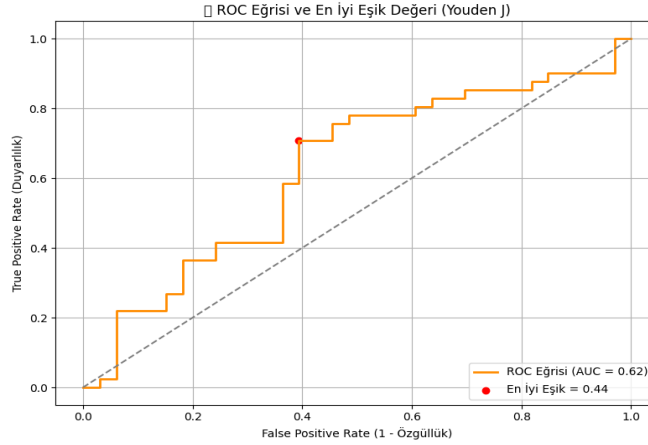
Şekil 12b’ de Sınıf 0 (manipülasyon yapmayan firmalar) için modelin precision değeri 0,56, recall değeri 0,78 ve F1-Skor değeri 0,65 olarak hesaplandığı görülmektedir. Bu sonuçlar, modelin bu sınıfta önceki ham veri modeline benzer şekilde istikrarlı bir başarı gösterdiğini göstermektedir. Model, bu grubu yüksek doğrulukla tespit edebilmekte ve yanlış pozitif oranı da kabul edilebilir düzeydedir. Daha önemli gelişme Sınıf 1 (manipülasyon yapan firmalar) için gözlenmektedir. Bu sınıfta precision 0,72 gibi oldukça yüksek bir değere ulaşmış; modelin “manipülasyon var” dediği örneklerin büyük bir kısmı isabetli olmuştur. Recall değeri 0,48 olup, modelin manipülasyon yapan firmaların yaklaşık yarısını tespit edebildiğini göstermektedir. Bu değer, ham veri modelinde 0,12 gibi çok düşük düzeylerdeydi ve SMOTE sayesinde anlamlı biçimde artmıştır. F1-Skor ise 0,57 olarak hesaplanmıştır; bu da modelin artık her iki sınıfta daha dengeli tahmin gücüne sahip olduğunu gösterir. Modelin genel doğruluk oranı (accuracy) %62 olup önceki modellerle benzer düzeyde kalmıştır. Ancak bu kez macro ve weighted average F1-Skor değerleri 0,61 ile oldukça dengeli ve güvenilir bir performans ortaya koymaktadır. Bu durum, SMOTE tekniğinin sadece manipülasyon yapan firmaların sayısını artırmakla kalmayıp, modelin bu sınıfa ilişkin öğrenme kapasitesini de yükselttiğini ortaya koymaktadır.

$$M_4 \text{ Skor} = -1,352 + (0,8076 \times \text{Ticari Alacaklar Endeksi}) + (0,0464 \times \text{Brüt Kar Marjı Endeksi}) + (-0,0202 \times \text{Aktif Kalitesi Endeksi}) + (0,0584 \times \text{Satışlardaki Büyüme Endeksi}) + (0,216 \times \text{Amortisman Giderleri Endeksi}) + (0,6153 \times \text{PSDG ve GYG Endeksi}) + (-1,0135 \times \text{Borçlanma Yapısındaki Değişim Endeksi}) + (0,0494 \times \text{Toplam Tahakkukların Toplam Varlıklara Oranı}) + (0,0383 \times \text{Finansman Giderlerinin Brüt Satışlara Oranı}) + (0,2703 \times \text{Stokların Brüt Satışlara Oranı})$$

Modelde yer alan değişkenlere ilişkin katsayılar yukarıdaki eşitlikte sunulmuştur. “Ticari Alacaklar Endeksi” en yüksek pozitif katsayıya sahip değişken olarak öne çıkarken, “PSDG ve GYG Endeksi” ve “Stokların Brüt Satışlara Oranı” da manipülasyon olasılığını artırıcı yönde etkide bulunmuştur. Diğer taraftan, “Borçlanma Yapısındaki Değişim Endeksi” modelde en güçlü negatif katsayıya sahip

değişken olarak dikkat çekmektedir. Bu modele özgü olarak kullanılan “Toplam Tahakkukların Toplam Varlıklara Oranı” da düşük düzeyde negatif etkiye sahiptir.

Modelin genel başarımlar ölçütlerine, açıklayıcılığına ve SMOTE uygulamasının etkilerine ilişkin detaylı analizler “Sonuçlar ve Öneriler” bölümünde ele alınacaktır.



**Şekil 13. Tüm İmalat – ROC Eğrisi ve En Uygun Eşik Değer (SMOTE Uygulaması) (10 Değişkenli)**

Bu grafik, modelin farklı eşik değerleri altında duyarlılık ve özgüllük düzeylerini karşılaştırmalı olarak göstermektedir. Eğrinin altında kalan alan (AUC = 0,62), modelin ayırt edicilik gücünü ifade etmektedir. Grafikte kırmızı nokta ile gösterilen eşik değeri (0,44), Youden J istatistiğine göre en yüksek duyarlılık ve özgüllük kombinasyonunu sağlamaktadır. Bu eşik değerinin seçilmesi, modelin optimum sınıflandırma başarımını sağlamasını sağlar.

#### 4.5. Alt Sektör Bulguları

Bu çalışmada imalat sektörü, sektörel çeşitliliği dikkate alınarak sekiz alt sektöre ayrılmış ve her biri için ayrı ayrı modelleme yapılması hedeflenmiştir. Ancak, yalnızca Gıda, İçecek ve Tütün, Kimya, İlaç, Petrol, Lastik ve Plastik Ürünler ile Ana Metal Sanayi alt sektörleri için model oluşturulabilecek yeterli sayıda örnek firma tespit edilebilmiştir.

Diğer alt sektörlerde (Tekstil, Orman Ürünleri, Kağıt-Basım, Taş-Toprak, Metal Eşya-Makine vb.) bağımsız denetim raporlarında yer alan görüş türleri (şartlı, olumsuz, görüş vermektan kaçınma) ile Kurumsal Yönetim Endeksi üyeliği gibi manipülasyon sınıflandırmasını mümkün kılan güvenilir kriterlere sahip firma sayısı

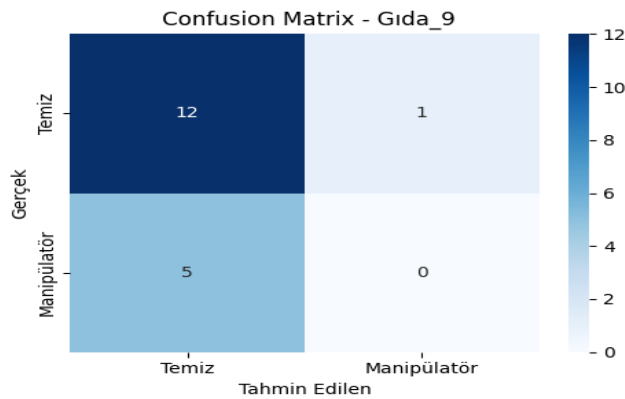
oldukça sınırlı kalmıştır. Veri dengesizliği ve örneklem yetersizliği nedeniyle bu sektörler için istatistiksel olarak anlamlı model oluşturulamamış, yalnızca üç alt sektörde detaylı analiz yapılabilmektedir.

#### 4.5.1. Gıda, İçecek ve Tütün Alt Sektörü

Gıda, İçecek ve Tütün alt sektörü için hem 9 hem de 10 değişkenli modeller geliştirilmiştir. Bu sektöre ait firmaların yeterli sayıda gözlemi bulunması nedeniyle, manipülatör ve manipülatör olmayan firmalar net biçimde ayrıştırılabilmektedir ve hem ham veri hem de SMOTE Algoritması uygulanmış veri üzerinden modellemeler gerçekleştirilmiştir. Alt sektöre özel olarak oluşturulan modellerin sınıflandırma başarıları, regresyon katsayıları ve eşik değer analizleri aşağıda sunulmaktadır.

##### 4.5.1.1. Gıda, İçecek ve Tütün Alt Sektörü (Dokuz Değişkenli) Genel Model Bulguları

Bu bölümde, Gıda, İçecek ve Tütün alt sektörüne ait firmaların finansal tablolarından elde edilen dokuz temel değişken kullanılarak oluşturulan lojistik regresyon modellerine ilişkin bulgular sunulmaktadır. Modelleme süreci iki aşamalı olarak gerçekleştirilmiş; ilk aşamada ham verilerle, ikinci aşamada ise veri setindeki sınıf dengesizliğini gidermek amacıyla SMOTE yöntemi uygulanarak analizler yapılmıştır. Elde edilen sınıflandırma sonuçları ve model katsayıları, her iki senaryo için ayrı ayrı ele alınarak sektörün genel görünümüne ilişkin betimsel bulgular ortaya konulmuştur.



Şekil 14a. Gıda, İçecek ve Tütün – Ham Veri Sınıflandırma Matrisi

	precision	recall	f1-score	support
0	0.71	0.92	0.80	13
1	0.00	0.00	0.00	5
accuracy			0.67	18
macro avg	0.35	0.46	0.40	18
weighted avg	0.51	0.67	0.58	18

#### Şekil 14b. Gıda, İçecek ve Tütün – Ham Veri Model Çıktıları

Gıda, İçecek ve Tütün alt sektörüne ait firmaların finansal oranları kullanılarak oluşturulan dokuz değişkenli lojistik regresyon modeli, ilk aşamada ham verilerle değerlendirilmiştir. Modelin sınıflandırma performansına ait karışıklık matrisi Şekil 14a’ da sunulmuştur. Buna göre, gerçek sınıfı “temiz” olan 13 firmanın 12’si doğru şekilde tahmin edilirken, yalnızca 1 firma hatalı olarak “manipülatör” sınıfına atanmıştır. Buna karşılık, gerçek sınıfı “manipülatör” olan 5 firmanın tamamı yanlış sınıflandırılarak “temiz” olarak değerlendirilmiştir. Bu durum, modelin manipülatör firmaları tespit etme konusunda yetersiz kaldığını, ancak temiz firmaları ayırt etmede görece başarılı olduğunu göstermektedir.

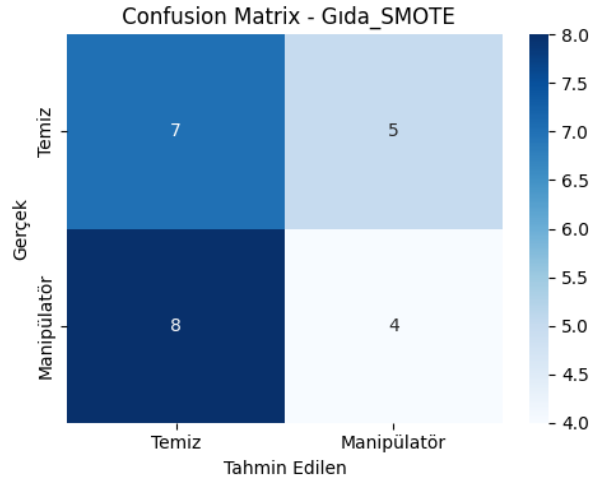
Şekil 14b incelendiğinde, modelin yalnızca manipülasyon yapmayan firmaları tespit etmede başarılı olduğu, ancak manipülasyon yapan firmaları tamamen göz ardı ettiği görülmektedir. Sınıf 0 (manipülasyon yapmayan firmalar) için precision değeri 0,71, recall değeri 0,92 ve F1-Skor 0,80 olarak hesaplanmıştır. Bu göstergeler, modelin bu sınıftaki firmaları yüksek başarıyla tanımlayabildiğini ortaya koymaktadır. Ancak Sınıf 1 (manipülasyon yapan firmalar) için precision, recall ve F1-Skor değerlerinin tamamı 0,00’dır. Bu durum, modelin manipülasyon yapan hiçbir firmayı doğru şekilde tahmin edemediğini ve yalnızca çoğunluk sınıfına (Sınıf 0) odaklandığını göstermektedir. Modelin genel doğruluğu (accuracy) %67 düzeyindedir; ancak bu oran, dengesiz sınıf dağılımı nedeniyle yanıltıcıdır. Nitekim, makro ortalama F1-Skor değeri 0,40 olup, modelin her iki sınıfı eşit önemde değerlendirdiğinde oldukça zayıf bir performans sergilediği anlaşılmaktadır. Bu bağlamda, özellikle örnek sayısının düşük olduğu bu alt sektörde sınıf dengesizliği ciddi bir sorun teşkil etmekte; modelin öğrenme kabiliyetini sınırlamaktadır.

$$M_5 \text{ Skor} = -3,6736 + (0,5924 \times \text{Ticari Alacaklar Endeksi}) + (0,2256 \times \text{Brüt Kar Marjı Endeksi}) + (-0,0164 \times \text{Aktif Kalitesi Endeksi}) + (0,0321 \times \text{Satışlardaki Büyüme Endeksi}) + (-0,231 \times \text{Amortisman Giderleri Endeksi}) + (1,2135 \times \text{PSDG ve GYG})$$

Endeksi) + (-0,4148 × Borçlanma Yapısındaki Değişim Endeksi) + (0,4271 × Finansman Giderlerinin Brüt Satışlara Oranı) + (0,8054 × Stokların Brüt Satışlara Oranı)

Modelde yer alan değişken katsayıları yukarıdaki eşitlikte gösterilmiştir. En yüksek pozitif katsayıya sahip değişken “PSDG ve GYG Endeksi” olup, bu değişkeni sırasıyla “Stokların Brüt Satışlara Oranı” ve “Ticari Alacaklar Endeksi” izlemektedir. Öte yandan, “Borçlanma Yapısındaki Değişim Endeksi” en güçlü negatif katsayıya sahip değişken olarak öne çıkmaktadır. Değişken katsayıları, finansal oranların modeldeki etkisini göstermesi açısından önemli bir referans sunmaktadır.

Modelin genel başarımı, değişkenlerin anlamlılığı ve SMOTE uygulaması ile karşılaştırmalı değerlendirmesi, ilerleyen alt başlıklarda detaylı biçimde ele alınacaktır.



Şekil 15a. Gıda, İçecek ve Tütün – SMOTE Uygulamalı Sınıflandırma Matrisi

	precision	recall	f1-score	support
0	0.47	0.58	0.52	12
1	0.44	0.33	0.38	12
accuracy			0.46	24
macro avg	0.46	0.46	0.45	24
weighted avg	0.46	0.46	0.45	24

Şekil 15b. Gıda, İçecek ve Tütün – SMOTE Uygulamalı Model Çıktıları

Gıda, İçecek ve Tütün alt sektörüne ait dokuz değişkenli lojistik regresyon modeli, bu aşamada sınıf dengesizliğini gidermek amacıyla SMOTE yöntemi uygulanarak yeniden çalıştırılmıştır. Elde edilen sınıflandırma performansı Şekil 15a’ da yer alan karışıklık matrisi ile sunulmaktadır. Gerçek sınıfı “temiz” olan 12 firmanın 7’si doğru sınıflandırılmış, 5’i ise yanlışlıkla “manipülatör” olarak tahmin edilmiştir. Buna karşılık, manipülatör olarak etiketlenen 12 firmanın 4’ü doğru şekilde tespit edilirken, 8’i hatalı biçimde “temiz” olarak sınıflandırılmıştır. Bu sonuçlar, modelin her iki sınıfta da sınırlı düzeyde bir ayırt edicilik ortaya koyduğunu göstermektedir.

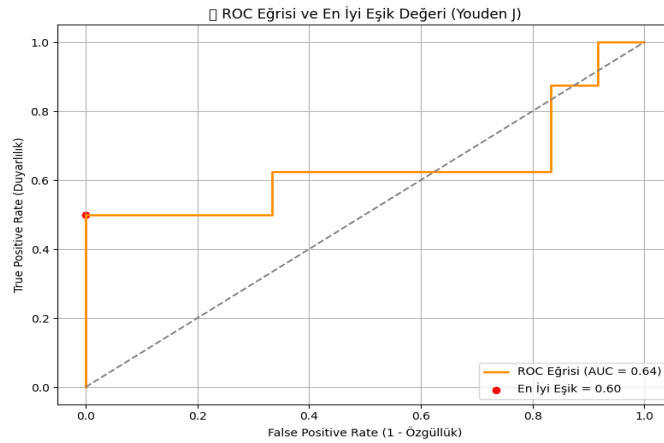
Şekil 15b incelendiğinde, önceki ham veri modeline kıyasla sınıflar arasında daha dengeli ancak genel anlamda düşük bir performans sergilediği görülmektedir. Sınıf 0 (manipülasyon yapmayan firmalar) için precision değeri 0,47, recall değeri 0,58 ve F1-Skor 0,52; Sınıf 1 (manipülasyon yapan firmalar) için ise precision 0,44, recall 0,33 ve F1-Skor 0,38 olarak hesaplanmıştır. Bu sonuçlar, her iki sınıf için de modelin kısıtlı bir ayırt etme gücüne sahip olduğunu göstermektedir. Modelin genel doğruluğu (accuracy) %46 düzeyinde kalmış olup, bu oran her iki sınıfta da hataların yüksek olduğunu işaret etmektedir. Makro ve ağırlıklı ortalama F1-Skor değerleri ise 0,45 olup, modelin sınıflar arasında dengeli ancak genel başarı düzeyinin düşük olduğunu ortaya koymaktadır. Her ne kadar SMOTE uygulaması ile Sınıf 1 için önceki modele göre kısmi bir iyileşme sağlanmış olsa da, elde edilen performans sonuçları modelin ne manipülasyon yapan ne de yapmayan firmaları güvenilir şekilde tespit edemediğini göstermektedir. Özellikle örneklem sayısının sınırlı olması (her bir sınıf için yalnızca 12 gözlem) modelin öğrenme kapasitesini ciddi biçimde sınırlandırmaktadır.

$$M_6 \text{ Skor} = -1,1015 + (0,3912 \times \text{Ticari Alacaklar Endeksi}) + (0,111 \times \text{Brüt Kar Marjı Endeksi}) + (-0,0127 \times \text{Aktif Kalitesi Endeksi}) + (-0,0837 \times \text{Satışlardaki Büyüme Endeksi}) + (0,0499 \times \text{Amortisman Giderleri Endeksi}) + (0,8459 \times \text{PSDG ve GYG Endeksi}) + (-0,4788 \times \text{Borçlanma Yapısındaki Değişim Endeksi}) + (0,1398 \times \text{Finansman Giderlerinin Brüt Satışlara Oranı}) + (0,0981 \times \text{Stokların Brüt Satışlara Oranı})$$

Modelin değişken katsayıları yukarıdaki eşitlikte gösterilmektedir. En yüksek pozitif katsayıya sahip değişken “PSDG ve GYG Endeksi” olurken, bunu “Ticari Alacaklar Endeksi” ve “Finansman Giderlerinin Brüt Satışlara Oranı” takip etmektedir. Öte yandan, en güçlü negatif katsayı “Borçlanma Yapısındaki Değişim Endeksi”ne ait olup, bu değişken modelde manipülasyon olasılığını azaltıcı yönde bir

etkide bulunmuştur. Bu modele ilişkin dikkat çeken bir diğer nokta, “Satışlardaki Büyüme Endeksi” ve “Amortisman Giderleri Endeksi” gibi değişkenlerin etkisinin oldukça sınırlı düzeyde kalmasıdır.

SMOTE uygulamasının modele etkisi, sınıflandırma başarısı ve değişkenlerin anlamlılığı, karşılaştırmalı biçimde “Sonuçlar ve Öneriler” bölümünde detaylı şekilde değerlendirilecektir.



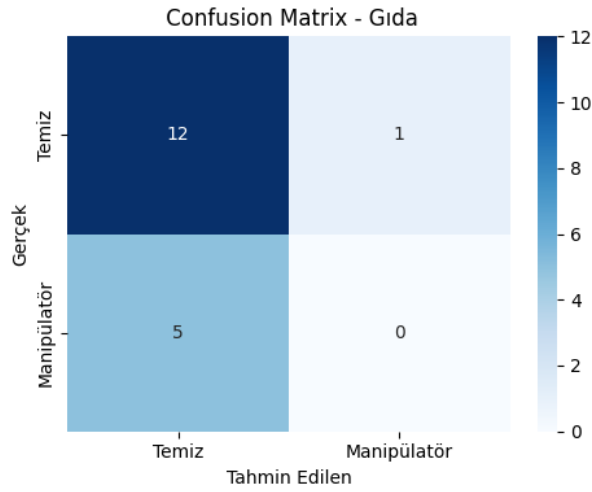
**Şekil 16. Gıda, İçecek ve Tütün – ROC Eğrisi ve En Uygun Eşik Değeri (SMOTE Uygulaması)**

SMOTE uygulanmış veri ile kurulan dokuz değişkenli lojistik regresyon modeli için oluşturulan ROC eğrisi ve optimum eşik değeri Şekil 16’ da sunulmaktadır. ROC eğrisi, modelin farklı eşik değerleri altındaki duyarlılık ile özgüllük oranlarını göstermektedir. Bu analiz sonucunda eğri altında kalan alan (AUC) 0,64 olarak hesaplanmıştır. Bu değer, modelin sınıflandırma başarısının rastgele tahmin düzeyinin üzerinde, ancak sınırlı bir ayırt edicilik düzeyine sahip olduğunu göstermektedir.

En iyi eşik değeri, Youden J istatistiği temel alınarak belirlenmiş ve 0,60 olarak tespit edilmiştir. Bu eşik, modelin hem duyarlılığı hem özgüllüğü birlikte en yüksek düzeyde sağlayabildiği karar noktasıdır. Şekil 16 üzerinde kırmızı nokta ile işaretlenmiş olan bu değer, özellikle karar destek sistemlerinde modelin hangi eşik üzerinden çalıştırılacağına ilişkin önemli bir referans sunmaktadır.

#### 4.5.1.2. Gıda, İçecek ve Tütün Alt Sektörü (On Değişkenli) Genel Model Bulguları

Bu bölümde, nakit akış tablosu yayımlayan Gıda, İçecek ve Tütün alt sektörü firmaları dikkate alınarak oluşturulan on değişkenli lojistik regresyon modeline ilişkin bulgulara yer verilmektedir. Dokuz değişkene ek olarak, nakit akış verilerine dayalı "Toplam Tahakkukların Toplam Varlıklara Oranı" değişkeni modele dahil edilmiştir. Modelleme süreci hem ham veri ile hem de SMOTE yöntemi uygulanmış veri seti ile gerçekleştirilmiştir. Böylece, sınıf dengesizliğinin model performansı üzerindeki etkisi değerlendirilebilmiştir. Bulgular, her iki veri seti için ayrı ayrı sınıflandırma matrisi ve regresyon katsayıları çerçevesinde sunulmakta olup, ilgili yorumlamalar “Sonuçlar ve Öneriler” bölümünde detaylandırılacaktır.



Şekil 17a. Gıda, İçecek ve Tütün – Ham Veri Sınıflandırma Matrisi (10 Değişkenli)

	precision	recall	f1-score	support
0	0.71	0.92	0.80	13
1	0.00	0.00	0.00	5
accuracy			0.67	18
macro avg	0.35	0.46	0.40	18
weighted avg	0.51	0.67	0.58	18

Şekil 17b. Gıda, İçecek ve Tütün – Ham Veri Model Çıktısı (10 Değişkenli)

Gıda, İçecek ve Tütün alt sektörüne ait on değişkenli lojistik regresyon modeli, bu aşamada herhangi bir sınıf dengeleme yöntemi uygulanmaksızın, ham veri üzerinden çalıştırılmıştır. Modelin sınıflandırma performansı Şekil 17a’da sunulmaktadır. Gerçek sınıfı “temiz” olan 13 firmanın 12’si doğru biçimde sınıflandırılmış, yalnızca 1’i yanlışlıkla “manipülâtör” olarak tahmin edilmiştir. Buna

karşılık, gerçek sınıfı “manipülator” olan 5 firmanın tamamı hatalı biçimde “temiz” olarak sınıflandırılmıştır. Bu durum, modelin yalnızca temiz firmaları ayırt etmede başarılı olduğunu, ancak manipülator firmaları tanımakta ciddi derecede yetersiz kaldığını ortaya koymaktadır. Dolayısıyla, modelin duyarlılığı sifira yakınken, özgüllüğü oldukça yüksek düzeyde kalmıştır. Bu sonuçlar, sınıflar arası dengesizliğin model performansını olumsuz etkilediğini ve özellikle azınlık sınıfı olan manipülator firmaların doğru tahmin edilebilmesi için veri dengeleme tekniklerinin kullanılmasının gerekli olduğunu göstermektedir.

Şekil 17b’ de, gıda, içecek ve tütün alt sektörüne ait verilerle oluşturulan ve 10 değişken içeren ham veri modeline ilişkin sınıflandırma çıktısı bulunmaktadır. Modelin sınıflar arasında ciddi bir dengesizlikle çalıştığını ve sadece çoğunluk sınıfa odaklandığını göstermektedir. Sınıf 0 (manipülasyon yapmayan firmalar) için precision değeri 0,71, recall değeri 0,92 ve F1-Skor 0,80 gibi oldukça yüksek sonuçlar elde edilmiştir. Bu, modelin manipülasyon yapmayan firmaları büyük ölçüde doğru tanıdığını ve Sınıf 0’a odaklandığını göstermektedir. Buna karşın, Sınıf 1 (manipülasyon yapan firmalar) için precision, recall ve F1-Skor değerlerinin tamamı 0,00 olarak hesaplanmıştır. Bu durum, modelin manipülasyon yapan hiçbir firmayı doğru tahmin edemediğini açıkça ortaya koymaktadır. Gerçek pozitiflerin tamamı göz ardı edilmiştir. Bu eksiklik, modelin tek yönlü çalıştığını ve sadece veri setinde daha fazla sayıda bulunan sınıfı öğrenebildiğini göstermektedir. Modelin genel doğruluğu %67 gibi yüzeysel olarak makul bir seviyede olsa da, bu değer sınıf dengesizliğinden kaynaklı olarak yanıltıcıdır. Macro F1-Skor değeri yalnızca 0,40 olup, modelin her iki sınıfa eşit önem verildiğinde düşük performans gösterdiğini ortaya koymaktadır. Weighted average F1-Skor değeri ise 0,58 ile Sınıf 0’ın yüksek destek sayısından etkilenecek görece daha yüksek çıkmıştır. Ancak bu ortalama, Sınıf 1’in tamamen başarısız olduğu gerçeğini gizleyemez. Sonuç olarak, bu model yalnızca çoğunluk sınıfını tanımakta ve riskli grup olan manipülasyon yapan firmaları tespit edememektedir. Bu nedenle, modelin bu haliyle karar destek mekanizmalarında kullanılması uygun olmadığı düşünülmektedir.

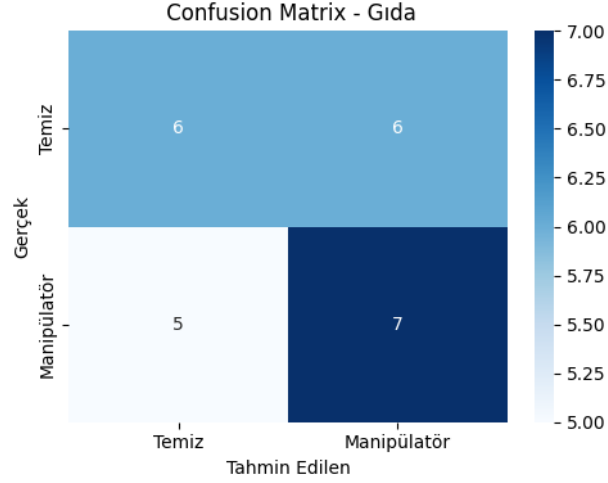
$$M_7 \text{ Skor} = -3,6566 + (0,6104 \times \text{Ticari Alacaklar Endeksi}) + (0,2124 \times \text{Brüt Kar Marjı Endeksi}) + (-0,0142 \times \text{Aktif Kalitesi Endeksi}) + (0,0367 \times \text{Satışlardaki Büyüme Endeksi}) + (-0,2282 \times \text{Amortisman Giderleri Endeksi}) + (1,2108 \times \text{PSDG ve GYG Endeksi}) + (-0,4269 \times \text{Borçlanma Yapısındaki Değişim Endeksi}) + (0,3283 \times \text{Toplam}$$

Tahakkukların Toplam Varlıklara Oranı) + (0,4234 × Finansman Giderlerinin Brüt Satışlara Oranı) + (0,7794 × Stokların Brüt Satışlara Oranı)

Modelde yer alan değişkenlerin katsayıları yukarıdaki eşitlikte sunulmuştur. Katsayılar incelendiğinde, “PSDG ve GYG Endeksi” en yüksek pozitif değere sahip değişken olarak öne çıkmaktadır. Bu durum, dönemsel gider ve gelir hesapları arasındaki olağandışı değişimlerin, firmaların finansal tablolarında manipülasyon yapma ihtimalini önemli ölçüde artırdığına işaret etmektedir. Bu değişkeni sırasıyla “Stokların Brüt Satışlara Oranı”, “Ticari Alacaklar Endeksi” ve “Finansman Giderlerinin Brüt Satışlara Oranı” izlemektedir. Tahakkuk esaslı bu kalemlerdeki artışların, finansal tabloların gerçeği yansıtmama düzeyini düşürdüğü ve modelde manipülatör sınıfını tahmin etmede anlamlı katkı sağladığı anlaşılmaktadır.

Öte yandan, negatif katsayıya sahip olan “Borçlanma Yapısındaki Değişim Endeksi”, manipülasyon olasılığını azaltan bir gösterge olarak dikkat çekmektedir. Bu endeksin negatif katsayıya sahip olması, borç yapısını koruyan ve mali dengelerini sürdüren firmalarda manipülasyona başvurma eğiliminin daha düşük olduğunu göstermektedir. Ayrıca “Amortisman Giderleri Endeksi” ve “Aktif Kalitesi Endeksi” gibi değişkenler de negatif katsayılara sahip olmakla birlikte, etkileri modelde daha sınırlı kalmıştır. Bu durum, sabit kıymet ve aktif yönetiminin bu sektör özelinde manipülasyonun açıklanmasında daha zayıf sinyaller taşıdığını göstermektedir.

Sonuç olarak, bu modele ilişkin elde edilen bulgular, Gıda, İçecek ve Tütün alt sektöründe özellikle dönemsel kalemlerdeki oynaklıklar ile tahakkuk esaslı varlık ve gider kalemlerinin manipülasyon riskine dair önemli göstergeler olduğunu ortaya koymaktadır. Ancak modelin manipülatör firmaları ayırt edememesi, sınıflar arası dengesizliğin ciddi bir sorun teşkil ettiğini ve veri işleme aşamasında iyileştirmeye gidilmesi gerektiğini göstermektedir.



**Şekil 18a. Gıda, İçecek ve Tütün – SMOTE Uygulamalı Sınıflandırma Matrisi (10 Değişkenli)**

	precision	recall	f1-score	support
0	0.55	0.50	0.52	12
1	0.54	0.58	0.56	12
accuracy			0.54	24
macro avg	0.54	0.54	0.54	24
weighted avg	0.54	0.54	0.54	24

**Şekil 18b. Gıda, İçecek ve Tütün – SMOTE Uygulamalı Model Çıktısı (10 Değişkenli)**

Gıda, İçecek ve Tütün alt sektörüne ilişkin lojistik regresyon modeli, bu aşamada sınıf dengesizliğini gidermek amacıyla SMOTE yöntemi uygulanarak on değişkenli yapı ile yeniden çalıştırılmıştır. Modelin sınıflandırma başarımı Şekil 18a’ da yer alan karışıklık matrisi ile sunulmaktadır. Gerçek sınıfı “temiz” olan 12 firmanın 6’sı doğru sınıflandırılmış, diğer 6’sı ise “manipülâtör” olarak hatalı biçimde tahmin edilmiştir. Buna karşılık, gerçek sınıfı “manipülâtör” olan 12 firmanın 7’si doğru şekilde tespit edilmiş, 5’i ise “temiz” olarak yanlış sınıflandırılmıştır. Bu sonuçlar, SMOTE uygulamasının ardından modelin her iki sınıfa yönelik ayırt ediciliğini artırdığını ve özellikle manipülâtör firmaların daha isabetli şekilde sınıflandırılmasına olanak tanıdığını göstermektedir.

Gıda, İçecek ve Tütün alt sektörüne ait veriler üzerinde SMOTE uygulanarak oluşturulan 10 değişkenli modelin sınıflandırma çıktısı şekil 18b’ de gösterilmektedir. Sınıflar arasında dengeli ancak genel başarı düzeyi açısından sınırlı bir performans ortaya koymaktadır. Sınıf 0 (manipülasyon yapmayan firmalar) için precision 0,55, recall 0,50 ve F1-Skor 0,52; Sınıf 1 (manipülasyon yapan firmalar) için ise precision

0,54, recall 0,58 ve F1-Skor 0,56 olarak hesaplanmıştır. Bu veriler, modelin her iki sınıfı da benzer başarı düzeyinde tahmin ettiğini ancak F1-Skor seviyelerinin orta düzeyde kaldığını göstermektedir. Modelin genel doğruluk oranı %54 olup, sınıflar arasında tamamen eşit bir dağılım sağlandığı için bu oran doğrudan genel başarıyı yansıtmaktadır. Hem makro ortalama hem de ağırlıklı ortalama precision, recall ve F1-Skor değerlerinin tamamı 0,54 olarak hesaplanmıştır. Bu da, modelin her iki sınıfa eşit önem verdiğini ve SMOTE uygulamasının sınıf dengesizliğini başarıyla giderdiğini göstermektedir. Ancak bu dengeye rağmen, genel sınıflandırma performansı istenilen düzeye ulaşamamıştır. Bu durum, SMOTE uygulamasının veriyi dengelemek açısından etkili olsa da modelin ayırt edici gücünü önemli ölçüde artırmakta yetersiz kaldığını ortaya koymaktadır. Model, manipülasyon yapan firmaları artık tanıyabilmekte ancak tanıma doğruluğu ve güvenilirliği orta düzeyde kalmaktadır.

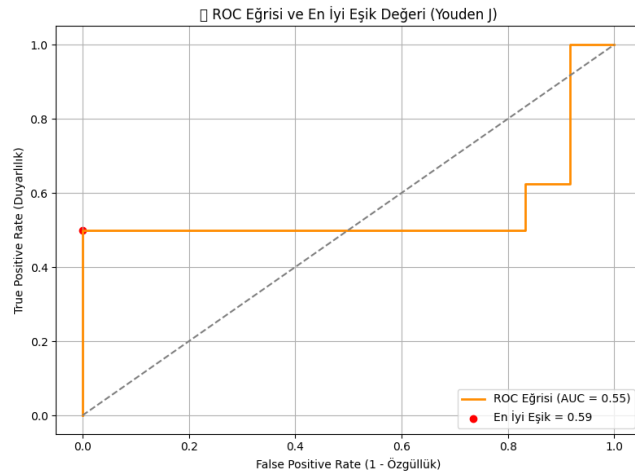
$$M_8 \text{ Skor} = -0,7781 + (0,4203 \times \text{Ticari Alacaklar Endeksi}) + (0,0944 \times \text{Brüt Kar Marjı Endeksi}) + (-0,0013 \times \text{Aktif Kalitesi Endeksi}) + (-0,1012 \times \text{Satışlardaki Büyüme Endeksi}) + (-0,045 \times \text{Amortisman Giderleri Endeksi}) + (0,7526 \times \text{PSDG ve GYG Endeksi}) + (-0,4903 \times \text{Borçlanma Yapısındaki Değişim Endeksi}) + (1,0351 \times \text{Toplam Tahakkukların Toplam Varlıklara Oranı}) + (0,1534 \times \text{Finansman Giderlerinin Brüt Satışlara Oranı}) + (-0,0585 \times \text{Stokların Brüt Satışlara Oranı})$$

Modele ilişkin değişken katsayıları yukarıdaki eşitlikte sunulmaktadır. Katsayıların incelenmesi sonucunda, “Toplam Tahakkukların Toplam Varlıklara Oranı” pozitif katsayısı ile modelde en güçlü belirleyici değişken olarak öne çıkmaktadır. Bu endeksin yüksekliği, varlıklar içerisinde tahakkuk kalemlerinin olağandışı bir biçimde artış göstermesi ile ilişkili olup, manipülasyon riskinin güçlü bir göstergesi olarak değerlendirilmektedir. Bu değişkeni sırasıyla “PSDG ve GYG Endeksi”, “Ticari Alacaklar Endeksi” ve “Finansman Giderlerinin Brüt Satışlara Oranı” takip etmektedir. Tahakkuk ve gider kalemlerindeki artış, manipülasyona zemin hazırlayan finansal yapıların önemli bileşenleri olarak dikkat çekmektedir.

Negatif katsayıya sahip değişkenler arasında yer alan “Borçlanma Yapısındaki Değişim Endeksi”, manipülasyon davranışını azaltan bir unsur olarak değerlendirilmektedir. Bu durum, borç yapısında ani dalgalanmalardan kaçınan firmaların daha şeffaf bir muhasebe uygulaması sürdürdüklerine işaret etmektedir. Diğer taraftan, “Satışlardaki Büyüme Endeksi”, “Stokların Brüt Satışlara Oranı” ve “Amortisman Giderleri Endeksi” gibi değişkenlerin negatif etkilerinin sınırlı düzeyde

kaldığı görülmektedir. Bu değişkenlerin modeldeki zayıf etkisi, söz konusu göstergelerin bu alt sektörde manipülasyonun açıklanmasında ikincil düzeyde rol oynadığını ortaya koymaktadır.

Genel olarak modeldeki katsayıların yönü ve büyüklüğü, Gıda, İçecek ve Tütün sektöründe tahakkuk esaslı kalemlerin büyümesi ve dönemsel giderlerdeki oynaklıkların manipülasyon riskine dair önemli sinyaller taşıdığını göstermektedir. Ayrıca SMOTE yöntemiyle sağlanan veri dengesi, modelin manipülatör firmaları ayırt etme performansını belirgin şekilde iyileştirmiştir.



**Şekil 19. Gıda, İçecek ve Tütün – ROC Eğrisi ve En Uygun Eşik Değeri (SMOTE Uygulaması) (10 Değişkenli)**

Gıda, İçecek ve Tütün alt sektörüne ilişkin oluşturulan SMOTE destekli lojistik regresyon modelinin sınıflandırma başarımı, ROC eğrisi ve AUC (Area Under Curve) değeri aracılığıyla değerlendirilmiştir. Şekil 19’da sunulan ROC eğrisine göre modelin AUC skoru 0,55 olarak hesaplanmıştır. AUC değeri, modelin pozitif sınıfı (manipülatör firmaları) ayırt etme başarısını ölçen bir performans metriği olup, 0,5 değerine yakın sonuçlar modelin rastgele tahminleme düzeyinde çalıştığını göstermektedir. Bu kapsamda, 0,55’lik AUC değeri, modelin sınıflandırma performansının sınırlı düzeyde kaldığını, dolayısıyla manipülasyon davranışını güçlü biçimde ayırt edemediğini ortaya koymaktadır.

Şekil 19’da ayrıca Youden J istatistiğine göre belirlenen en uygun eşik değeri 0,59 olarak hesaplanmış ve ROC eğrisi üzerinde kırmızı nokta ile işaretlenmiştir. Bu eşik değeri, duyarlılık ile özgüllük arasındaki farkı maksimize eden değerdir. Ancak eğri üzerindeki yatay düz gidiş ve ani sıçramalar, modelin karar sınırlarının net

olmadığını ve doğru sınıflandırma yapısının stabil biçimde oluşmadığını göstermektedir.

Özetle, model her ne kadar SMOTE yöntemi ile dengelenmiş verilerle çalıştırılmış olsa da, ROC eğrisi ve AUC değeri, modelin genel sınıflandırma performansında ölçülü bir iyileşme sağladığını ancak tatmin edici bir ayırt edicilik düzeyine ulaşamadığını göstermektedir.

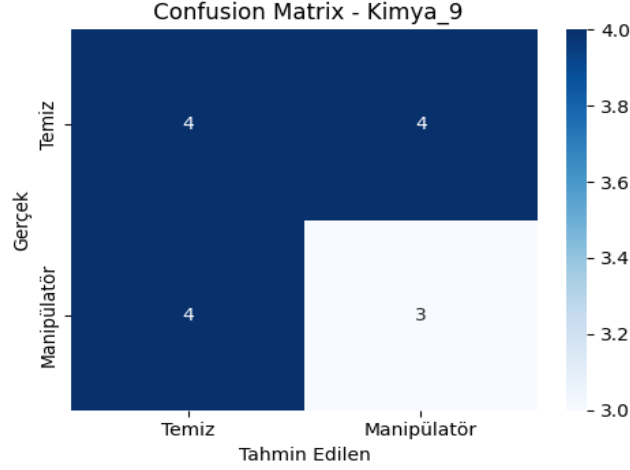
#### **4.5.2. Kimya, İlaç, Petrol, Lastik ve Plastik Ürünler Alt Sektörü**

Kimya, İlaç, Petrol, Lastik ve Plastik Ürünler alt sektörü için hem 9 hem de 10 değişkenli lojistik regresyon modelleri geliştirilmiştir. Bu doğrultuda, analizler hem ham veri hem de SMOTE algoritması uygulanmış ve dengelenmiş veri seti kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Sektöre özgü olarak oluşturulan modellerin sınıflandırma performansları, regresyon katsayıları ve eşik değer analizleri aşağıda detaylı biçimde sunulmaktadır.

##### **4.5.2.1. Kimya, İlaç, Petrol, Lastik ve Plastik Ürünler Alt Sektörü**

###### **(Dokuz Değişkenli) Genel Model Bulguları**

Bu bölümde, Kimya, İlaç, Petrol, Lastik ve Plastik Ürünler alt sektörüne ait firmaların finansal tablolarından elde edilen dokuz temel değişken kullanılarak oluşturulan lojistik regresyon modellerine ilişkin bulgular sunulmaktadır. Modelleme süreci iki aşamalı olarak yürütülmüş; ilk aşamada ham veriler üzerinden analiz gerçekleştirilmiş, ikinci aşamada ise sınıf dengesizliğini azaltmak amacıyla SMOTE Algoritması uygulanarak model yeniden çalıştırılmıştır. Her iki veri setine ilişkin elde edilen sınıflandırma sonuçları, değişken katsayıları ve eşik değer analizleri ayrı ayrı değerlendirilmiş; böylece sektörün manipülasyon risk profiline dair açıklayıcı bulgular ortaya konulmuştur.



**Şekil 20a. Kimya, İlaç, Petrol, Lastik ve Plastik – Ham Veri Sınıflandırma Matrisi**

	precision	recall	f1-score	support
0	0.50	0.50	0.50	8
1	0.43	0.43	0.43	7
accuracy			0.47	15
macro avg	0.46	0.46	0.46	15
weighted avg	0.47	0.47	0.47	15

**Şekil 20b. Kimya, İlaç, Petrol, Lastik ve Plastik – Ham Veri Model Çıktısı**

Kimya, İlaç, Petrol, Lastik ve Plastik Ürünler alt sektörüne ilişkin olarak oluşturulan dokuz değişkenli lojistik regresyon modelinin sınıflandırma başarımı Şekil 20a’ da sunulan karışıklık matrisi ile gösterilmektedir. Gerçek sınıfı “temiz” olan 8 firmanın 4’ü doğru tahmin edilmiş, 4’ü ise yanlışlıkla “manipülator” olarak sınıflandırılmıştır. Benzer şekilde, gerçek sınıfı “manipülator” olan 7 firmanın yalnızca 3’ü doğru sınıflandırılırken, 4’ü hatalı biçimde “temiz” olarak tahmin edilmiştir. Bu sonuçlar, modelin her iki sınıf için de benzer düzeyde hata ürettiğini, dolayısıyla genel sınıflandırma performansının ortalama düzeyde kaldığını göstermektedir. Duyarlılık ve özgüllük oranlarının dengeli ancak sınırlı olması, modelin veri setindeki sınıf ayrımını yeterince güçlü biçimde yapamadığına işaret etmektedir.

Şekil 20b’ de kimya sektörü verileriyle oluşturulan 9 değişkenli ham veri modelin çıktıları bulunmaktadır. Çıktılar incelendiğinde, modelin genel başarı düzeyinin düşük olduğu ve her iki sınıf için de sınırlı bir ayırt etme gücüne sahip olduğu görülmektedir.

Sınıf 0 (manipülasyon yapmayan firmalar) için precision ve recall değerleri 0,50, F1-Skor ise 0,50 olarak hesaplanmıştır. Bu, modelin manipülasyon yapmayan firmaları rastlantısal bir doğrulukla sınıflandırdığını ve güçlü bir ayırt edicilik sunmadığını göstermektedir. Sınıf 1 (manipülasyon yapan firmalar) için ise precision 0,43, recall 0,43 ve F1-Skor 0,43 olup, modelin bu sınıfı tanıma gücünün de oldukça sınırlı olduğu anlaşılmaktadır. Yani, model hem pozitif hem negatif sınıflarda zayıf bir performans sergilemiştir. Modelin genel doğruluk oranı %47 olup, rastlantısal tahmine yakın bir düzeydedir. Ayrıca, hem makro ortalama hem de ağırlıklı ortalama değerleri F1-Skor açısından 0,46–0,47 seviyelerinde kalmıştır. Bu da modelin tüm sınıflarda ortalama düzeyde, ancak düşük başarıda çalıştığını ortaya koymaktadır. Sonuç olarak, bu model kimya sektöründeki firmalar üzerinde anlamlı bir manipülasyon tahmini sağlayamamaktadır. Bu performans eksikliğinin, büyük ölçüde örneklem sayısının azlığından ve veri yapısının modelin öğrenmesini zorlaştırmasından kaynaklı olduğu düşünülmektedir.

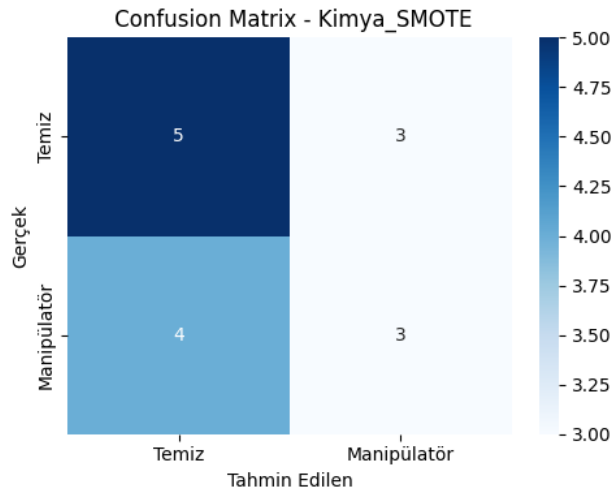
$$M_9 \text{ Skor} = -1,5687 + (0,1363 \times \text{Ticari Alacaklar Endeksi}) + (0,6997 \times \text{Brüt Kar Marjı Endeksi}) + (0,3463 \times \text{Aktif Kalitesi Endeksi}) + (0,3137 \times \text{Satışlardaki Büyüme Endeksi}) + (0,4021 \times \text{Amortisman Giderleri Endeksi}) + (0,1384 \times \text{PSDG ve GYG Endeksi}) + (-0,8229 \times \text{Borçlanma Yapısındaki Değişim Endeksi}) + (0,3887 \times \text{Finansman Giderlerinin Brüt Satışlara Oranı}) + (-0,3701 \times \text{Stokların Brüt Satışlara Oranı})$$

Modelin değişken katsayıları yukarıdaki eşitlikte sunulmaktadır. Regresyon katsayıları incelendiğinde, “Brüt Kar Marjı Endeksi”, pozitif katsayısı ile modelde etkili değişken olarak öne çıkmaktadır. Bu endeksin yüksekliği, satışlardan elde edilen kârlılığın artması ile birlikte manipülasyon ihtimalinin de yükseldiğini göstermektedir. Bu durumu, şirketlerin kârlılığı olduğundan yüksek göstermek amacıyla bilançolar üzerinde bilinçli düzenlemelere gitmiş olabileceği şeklinde yorumlamak mümkündür. Pozitif katsayıya sahip diğer değişkenler arasında “Amortisman Giderleri Endeksi”, “Finansman Giderlerinin Brüt Satışlara Oranı” ve “Aktif Kalitesi Endeksi” yer almaktadır. Bu göstergeler de, finansal tablolar üzerinde baskı oluşturan kalemlerin manipülasyon riskini artırdığını ortaya koymaktadır.

Diğer taraftan, “Borçlanma Yapısındaki Değişim Endeksi” en güçlü negatif katsayıya sahip değişken olarak dikkat çekmektedir. Bu durum, borç yapısında ani ve büyük değişimler göstermeyen firmaların daha istikrarlı bir finansal yapı sergileyerek

manipülasyondan uzak durduğunu göstermektedir. Ayrıca “Stokların Brüt Satışlara Oranı”, “Ticari Alacaklar Endeksi” ve “PSDG ve GYG Endeksi” gibi değişkenler de negatif katsayıya sahip olup, modelde manipülasyon olasılığını azaltıcı etkide bulunmuştur. Bu kalemlerdeki düşüşlerin veya stabil seyrin, daha şeffaf raporlama süreçlerini yansıttığı değerlendirilmektedir.

Sonuç olarak, modelde yer alan pozitif katsayılı değişkenlerin ağırlıklı olarak kâr ve gider yapılarındaki oynaklıklara işaret etmesi, bu kalemlerin sektör içinde manipülasyon eğilimlerinin açıklanmasında belirleyici rol oynadığını göstermektedir.



Şekil 21a. Kimya, İlaç, Petrol, Lastik ve Plastik – SMOTE Uygulamalı Sınıflandırma

**Matrisi**

0	0.56	0.62	0.59	8
1	0.50	0.43	0.46	7
accuracy			0.53	15
macro avg	0.53	0.53	0.52	15
weighted avg	0.53	0.53	0.53	15

Şekil 21b. Kimya, İlaç, Petrol, Lastik ve Plastik – SMOTE Uygulamalı Model Çıktısı

Kimya, İlaç, Petrol, Lastik ve Plastik Ürünler alt sektörüne ait dokuz değişkenli lojistik regresyon modeli, sınıf dengesizliğini gidermek amacıyla SMOTE Algoritması uygulanarak yeniden çalıştırılmıştır. Modelin sınıflandırma performansı Şekil 21a’ da yer alan karışıklık matrisi ile sunulmaktadır. Gerçek sınıfı “temiz” olan 8 firmanın 5’i doğru sınıflandırılmış, 3’ü ise “manipülâtör” olarak hatalı tahmin edilmiştir. Öte yandan, gerçek sınıfı “manipülâtör” olan 7 firmanın 3’ü doğru şekilde tespit edilebilmiş, 4’ü ise “temiz” olarak hatalı biçimde sınıflandırılmıştır. Bu sonuçlar,

modelin SMOTE sonrası her iki sınıf için de benzer oranda tahmin hataları ürettiğini ve sınıflandırma başarımının orta düzeyde olduğunu göstermektedir. Özellikle manipülatör sınıfının tespitinde belirgin bir iyileşme sağlanamaması, modelin ayırt ediciliğinin sınırlı kaldığını ortaya koymaktadır.

Şekil 21b' de yer alan model çıktısı, kimya sektörüne ait veriler üzerinde SMOTE uygulanarak oluşturulmuş 9 değişkenli lojistik regresyon modelinin performansını yansıtmaktadır. SMOTE yöntemiyle sınıf dengesizliğinin giderilmeye çalışıldığı bu modelde, her iki sınıf için de tahmin başarısı sınırlı düzeyde kalmıştır. Sınıf 0 (manipülasyon yapmayan firmalar) için precision değeri 0,56, recall değeri 0,62 ve F1-Skor 0,59'dur. Bu değerler, modelin bu sınıfı kısmen ayırt edebildiğini ancak yüksek doğrulukta tahminlerde bulunamadığını göstermektedir. Sınıf 1 (manipülasyon yapan firmalar) için ise precision 0,50, recall 0,43 ve F1-Skor 0,46 seviyesindedir. Bu da, modelin manipülasyon yapan firmaları tanıma konusunda SMOTE sonrası kısmi bir iyileşme sağladığını, ancak hala tatmin edici bir başarıya ulaşamadığını ortaya koymaktadır. Modelin genel doğruluğu (accuracy) %53'tür ve hem makro hem de ağırlıklı ortalama precision, recall ve F1-Skor değerleri 0,52-0,53 bandında seyretmektedir. Bu değerler, modelin her iki sınıf için de oldukça dengeli ancak düşük başarı düzeyinde çalıştığını göstermektedir.

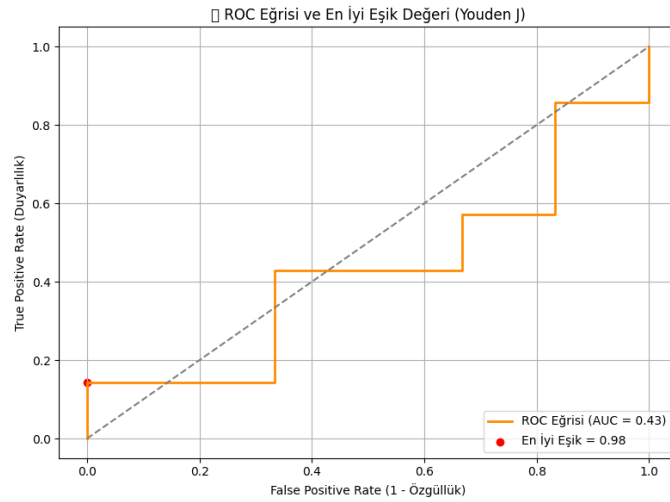
$$M_{10} \text{ Skor} = -1,3212 + (0,1089 \times \text{Ticari Alacaklar Endeksi}) + (0,2425 \times \text{Brüt Kar Marjı Endeksi}) + (0,4279 \times \text{Aktif Kalitesi Endeksi}) + (0,2236 \times \text{Satışlardaki Büyüme Endeksi}) + (0,4003 \times \text{Amortisman Giderleri Endeksi}) + (-0,1224 \times \text{PSDG ve GYG Endeksi}) + (-0,4763 \times \text{Borçlanma Yapısındaki Değişim Endeksi}) + (0,4544 \times \text{Finansman Giderlerinin Brüt Satışlara Oranı}) + (-0,2851 \times \text{Stokların Brüt Satışlara Oranı})$$

Yukarıdaki modelin regresyon katsayıları incelendiğinde, modelde yer alan değişkenlerden “Finansman Giderlerinin Brüt Satışlara Oranı”, en yüksek pozitif katsayıya sahip değişken olarak öne çıkmaktadır. Bu bulgu, finansman yükü artan firmaların manipülasyon yapma olasılığının daha yüksek olduğunu göstermekte; firmaların borçlanma maliyetlerini dengelemek amacıyla finansal tablolar üzerinde bilinçli düzeltmelere gitmiş olabileceği ihtimalini akla getirmektedir. Bu değişkeni sırasıyla “Aktif Kalitesi Endeksi”, “Amortisman Giderleri Endeksi” ve “Brüt Kar Marjı Endeksi” takip etmektedir. Bu göstergeler, firmanın varlık yapısı ve faaliyet

kârlılığı ile ilişkili kalemlerde meydana gelen değişimlerin, manipülasyon davranışı üzerinde etkili olduğunu göstermektedir.

Modelde manipülasyon olasılığını azaltıcı yönde etki gösteren değişkenler arasında “Borçlanma Yapısındaki Değişim Endeksi” ilk sırada yer almakta olup, bu değişkenin negatif katsayısı dikkat çekicidir. Bu durum, borç kompozisyonunda önemli dalgalanmalar göstermeyen firmaların manipülatif eğilimden uzak kaldığı şeklinde yorumlanabilir. Ayrıca “Stokların Brüt Satışlara Oranı”, “PSDG ve GYG Endeksi” ve “Ticari Alacaklar Endeksi” gibi tahakkuk esaslı kalemlerin de negatif katsayıya sahip olduğu, ancak etkilerinin görece daha düşük düzeyde kaldığı görülmektedir.

Genel olarak modelde yer alan pozitif katsayılı değişkenler, gider ve varlık yönetimiyle ilişkili alanlarda manipülasyon eğilimlerinin belirleyicisi olurken; negatif katsayılı değişkenler, borç ve stok yönetimi gibi alanlarda muhasebe şeffaflığını temsil etmektedir. Bununla birlikte, SMOTE Algoritmasının uygulanmasına rağmen modelin genel sınıflandırma başarısının sınırlı kalması, daha güçlü sınıflandırma yöntemlerinin denenmesi ve modelin yeniden optimize edilmesi gerektiğine işaret etmektedir.



**Şekil 22. Kimya, İlaç, Petrol, Lastik ve Plastik – ROC Eğrisi ve En Uygun Eşik Değer (SMOTE Uygulaması)**

Modelin sınıflandırma performansı, ROC eğrisi ve AUC değeri üzerinden değerlendirilmiş ve sonuçlar Şekil 22’ de sunulmuştur. ROC eğrisi, modelin farklı eşik değerlerinde pozitif sınıfı (manipülatör firmalar) ne ölçüde ayırt edebildiğini göstermektedir. Bu çalışmada elde edilen AUC skoru 0,43 olup, modelin ayırt edici gücünün rastgele tahmin düzeyinin (0,50) altında kaldığını ortaya koymaktadır. Bu

durum, modelin genel olarak güvenilir bir sınıflandırma yapamadığını, özellikle manipülasyon tespiti açısından zayıf kaldığını göstermektedir.

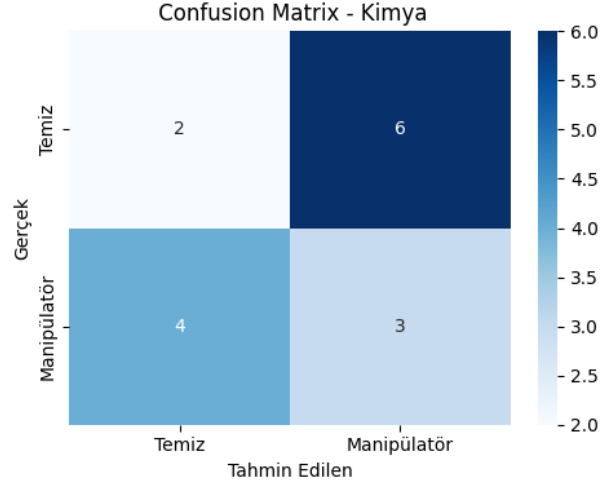
Ayrıca, şekil 22'deki grafik üzerinde Youden J istatistiğine göre belirlenen en iyi eşik değeri 0.98 olarak hesaplanmış ve bu değer kırmızı nokta ile gösterilmiştir. Bu eşik değeri, duyarlılık ile özgüllük arasındaki farkın maksimum olduğu noktayı temsil etmektedir. Ancak bu kadar yüksek bir eşik değerine rağmen ROC eğrisinin genel yapısı, modelin hem düşük duyarlılık hem de düşük özgüllük sergilediğini ortaya koymaktadır.

Özetle, bu ROC analizi sonucunda elde edilen AUC değeri ve eğrinin seyri, modelin sınıflar arasında anlamlı bir ayırım yapamadığını göstermektedir. Bu bulgular, modelin yapısal olarak güçlendirilmesi gerektiğine, farklı algoritmaların denenmesi ya da mevcut değişken setinin gözden geçirilmesi gerektiğine işaret etmektedir.

#### **4.5.2.2. Kimya, İlaç, Petrol, Lastik ve Plastik Ürünler Alt Sektörü**

##### **(On Değişkenli) Genel Model Bulguları**

Bu bölümde, Kimya, İlaç, Petrol, Lastik ve Plastik Ürünler alt sektörüne ait firmaların finansal tablolarından elde edilen on temel değişken kullanılarak oluşturulan lojistik regresyon modellerine ilişkin bulgular sunulmaktadır. Modelleme süreci iki aşamalı olarak yürütülmüş; ilk aşamada ham veriler üzerinden analiz gerçekleştirilmiş, ikinci aşamada ise sınıf dengesizliğini gidermek amacıyla SMOTE Algoritması uygulanmıştır. Her iki senaryoya ilişkin olarak elde edilen sınıflandırma sonuçları, regresyon katsayıları ve eşik değer analizleri ayrı ayrı değerlendirilmiş ve bu alt sektörün muhasebe manipülasyonu açısından taşıdığı riskleri ortaya koyan açıklayıcı bulgulara ulaşılmıştır.



**Şekil 23a. Kimya, İlaç, Petrol, Lastik ve Plastik – Ham Veri Sınıflandırma Matrisi (10 Değişkenli)**

0	0.33	0.25	0.29	8
1	0.33	0.43	0.38	7
accuracy			0.33	15
macro avg	0.33	0.34	0.33	15
weighted avg	0.33	0.33	0.33	15

**Şekil 23b. Kimya, İlaç, Petrol, Lastik ve Plastik – Ham Veri Model Çıktısı (10 Değişkenli)**

Kimya, İlaç, Petrol, Lastik ve Plastik Ürünler alt sektörüne ait 10 değişkenli lojistik regresyon modeli, ham veriler kullanılarak oluşturulmuştur. Modele ilişkin sınıflandırma başarımı Şekil 23a’ da yer alan karışıklık matrisi ile gösterilmektedir. Gerçek sınıfı “temiz” olan 8 firmanın yalnızca 2’si doğru sınıflandırılmış; 6’sı ise “manipülâtör” olarak hatalı biçimde değerlendirilmiştir. Öte yandan, gerçek sınıfı “manipülâtör” olan 7 firmanın 3’ü doğru tahmin edilirken, 4’ü yanlışlıkla “temiz” olarak sınıflandırılmıştır. Bu sonuçlar, modelin “temiz” firmaları ayırt etme performansının oldukça düşük olduğunu, buna karşın manipülâtör firmaları tespit etmede nispeten daha dengeli bir yapı sergilediğini göstermektedir. Ancak genel anlamda bakıldığında, modelin sınıflandırma performansı yetersiz kalmakta ve her iki sınıf için de belirgin tahmin hataları üretmektedir.

Kimya sektörüne ait verilerle oluşturulan 10 değişkenli ham veri modeli için elde edilen sınıflandırma çıktıları Şekil 23b’ gösterilmektedir. Modelin her iki sınıfta da oldukça düşük performans gösterdiğini ortaya koymaktadır. Sınıf 0 (manipülasyon

yapmayan firmalar) için precision değeri 0,33, recall 0,25 ve F1-Skor 0,29'dur. Bu, modelin manipülasyon yapmayan firmaları hem doğru tahmin etmede hem de bu tahminlerin doğruluğunu sağlama konusunda başarısız olduğunu göstermektedir. Sınıf 1 (manipülasyon yapan firmalar) için de precision 0,33, recall 0,43 ve F1-Skor 0,38 olarak hesaplanmıştır. Bu sınıf için recall değeri biraz daha yüksek olsa da genel F1-Skor performansı yetersiz düzeydedir. Modelin genel doğruluk oranı (accuracy) yalnızca %33 seviyesindedir ve bu oran tamamen rastlantısal sınıflandırmalara yakın bir performansı işaret etmektedir. Hem makro ortalama hem de ağırlıklı ortalama F1-Skor değeri 0,33 olarak hesaplanmış olup, modelin tüm sınıflarda ortalama olarak son derece düşük ve dengesiz çalıştığı anlaşılmaktadır. Bu veriler ışığında modelin, manipülasyon yapan ve yapmayan firmalar arasında anlamlı bir ayırım yapma yeteneğine sahip olmadığı ve tahmin gücünün ciddi biçimde sınırlı kaldığı görülmektedir.

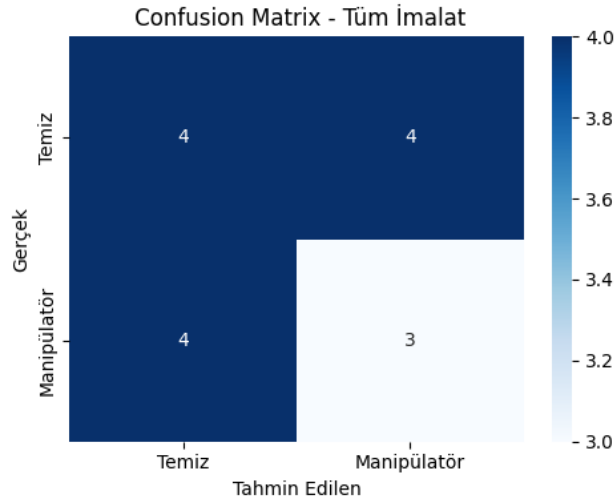
$$M_{11} \text{ Skor} = -1,5405 + (0,1263 \times \text{Ticari Alacaklar Endeksi}) + (0,7011 \times \text{Brüt Kar Marjı Endeksi}) + (0,3411 \times \text{Aktif Kalitesi Endeksi}) + (0,3067 \times \text{Satışlardaki Büyüme Endeksi}) + (0,4048 \times \text{Amortisman Giderleri Endeksi}) + (0,1314 \times \text{PSDG ve GYG Endeksi}) + (-0,8143 \times \text{Borçlanma Yapısındaki Değişim Endeksi}) + (0,2875 \times \text{Toplam Tahakkukların Toplam Varlıklara Oranı}) + (0,3894 \times \text{Finansman Giderlerinin Brüt Satışlara Oranı}) + (-0,3754 \times \text{Stokların Brüt Satışlara Oranı})$$

Yukarıda sunulan modelin regresyon katsayıları incelendiğinde, “Brüt Kar Marjı Endeksi”, pozitif katsayısı ile modelin en güçlü belirleyicisi olarak öne çıkmaktadır. Bu durum, firmaların kârlılık oranlarındaki artışın manipülasyon riskini artırabileceğine işaret etmekte; kârlılığın sürdürülebilirliğini sunmak isteyen firmaların finansal raporlarda bilinçli düzenlemelere başvurma ihtimalini göstermektedir. Bu değişkeni sırasıyla “Amortisman Giderleri Endeksi”, “Finansman Giderlerinin Brüt Satışlara Oranı”, “Aktif Kalitesi Endeksi” ve “Satışlardaki Büyüme Endeksi” izlemektedir. Bu göstergeler, faaliyet giderleri, yatırım varlıklarının kalitesi ve büyüme dinamiklerinin, manipülasyon davranışını etkileyen önemli finansal göstergeler olduğunu ortaya koymaktadır.

Negatif katsayıya sahip değişkenler arasında en dikkat çeken, güçlü etkisiyle “Borçlanma Yapısındaki Değişim Endeksi” olmuştur. Bu durum, borçlanma yapısında istikrarlı bir seyir izleyen firmaların manipülatif eğilimlerden uzak kalma olasılığının daha yüksek olduğunu göstermektedir. Ayrıca “Stokların Brüt Satışlara Oranı”,

“Ticari Alacaklar Endeksi”, “PSDG ve GYG Endeksi” ve “Toplam Tahakkukların Toplam Varlıklara Oranı” gibi tahakkuk temelli değişkenler de negatif katsayılar sergilemiş, ancak modele olan etkileri görece sınırlı düzeyde kalmıştır.

Genel olarak değerlendirildiğinde, modelde pozitif katsayılı değişkenlerin daha çok kârlılık ve gider kalemleriyle ilişkili olduğu, buna karşın negatif katsayılı değişkenlerin borç ve stok yönetimi gibi muhasebe esnekliği sunan alanlara karşılık geldiği görülmektedir. Ancak modelin sınıflandırma başarımındaki zayıflık, özellikle “temiz” sınıfın doğru tahmin edilememesi nedeniyle, modelin tek başına güvenilir bir öngörü aracı olarak kullanılamayacağını ve veri dengesizliği sorununa yönelik iyileştirme stratejilerinin uygulanması gerektiğini ortaya koymaktadır.



**Şekil 24a. Kimya, İlaç, Petrol, Lastik ve Plastik – SMOTE Uygulamalı Sınıflandırma Matrisi (10 Değişkenli)**

0	0.50	0.50	0.50	8
1	0.43	0.43	0.43	7
accuracy			0.47	15
macro avg	0.46	0.46	0.46	15
weighted avg	0.47	0.47	0.47	15

**Şekil 24b. Kimya, İlaç, Petrol, Lastik ve Plastik – SMOTE Uygulamalı Model Çıktısı (10 Değişkenli)**

Kimya, İlaç, Petrol, Lastik ve Plastik Ürünler alt sektörüne ait lojistik regresyon modeli, bu aşamada on değişkenli yapı kullanılarak ve SMOTE yöntemi

uygulanarak yeniden çalıştırılmıştır. Modelin sınıflandırma performansı Şekil 24a'daki karışıklık matrisi ile sunulmaktadır. Gerçek sınıfı “temiz” olan 8 firmanın 4'ü doğru şekilde tahmin edilirken, diğer 4'ü “manipülatör” olarak hatalı sınıflandırılmıştır. Benzer şekilde, gerçek sınıfı “manipülatör” olan 7 firmanın 3'ü doğru şekilde saptanmış, 4'ü ise “temiz” olarak yanlış tahmin edilmiştir. Bu sonuçlar, modelin her iki sınıf için de benzer oranda hata ürettiğini, sınıflandırma performansının ise sınırlı düzeyde kaldığını göstermektedir. SMOTE Algoritması ile sağlanan veri dengesi, manipülatör sınıfının tespitinde bir miktar iyileşme sağlamış olsa da, modelin genel ayırt ediciliği hâlâ istenilen düzeye ulaşmamıştır.

Şekil 24b incelendiğinde, modelin genel olarak sınıflar arasında dengeli ancak düşük düzeyli bir performans sergilediği görülmektedir. Sınıf 0 (manipülasyon yapmayan firmalar) için precision, recall ve F1-Skor değerlerinin her biri 0,50 olarak hesaplanmıştır. Bu da modelin Sınıf 0'a ilişkin tahminlerinde tam anlamıyla ortalama bir başarı düzeyine ulaştığını, ancak belirgin bir güçlü yönü bulunmadığını göstermektedir. Sınıf 1 (manipülasyon yapan firmalar) için ise precision ve recall değerleri 0,43, F1-Skor ise 0,43 olarak hesaplanmıştır. Bu sınıf için de modelin ayırt ediciliği zayıf kalmıştır. Her iki sınıfta da modelin hatalı sınıflandırma oranı yüksektir ve tahmin başarısı sınırlıdır. Modelin genel doğruluğu (%accuracy) %47 seviyesindedir. Bu oran, rastlantısal sınıflandırmaya oldukça yakın olup, modelin güvenilirliğinin düşük olduğunu göstermektedir.

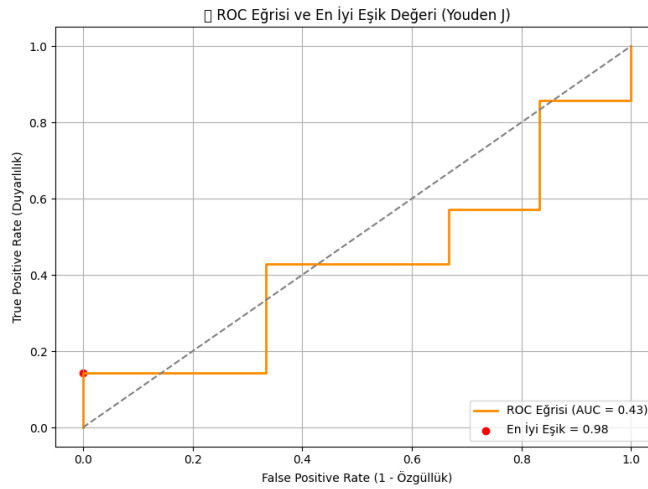
$$M_{12} \text{ Skor} = -1,3005 + (0,0982 \times \text{Ticari Alacaklar Endeksi}) + (0,2479 \times \text{Brüt Kar Marjı Endeksi}) + (0,4229 \times \text{Aktif Kalitesi Endeksi}) + (0,2166 \times \text{Satışlardaki Büyüme Endeksi}) + (0,4056 \times \text{Amortisman Giderleri Endeksi}) + (-0,1246 \times \text{PSDG ve GYG Endeksi}) + (-0,4693 \times \text{Borçlanma Yapısındaki Değişim Endeksi}) + (0,3129 \times \text{Toplam Tahakkukların Toplam Varlıklara Oranı}) + (0,4522 \times \text{Finansman Giderlerinin Brüt Satışlara Oranı}) + (-0,2903 \times \text{Stokların Brüt Satışlara Oranı})$$

Modelin değişken katsayıları yukarıdaki eşitlikte sunulmaktadır. Regresyon katsayılarının incelenmesi sonucunda, “Finansman Giderlerinin Brüt Satışlara Oranı”, modelde manipülasyonu en güçlü şekilde açıklayan pozitif katsayılı değişken olarak öne çıkmaktadır. Bu endeksin yüksek olması, finansman maliyetlerinin faaliyet gelirlerine oranla yükseldiği firmalarda muhasebe hilesi riskinin arttığını göstermektedir. Bu değişkeni sırasıyla “Aktif Kalitesi Endeksi”, “Amortisman Giderleri Endeksi” ve “Toplam Tahakkukların Toplam Varlıklara Oranı” izlemektedir.

Bu bulgular, faaliyet giderlerinin, varlık kalitesinin ve bilanço içi tahakkukların manipülasyon davranışında belirleyici rol oynadığını göstermektedir.

Diğer taraftan, negatif katsayıya sahip olan “Borçlanma Yapısındaki Değişim Endeksi”, manipülasyon olasılığını azaltan en etkili değişken olarak öne çıkmaktadır. Bu durum, borç yapısında istikrar gösteren firmaların daha şeffaf bir finansal raporlama eğiliminde olduğunu göstermektedir. Bunun yanı sıra, “Stokların Brüt Satışlara Oranı”, “PSDG ve GYG Endeksi”, “Ticari Alacaklar Endeksi” gibi tahakkuk esaslı göstergelerin de negatif katsayılara sahip olduğu, ancak görece daha sınırlı etkilerle modele katkı sağladığı görülmektedir.

Genel olarak değerlendirildiğinde, bu modelde pozitif katsayılı değişkenler daha çok faaliyet ve gider kalemleriyle, negatif katsayılı değişkenler ise borç yönetimi ve tahakkuk kalemleriyle ilişkilidir. Ancak modelin sınıflandırma gücünün zayıf kalması, özellikle manipülatör olmayan firmaların doğru şekilde ayırt edilmesinde önemli sorunlar yaşandığını ortaya koymaktadır.



**Şekil 25. Kimya, İlaç, Petrol, Lastik ve Plastik – ROC Eğrisi ve En Uygun Eşik Değer (SMOTE Uygulaması) (10 Değişkenli)**

Kimya, İlaç, Petrol, Lastik ve Plastik Ürünler alt sektörüne ait 10 değişkenli ve SMOTE Algoritması uygulanmış lojistik regresyon modelinin sınıflandırma başarımını, ROC eğrisi ve AUC değeri üzerinden değerlendirilmiştir. Şekil 24’ te yer alan ROC eğrisine göre modelin AUC değeri 0.43 olarak hesaplanmıştır. AUC skorunun 0.50’nin altında kalması, modelin rastgele sınıflandırma performansından daha zayıf bir ayırt etme gücüne sahip olduğunu ortaya koymaktadır. Bu durum, SMOTE ile dengeleme

yapılmasına rağmen modelin sınıflar arasında anlamlı bir ayrım yapamadığını ve özellikle manipülasyon riskini belirlemede yetersiz kaldığını göstermektedir.

Ayrıca ROC eğrisi üzerinde Youden J istatistiğine göre belirlenen en uygun eşik değeri 0.98 olarak tespit edilmiş ve kırmızı nokta ile gösterilmiştir. Bu değer, duyarlılık ile özgüllük arasındaki farkın maksimum olduğu noktayı temsil etmektedir. Ancak eğrinin genel yapısı incelendiğinde, hem duyarlılık hem de özgüllük oranlarının düşük kaldığı ve eğrinin referans (diyagonal) çizgiye yakın seyrettiği görülmektedir. Bu da modelin sınıflandırma kararlarının güvenilirliğinin düşük olduğunu desteklemektedir.

Sonuç olarak, SMOTE ile dengelenmiş veri setiyle oluşturulan 10 değişkenli modelin ROC eğrisi ve AUC değeri, modelin genel sınıflandırma performansının zayıf kaldığını ve sektöre özgü manipülasyon riskini ayırt etmede yeterli düzeyde başarı sağlayamadığını ortaya koymaktadır.

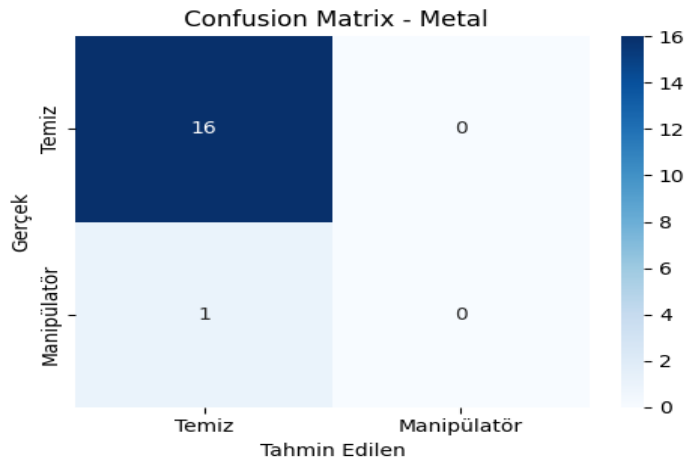
#### **4.5.3. Metal Sanayi Alt Sektörü**

Ana Metal Sanayi alt sektörü için hem 9 hem de 10 değişkenli lojistik regresyon modelleri geliştirilmiştir. Bu doğrultuda, analizler hem ham veri seti üzerinden hem de SMOTE Algoritması uygulanarak dengelenmiş veri seti kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Sektöre özgü olarak oluşturulan bu modellerin sınıflandırma performansları, regresyon katsayıları ve eşik değer analizleri aşağıda ayrıntılı biçimde sunulmaktadır.

##### **4.5.3.1. Metal Sanayi Alt Sektörü (Dokuz Değişkenli) Genel Model Bulguları**

Bu bölümde, Ana Metal Sanayi alt sektörüne ait firmaların finansal tablolarından elde edilen dokuz temel değişken kullanılarak oluşturulan lojistik regresyon modeline ilişkin bulgular sunulmaktadır. Modelleme süreci iki aşamalı olarak yürütülmüş; ilk aşamada ham veriler üzerinden analiz gerçekleştirilmiş, ikinci aşamada ise veri setindeki sınıf dengesizliğini azaltmak amacıyla SMOTE Algoritması uygulanarak model yeniden çalıştırılmıştır. Her iki veri setine ait sınıflandırma

performansı, değişken katsayıları ve eşik değer analizleri ayrı ayrı ele alınarak, sektöre özgü muhasebe manipülasyonu riskine dair açıklayıcı değerlendirmeler yapılmıştır.



Şekil 26a. Metal – Ham Veri Sınıflandırma Matrisi

0	0.94	1.00	0.97	16
1	0.00	0.00	0.00	1
accuracy			0.94	17
macro avg	0.47	0.50	0.48	17
weighted avg	0.89	0.94	0.91	17

Şekil 26b. Metal – Ham Veri Model Çıktısı

Metal Sanayi alt sektörüne ait firmaların finansal tablolarından elde edilen dokuz temel değişkenle oluşturulan lojistik regresyon modeline ilişkin sınıflandırma performansı Şekil 26a’ daki karışıklık matrisi ile sunulmaktadır. Gerçek sınıfı “temiz” olan 16 firmanın tamamı doğru şekilde sınıflandırılmıştır. Buna karşılık, gerçek sınıfı “manipülator” olan yalnızca 1 firma modele dahil edilmiştir ve bu firma yanlışlıkla “temiz” olarak sınıflandırılmıştır. Bu sonuçlar, modelin “temiz” sınıfı başarıyla tanımlayabildiğini ancak “manipülator” sınıfı tespit etme yetisinin hiç bulunmadığını göstermektedir. Dolayısıyla modelin özgüllüğü yüksek, ancak duyarlılığı sıfıra yakın seviyededir. Bu durum, sınıflar arası dengesizlik nedeniyle modelin manipülasyon davranışlarını tanıyamadığını ortaya koymaktadır.

Metal sektörüne ait verilerle oluşturulan modelin çıktıları Şekil 26b’ de gösterilmektedir. Oldukça yüksek görünen bir başarı oranına rağmen, sınıflar arası dengesizlik nedeniyle modelin pratikte güvenilir bir performans sergileyemediği anlaşılmaktadır. Modelin genel doğruluk oranı %94 olarak hesaplanmış olsa da, bu

yüksek oran, veri setinde manipülasyon yapmayan firmaların sayısının (16 adet) manipülasyon yapan firmalara (1 adet) göre oldukça fazla olmasından kaynaklanmaktadır. Nitekim, Sınıf 0 (manipülasyon yapmayan firmalar) için model mükemmele yakın bir performans sergilemiş; precision değeri 0,94, recall değeri 1,00 ve F1-Skor değeri 0,97 olarak ölçülmüştür. Bu durum, modelin yalnızca çoğunluk sınıfına odaklandığını göstermektedir. Buna karşın, asıl kritik sınıf olan Sınıf 1 (manipülasyon yapan firmalar) için precision, recall ve F1-Skor değerlerinin tamamı 0,00'dır. Yani model, manipülasyon yapan firmayı hiç tespit edememiştir. Bu sonuç, modelin Sınıf 1'i tamamen göz ardı ettiğini ve sadece veride baskın olan Sınıf 0'ı öğrenebildiğini ortaya koymaktadır. Özellikle bu tür modellerin temel amacı manipülatif firmaların erken tespitine katkı sağlamak olduğundan, Sınıf 1 için sıfır başarı gösteren bir modelin karar destek süreçlerinde kullanılabilirliği son derece sınırlıdır. Makro ortalama F1-Skor'un 0,48 gibi düşük bir değerde kalması, modelin her iki sınıfa eşit önem verildiğinde genel performansının zayıf olduğunu; ağırlıklı ortalamanın ise (0,91) yalnızca Sınıf 0'ın yüksek desteğiyle yükseldiğini göstermektedir. Sonuç olarak, bu modelin manipülasyon riskini algılama kapasitesi son derece düşüktür.

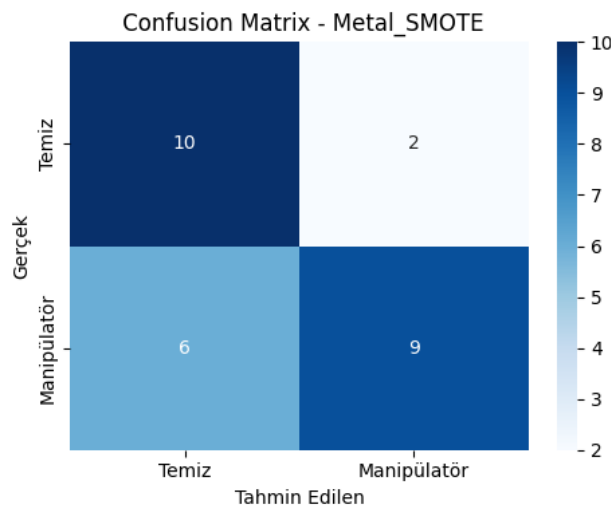
$$M_{13} \text{ Skor} = -2,2529 + (0,5371 \times \text{Ticari Alacaklar Endeksi}) + (-0,886 \times \text{Brüt Kar Marjı Endeksi}) + (-0,0361 \times \text{Aktif Kalitesi Endeksi}) + (-0,2669 \times \text{Satışlardaki Büyüme Endeksi}) + (0,9755 \times \text{Amortisman Giderleri Endeksi}) + (-0,2243 \times \text{PSDG ve GYG Endeksi}) + (-0,0434 \times \text{Borçlanma Yapısındaki Değişim Endeksi}) + (-0,0576 \times \text{Finansman Giderlerinin Brüt Satışlara Oranı}) + (1,0389 \times \text{Stokların Brüt Satışlara Oranı})$$

Modelin regresyon katsayıları yukarıda sunulmuştur. Pozitif katsayıya sahip değişkenler incelendiğinde, "Stokların Brüt Satışlara Oranı", modelde manipülasyon davranışının en güçlü belirleyicisi olarak öne çıkmaktadır. Bu değişkeni sırasıyla "Amortisman Giderleri Endeksi" ve "Ticari Alacaklar Endeksi" izlemektedir. Bu durum, tahakkuk esaslı kalemlerdeki artışın ve sabit kıymetler üzerinden yapılan hesaplamaların Ana Metal sektöründe manipülasyon eğilimini artıran temel etmenler olduğunu göstermektedir.

Negatif katsayıya sahip değişkenler arasında, "Brüt Kar Marjı Endeksi" en dikkat çekici unsurdur. Bu endeksin negatif etkisi, kârlılığın düşüklüğü ile manipülasyon eğilimi arasında ters bir ilişki olabileceğine işaret etmektedir. Diğer

tarafından, “Satışlardaki Büyüme Endeksi”, “PSDG ve GYG Endeksi” ve “Finansman Giderlerinin Brüt Satışlara Oranı” gibi değişkenler de negatif katsayıya sahip olup modelde daha zayıf etkilerle yer almaktadır.

Genel olarak değerlendirildiğinde, modelin pozitif katsayılı değişkenleri tahakkuk temelli kalemlerdeki artışları ön plana çıkarırken, negatif katsayılı değişkenler daha çok gider, büyüme ve kârlılıkla ilişkilidir. Ancak modelin manipülatör sınıfını tanımlayamaması, veri dengesizliği sorununu açıkça ortaya koymakta ve bu sorunun çözümüne yönelik dengeleme tekniklerinin (örneğin SMOTE) uygulanmasının zorunlu olduğunu göstermektedir.



Şekil 27a. Ana Metal – SMOTE Uygulamalı Sınıflandırma Matrisi

	precision	recall	f1-score	support
0	0.62	0.83	0.71	12
1	0.82	0.60	0.69	15
accuracy			0.70	27
macro avg	0.72	0.72	0.70	27
weighted avg	0.73	0.70	0.70	27

Şekil 27b. Ana Metal – SMOTE Uygulamalı Model Çıktısı

Ana Metal Sanayi alt sektörüne ilişkin olarak dokuz değişkenle oluşturulan lojistik regresyon modeli, sınıf dengesizliğini gidermek amacıyla SMOTE Algoritması uygulanarak yeniden yapılandırılmıştır. Modele ilişkin sınıflandırma performansı Şekil 27a’ da yer alan karışıklık matrisi aracılığıyla sunulmaktadır. Gerçek sınıfı

“temiz” olan 12 firmanın 10’u doğru tahmin edilmiş, 2’si ise “manipülatör” olarak hatalı sınıflandırılmıştır. Diğer yandan, “manipülatör” olarak etiketlenen 15 firmanın 9’u doğru tespit edilmiş, 6’sı ise yanlışlıkla “temiz” olarak sınıflandırılmıştır. Bu sonuçlar, SMOTE uygulaması sonrasında modelin her iki sınıf için de makul düzeyde ayırt edici performans sergilediğini göstermektedir. Özellikle manipülatör sınıfının %60 oranında doğru tahmin edilmesi, modele sınıf dengesizliği giderildikten sonra anlamlı bir iyileşme sağlandığını ortaya koymaktadır.

Metal sektörüne ait verilere SMOTE uygulanarak oluşturulan 9 değişkenli modelin sınıflandırma çıktıları Şekil 27b’ de gösterilmektedir. Modelin her iki sınıfı da dengeli ve makul bir başarıyla tahmin edebildiği görülmektedir. Sınıf 0 (manipülasyon yapmayan firmalar) için precision değeri 0,62, recall değeri 0.83 ve F1-Skor 0,71 olarak hesaplanmıştır. Bu durum, modelin manipülasyon yapmayan firmaları büyük ölçüde doğru şekilde tespit ettiğini ve tahminlerinin çoğunun isabetli olduğunu göstermektedir. Öte yandan, Sınıf 1 (manipülasyon yapan firmalar) için precision 0,82, recall 0,60 ve F1-Skor 0,69 değerlerine ulaşılmıştır. Bu sonuçlar, modelin manipülasyon yapan firmaları tanımada da güçlü bir performans sergilediğini ortaya koymaktadır. Modelin genel doğruluk oranı %70 olup, bu oran sınıflar arası başarıyı dengeli biçimde yansıtmaktadır. Ayrıca, hem macro average hem de weighted average F1-Skor değerlerinin 0,70 olması, modelin sınıflar arasında adil ve istikrarlı bir tahmin gücüne sahip olduğunu göstermektedir. Özellikle manipülasyon yapan firmalar için precision değerinin 0,82 gibi yüksek bir seviyede olması, modelin bu sınıfa ait tahminlerinin büyük ölçüde doğru olduğunu ortaya koymaktadır. Bu sonuçlar doğrultusunda, SMOTE uygulamasının modelin hem genel başarısını hem de Sınıf 1 üzerindeki tahmin gücünü anlamlı ölçüde artırdığı söylenebilir. Metal sektörü açısından değerlendirildiğinde, bu model manipülasyon riski taşıyan firmaların tespitinde kullanılabilir niteliktedir.

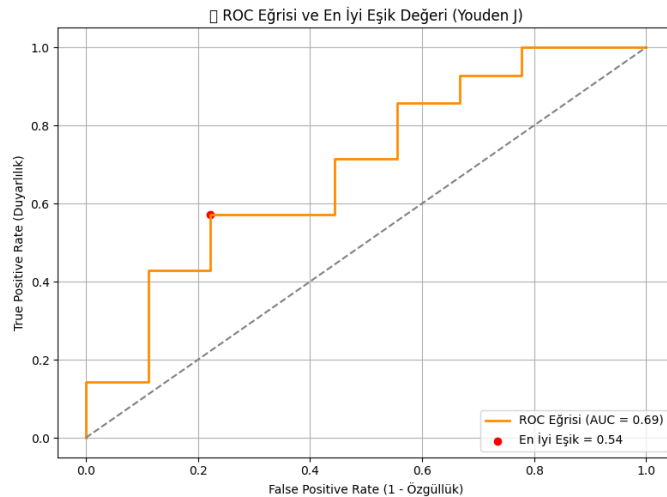
$$M_{14} \text{ Skor} = -1,0478 + (0,2607 \times \text{Ticari Alacaklar Endeksi}) + (-0,5422 \times \text{Brüt Kar Marjı Endeksi}) + (0,2853 \times \text{Aktif Kalitesi Endeksi}) + (-0,9081 \times \text{Satışlardaki Büyüme Endeksi}) + (1,8857 \times \text{Amortisman Giderleri Endeksi}) + (0,0551 \times \text{PSDG ve GYG Endeksi}) + (-0,2225 \times \text{Borçlanma Yapısındaki Değişim Endeksi}) + (-0,2717 \times \text{Finansman Giderlerinin Brüt Satışlara Oranı}) + (0,613 \times \text{Stokların Brüt Satışlara Oranı})$$

Modelin regresyon katsayıları yukarıda sunulmuştur. Katsayıların incelenmesi sonucunda, “Amortisman Giderleri Endeksi”, pozitif etkisiyle modelde en belirleyici

değişken olarak öne çıkmaktadır. Bu değişkenin yüksek katsayısı, sabit varlıkların değerlendirilmesi üzerinden yapılan gider hesaplarının bu sektörde manipülasyon davranışını önemli ölçüde etkilediğini göstermektedir. Pozitif katsayılı diğer değişkenler arasında “Stokların Brüt Satışlara Oranı”, “Aktif Kalitesi Endeksi” ve “Ticari Alacaklar Endeksi” yer almakta; bu kalemlerdeki artışların manipülasyon olasılığını yükselttiği görülmektedir. Bu durum, özellikle tahakkuk esaslı hesapların sektördeki manipülasyon eğiliminde etkili olduğunu göstermektedir.

Modelde negatif katsayıya sahip değişkenler arasında en dikkat çeken, güçlü negatif etkisiyle “Satışlardaki Büyüme Endeksi” olmuştur. Bu durum, satışlardaki gerçek büyüme yaşayan firmaların finansal tablolarında daha şeffaf bir raporlama eğilimi gösterdiğine işaret etmektedir. Ayrıca “Brüt Kar Marjı Endeksi”, “Finansman Giderlerinin Brüt Satışlara Oranı” ve “Borçlanma Yapısındaki Değişim Endeksi” gibi göstergeler de negatif katsayılara sahip olup, bu değişkenlerin artışı ile birlikte manipülasyon eğiliminin azaldığı anlaşılmaktadır.

Genel olarak değerlendirildiğinde, bu modelde pozitif katsayılı değişkenler varlık yapısı ve tahakkuk kalemlerindeki değişimlerle, negatif katsayılı değişkenler ise operasyonel performans ve borç yönetimiyle ilişkilidir. SMOTE Algoritması sonrası elde edilen bu sonuçlar, modelin özellikle manipülatör firmaların belirlenmesinde daha başarılı bir performans sergilediğini ve sektör bazlı risk belirleme açısından anlamlı çıktılar sunduğunu göstermektedir.



Şekil 28. Ana Metal – ROC Eğrisi ve En Uygun Eşik Değer (SMOTE Uygulaması)

Ana Metal Sanayi alt sektörüne ait 9 değişkenli ve SMOTE Algoritması uygulanmış lojistik regresyon modelinin sınıflandırma performansı, ROC eğrisi ve AUC değeri ile değerlendirilmiştir. Şekil 28’de gösterilen ROC eğrisi üzerinden hesaplanan AUC değeri 0,69 olup, bu sonuç modelin sınıflar arasında orta düzeyde bir ayırt edicilik gücüne sahip olduğunu göstermektedir. AUC değerinin 0,50'nin üzerinde olması, modelin rastgele tahminden daha iyi performans gösterdiğini ortaya koymakta; SMOTE ile yapılan veri dengelemesinin modele katkı sağladığını desteklemektedir.

Grafikte ayrıca, Youden J istatistiği dikkate alınarak belirlenen en uygun eşik değeri 0,54 olarak hesaplanmış ve ROC eğrisi üzerinde kırmızı nokta ile işaretlenmiştir. Bu eşik değeri, duyarlılık ile özgüllük arasında en uygun dengeyi kuran nokta olarak değerlendirilmekte ve modelin karar sınırının optimize edildiğini göstermektedir.

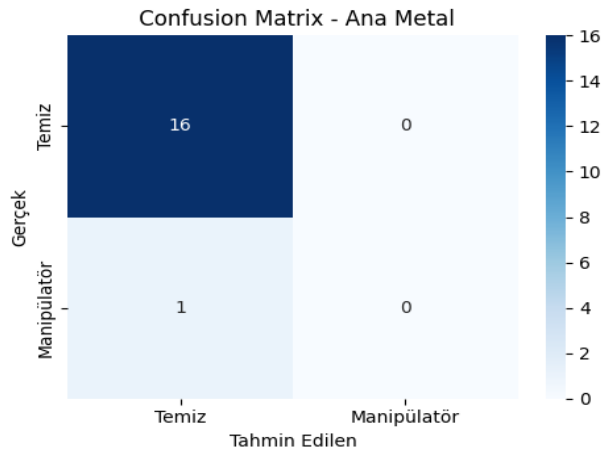
ROC eğrisinin genel seyri, modelin pozitif sınıf olan manipülatör firmaları tanımlamada belirli bir başarıya ulaştığını göstermektedir. Eğrinin, referans diyagonal çizginin üzerinde yer alması ve yukarı yönlü eğilimi, modelin doğru pozitif oranını artırabildiğini ve manipülasyon riski taşıyan firmaları tanımada işlevsel bir araç olabileceğini göstermektedir.

Genel olarak değerlendirildiğinde, bu ROC analizi, 9 değişkenli SMOTE uygulanmış modelin, özellikle sınıf dengesizliğinin giderilmesiyle birlikte, Ana Metal Sanayi alt sektöründe manipülasyon riski taşıyan firmaların tanımlanmasında kullanılabilir temel düzeyde bir ayırt edici güce sahip olduğunu göstermektedir. Ancak modelin daha güçlü hale getirilmesi için algoritma seçimi, değişken mühendisliği ya da parametrik optimizasyonlarla geliştirilmesi önerilmektedir.

#### **4.5.3.2. Ana Metal Sanayi Alt Sektörü (On Değişkenli) Genel Model Bulguları**

Bu bölümde, Ana Metal Sanayi alt sektörüne ait firmaların finansal tablolarından elde edilen on temel değişken kullanılarak oluşturulan lojistik regresyon modeline ilişkin bulgular sunulmaktadır. Modelleme süreci iki aşamalı olarak yürütülmüş; ilk aşamada ham veriler üzerinden analiz gerçekleştirilmiş, ikinci aşamada ise veri setindeki sınıf dengesizliğini azaltmak amacıyla SMOTE Algoritması uygulanarak model yeniden çalıştırılmıştır. Her iki veri setine ait sınıflandırma

performansı, değişken katsayıları ve eşik değer analizleri ayrı ayrı ele alınarak, sektöre özgü muhasebe manipülasyonu riskine dair açıklayıcı değerlendirmeler yapılmıştır.



Şekil 29a. Ana Metal – Ham Veri Sınıflandırma Matrisi (10 Değişkenli)

	precision	recall	f1-score	support
0	0.94	1.00	0.97	16
1	0.00	0.00	0.00	1
accuracy			0.94	17
macro avg	0.47	0.50	0.48	17
weighted avg	0.89	0.94	0.91	17

Şekil 29b. Ana Metal – Ham Veri Model Çıktısı (10 Değişkenli)

Ana Metal Sanayi alt sektörüne ilişkin olarak oluşturulan 10 değişkenli lojistik regresyon modeli, ham veri kullanılarak çalıştırılmıştır. Modelin sınıflandırma performansı Şekil 29a’ da sunulan karışıklık matrisi ile gösterilmektedir. Gerçek sınıfı “temiz” olan 16 firmanın tamamı doğru şekilde sınıflandırılmıştır. Buna karşılık, modelin veri setinde yer alan tek “manipülâtör” firma ise “temiz” olarak hatalı biçimde tahmin edilmiştir. Bu sonuçlar, modelin temiz firmaları tanımada yüksek başarı gösterdiğini, ancak manipülâtör firmaları ayırt etmede başarısız olduğunu ortaya koymaktadır. Bu durumda modelin özgülüğü yüksek, ancak duyarlılığı sıfırdır. Bu durum, veri setindeki sınıf dengesizliğinin model performansını olumsuz yönde etkilediğini açıkça ortaya koymakta ve bu sorunla başa çıkmak için veri dengeleme yöntemlerinin (örneğin SMOTE) gerekliliğine işaret etmektedir.

Şekil 29b incelendiğinde, modelin genel doğruluk oranı yüksek görünmekle birlikte, sınıflar arası dengesizlik nedeniyle bu başarımın yanıltıcı olduğu

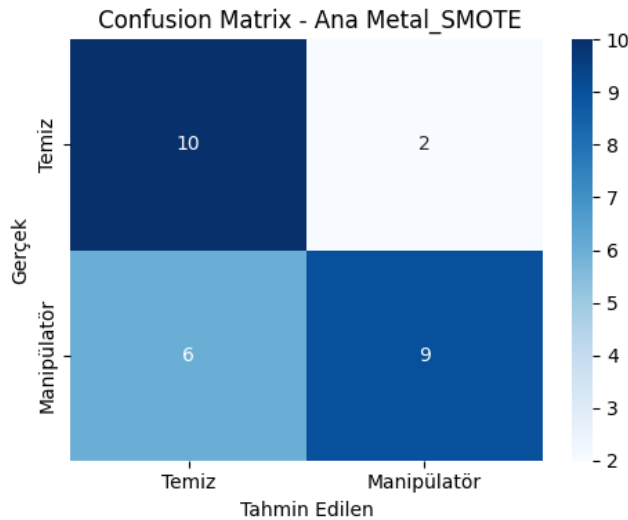
anlaşılmaktadır. Modelin genel doğruluk oranı %94 gibi oldukça yüksek bir değerde hesaplanmıştır. Ancak bu oran, veri setindeki sınıf dağılımının büyük ölçüde Sınıf 0 (manipülasyon yapmayan firmalar) lehine olmasıyla açıklanabilir. Gerçekten de, model Sınıf 0 için precision 0,94, recall 1,00 ve F1-Skor 0,97 gibi oldukça başarılı sonuçlar üretmiştir. Bu durum, modelin manipülasyon yapmayan firmaları neredeyse hatasız şekilde tahmin ettiğini göstermektedir. Buna karşılık, Sınıf 1 (manipülasyon yapan firmalar) için modelin tüm performans metrikleri sıfırdır (precision, recall ve F1-Skor = 0.00). Bu da, modelin bu sınıfa ait tek bir örneği bile doğru şekilde tahmin edemediğini ortaya koymaktadır. Bu durum, Sınıf 1'in eğitim sürecinde yeterince temsil edilememesi nedeniyle modelin öğrenme kabiliyetinin sınırlı kaldığını ve sadece çoğunluk sınıfı tanımaya odaklandığını göstermektedir. Makro ortalamalar da bu durumu desteklemektedir: macro average precision 0,47, recall 0,50 ve F1-Skor 0,48 seviyesindedir. Ağırlıklı ortalamalar ise Sınıf 0'ın baskınlığı nedeniyle yüksek çıkmakta (örneğin F1-Skor: 0,91), bu da modelin çoğunluk sınıfa karşı yüksek başarısını yansıtmaktadır ancak genel geçerlik açısından yanıltıcıdır. Sonuç olarak, model manipülasyon yapmayan firmaları doğru şekilde sınıflandırmakta başarılı olsa da, esasen tespit edilmesi gereken riskli grup olan manipülasyon yapan firmaları tanıma konusunda tamamen yetersiz kalmaktadır. Bu nedenle, modelin karar destek süreçlerinde kullanılabilirliği ciddi şekilde sınırlıdır.

$$M_{15} \text{ Skor} = -2,239 + (0,5416 \times \text{Ticari Alacaklar Endeksi}) + (-0,882 \times \text{Brüt Kar Marjı Endeksi}) + (-0,039 \times \text{Aktif Kalitesi Endeksi}) + (-0,2684 \times \text{Satışlardaki Büyüme Endeksi}) + (0,9717 \times \text{Amortisman Giderleri Endeksi}) + (-0,2254 \times \text{PSDG ve GYG Endeksi}) + (-0,0407 \times \text{Borçlanma Yapısındaki Değişim Endeksi}) + (0,1979 \times \text{Toplam Tahakkukların Toplam Varlıklara Oranı}) + (-0,0615 \times \text{Finansman Giderlerinin Brüt Satışlara Oranı}) + (1,033 \times \text{Stokların Brüt Satışlara Oranı})$$

Modelin değişken katsayıları yukarıda sunulmuştur. Pozitif katsayıya sahip değişkenler arasında en güçlü etki “Stokların Brüt Satışlara Oranı” ve “Amortisman Giderleri Endeksi” tarafından sağlanmaktadır. Bu durum, stok düzeyindeki artış ve sabit kıymetlere ilişkin amortisman giderlerinin manipülasyon davranışının önemli belirleyicileri olduğunu göstermektedir. Bu değişkenleri sırasıyla “Ticari Alacaklar Endeksi” ve “Toplam Tahakkukların Toplam Varlıklara Oranı” izlemekte; tahakkuk esaslı bu kalemlerdeki artışların manipülasyona yönelik potansiyel risk taşıdığına işaret etmektedir.

Negatif katsayılı değişkenler arasında en dikkat çekici olanı ise “Brüt Kar Marjı Endeksi” olup, manipülasyonla ters yönlü ilişki sergilemektedir. Bu durum, kârlılık düzeyi yüksek olan firmaların mali tabloları üzerinde oynama yapma ihtimalinin daha düşük olduğuna işaret etmektedir. Diğer taraftan, “Satışlardaki Büyüme Endeksi”, “PSDG ve GYG Endeksi”, “Finansman Giderlerinin Brüt Satışlara Oranı” ve “Borçlanma Yapısındaki Değişim Endeksi” gibi değişkenlerin de negatif katsayılarla sahip olduğu görülmektedir. Bu kalemlerin manipülasyon olasılığını azaltıcı etkiye sahip olduğu anlaşılmaktadır.

Genel olarak değerlendirildiğinde, modelde pozitif katsayıya sahip değişkenlerin çoğu tahakkuk esaslı hesap kalemlerinden oluşmakta ve bu kalemlerdeki artışlar manipülasyon riskiyle ilişkilendirilirken; negatif katsayılı değişkenler daha çok kârlılık, satış büyümesi ve borç yönetimi gibi alanlara odaklanmaktadır. Ancak modelin, özellikle manipülatör firmaları doğru sınıflandıramaması, sınıf dengesizliğinin etkisini ve SMOTE gibi dengeleme tekniklerinin önemini bir kez daha ortaya koymaktadır.



Şekil 30a. Ana Metal – SMOTE Uygulamalı Sınıflandırma Matrisi (10 Değişkenli)

	precision	recall	f1-score	support
0	0.62	0.83	0.71	12
1	0.82	0.60	0.69	15
accuracy			0.70	27
macro avg	0.72	0.72	0.70	27
weighted avg	0.73	0.70	0.70	27

Şekil 30b. Ana Metal – SMOTE Uygulamalı Model Çıktısı (10 Değişkenli)

Ana Metal Sanayi alt sektörüne ait firmaların finansal tablolarından elde edilen dokuz temel değişken ile oluşturulan lojistik regresyon modeli, sınıf dengesizliğini azaltmak amacıyla SMOTE Algoritması uygulanarak yeniden yapılandırılmıştır. Modelin sınıflandırma performansı Şekil 30a’ da yer alan karışıklık matrisi aracılığıyla sunulmaktadır. Gerçek sınıfı “temiz” olan 12 firmanın 10’u doğru sınıflandırılmış, 2’si ise “manipülatör” olarak hatalı etiketlenmiştir. Öte yandan, “manipülatör” olarak etiketlenen 15 firmanın 9’u doğru şekilde tespit edilirken, 6’sı yanlışlıkla “temiz” olarak tahmin edilmiştir. Bu sonuçlar, modelin özellikle SMOTE uygulaması sonrasında manipülatör sınıfını ayırt etme becerisinde önemli bir iyileşme sağladığını göstermektedir. Ancak hâlâ gözlemlenen hata oranları, modelin geliştirmeye açık yönleri olduğunu da ortaya koymaktadır.

Metal sektörüne ait veriler üzerinde SMOTE uygulanarak oluşturulan 10 değişkenli modelin sınıflandırma çıktıları Şekil 30b’ de gösterilmektedir. Modelin hem manipülasyon yapan hem de yapmayan firmaları başarılı bir şekilde ayırt edebildiğini ve sınıflar arasında dengeli bir tahmin performansı sergilediğini göstermektedir. Sınıf 0 (manipülasyon yapmayan firmalar) için precision değeri 0,62, recall 0,83 ve F1-Skor 0,71 olarak hesaplanmıştır. Bu değerler, modelin bu sınıfı büyük ölçüde doğru tahmin ettiğini ve tahminlerinin önemli bir kısmının isabetli olduğunu göstermektedir. Sınıf 1 (manipülasyon yapan firmalar) için ise precision 0,82, recall 0,60 ve F1-Skor 0,69 olarak ölçülmüştür. Özellikle precision değerinin yüksek olması, modelin manipülasyon tespiti konusundaki güvenilirliğini artırmakta; recall değerinin ise %60 seviyesine ulaşması, bu sınıfın büyük bir kısmının doğru şekilde tespit edilebildiğini ortaya koymaktadır. Bu durum, SMOTE tekniğinin Sınıf 1 üzerindeki etkisinin olumlu olduğunu ve modelin riskli firmaları da tanıyabildiğini göstermektedir. Modelin genel doğruluk oranı (%accuracy) 0,70 olup, tatmin edici düzeydedir. Ayrıca macro ve weighted ortalamaların F1-Skor açısından 0,70 düzeyinde olması, modelin tüm sınıflarda dengeli bir performans sergilediğine işaret etmektedir. Macro ortalama her iki sınıfa eşit önem verirken, weighted ortalama ise veri setindeki sınıf dağılımını da hesaba katmaktadır. Her iki ortalamanın da birbirine yakın ve yüksek olması, modelin hem adil hem de güvenilir tahminler üretebildiğini göstermektedir. Sonuç olarak, SMOTE uygulanmış bu model, metal sektöründe muhasebe manipülasyonu yapan firmaların tespiti açısından güçlü ve dengeli bir

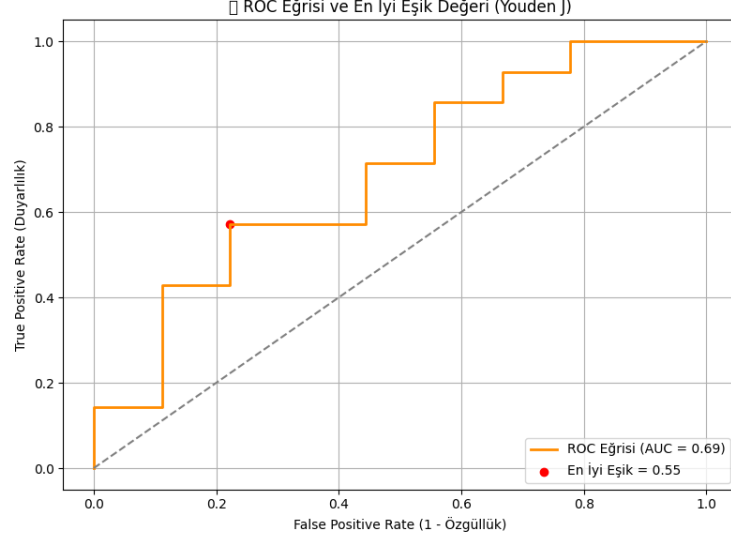
sınıflandırma performansı sunmaktadır. Bu yönüyle, karar destek süreçlerinde kullanılabilir niteliktedir.

$$M_{16} \text{ Skor} = -1,0214 + (0,268 \times \text{Ticari Alacaklar Endeksi}) + (-0,5453 \times \text{Brüt Kar Marjı Endeksi}) + (0,2845 \times \text{Aktif Kalitesi Endeksi}) + (-0,916 \times \text{Satışlardaki Büyüme Endeksi}) + (1,8813 \times \text{Amortisman Giderleri Endeksi}) + (0,0599 \times \text{PSDG ve GYG Endeksi}) + (-0,2179 \times \text{Borçlanma Yapısındaki Değişim Endeksi}) + (0,2705 \times \text{Toplam Tahakkukların Toplam Varlıklara Oranı}) + (-0,2769 \times \text{Finansman Giderlerinin Brüt Satışlara Oranı}) + (0,6018 \times \text{Stokların Brüt Satışlara Oranı})$$

Modelin regresyon katsayıları yukarıda sunulmaktadır. Bu katsayılar incelendiğinde, “Amortisman Giderleri Endeksi”, pozitif yönlü ve yüksek etki gücü ile öne çıkmaktadır. Bu durum, sabit kıymetlere ilişkin giderlerin finansal tablolar üzerinde manipülasyona açık bir alan olduğunu göstermektedir. Bunu sırasıyla “Stokların Brüt Satışlara Oranı”, “Aktif Kalitesi Endeksi” ve “Toplam Tahakkukların Toplam Varlıklara Oranı” gibi tahakkuk temelli hesaplar izlemekte; bu değişkenlerin artışı manipülasyon olasılığını artırıcı yönde etkide bulunmaktadır.

Öte yandan, negatif katsayıya sahip değişkenlerin başında “Satışlardaki Büyüme Endeksi” gelmektedir. Bu değişken, manipülasyon ile ters yönlü ilişkili olup, satış büyümesi yüksek olan firmaların mali tablolarında daha şeffaf davranma eğiliminde olduklarını göstermektedir. “Brüt Kar Marjı Endeksi”, “Finansman Giderlerinin Brüt Satışlara Oranı”, “Borçlanma Yapısındaki Değişim Endeksi” ve “PSDG ve GYG Endeksi” gibi değişkenler de modelde manipülasyon ihtimalini azaltıcı etki göstermiştir.

Genel olarak değerlendirildiğinde, bu modelde pozitif katsayılı değişkenlerin büyük ölçüde gider, stok ve tahakkuk kalemlerine, negatif katsayılı değişkenlerin ise kârlılık, büyüme ve borç yönetimi gibi finansal sağlık göstergelerine karşılık geldiği görülmektedir. SMOTE Algoritması sayesinde elde edilen daha dengeli tahminler, modelin özellikle manipülatör firmaları tanıma kapasitesini artırmış ve bu sektörde muhasebe hilesi riskine yönelik önemli bulgular sunmuştur.



**Şekil 31. Ana Metal – ROC Eğrisi ve En Uygun Eşik Değeri (SMOTE Uygulaması) (10 Değişkenli)**

Ana Metal Sanayi alt sektörüne ait 10 değişkenli ve SMOTE algoritması uygulanmış lojistik regresyon modelinin sınıflandırma performansı, ROC eğrisi ve AUC değeri üzerinden değerlendirilmiştir. Şekil 29’ da gösterilen ROC eğrisi temel alınarak hesaplanan AUC skoru 0,69 olarak bulunmuştur. Bu değer, modelin “temiz” ve “manipülatör” firmalar arasında orta düzeyde bir ayırt edicilik gücüne sahip olduğunu göstermekte; SMOTE Algoritması ile dengelenmiş veri setinin model başarımına olumlu katkı sağladığını ortaya koymaktadır.

Grafikte ayrıca, Youden J istatistiğine göre belirlenen en uygun eşik değeri 0,55 olarak tespit edilmiş ve kırmızı nokta ile işaretlenmiştir. Bu eşik, duyarlılık ile özgüllük arasındaki farkın en yüksek olduğu noktayı temsil etmekte ve modelin karar verme sürecini optimize eden sınıflandırma eşiği olarak dikkate alınmaktadır.

ROC eğrisinin genel seyri, modelin manipülatör firmaları tanıma kabiliyetini önemli ölçüde artırdığını göstermektedir. Eğrinin, referans çizgi olan 45°’lik diyagonalin üstünde ve yukarı yönlü bir form izlemesi, modelin doğru pozitif oranını (TPR) artırabildiğini ve manipülasyon riski taşıyan firmaların tespitinde anlamlı bir performans sergilediğini ortaya koymaktadır.

Genel olarak değerlendirildiğinde, AUC skorunun 0,69 düzeyinde olması, modelin sınıflar arasında belirli ölçüde başarılı bir ayırım yapabildiğini göstermektedir.

Çizelge 8. Tüm Model Çıktıları

Sektör / Model	Precision (0)	Recall (0)	F1-Skor (0)	Precision (1)	Recall (1)	F1-Skor (1)	Accuracy
9 Değişkenli Ham Veri İmalat (M <sub>1</sub> Skor)	0,65	0,95	0,77	0,60	0,12	0,20	0,64
9 Değişkenli İmalat (SMOTE) (M <sub>2</sub> Skor)	<b>0,56</b>	<b>0,76</b>	<b>0,65</b>	<b>0,71</b>	<b>0,50</b>	<b>0,59</b>	<b>0,62</b>
10 Değişkenli Ham Veri İmalat (M <sub>3</sub> Skor)	0,64	0,93	0,76	0,50	0,12	0,19	0,63
10 Değişkenli İmalat (SMOTE) (M <sub>4</sub> Skor)	<b>0,56</b>	<b>0,78</b>	<b>0,65</b>	<b>0,72</b>	<b>0,48</b>	<b>0,57</b>	<b>0,62</b>
9 Değişkenli Ham Veri Gıda, İçecek ve Tütün (M <sub>5</sub> Skor)	0,71	0,92	0,80	-	-	-	0,67
9 Değişkenli Gıda, İçecek ve Tütün (SMOTE) (M <sub>6</sub> Skor)	0,47	0,58	0,52	0,44	0,33	0,38	0,46
10 Değişkenli Ham Veri Gıda, İçecek ve Tütün (M <sub>7</sub> Skor)	0,71	0,92	0,80	-	-	-	0,67
10 Değişkenli Gıda, İçecek ve Tütün (SMOTE) (M <sub>8</sub> Skor)	0,55	0,50	0,52	0,54	0,58	0,56	0,54
9 Değişkenli Ham Veri Kimya, İlaç, Petrol, Lastik ve Plastik (M <sub>9</sub> Skor)	0,50	0,50	0,50	0,43	0,43	0,43	0,47
9 Değişkenli Kimya, İlaç, Petrol, Lastik ve Plastik (SMOTE) (M <sub>10</sub> Skor)	0,56	0,62	0,59	0,50	0,43	0,46	0,53
10 Değişkenli Ham Veri Kimya, İlaç, Petrol, Lastik ve Plastik (M <sub>11</sub> Skor)	0,33	0,25	0,29	0,33	0,43	0,38	0,33
10 Değişkenli Kimya, İlaç, Petrol, Lastik ve Plastik (SMOTE) (M <sub>12</sub> Skor)	0,50	0,50	0,50	0,43	0,43	0,43	0,47
9 Değişkenli Ham Veri Metal (M <sub>13</sub> Skor)	0,94	1,00	0,97	-	-	-	0,94
9 Değişkenli Metal (SMOTE) (M <sub>14</sub> Skor)	<b>0,62</b>	<b>0,83</b>	<b>0,71</b>	<b>0,82</b>	<b>0,60</b>	<b>0,69</b>	<b>0,70</b>
10 Değişkenli Ham Veri Metal (M <sub>15</sub> Skor)	0,94	1,00	0,97	-	-	-	0,94
10 Değişkenli Metal (SMOTE) (M <sub>16</sub> Skor)	<b>0,62</b>	<b>0,83</b>	<b>0,71</b>	<b>0,82</b>	<b>0,60</b>	<b>0,69</b>	<b>0,70</b>


Çizelge 8' de yapılan analizler sonucunda ortaya çıkan modellerin çıktıları bulunmaktadır. Programda kullanılacak modellerin belirlenmesinde özellikle Sınıf 1'e (manipülasyon yapan firmalar) ilişkin başarı oranları dikkate alınmıştır. Bu doğrultuda, sadece genel doğruluk oranı (accuracy) değil, aynı zamanda manipülatif firmaları tespit etme başarısını yansıtan F1-Skor (1) değerleri de temel alınmıştır. Elde edilen sonuçlara göre, imalat sektörü için 9 ve 10 değişkenli SMOTE uygulanmış modeller ile metal alt sektörü için yine 9 ve 10 değişkenli SMOTE'li modeller, sınıflar arası dengeli bir performans sergilemeleri ve manipülasyon tespitinde tatmin edici sonuçlar sunmaları nedeniyle programda kullanılmak üzere seçilmiştir. Bu modellerin Sınıf 1'e ilişkin F1-Skor değerlerinin 0,57 ile 0,69 arasında değiştiği, genel doğruluk oranlarının da %62 ile %70 arasında olduğu görülmüştür.

Diğer taraftan, gıda, kimya, orman ürünleri ve diğer alt sektörlerde oluşturulan modellerde ya Sınıf 1'e ait F1-Skor'un 0,00 olması nedeniyle manipülatif firmaların hiç tespit edilememesi, ya da örneklem büyüklüğünün yetersizliği nedeniyle modelin güvenilirliğinin zayıf kalması söz konusudur. SMOTE uygulanmasına rağmen bu sektörlerde Sınıf 1 için yeterli başarı sağlanamamış, bazı modellerde recall değerleri çok düşük seviyelerde kalmıştır. Bu nedenle ilgili modeller tabloya dahil edilmekle birlikte, programın nihai karar destek altyapısında yer verilmemiştir.

Sonuç olarak, model seçim sürecinde yalnızca nicel metriklere değil, modelin genellenebilirliği, dengeli tahmin kapasitesi ve özellikle riskli sınıfları tanıma gücüne dayalı çok yönlü bir değerlendirme yapılmıştır.

#### **4.7. Model Geçerlilik Testleri Üzerine Uygulama Örnekleri**

Çalışmanın bu bölümünde, geliştirilen modellerin geçerlilik testleri gerçekleştirilecektir. Bu kapsamda, Borsa İstanbul İmalat sektörü altında yer alan Metal Sanayi alt sektörüne ait beş farklı şirketin verileri kullanılarak, geliştirilen program aracılığıyla iki aşamalı bir analiz yapılmıştır. İlk aşamada, analiz 'imalat' seçeneği üzerinden genel modelle gerçekleştirilmiş; ikinci aşamada ise sektör özelleştirilerek 'metal' seçeneği üzerinden model test edilmiştir.

ProDetecta ☰ Mericest Müşavirlik 

[Panel](#)

FİRMA İŞLEMLERİ

[Firmalar](#)

[Hile Risk Tespit Soruları](#)

VERİ YÜKLEME

[Bilanço](#)

[Gelir Tablosu](#)

[Muavin](#)

[Nakit Akış Tablosu](#)

ANALİZ

[Beneish Modeli](#)

[Benford Kanunu](#)

### Beneish Analizi

[Beneish Analizi](#)

#### Beneish Modeli ile Analiz Başlat

Firma Seç

FİRMA İMALAT

Dönem Seç

2024

Değişken Sayısı

10 Değişkenli Model

Excel Dosyası Yükle

Dosya Seç Dosya seçilmedi

[Analizi Başlat](#)

**Şekil 32. Beneish Modeli Analizi Arayüzü**

Şekil 32’de, Beneish Modeli analiz arayüzünde kullanıcı tarafından yapılması gereken seçimler gösterilmektedir. Şekil 33 ve Şekil 34’te ise, modelin test edilmesi amacıyla şartlı görüş bildirilmiş ve manipülatör olduğu varsayılan, metal alt sektörüne ait bir firmanın analiz sonuçları sunulmaktadır. İlgili firma, imalat seçeneği ile analiz edildiğinde “manipülatör değil” olarak sınıflandırılmış; ancak sektör bazlı olarak metal seçeneği ile analiz yapıldığında “manipülatör” sonucu elde edilmiştir.



Panel

FİRMA İŞLEMLERİ

Firmalar

Hile Risk Tespit Soruları

VERİ YÜKLEME

Bilanço

Gelir Tablosu

Muavin

Nakit Akış Tablosu

ANALİZ

Beneish Modeli

Benford Kanunu

## FİRMA İMALAT - 2024

## Hesaplanan Endeksler

Endeks Adı	Değer
DSRI	0.6569
GMI	0.7730
AQI	1.0473
SGI	1.4320
SGAI	0.9543
LEVI	0.9502
FSE	0.0000
SSE	1.2105
DEPI	1.3868
TATA	-0.0474

M Skor: -0.4746

Eşik Değer: 0.44

Sonuç: Manipülator Değil

Şekil 33. Beneish Modeli İmalat Seçeneği İle Analiz



Panel

FİRMA İŞLEMLERİ

Firmalar

Hile Risk Tespit Soruları

VERİ YÜKLEME

Bilanço

Gelir Tablosu

Muavin

Nakit Akış Tablosu

ANALİZ

Beneish Modeli

Benford Kanunu

## FİRMA METAL - 2024

## Hesaplanan Endeksler

Endeks Adı	Değer
DSRI	0.6569
GMI	0.7730
AQI	1.0473
SGI	1.4320
SGAI	0.9543
LEVI	0.9502
FSE	0.0000
SSE	1.2105
DEPI	1.3868
TATA	-0.0474

M Skor: 0.8942

Eşik Değer: 0.55

Sonuç: Manipülator

Şekil 34. Beneish Modeli Metal Seçeneği İle Analiz

Çizelge 9’da, Borsa İstanbul İmalat sektörü altında yer alan metal sanayi alt sektörüne ait beş farklı şirketin, geliştirilen program aracılığıyla yapılan analiz sonuçlarına göre manipülatör olup olmadıkları gösterilmektedir. Ayrıca, model kurulumu aşamasında referans alınan kurumsal yönetim endeksinde yer alma durumu ile bağımsız denetim raporlarında belirtilen görüş türlerine göre firmalara ilişkin hile varsayımlarına da tabloda yer verilmiştir. Yapılan karşılaştırmada, imalat sektörüne ait genel modelin, metal sektörüne özgü yapısal farklılıkları yeterince yansıtamadığı ve tüm firmaları “manipülatör değil” şeklinde sınıflandırdığı görülmüştür. Buna karşın, metal alt sektörüne özgü olarak geliştirilen 10 değişkenli model, firmaların faaliyet gösterdiği sektöre ilişkin dinamikleri daha doğru temsil etmiş, manipülasyon yaptığı varsayılan firmaları “manipülatör” olarak tahmin ederek reel veriye daha yakın sonuçlar üretmiştir.

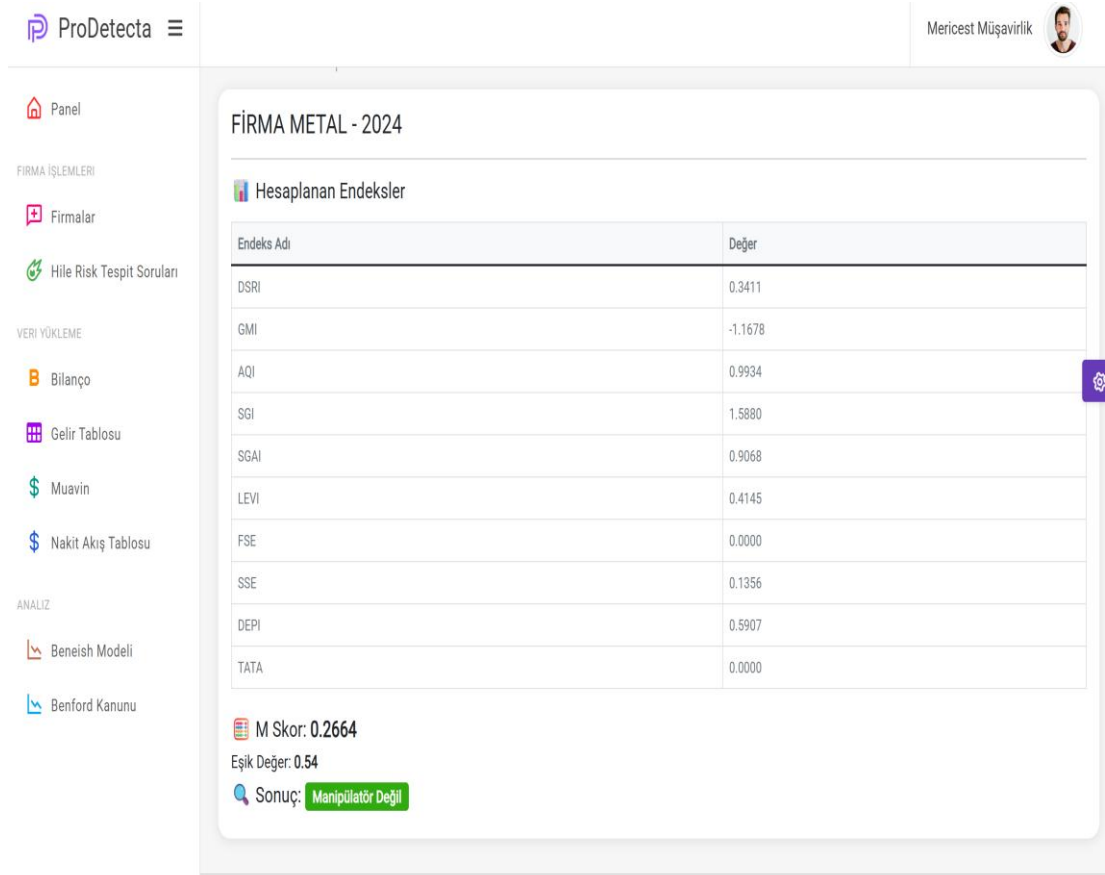
**Çizelge 9. İmalat ve Metal Sanayi Sonuç Karşılaştırılması**

	<b>İMALAT</b>	<b>METAL</b>	<b>KYE/ŞARTLI</b>
<b>FİRMA 1</b>	Manipülatör Değil	Manipülatör	1
<b>FİRMA 2</b>	Manipülatör Değil	Manipülatör Değil	0
<b>FİRMA 3</b>	Manipülatör Değil	Manipülatör Değil	0
<b>FİRMA 4</b>	Manipülatör Değil	Manipülatör	1
<b>FİRMA 5</b>	Manipülatör Değil	Manipülatör Değil	1

Bu durum, sektör bazlı model geliştirmenin önemini açıkça ortaya koymaktadır. Genel modeller, sektörler arası benzerlik varsayımıyla oluşturulduğunda bazı yapısal sapmaları göz ardı edebilmekte; bu da modelin hatalı genellemelere neden olmasına yol açabilmektedir. Oysa sektör özelinde oluşturulan modeller, sektörün mali yapı özelliklerini, işlem hacimlerini ve raporlama davranışlarını daha iyi yansıtarak manipülasyon riskini tespit etmede daha isabetli sonuçlar sunmaktadır. Bu bulgu, çalışmada önerilen yazılım sisteminde sektör temelli modelleme yaklaşımının gerekli olduğunu düşündürmektedir.

#### 4.8. Yapay Olarak Oluşturulan Muhasebe Hilesi Senaryoları Üzerine Model Testi

Çalışmanın bu kısmında, finansal verileri kullanılan firma gerçek ticari hayatta faaliyetini sürdüren bir metal sanayi firmasıdır. Bu firmanın 2023 ve 2024 yılı verileri kullanılarak öncelikle gerçek sonucu ortaya koyacağız. Şekil 35’ de, firmanın gerçek verileri ile yapılmış olan analiz sonucu bulunmaktadır. Sonuç olarak, firma manipülatör değil görülmektedir.



Şekil 35. Gerçek Firma Beneish Analizi Sonucu

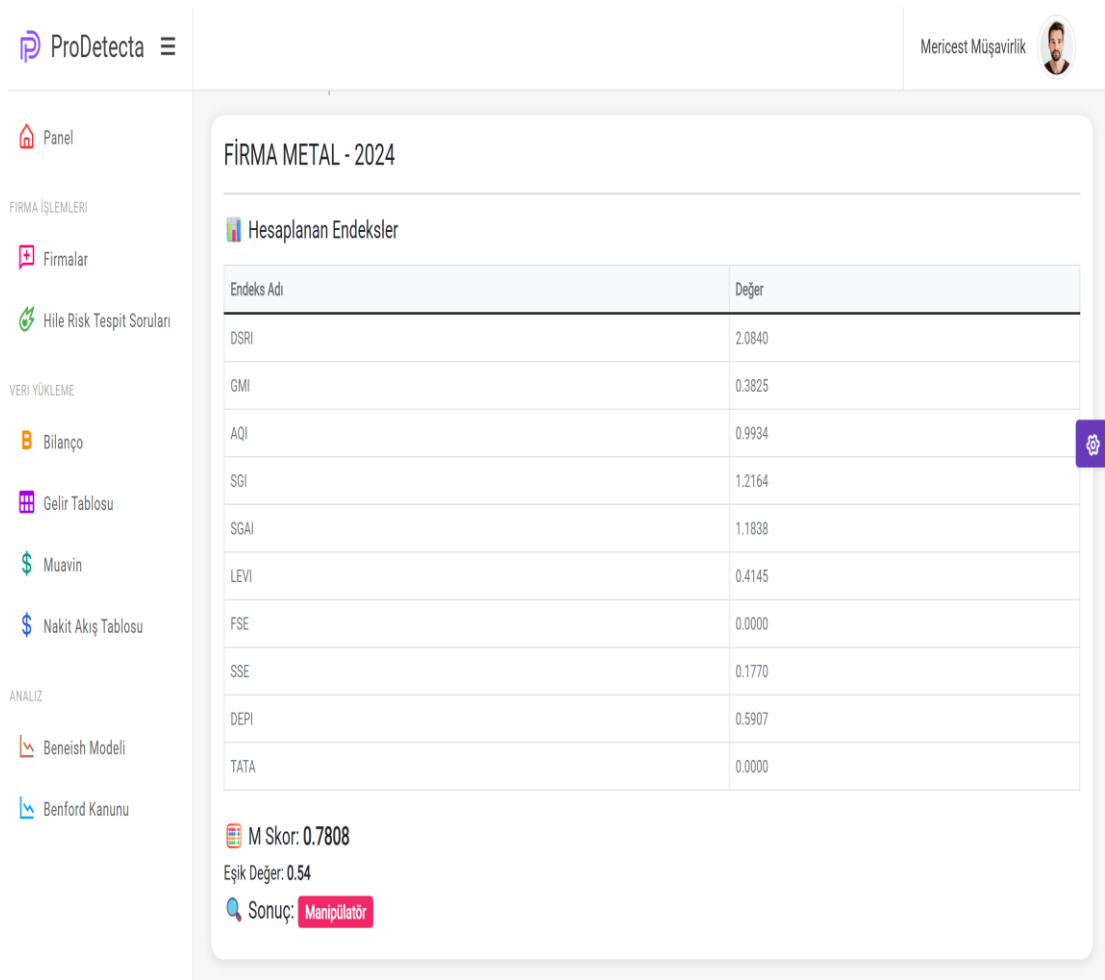
Gelinen noktada, firma ile ilgili manipülasyon senaryoları yazılacak ve sonrasında program ile analiz edilecektir.

#### Senaryo-1:

Firma, dönem sonuna yaklaşırken finansal performansını olduğundan daha güçlü göstermek amacıyla henüz gerçekleşmemiş satışları kayıtlarına dahil etmiştir. Bu kapsamda brüt satış tutarı cari yıl için 33.341.029,88 TL iken, fiktif satış

kayıtlarıyla bu tutar 45.000.000 TL'ye çıkarılmıştır. Bu fiktif satışlara karşılık tahsilat gerçekleşmemiş olmasına rağmen, ticari alacaklar kalemi de 1.358.602,06 TL'den 6.358.602,06 TL'ye yükseltilmiştir. Bu tür bir uygulama, literatürde erken gelir kaydı olarak tanımlanmakta olup Beneish Modeli'nde SGI ve DSRI oranları üzerinden manipülasyon sinyali olarak değerlendirilmektedir (bkz. Çizelge 3). Firmanın bu yöntemi tercih etme amacı, yatırımcılara hızlı satış büyümesi ve güçlü talep algısı yaratmak, böylece hisse değerini yapay biçimde artırmak olmuştur.

Bu senaryoya göre, firmanın analizi yapılmış ve Şekil 36' da görüldüğü üzere firma manipülatör hale gelmiştir.



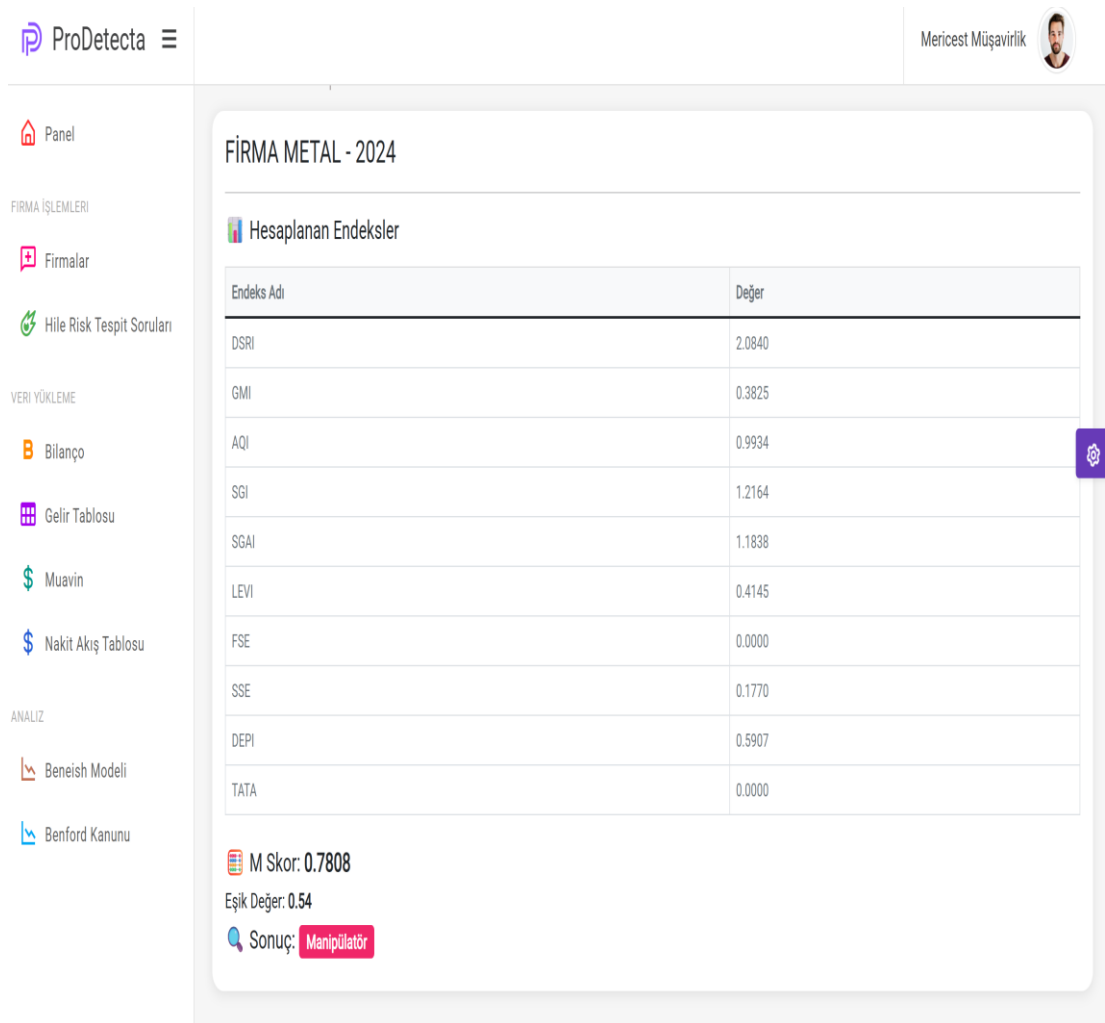
Şekil 36. Senaryo-1 Sonucu

### Senaryo-2:

Firma, brüt satışlarını değiştirmemiş; ancak mevcut yıl sonu bilançosunda ticari alacaklar kalemini 1.358.602,06 TL'den 12.358.602,06 TL'ye çıkararak sahte tahsilat beklentileri yaratmıştır. Gerçekte tahsilat yapılması beklenmeyen bu

kalemlerin bilançoda yer alması, şirketin alacak devir hızını ve tahsilat gücünü olduğundan daha güçlü göstererek bilanço makyajına neden olmuştur. Bu tür bir manipülasyon, “fiktif satışlara karşılık hayali alacak kaydı” olarak nitelendirilebilir ve Beneish Modeli içinde DSRI oranının olağandışı biçimde artmasına neden olur. Şirketin amacı, özellikle kısa vadeli borçlarını yeniden yapılandırma sürecinde alacaklarını teminat göstererek finansal görünümünü kuvvetli göstermek olabilir.

Bu senaryoya göre, firmanın analizi yapılmış ve Şekil 37’ da görüldüğü üzere firma manipülatör hale gelmiştir.



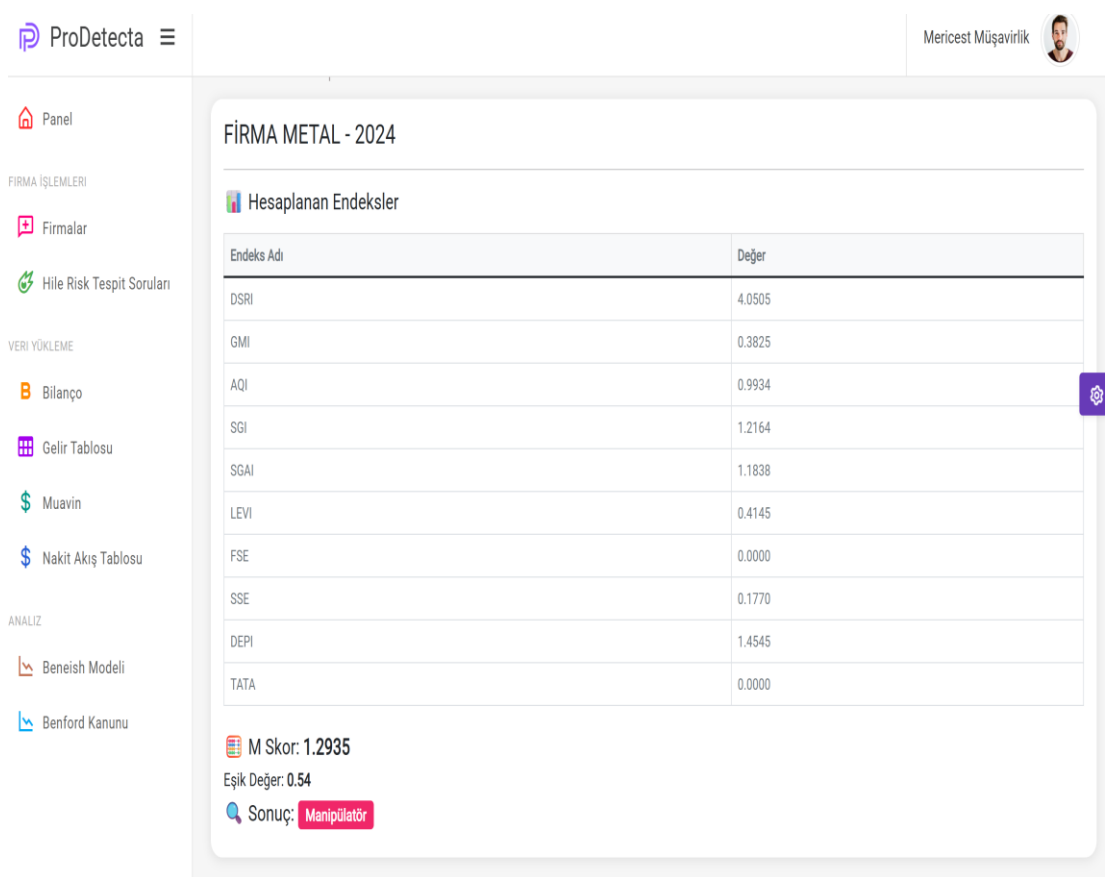
Şekil 37. Senaryo-2 Sonucu

### Senaryo-3:

Firma, sabit kıymetlerinin ekonomik ömrünü gerçeğe olduğundan daha uzun kabul ederek amortisman giderlerini cari yılda 5.974.823,55 TL yerine 2.000.000 TL olarak kaydetmiştir. Bu sayede dönem giderleri azaltılarak, faaliyet kârı 8.652.064,60

TL'den 12.626.888,15 TL'ye yükseltilmiştir. Ayrıca maddi duran varlıkların defter değeri olduğu gibi bırakılmış, böylece varlıkların gerçekte yıpranma ve aşınmaya uğramadığı izlenimi yaratılmıştır. Bu tür uygulama, "amortisman manipülasyonu" ya da "varlıkların değer kaybını gizleme" olarak tanımlanmakta; Beneish Modeli'nde DEPI ve AQI oranları üzerinden manipülasyon sinyali olarak değerlendirilir. Firmanın amacı, kârlılığı artırarak yatırımcıları ve borç verenleri yanıltmak; dolayısıyla sermaye maliyetini düşürmek olabilir.

Bu senaryoya göre, firmanın analizi yapılmış ve Şekil 38' da görüldüğü üzere firma manipülatör hale gelmiştir.



Endeks Adı	Değer
DSRI	4.0505
GMI	0.3825
AQI	0.9934
SGI	1.2164
SGAI	1.1838
LEVI	0.4145
FSE	0.0000
SSE	0.1770
DEPI	1.4545
TATA	0.0000

M Skor: 1.2935  
Eşik Değer: 0.54  
Sonuç: Manipülatör

Şekil 38. Senaryo-3 Sonucu

Çalışmada geliştirilen programın önemli bileşenlerinden biri de, finansal veriler üzerinde Benford Kanunu'na dayalı analizler gerçekleştiren modüldür. Bu modül, finansal tabloların olağan sayı dağılımına ne derece uyum sağladığını test ederek, olası sapma durumlarında kırmızı bayraklar üretmekte ve denetim sürecinde derinlemesine incelenmesi gereken hesap kalemlerini önceliklendirmektedir. Özellikle büyük veri yığınlarıyla çalışılan denetim ortamlarında, Benford analizi sayesinde

örneklem büyüklüğü daha rasyonel düzeyde tutulmakta ve manipülasyon ihtimali yüksek olan işlem gruplarına odaklanılmaktadır. Böylece, hem denetim süreci hızlanmakta hem de insan hatasına açık rastgele örneklem seçimi yerine, sayısal örüntülere dayalı seçici bir tarama imkânı sunulmaktadır. Benford analizi program arayüzü Şekil 39’ da görülmektedir.

The screenshot displays the ProDetecta Benford Analysis program interface. The top navigation bar includes the ProDetecta logo and a user profile for 'Mercest Müşavirlik'. The left sidebar lists various modules: Panel, FIRMALAR (Firmalar, Hile Risk Tespit Soruları), VERİ YÜKLEME (Bilanço, Gelir Tablosu, Muavin, Nakit Akış Tablosu), ANALİZ (Beneish Modeli, Benford Kanunu). The main content area is titled 'Benford Analizi' and features a form with the following fields: 'Firma Seç' (FIRMA METAL) and 'Dönem Seç' (2024). A green 'Analizi Başlat' button is positioned below the form. A settings icon is visible on the right side of the form area.

Şekil 39. Benford Analizi Program Arayüzü



Panel

FİRMA İŞLEMLERİ

Firmalar

Hile Risk Tespit Soruları

VERİ YÜKLEME

Bilanço

Gelir Tablosu

Muavin

Nakit Akış Tablosu

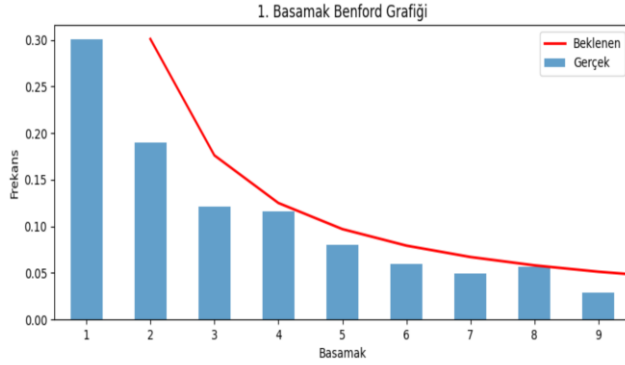
ANALİZ

Beneish Modeli

Benford Kanunu

## FİRMA METAL - 2024

## 1. Basamak Benford Grafiği



## 1. Basamak Kırmızı Bayraklı Satırlar

TARİH	AÇIKLAMA	VERİ
03 January 2024	nan	458.33
04 January 2024	nan	4545.1
05 January 2024	nan	462.4

## Şekil 40a. Firma Benford Analizi Birinci Basamak Çıktıları



Panel

FİRMA İŞLEMLERİ

Firmalar

Hile Risk Tespit Soruları

VERİ YÜKLEME

Bilanço

Gelir Tablosu

Muavin

Nakit Akış Tablosu

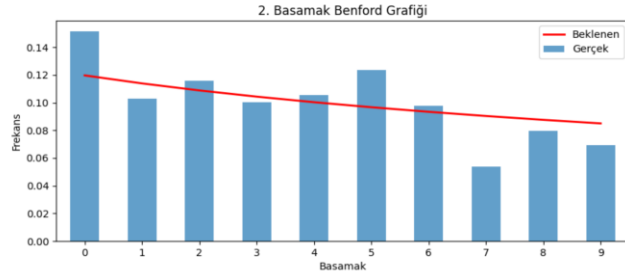
ANALİZ

Beneish Modeli

Benford Kanunu

24 December 2024 nan 2125.0

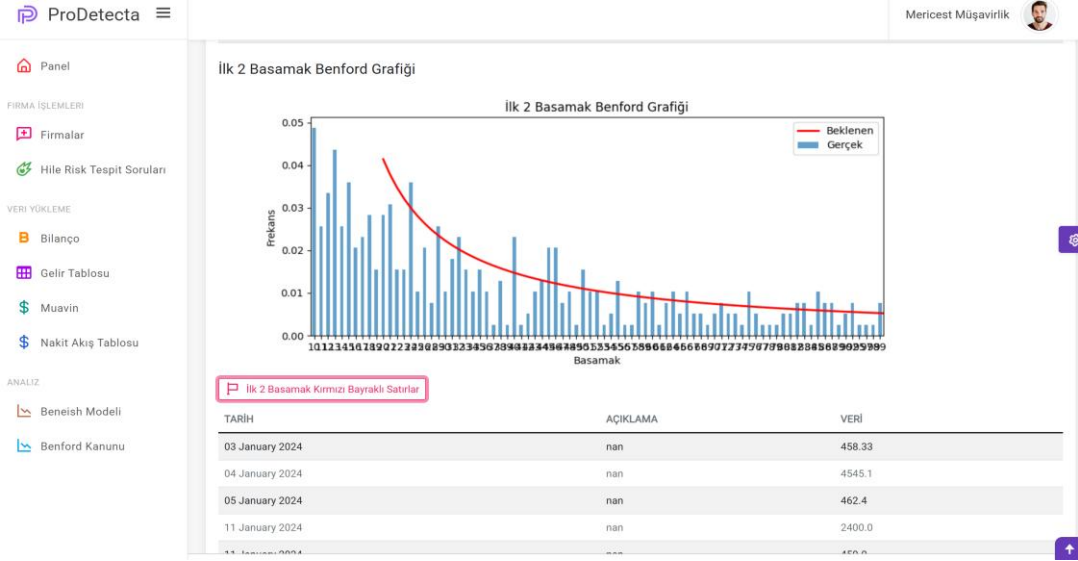
## 2. Basamak Benford Grafiği



## 2. Basamak Kırmızı Bayraklı Satırlar

TARİH	AÇIKLAMA	VERİ
02 January 2024	nan	31000.0
03 January 2024	nan	458.33
04 January 2024	nan	4545.1
05 January 2024	nan	550.0

## Şekil 40b. Firma Benford Analizi İkinci Basamak Çıktıları



**Şekil 40c. Firma Benford Analizi İlk İki Basamak Çıktıları**

Şekil 40a, 40b ve 40c' de Benford analizi sonuçları görülmektedir. Ekran arayüzünde de görüldüğü üzere hem grafik olarak sapmalar bulunmakta hem grafiklerin altında hangi işlemlerde sapma olduğunu gösteren kırmızı bayraklı satırlar bulunmaktadır.

Yukarıda sunulan model çıktıları, geçerlilik testleri ve senaryo bazlı uygulama örnekleri doğrultusunda elde edilen bulgular ışığında, çalışmanın genel değerlendirmesi ile birlikte sonuçlara ve bu sonuçlara dayalı önerilere aşağıda yer verilmiştir.

## 5. SONUÇ VE ÖNERİLER

### 5.1. Sonuçlar

Bu çalışmada, Türkiye'de Borsa İstanbul'da işlem gören imalat sanayi şirketlerinin finansal tabloları üzerinden muhasebe manipülasyonlarını tespit etmeye yönelik, Beneish Modeli temelinde geliştirilen yeni bir algoritmik yapı önerilmiş; bu yapı sektörel bazlı ve değişken sayısına göre farklı modellerle test edilmiştir. Modelin doğruluk oranını artırmak amacıyla SMOTE yöntemi ile sınıf dengesizliği giderilmiş ve analizler hem ham hem de dengelenmiş veri setleri ile gerçekleştirilmiştir.

Yapılan analizlerde, imalat sanayi genelinde 9 ve 10 değişkenli modeller oluşturulmuş; ayrıca gıda, kimya ve metal gibi alt sektörler özelinde modeller ayrı ayrı test edilmiştir. Elde edilen sonuçlar doğrultusunda, özellikle 10 değişkenli ve SMOTE uygulanmış metal alt sektörü modelinin manipülasyon tahminlerinde en başarılı performansı sergilediği görülmüştür. Bu doğrultuda, programda yer alacak modeller olarak 9 ve 10 değişkenli imalat sektörü modelleri ile birlikte 9 ve 10 değişkenli metal alt sektörü modelleri seçilmiştir. Diğer alt sektörlerde elde edilen sonuçlar, doğruluk oranı ve istatistiksel anlamlılık bakımından programda yer almaya yeterli bulunmamıştır.

Modelin geçerlilik testi için, Kurumsal Yönetim Endeksi'nde yer alan ve bağımsız denetim raporlarında şartlı görüş, olumsuz görüş veya görüş vermekten kaçınma görüşleri bulunan rastgele beş şirket belirlenmiş ve bu şirketlerin verileri program üzerinde test edilmiştir. Test sonucunda, imalat genel modeli ile yapılan analizlerde beklenen sonuçlar tam olarak elde edilemezken, metal alt sektörü için geliştirilen model ile reel durumu yansıtan başarılı sınıflandırmalar yapılabilmektedir. Bu durum, modelin sektörel bazda uygulanmasının isabetli sonuçlar doğurduğunu ve genelleştirilmiş modeller yerine sektörel özgünlük taşıyan yapılarla çalışmanın daha verimli olacağı sonucuna ulaşılmıştır.

Ayrıca çalışmada, bir firmanın gerçek finansal verileri kullanılarak üç farklı manipülasyon senaryosu kurgulanmış ve bu senaryolarda Beneish Modeli yardımıyla firmanın manipülatör olup olmadığı yeniden test edilmiştir. Uygulanan senaryolar sonucunda manipülasyon sinyalleri başarıyla tespit edilmiştir. Bu bağlamda modelin

sadece geçmişe dönük analizlerde değil, aynı zamanda öngörü ve kontrol mekanizmalarında da kullanılabileceği anlaşılmıştır. Manipülasyon senaryoları; gerçekleşmemiş satışların erken gelir kaydı olarak muhasebeleştirilmesi, ticari alacakların fiktif şekilde şişirilmesi ve amortisman giderlerinin düşük gösterilmesi biçiminde çeşitlendirilmiştir. Bu uygulamalar, modelin çeşitli muhasebe hile türlerine karşı duyarlılığını da ortaya koymuştur.

Çalışmada geliştirilen programın önemli bileşenlerinden biri de, finansal veriler üzerinde Benford Kanunu'na dayalı analizler gerçekleştiren modüldür. Bu modül, finansal tabloların olağan sayı dağılımına ne derece uyum sağladığını test ederek, olası sapma durumlarında kırmızı bayraklar üretmekte ve denetim sürecinde derinlemesine incelenmesi gereken hesap kalemlerini önceliklendirmektedir. Özellikle büyük veri yığınlarıyla çalışılan denetim ortamlarında, Benford analizi sayesinde örneklem büyüklüğü daha rasyonel düzeyde tutulmakta ve manipülasyon ihtimali yüksek olan işlem gruplarına odaklanılmaktadır. Böylece, hem denetim süreci hızlanmakta hem de insan hatasına açık rastgele örneklem seçimi yerine, sayısal örüntülere dayalı seçici bir tarama imkânı sunulmaktadır. Ayrıca, geliştirilen program yalnızca akademik literatüre katkı sunmakla kalmayıp, uygulayıcılar ve kamu otoriteleri için de pratik faydalar sağlayabilecek niteliktedir. Akademik açıdan özgün bir model önerisi içermesi, uygulamacılar açısından ise hile risklerinin erken tespiti ve zaman tasarrufu sağlaması öne çıkan yönlerindedir. Kamu otoriteleri açısından ise algoritmik denetim altyapısına katkı potansiyeli taşımaktadır.

## 5.2. Öneriler

Elde edilen bulgular doğrultusunda bazı önemli öneriler geliştirilmiştir. Öncelikle, bu çalışmada yalnızca imalat sanayi şirketleri ele alınmış olmakla birlikte, modelin diğer sektörlerde de test edilerek genel geçerliliğinin sınanması önerilmektedir. Beneish Modeli ve Benford Kanunu'nun bir arada kullanılması, farklı türdeki muhasebe hilelerini tespit etmeye yönelik bütüncül bir yaklaşım sağlamaktadır. Bu iki yöntemin birlikte ele alınmasıyla, hem sayı örüntüleri hem de finansal oran analizleri üzerinden riskli kalemlerin belirlenmesi mümkün hale gelmektedir. Öte yandan, çalışmada modellerin oluşturulmasında kullanılan mali veriler geriye dönük beş yılı kapsamaktaydı. Ancak, verilerin sayısının artırılması

model başarımlarını etkilediğinden bu kapsam genişletilebilir. Son olarak, Bu tür algoritmik yaklaşımların, düzenleyici otoriteler tarafından değerlendirilmesinin ve iç kontrol mekanizmalarına entegrasyonunun, denetim süreçlerine katkı sağlayabileceği öngörülmektedir. Bu tür bir uygulamanın, hem finansal raporlamada güveni artıracığı hem de piyasalarda şeffaflık ve yatırımcı güvenini pekiştireceği düşünülmektedir.

## KAYNAKÇA

- Ahmed, M., Mahmood, A. N., and Hu, J. (2016). *IEEE Communications Surveys and Tutorials*, 18(2), 1153–1176.
- Akdoğan, H., Hiçyorulmaz, E. ve Çelik K. (2018). *Muhasebe ve etik: finansal tablolarda bilgi manipülasyonu*. İstanbul: Siyasal Kitabevi.
- Akkaş, M. E. (2007). Denetimde Benford Kanunu'nun kullanılması. *Gazi Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 9(1), 191-206.
- Amara, I., Ben A., and Jarbouı, A. (2013). Detection of fraud in financial statements: French companies as a case study. *International Journal of Academic Research in Accounting, Finance and Management Sciences*, 3(3), 40-51.
- Aren, S. (2003). *Yöneticilerin kar yönetimi ile ilgili tutumları ve IMKB'de bir uygulama*. Yayınlanmamış Doktora Tezi, Gebze: Gebze Yüksek Teknoloji Enstitüsü.
- Arzova, S. B. (2003). İşletmelerde çalışanlar tarafından yapılan hilelerin kırmızı bayraklar yoluyla izlenmesi. *Muhasebe ve Finansman Dergisi*, 20, 118-126.
- Association of Certified Fraud Examiners (ACFE). (2016). Report to Nation Accessed from. <http://www.acfe.com/rtnn/docs/2016-report-to-nations.pdf> on October 26, 2017.
- Ata, H. A. ve Seyrek, İ. H. (2009). The use of data mining techniques in detecting fraudulent financial statements: an application on manufacturing firms. *Süleyman Demirel University the Journal of Faculty of Economics and Administrative Science*. 14(2), 157-170.
- Atalar, M. (2013). *Bankalarda ticari kredi risk haritası ve muhasebe kökenli risk kaynaklarının araştırılması*. Yayınlanmamış Doktora Tezi, Sakarya:

Sakarya Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü.

Awoyemi, J. O., Adetunmbi, A. O., and Oluwadare, S. A. (2017). *Journal of Applied Computing and Informatics*, 17(1), 1-9.

Ayalp, G.E. (2019). *Türkiye'de ve Dünya'da yaşanan muhasebe skandalları, yapılan düzenlemeler, usulsüzlük yapan şirket ve bankaların incelenmesi*. Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi, Ankara: Başkent Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü.

Ayboğa, H. (2022). İşletmelerde yaşanan muhasebe skandallarının önlenmesinde alınan denetim tedbirleri. *Marmara Sosyal Araştırmalar Dergisi*, (17), 39-68.

Balıkçı, H. (2016). *Yaratıcı muhasebe nedenleri, yöntemleri ve sonuçları*. Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi, İstanbul: İstanbul Ticaret Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü.

Bayraktar, A. (2007). *Türkiye'de muhasebe hileleri tarihi*. Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi, Edirne: Trakya Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü.

Bekçi, İ. ve Avşargil, N. (2011). Finansal bilgi manipülasyonu yöntemlerinden yaratıcı muhasebe ve bir uygulama, *Muhasebe Bilim Dünyası Dergisi*, 13(2), 131-162.

Beneish, M. D., (1999). The detection of earnings manipulation. *Financial Analysts Journal*, 55(5), 24-36.

Beneish, M.D. (1997). Detecting GAAP violation: implications for assessing earnings management among firms with extreme financial performance. *Journal of Accounting and Public Policy*, 16, 3.

Beneish, M.D., Lee, C.M., and Nichols, D.C. (2013). Earnings manipulation and expected returns, *Financial Analysts Journal*, 69(2), 57-82.

Benligiray, S., ve Onay, A. (2021). Beneish modelinin Türkiye'ye uyarlanması: tespit başarımını geliştiren bir uygulama. *Muhasebe ve Finansman Dergisi*, 511-528.

- Bhasin, M.L. (2016). Satyam's manipulative accounting methodology unveiled: an experience of an Asian economy. *International Journal of Business and Social Research*, 6(12), 35-54.
- Bhattacharyya, S., Jha, S., Thara kunnel, K., and Westland, J. C. (2011). *Neurocomputing*, 276, 1–11.
- Blokhin, A. What is impact of sarbanes-oxley act?. *Investopedia*, <https://www.investopedia.com>. (4 Ocak 2018).
- Bozkurt, N. (2016). *İşletmelerin kara deliği hile: çalışan hileleri*. İstanbul: Alfa Yayınları.
- Canbulut, G. (2008). *Finansal bilgi manipülasyonu ve örnek bir uygulama*. Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi, İzmir: Dokuz Eylül Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü.
- Cankar, İ. (2006). Denetimin yeni paradigması: sürekli denetim. *Sayıştay Dergisi*, 61, 69-81.
- Carcello, J.V. and Nagy, A.L. (2004). Audit firm tenure and fraudulent financial reporting. *Auditing a Journal of Practice and Theory*, 23(2), 55-69.
- Carcillo, F., Le Borgne, Y. A., Caelen, O., and Bontempi, G. (2018). *Information Sciences*, 557, 317-331.
- Clay, C. and Kim, D. Sarbanes oxley: 15 years of successes and challenges. *Accounting Today*, <https://www.accountingtoday.com>. (15 Kasım 2017).
- Copeland, R. M. (1968). Income smoothing. *Journal of Accounting Research*, 101- 116.
- Dal Pozzolo, A., Caelen, O., Le Borgne, Y. A., Waters hoot, S., and Bontempi, G. (2015). *2015 IEEE Symposium Series on Computational Intelligence*.
- DeAngelo, L. E. (1986). Accounting numbers as market valuation substitutes: a study of management buyouts of public shareholders. *The Accounting Review*, 62(3), 400-420.
- Dechow, P. M. and Skinner, D. J., (2000). Earnings management: reconciling the

- views of accounting academics, practitioners and regulators. *Accounting Horizons*, 14(2), 235- 250.
- Dechow, P. M. and Skinner, D. J., (2000). Earnings management: reconciling the views of accounting academics, practitioners and regulators. *Accounting Horizons*, 14(2), 235- 250.
- Demir, V., Bahadır, O. (2007). Muhasebe manipölasyonu yöntemler ve teknikler. *Mali Çözüm Dergisi*. Yıl: 17, Sayı: 84, s: 103-119.
- Dikmen, B. ve Küçükkocaoğlu, G. (2010). The detection of earnings manipulation: the three phase cutting plane algorithm using mathematical programming, *Journal of Forecasting*, 29 (5), 442-466.
- Dönmez, A. ve Ersoy, A. (2011). Bağımsız denetim sürecinde analitik inceleme prosedürleri: Türkiye' de SPK' dan yetki almış denetim firmaları üzerine bir araştırma. *Ahmet Yesevi Üniversitesi Mütevelli Heyet Başkanlığı*, (56).
- Durana, P., Blazek, R., Machova, V., and Krasnan, M. (2022). The use of Beneish M-scores to reveal creative accounting: Evidence from Slovakia. *Equilibrium. Quarterly Journal of Economics and Economic Policy*, 17(2), 481-510.
- Erol, M. Ve Aslan, M. (2016). Muhasebe manipölasyonu yöntemlerinden agresif muhasebe ve bir uygulama, *Muhasebe ve Denetime Bakış*, 16(49), 19-28.
- Fanning Kurt M. and Cogger Kenneth O, 1998. Neural network detection of management fraud using published financial data. *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, 7(1), 21-41.
- Fenyves, V., Pisula, T., and Tarnoczi, T. (2023). Investigation of accounting manipulation using the Beneish model: Hungarian case. *Economics & Sociology*, 16(4), 347-363.
- Fındık, H. ve Öztürk, E. (2016). Finansal bilgi manipölasyonunun Beneish yardımıyla ölçülmesi: BIST imalat sanayi üzerine bir araştırma. *İşletme Araştırmaları Dergisi*, 8(1), 483-499.

- Fiore, U., De Santis, A., Perla, F., Zanetti, P., and Palmieri, F. (2019). *Information Sciences*, 479, 448–455.
- Gökalp, F. (2005). Genel hatları ile sarbanes oxley kanunu ve türkiye'deki şirketlere etkisi. *Muhasebe-Finansman Araştırma ve Uygulama Dergisi*, 14 (14), 107-115.
- Griffiths, I., (1995). *New creative accounting*. Macmillan.
- Gupta, R. and Gill, N. S. (2012). Prevention and detection of financial statement fraud - An implementation of data mining framework. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 3(8), 150-156.
- Güler S., Emgin O. ve Uçma T. (2013). A Pragmatic manifest for ethics in emerging markets: the prediction of manipulation in Turkey by using Beneish's Model, *Muhasebe ve Bilim Dünyası Dergisi*, 15 (3), 149-164.
- Güner, M., ve Kurnaz, E. (2020). Muhasebe manipülasyonunun beneish modeli yardımıyla ölçülmesi: bıst kimya, petrol, plastik endeksi şirketleri üzerine bir araştırma. *Journal of Accounting and Taxation Studies*, 13(2), 195-214.
- Güredin, E. (2014). *Denetim ve güvence hizmetleri: SMMM ve YMM' lere yönelik ilkeler ve teknikler*. İstanbul: Türkmen Kitabevi.
- Hacıhasanoğlu, T., Dalkılıç E. ve Köylü Ç. (2021). Muhasebe hileleri: fail, hile ve dijitalleşme ekseninde bir bakış. T. Hacıhasanoğlu, T. Aslan, E. Dalkılıç (Editörler), *Hile: İşletme Birimi Perspektifinden Genel Bir Bakış* (s. 63-96). Çanakkale: Paradigma Akademi.
- Healy, P.M. and Palepu, K.G. (2003). The fall of Enron. *The Journal of Economic Perspectives*, 17(2), 3-26.
- Healy, P.M., (1985). The Effect of Bonus Schemes on Accounting Decisions. *Journal of Accounting and Economics*, 7, 85-107.
- Herawati, N. (2015). Application of Beneish M-Score models and data mining to detect financial fraud. *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, 211,

924-930.

Jones, J. J. (1991). Earnings management during import relief investigations, *Journal of Accounting Research*, 29 (2), 193-228.

Kabadayı, N. (2010). *Kazanç yönetimi konusunda etik değer anlayışının araştırılması*. Yayınlanmamış Doktora Tezi, Konya: Selçuk Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü.

Kara S., Erdil Toraman Ö. ve Toraman M. (2023). *Kazanç yönetimi ve muhasebe uygulamaları*. Bursa: Ekin Basım Yayın Dağıtım.

Kara, S. (2011). *İç denetimde risk yönetimi*. Yayınlanmamış Doktora Tezi, Manisa: Celal Bayar Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü.

Kara, S. ve Tuna, M. (2018). Kar yönetiminin düzeltilmiş jones modeliyle ölçümü: BIST'te bir uygulama. *Muhasebe ve Denetime Bakış*, Sayı: 4, 97-112.

Kara, S. ve Yereli, A.N. (2012). İç denetimde risk yönetimi ve IMKB imalat sanayi sektöründe bir uygulama, *Muhasebe ve Finansman Dergisi*, 56, 65-86.

Kara, S., Sakarya Ş. ve Aksu, M. (2016). Beneish Modeli ile kazanç manipülasyonunun tespit edilmesi: BIST şirketleri üzerine ampirik bir uygulama. *Uluslararası Alanya İşletme Fakültesi Dergisi*, 8(2), 13-25.

Kara, S., Sakarya, Ş., ve Özcan, P. (2021). Benford yasası ve muhasebe manipülasyonları: örnek bir uygulama. *Journal of Mehmet Akif Ersoy University Economics and Administrative Sciences Faculty*, 8(2), 1175-1201.

Kara, S., ve Özcan, P. (2020). Muhasebe manipülasyonlarında yapay sinir ağlarının önemi ve bir uygulama. *Muhasebe ve Denetime Bakış*, 20(60), 155-176.

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.

- Kılı, E. ve Evcı, S. (2017). Muhasebe manipölasyonlarının tespitinde kullanılan modeller. *Osmaniye Korkut Ata Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Faköltesi Dergisi*, 1(1), 68-79.
- Kirkos, E., Spathis, C. and Manolopoulos, Y. (2007). Data mining techniques for the detection of fraudulent financial statements. *Expert Systems with Applications*, 32(4), 995-1003.
- Küçükkoçaođlu, G. ve Küçüksozen, C. (2005). Gerçeđe aykırı finansal tabloların ortaya çıkarılması: İMKB şirketleri üzerine ampirik bir çalışma. *Muhasebe ve Finansman Dergisi*, 28, 160-171.
- Küçüksozen, C. (2004). *Finansal bilgi manipölasyonu: nedenleri, yöntemleri, amaçları, teknikleri, sonuçları ve İMKB şirketleri üzerine ampirik bir çalışma*. Yayınlanmamış Doktora Tezi, Ankara: Ankara Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü.
- Liou, F.M. (2008). Fraudulent financial reporting detection and business failure prediction models: A comparison. *Managerial Auditing Journal*, 23(7), 650 - 662.
- Mansor, N., and Abdullahi, R. (2015). Fraud triangle theory and fraud diamond theory. Understanding the convergent and divergent for future research. *International Journal of Academic Research in Accounting, Finance and Management Science*, 1(4), 38-45.
- Michael, J. (2011). *Creative Accounting, Fraud and International Scandals*. John Wiley, Sons. England.
- Mulford, C. W., and Comiskey, E. E. (2002). *The financial numbers game: detecting creative accounting practices*. John Wiley & Sons.
- Naser, K.H.M., (1993). *Creative financial accounting*. Prentice Hall. Hemel Hempstead.
- Ngai, E. W. T., Hu, Y., Wong, Y. H., Chen, Y., & Sun, X. (2011). *Decision support systems*, 50(3), 559–569.
- Nithibandanseree, P., and Khoifin, K. (2022). Detecting Corporate's earnings manipulation in thailand. In *2022 International Conference on*

- Nor, J. M., Ahmad, N. and Saleh, N. M. (2010). Fraudulent financial reporting and company characteristics: tax audit evidence. *Journal of Financial Reporting and Accounting*, 8(2), 128-142.
- Okur, M. (2007). Bağımsız denetimin denetimi Ankara: sermaye piyasası kurulu. *Osmaniye Korkut Ata Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 1(1), 68-79.
- Önder Ş. ve Ağca, A. (2013). Toplam tahakkuk modelleri ile türkiye'de kar yönetiminin ölçülmesi: IMKB' de yer alan işletmeler üzerine ampirik bir araştırma. *Dumlupınar Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, Eylül Özel Sayısı. 36-39.
- Özcan, P. (2019). *Muhasebe manipülasyonlarında yapay sinir ağlarının önemi ve bir örnek uygulama*. Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi, Balıkesir: Balıkesir Üniversitesi, Sosyal Bilimler enstitüsü.
- Perols, J. L., and Lougee, B. A. (2011). The relation between earnings management and financial statement fraud. *Advances in Accounting*, 27 (1), 39- 53.
- Phua, C., Lee, V., Smith, K., and Gayler, R. (2010). *Artificial Intelligence Review*, 34, 1–14.
- Rezaee, Z., Elam, R. and Sharbatoghlie, A. (2001). Continuous auditing: the audit of the future. *Managerial Auditing Journal*, 16(3), 150-158.
- Safiq, M. and Seles, W. (2018). The effects of external pressures, financial targets and financial distress on financial statement fraud. *Advances in Economics, Business and Management Research*, (73), 57-61.
- Sağlar, J. ve Kandemir, C. (2007). Enron olayı: muhasebe hilesi mi, sistem hatası mı?. *Çukurova Üniversitesi İİBF Dergisi*, 11(1), 20-39.
- Spathis, C.T. (2002). Detecting false financial statements using published data: some evidence from Greece, *Managerial Auditing Journal*, 17(4), 179-191.

- Stolowy, H. and Breton, G., (2000). A review of research on accounts manipulation. *Paper for the Annual Congress of European Accounting Association*, 29- 31 March 2000.
- Stolterman, E. and Fors, A., (2004). *Information technology and the good life*, Londra, Kluwer Academic Publishers.
- Suyanto, S. (2009). Fraudulent financial statement evidence from statement on auditing standard no. 99. *Gadjah Mada International Journal of Business*, 11(1), 117-144.
- Tekin, E. (2017). *2010-2014 Yılları arasında Türkiye'de halka açık şirketlerde manipülasyon üzerine Beneish Modeli ile ampirik çalışma*. Yayınlanmamış Doktora Tezi, Ankara: Başkent Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü.
- Tepeli, Y. ve Kayıhan, B. (2016). Muhasebe manipülasyonunun Beneish modeli ile tespit edilmesi: bıst gıda maddeler sanayi sektörü'nde bir uygulama. *Yönetim ve Ekonomi Araştırmaları Dergisi*, 14(4), 245-264.
- Terzi, S. ve Şen, İ. K. (2015). Adli muhasebede hilelerin tespitinde yapay sinir ağı modelinin kullanımı. *International Journal of Economic and Administrative Studies*, 7(14), 477-490.
- Uçma, T. (2010). *Finansal bilgi manipülasyonunda ve hileli finansal raporlamada denetçi sorumluluğunun belirlenmesine yönelik yapısal eşitlik modeli (SEM) uygulaması*. Yayınlanmamış Doktora Tezi,
- Uğurlu, M. (2011). *Finansal tablolardaki hile riskinin belirlenmesi: yapay sinir ağı modeliyle bir bankada uygulama*. Yayınlanmamış Doktora Tezi, Kütahya: Dumlupınar Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü.
- Ulucan Özkul, F., ve Almalı Özdemir, Z., (2010). *İşletmelerde hile riski yönetimi*. İstanbul: Beta Yayınları.
- Uzay, Ş. ve Bayat, S.B. (2016). 6102 sayılı Türk Ticaret Kanunu'nun bağımsız denetim alanında getirdiği yenilikler ve tartışmalı konular. *Süleyman*

*Demirel Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi,*  
Sayı: 21, 1503- 1513.

Uzunoglu, H. (2018). *Finansal bilgi manipülasyonu: bist sınai endeksi (xusin) uygulaması.* Yayınlanmamış Doktora Tezi, Ankara: Hacettepe Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü.

Ülker, Y., ve Eker, S. Dijitalleşme uygulamalarının muhasebe bilgi sistemi üzerine etkilerinin değerlendirilmesi. *Van Yüzyüncü Yıl Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 9(18), 320-345.

Varıcı, İ. Ve Er, B. (2013). Muhasebe manipülasyonu ve firma performansı ilişkisi: IMKB uygulaması. *Ege Akademik Bakış Dergisi*, 13(1), 43-52.

Yardımcıoğlu, M. ve Ada, Ş. (2013), Kronolojik bir sıralamayla muhasebe ve finansal raporlamada usulsüzlük ve skandallar, *Kahramanmaraş Sütçü İmam Üniversitesi İktisadi İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 1, 43-56.

Yaşar, A. (2011). *Bağımsız dış denetim kalitesinin kar yönetimi üzerine etkisi: IMKB'de kayıtlı işletmeler üzerine bir uygulama.* Yayınlanmamış Doktora Tezi, Adana: Çukurova Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü.

Yıldız, E., ve Başkan, T. D. (2014). Muhasebe hilelerinin önlenmesinde kullanılan araçlar: BİST şirketleri üzerine bir araştırma. *Muhasebe ve Finansman Dergisi*, (62), 1-18.

Zengin, S. (2018). *Finansal tablo hileleri ve bobi frs kapsamında örnek uygulamalar.* Ankara: Seçkin Kitabevi.

http-1:

<https://www.transparency.org/en/cpi/2024/index/tur>

http-2:

[www.stablebread.com](http://www.stablebread.com) (Erişim Tarihi: 10.04.2025)

## EK 1: Regresyon Analizi Kod Örnekleri

```
EXPLORER
...
tüm imalat.py X
tüm imalat.py > ...
1 import pandas as pd
2 import matplotlib.pyplot as plt
3 import seaborn as sns
4 from sklearn.model_selection import train_test_split
5 from sklearn.linear_model import LogisticRegression
6 from sklearn.metrics import classification_report, confusion_matrix, accuracy_score
7
8 # Excel dosyasını oku
9 df = pd.read_excel("MODELEME TÜM İMALAT.xlsx")
10
11 # Bağımsız ve bağımlı değişkenleri ayır
12 X = df.drop(columns=["ŞİRKETLER", "YIL", "1/0"])
13 y = df["1/0"]
14
15 # Eğitim / test seti ayır
16 X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.3, random_state=42)
17
18 # Model kur ve eğit
19 model = LogisticRegression(max_iter=1000)
20 model.fit(X_train, y_train)
21 y_pred = model.predict(X_test)
22
23 # 4. Lojistik regresyon modeli oluştur
24 model = LogisticRegression(max_iter=1000)
25 model.fit(X_train, y_train)
26 y_pred = model.predict(X_test)
27
28 # Değerlendirme
29 print(" Doğruluk Oranı:", accuracy_score(y_test, y_pred))
30 print(" Confusion Matrix:\n", confusion_matrix(y_test, y_pred))
31 print(" Classification Report:\n", classification_report(y_test, y_pred))
32
33 # Katsayıları DataFrame olarak hazırla
34 coef_df = pd.DataFrame({
35     "Değişken": X.columns,
36     "Katsayı": model.coef_[0]
37 }).sort_values("Katsayı", ascending=False)
38
39 # Katsayıları görselleştir
40 plt.figure(figsize=(10, 6))
41 sns.barplot(x="Katsayı", y="Değişken", data=coef_df, palette="coolwarm")
42 plt.title(" Lojistik Regresyon Katsayıları (Tüm İmalat)")
43 plt.axvline(0, color="black", linestyle="--")
44 plt.tight_layout()
```

## EK 2: ProDetecta Program Kod Örnekleri

```
▼ TODOPROJECT
  ▼ todo
  ▼ templates\todo
    > benford
    > bilanco
  ▼ components
    ◊ _customizer.html
    ◊ _header.html
    ◊ _menu.html
  ▼ firmalar
  ▼ gelirTablosu
  ▼ hrts
  ▼ muavin
  ▼ nakitAkisTablosu
  ◊ base.html
  ◊ index.html
  ▼ views
    > _pycache_
    ◊ _init_.py
    ◊ beneish.py
    ◊ benford_helpers.py
    ◊ benford.py
    ◊ bilanco.py
    ◊ firmalar.py
    ◊ gelirTablosu.py
    ◊ hrts.py
    ◊ muavin.py
    ◊ nakitAkisTablosu.py
    ◊ panel.py
    ◊ _init_.py
    ◊ admin.py
    ◊ apps.py
    ◊ forms.py
    ◊ models.py
    ◊ tests.py
    ◊ uris.py
  > OPEN EDITORS
  > OUTLINE
  > TIMELINE

todo > views > beneish.py > ...
1 from django.shortcuts import render, redirect, get_object_or_404
2 from ..forms import FirmaForm, BeneishExcelForm
3 from django.core.files.storage import default_storage
4 from ..models import Firma
5 import pandas as pd
6 # BENEISH
7
8
9 def beneishEkle(request):
10     if request.method == 'POST':
11         form = BeneishExcelForm(request.POST, request.FILES)
12         if form.is_valid():
13             firma_id = form.cleaned_data['firma'].id
14             donem = form.cleaned_data['donem']
15             degisken_sayisi = form.cleaned_data['degisken_sayisi']
16             excel_file = form.cleaned_data['excel']
17
18             # Excel dosyasını geçici olarak kaydet
19             temp_path = default_storage.save(f'temp/beneish_{firma_id}_{donem}.xlsx', excel_file)
20
21             # Gerekli bilgileri session'a kaydet
22             request.session['beneish_temp_file'] = temp_path
23             request.session['firma_id'] = firma_id
24             request.session['donem'] = donem
25             request.session['degisken_sayisi'] = degisken_sayisi
26
27             return redirect('beneish_rapor') # burada hedef rapor sayfasının adı
28
29         else:
30             return render(request, 'todo/beneish/beneish_ekle.html', {'form': form, 'form_error': 'Form hatalı'})
31     else:
32         form = BeneishExcelForm()
33         return render(request, 'todo/beneish/beneish_ekle.html', {'form': form})
34
35
36
37 def calculate_endeksler(df, degisken_sayisi):
38     def clean_number(val):
39         if isinstance(val, str):
40             return float(val.replace('.', '').replace(',', '.'))
41         return float(val)
42
43     def safe_divide(a, b):
44         try:
```

## EK 3: ProDetecta Portal Arayüzü



**PRODETECTA**

Anasayfa Hakkımızda Blogs İletişim

Hemen Başlayın →

# Muhasebe Hilelerine Karşı Akıllı Çözüm!

Şirketinizin finansal güvenliğini en üst düzeye çıkarmak için ProDetecta ile tanışın! Gelişmiş yapay zeka ve analitik modeller kullanarak muhasebe hilelerini tespit edin, finansal riskleri minimize edin ve karar süreçlerinizi güçlendirin. Manipülasyonu önlemek, şeffaflığı artırmak ve işletmenizi geleceğe taşımak için yenilikçi çözümümüzü şimdi keşfedin!

Hemen Başlayın →

Daha Fazla Bilgi Edin →

Hi, Alexandra  
Good Morning!

Total Balance @  
**\$12,765.00**

Transfer Receive

Invite a friend and both earn cashback  
Invite Friend →

Transactions [See All](#)

Figma	Tuesday, 12:30 PM	-\$250.00	Subscriptions
Receive from Alex	Wednesday, 03:00 AM	+\$580.00	Money In
Medium	Monday, 04:30 AM	-\$90.00	Subscriptions

Home Insights

## EK 4: ProDetecta Panel Arayüzü

