

GÜMÜŞHANE ÜNİVERSİTESİ * LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ

İŞLETME ANABİLİM DALI

DOKTORA PROGRAMI

**İŞLETMELERDE FİNANSAL BAŞARISIZLIĞIN MAKİNE ÖĞRENME
YÖNTEMLERİ ve ALTMAN Z-SKORU İLE TAHMİN EDİLMESİ**

DOKTORA TEZİ

Şafak Sönmez SOYDAŞ

EYLÜL – 2021

GÜMÜŞHANE



GÜMÜŞHANE ÜNİVERSİTESİ * LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ

İŞLETME ANABİLİM DALI

DOKTORA PROGRAMI

**İŞLETMELERDE FİNANSAL BAŞARISIZLIĞIN MAKİNE ÖĞRENME
YÖNTEMLERİ ve ALTMAN Z-SKORU İLE TAHMİN EDİLMESİ**

DOKTORA TEZİ

Şafak Sönmez SOYDAŞ

EYLÜL – 2021

GÜMÜŞHANE



GÜMÜŞHANE ÜNİVERSİTESİ * LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ

İŞLETME ANABİLİM DALI

DOKTORA PROGRAMI

**İŞLETMELERDE FİNANSAL BAŞARISIZLIĞIN MAKİNE ÖĞRENME
YÖNTEMLERİ ve ALTMAN Z-SKORU İLE TAHMİN EDİLMESİ**

DOKTORA TEZİ

Şafak Sönmez SOYDAŞ

Tez Danışmanı: Doç. Dr. Handan ÇAM

EYLÜL – 2021

GÜMÜŞHANE

BİLDİRİM

Yüksek Lisans / Doktora Tezi olarak hazırlamış olduğum “İşletmelerde Finansal Başarısızlığın Makine Öğrenme Yöntemleri ve Altman Z - Skoru İle Tahmin Edilmesi” isimli bu çalışmanın, tamamen kendi çalışmam olduğunu, her alıntıya kaynak gösterdiğimi ve alıntı yaptığım tüm çalışmaların kaynakçada yer aldığını taahhüt eder, tezimin kâğıt ve elektronik kopyalarının Gümüşhane Üniversitesi Lisanüstü Eğitim Enstitüsü arşivlerinde saklanmasına izin verdiğimi onaylarım.

Lisansüstü Eğitim ve Öğretim Yönetmeliğinin ilgili maddeleri uyarınca gereğinin yapılmasını arz ederim.

17 / 09 / 2021

.....

Şafak Sönmez SOYDAŞ

ÖNSÖZ

Bilindiği üzere ülkelerin ekonomileri oluşturan temel yapı taşlarından biri olan ülkede faaliyette bulunan, ülkenin büyümesine, istihdama, ihracata büyük katkıları olan işletmelerdir. Bu işletmelerin hayatta kalabilmeleri, varlıklarını sürdürebilmeleri içinde sürekli kalifiye personel ve finans yöneticileri ile geleceği planlamak ve kar elde etmek için işletmelerindeki eksiklikleri önceden tahmin etmeleri ve bu sorunlara zamanında müdahale ederek işletmelerinin başarısız olmalarını veya iflas etmelerini önlemeyi amaçlarlar.

Bununla birlikte firmaların organize piyasalarda işlem görmeleri mali tablolarının tüm dünyanın erişimine açılmış olması yabancı yatırımcılar içinde son derece önemlidir. Yıllardan beri işletmelerin finansal yönden başarısız olup olmayacaklarını tahmin etmek için çok sayıda çalışma yapılmıştır. Bu çalışmalar tek değişkenli istatistikî yöntemler, çok değişkenli istatistikî yöntemler, mali oranlarla analiz edilerek finansal olarak başarısız olmadan önce tahmin modelleri oluşturulmuştur. Fakat her bir yöntemin veya hesaplamanın kendi içerisinde hem avantajlı hem de dezavantajlı yönleri olduğu göz ardı edilebilmektedir. Bundan dolayı tüm bu çalışmalarda kusursuz çalışan bir tahmin modeli oluşturulmamıştır. Bunun yanında son yıllarda insan beyninin çalışmasını taklit eden yapay zekâ modelleri birçok alanda kullanılmaya başlamış ve finans alanında da son yıllarda kullanılmaya başlanmıştır.

Bu çalışmanın gerçekleştirilmesine olan katkılarından dolayı sevgili aileme, değerli eşime, emeğini, bilgisini, tecrübesini esirgemeyen doktora tez danışmanım sayın Doç. Dr. Handan ÇAM'a, öneri ve eleştirileriyle çalışmanın bilimselliğine büyük katkı sağlayan sayın Doç. Dr. Alper Veli ÇAM'a yapmış oldukları katkılardan dolayı teşekkür ederim.

Gümüşhane - 2021
Şafak Sönmez SOYDAŞ

ÖZET

SOYDAŞ, Şafak Sönmez. İşletmelerde Finansal Başarısızlığın Makine Öğrenme Yöntemleri ve Altman Z-Skoru ile Tahmin Edilmesi, Doktora Tezi, 2021, (XVI+167)

Bir ülkede faaliyette bulunan firmaların hem kendi varlıklarını devam ettirebilmeleri hem de ülke ekonomisine sağlayacakları faydalar son derece önemlidir. Dünya ekonomilerin küreselleşmesi ve bunu sonucunda dünyada oluşan ekonomik krizlerin devletlerin ekonomilerini ve faaliyette bulunan işletmeleri olumsuz olarak etkilemektedir. Tüm bu durumlar çerçevesinde halı hazırda faaliyette bulunan işletmelerin bu krizlerden etkilenmemesi veya daha az etkilenmesi için işletmelerin finansal olarak iyi yönetilmesi ve başarısızlıktan önce gerekli tedbirleri almaları zorunlu hale gelmiştir.

Çalışmanın amacı, finansal başarısızlığın tahmin edilmesi için Borsa İstanbul'da faaliyette bulunan imalat sanayi sektöründeki 178 firmanın 2015-2019 yılları arasındaki mali verileri 24 finansal oran kullanılarak makine öğrenme yöntemleri ve Altman Z-Skoru yöntemini karşılaştırmalı analize tabi tutmak ve finansal başarısızlıktan 1, 2, 3, 4 ve 5 yıl öncesine kadar finansal başarısızlık tahmin modelleri oluşturmaktır.

Yapılan karşılaştırmalı analiz sonucunda, Borsa İstanbul'da faaliyette bulunan firmaların Altman Z-Skoru başarısızlıktan 5 yıl öncesine kadar tahmin sonuçları oldukça düşük çıkmıştır. Makine öğrenme yöntemleri ise Altman Z-Skoruna göre çok iyi sonuçlar vermiştir. Makine öğrenme modelleri arasında ise Random Forest (rastgele orman) yöntemi başarısızlıktan 1, 2, 3, 4 ve 5 yıl öncesine kadar oldukça iyi sonuçlar vermiştir. Sırasıyla yapay sinir ağları, destek vektör makinaları ve karar ağaçları yine de Altman Z-Skoruna göre çok iyi tahmin sonuçları elde etmiştir.

Anahtar Kelimeler: Altman Z-Skoru, BİST, Finansal Başarısızlık, Mali Oranlar, Makine Öğrenme

ABSTRACT

SOYDAŞ, Şafak Sönmez. Predicting Financial Failure in Businesses with Machine Learning Methods and Altman Z-Score, PhD Thesis, 2021, (XVI+167)

It is extremely important for the companies operating in a country to both maintain their own existence and the benefits they will provide to the country's economy. The globalization of the world economies and the resulting economic crises in the world negatively affect the economies of the states and the operating businesses. Within the framework of all these situations, it has become mandatory for businesses to be financially well-managed and to take the necessary measures before failure in order to prevent or be less affected by these crises.

The aim of study is to compare machine learning methods and Altman Z-Score method by using 24 financial ratios the financial data of 178 companies in the manufacturing industry sector operating in Borsa Istanbul for the estimation of financial failure between the years 2015-2019, and to create financial failure prediction models up to 1, 2, 3, 4 and 5 years before financial failure.

As a result of the comparative analysis, the Altman Z-Score of the companies operating in Borsa Istanbul was quite low until 5 years before the failure. Machine learning methods gave very good results according to Altman Z-Score. Among the machine learning models, the Random Forest method gave very good results up to 1, 2, 3, 4 and 5 years before the failure. Neural networks, support vector machines, and decision trees, respectively, nevertheless obtained very good prediction results according to the Altman Z-Score.

Keywords: Altman Z-Score, BIST, Financial Failure, Financial Ratios, Machine Learning

İÇİNDEKİLER

DIŞ KAPAK

İÇ KAPAK

KABUL VE ONAY	III
BİLDİRİM	IV
ÖNSÖZ.....	V
ÖZET.....	VI
ABSTRACT	VII
İÇİNDEKİLER	VIII
TABLolar LİSTESİ.....	XIII
ŞEKİLLER LİSTESİ.....	XV
KISALTMALAR LİSTESİ.....	XVI

GİRİŞ	1
-------------	---

BİRİNCİ BÖLÜM

1. FİNANSAL BAŞARISIZLIK KAVRAMI	3-30
1.1. Finansal Başarısızlık Kavramı	3
1.2. Finansal Başarısızlığa Neden Olan Faktörler.....	5
1.2.1. Başarısızlığın İçsel Nedenleri	6
1.2.1.1. Yetişmiş İnsan Gücü	7
1.2.1.2. Yetersiz İşletme Sermayesi.....	8
1.2.1.3. Aşırı Borçlanma	8
1.2.1.4. İşletme Yaşam Seyri	9
1.2.2. Başarısızlığın Dışsal Nedenleri.....	11

1.2.2.1. Makro Ekonomik Göstergeler.....	11
1.2.2.2. Politik Çevre ve Hukuki Etmenler.....	14
1.2.2.3. Toplumsal Çevre.....	15
1.2.2.4. Teknolojik Gelişmeler	16
1.3. Finansal Başarısızlığa Karşı Alınabilecek Önlemler	16
1.3.1. Sermaye Yapısının Güçlendirilmesi	17
1.3.2. Sermaye Artırımı	18
1.3.3. Borçların Vadesinin Uzatılması Veya Borç Faizlerinin Düşürülmesi.....	18
1.3.4. İşletmelerde Kullanılmayan Varlıkların Satımı.....	19
1.3.5. Küçülme Yoluyla Başarısızlığın Giderilmesi.....	20
1.3.6. Yeni İşletmelerle Ortaklık Kurulması Ve Şirket Birleşmeleri	20
1.3.7. Borçların Öz Kaynağa Çevrilmesi.....	21
1.3.8. İşletmeler İçin Konkordato Önerilmesi	22
1.3.9. İşletmelerin Faaliyetlerine Son Vermesi	22
1.4. Finansal Başarısızlığı Tahmin Etmenin Yararları.....	24
1.4.1. Devlet Açısından Önemi.....	25
1.4.2. İşletmeyi Yönetenler Açısından Önemi.....	25
1.4.3. Yatırımcılar Açısından Önemi.....	26
1.4.4. İş ve İşçi Kuruluşları Açısından Önemi.....	27
1.4.5. Kredi Verenler Açısından Önemi	28
1.4.6. Düzenleyici Kuruluşlar Açısından Önemi.....	29
1.4.7. Bağımsız Denetçiler Açısından Önemi	30

İKİNCİ BÖLÜM

2. FİNANSAL BAŞARISIZLIĞIN TAHMİN EDİLMESİNDE KULLANILAN YÖNTEMLER	32-70
2.1. Finansal Başarısızlık Tahminine Yönelik Geleneksel Yaklaşımlar.....	32
2.1.1. Tek Değişkenli İstatistiksel Modeller.....	32
2.1.1.1. Basit Regresyon Analizi	33
2.1.1.2. Tekli Diskriminant Analizi	34
2.1.1.3. Markov Zincir Analizi	35
2.1.2. Çok Değişkenli İstatistiksel Modeller	36
2.1.2.1. Çok Değişkenli Diskriminant Analizive AltmanZ-Skoru.....	36
2.1.2.2. Çok Değişkenli Regresyon Modeli.....	40
2.1.2.3. Lojistik Regresyon Modeli	42
2.1.2.4. Logit ve Probit Modeller.....	44
2.2. Finansal Başarısızlık Tahminine Yönelik Yeni Yaklaşımlar.....	47
2.2.1. Black-Scholes-Merton Opsiyon Yaklaşımı Modeli.....	47
2.2.2. Yapay Sinir Ağları Modeli	50
2.2.3. Destek Vektör Makineleri Modeli	54
2.2.4. Veri Madenciliği.....	56
2.2.5. Karar Ağacı Modeli	58
2.2.6. Bulanık Mantık Modeli	60
2.2.7. Derin Öğrenme	62
2.2.8. Makine Öğrenme	64
2.2.9. K-En Yakın Komşu Sınıflandırıcı	66
2.2.10. Rasgele Orman Metodu	68
2.3. Literatür Özeti	70

ÜÇÜNCÜ BÖLÜM

3. ÇALIŞMANIN AMACI	79-119
3.1. Çalışmanın Kapsamı ve Kısıtları	79
3.2. Çalışmanın Yöntemi ve Değişkenlerin Seçimi	80
3.2.1. Çalışmada Kullanılan Finansal Oranlar	80
3.3. Çalışmada Kullanılan Modeller ve Tahmin Sonuçları.....	83
3.3.1. Altman “Z” Skoru Modeli	83
3.3.1.1. Başarısızlıktan Bir Yıl Öncesi İçin Oluşturulan Model	86
3.3.1.2 Başarısızlıktan İki Yıl Öncesi İçin Oluşturulan Model.....	87
3.3.1.3 Başarısızlıktan Üç Yıl Öncesi İçin Oluşturulan Model	87
3.3.1.4 Başarısızlıktan Dört Yıl Öncesi İçin Oluşturulan Model.....	87
3.3.1.5 Başarısızlıktan Beş Yıl Öncesi İçin Oluşturulan Model	88
3.3.2. Makine Öğrenme İle Tahminleme Modelleri	88
3.3.2.1. Yapay Sinir Ağları İle Tahmin Sonuçları	89
3.3.2.2. Random Forest İle Tahmin Sonuçları	94
3.3.2.3. Destek Vektör Makineleri(SVM) İle Tahmin Sonuçları	99
3.3.2.4. Karar Ağaçları İle Tahmin Sonuçları.....	103
3.3.3. ROC Eğrileri Yardımıyla Tahmin Modellerinin Performanslarının Değerlendirmesi.....	109
3.3.3.1. ROC Eğrileri (Receiver Operating Characteristic Curves).....	109
3.3.3.1.1. T-1 Dönemi İçin ROC Eğrileri Kullanılarak Modellerin Karşılaştırılması	111
3.3.3.1.2. T-2 Dönemi İçin ROC Eğrileri Kullanılarak Modellerin Karşılaştırılması	113
3.3.3.1.3. T-3 Dönemi İçin ROC Eğrileri Kullanılarak Modellerin Karşılaştırılması	114
3.3.3.1.4. T-4 Dönemi İçin ROC Eğrileri Kullanılarak Modellerin Karşılaştırılması	116

3.3.3.1.5. T-5 Dönemi İçin ROC Eğrileri Kullanılarak Modellerin Karşılaştırılması	117
3.3.3.1.6. ROC Eğrileri Altında Kalan Alanlar İçin Dörtlü Karşılaştırma Sonuçları.....	119
SONUÇ ve DEĞERLENDİRME.....	120
KAYNAKÇA	124
EKLER.....	142
EK 1. Uygulama’da Örneklemeye Dâhil Edilen İşletmelerin T-1 Dönemi İçin Başarılı/ Başarısız Durumları	142
EK 2. Uygulama’da Örneklemeye Dâhil Edilen İşletmelerin T-2 Dönemi İçin Başarılı/ Başarısız Durumları	147
EK 3. Uygulama’da Örneklemeye Dâhil Edilen İşletmelerin T-3 Dönemi İçin Başarılı/ Başarısız Durumları	152
EK 4. Uygulama’da Örneklemeye Dâhil Edilen İşletmelerin T-4 Dönemi İçin Başarılı/ Başarısız Durumları	157
EK 5. Uygulama’da Örneklemeye Dâhil Edilen İşletmelerin T-5 Dönemi İçin Başarılı/ Başarısız Durumları	162
ÖZGEÇMİŞ.....	167

TABLÖLER LİSTESİ

Tablo 1. Mali Tablolardan Elde Edilen Değişkenler.....	81
Tablo 2. Altman Z-Skoruna göre;	87
Tablo 3. Altman Z-Skoruna göre;	87
Tablo 4. Altman Z-Skoruna göre;	87
Tablo 5. Altman Z-Skoruna göre;	87
Tablo 6. Altman Z-Skoruna göre;	88
Tablo 7. YSA Analiz Parametreleri	90
Tablo 8. YSA T-1 Dönemi İçin Sınıflandırma Matrisi	91
Tablo 9. YSA T-2 Dönemi İçin Sınıflandırma Matrisi	91
Tablo 10. YSA T-3 Dönemi İçin Sınıflandırma Matrisi	92
Tablo 11. YSA T-4 Dönemi İçin Sınıflandırma Matrisi	92
Tablo 12. YSA T-5 Dönemi İçin Sınıflandırma Matrisi	93
Tablo 13. YSA Modelinin Genel Tahmin Gücü	93
Tablo 14. RF Analiz Parametreleri.....	95
Tablo 15. RF T-1 Dönemi İçin Sınıflandırma Matrisi	96
Tablo 16. RF T-2 Dönemi İçin Sınıflandırma Matrisi	96
Tablo 17. RF T-3 Dönemi İçin Sınıflandırma Matrisi	97
Tablo 18. RF T-4 Dönemi İçin Sınıflandırma Matrisi	97
Tablo 19. RF T-5 Dönemi İçin Sınıflandırma Matrisi	98
Tablo 20. RF Modelinin Genel Tahmin Gücü	98
Tablo 21. SVM Analiz Parametreleri.....	99
Tablo 22. SVM T-1 Dönemi İçin Sınıflandırma Matrisi	100
Tablo 23. SVM T-2 Dönemi İçin Sınıflandırma Matrisi	100
Tablo 24. SVM T-3 Dönemi İçin Sınıflandırma Matrisi	101
Tablo 25. SVM T-4 Dönemi İçin Sınıflandırma Matrisi	101
Tablo 26. SVM T-5 Dönemi İçin Sınıflandırma Matrisi	102
Tablo 27. SVM Modelinin Genel Tahmin Gücü.....	103
Tablo 28. DT Analiz Parametreleri	104

Tablo 29. DT T-1 Dönemi İçin Sınıflandırma Matrisi.....	105
Tablo 30. DT T-2 Dönemi İçin Sınıflandırma Matrisi.....	105
Tablo 31. DT T-3 Dönemi İçin Sınıflandırma Matrisi.....	106
Tablo 32. DT T-4 Dönemi İçin Sınıflandırma Matrisi.....	107
Tablo 33. DT T-5 Dönemi İçin Sınıflandırma Matrisi.....	107
Tablo 34. DT Modelinin Genel Tahmin Gücü	108
Tablo 35. Geleneksel ve Modern Yöntemlerin Karşılaştırılması.....	109
Tablo 36. ROC Eğrileri Dörtlü Karşılaştırma	119



ŞEKİLLER LİSTESİ

Şekil 1. Bir İşletmenin Varsayımsal Yaşam Seyri	9
Şekil 2. İki Gruplu Bir Diskriminant Analizinin Geometrik Gösterimi.....	38
Şekil 3. Yapay Sinir Ağı Gösterimi	52
Şekil 4. Finansal Sıkıntı Tahmininde Veri Madenciliği Aşamaları	57
Şekil 5. X ve Y Nitelikleri Üzerinde Testlerin Bulunduğu Bir Karar Ağacı	60
Şekil 6. Makine Öğrenimi Gösterimi	65
Şekil 7. k -En Yakın Komşu Sınıflandırması.	68
Şekil 8. ROC Eğrileri(İdeal ve Kötü Performans Göstergesi)	110
Şekil 9. AUC Değerleri İçin ROC Eğrileri	110
Şekil 10. T-1 Dönemi İçin ROC Eğrileri (Başarısız Firmalar)	112
Şekil 11. T-1 Dönemi İçin ROC Eğrileri (Başarılı Firmalar)	112
Şekil 12. T-2 Dönemi İçin ROC Eğrileri (Başarısız Firmalar)	113
Şekil 13. T-2 Dönemi İçin ROC Eğrileri (Başarılı Firmalar)	114
Şekil 14. T-3 Dönemi İçin ROC Eğrileri (Başarısız Firmalar)	115
Şekil 15. T-3 Dönemi İçin ROC Eğrileri (Başarılı Firmalar)	115
Şekil 16. T-4 Dönemi İçin ROC Eğrileri (Başarısız Firmalar)	116
Şekil 17. T-4 Dönemi İçin ROC Eğrileri (Başarılı Firmalar)	117
Şekil 18. T-5 Dönemi İçin ROC Eğrileri (Başarısız Firmalar)	118
Şekil 19. T-5 Dönemi İçin ROC Eğrileri (Başarılı Firmalar)	118

KISALTMALAR LİSTESİ

AR-GE	: Araştırma-Geliştirme
BDDK	: Bankacılık Düzenleme ve Denetleme Kurumu
BFP	: Bankruptcy Failure Prediction
BİST	: Borsa İstanbul
DA	: Diskriminant Analizi
DT	: Decision Trees (Karar Ağaçları)
FAVÖK	: Faiz Ve Vergi Amortismanı ve Amortisman Öncesi Karları
KNN	: K-En Yakın Komşu Sınıflandırıcı
LA	: Lojistik Regresyon Analizi
MDA	: Çok Değişkenli Diskriminant Analizi
ML	: Makine Öğrenme
NN	: Neural Networks (Yapay Sinir Ağları)
RF	: Random Forest (Rasgele Orman)
SPK	: Sermaye Piyasası Kurulu
ROC	: Alıcı İşletim Karakteristik Eğrisi
SVM	: Support Vektör Machine(Destek Vektör Makinaları)
T.C.M.B.	: Türkiye Cumhuriyeti Merkez Bankası
TMSF	: Tasarruf Mevduatı Sigorta Fonu
TTK	: Türk Ticaret Kanunu

GİRİŞ

Bir ülkede faaliyetlerine devam eden veya yeni faaliyete başlayan işletmeler, yaşayan canlılar olarak ifade edilmektedir. Faaliyetlerine başladıklarında büyüme, olgunlaşma ve gerileme dönemi evreleri ile karşılaşmaktadırlar. Özellikle gelişmekte ülkeler kapsamında değerlendirildiğinde, faaliyetlerine yeni başlayan işletmeler ve belli bir büyüme seviyesine ulaşmış işletmeler, günümüz rekabet şartlarına karşı koyabilmeleri için çok iyi örgüt yapısı oluşturarak ayakta kalmayı ve artık uluslararası marka olma ve rekabet gücü yaratma yolunda sürekli yeni hedefler koyarak, bu hedefleri gerçekleştirmek zorundadırlar.

Faaliyetlerine devam eden işletmeler gerek yönetsel sebeplerden, gerek ulusal ya da uluslararası sebeplerden dolayı işletmelerinde sorunlar ile karşılaşmaktadırlar. Profesyonel yönetilmeyen, mali yapısı güçlü olmayan işletmeler bu sorunlar ile karşı karşıya kalabilmektedirler. İşletmelerin karşılaştığı bu sorunların önceden tespit edilmesi ve derhal çözüm yollarını araştırmaları gerekmektedir. Tam da bu noktada bu problemleri çözemeyen işletmeler ilk olarak finansal başarısızlık ile karşı karşıya kalmaktadırlar. Borçlarını ödeyemeyen, yasal yükümlülüklerini yerine getiremeyen işletmeler en nihayetinde iflas ile karşı karşıya kalmaktadırlar.

Hem ulusal hemde uluslararası genel kabul görmüş bir durum olarak, işletmelerin ülke ekonomisi üzerine çok büyük katkıları bulunmaktadır. İşletmelerin genel ekonomi içinde hem makro hem de mikro düzeyde çok önemli rolleri bulunmaktadır. Başta üretim, istihdam gibi birçok katkıları bulunmaktadır. Bu yüzden başta devlet olmak üzere işletmelerin paydaşları içinde işletmelerin faaliyetlerine güçlü bir şekilde devam etmeleri son derece önem arz etmektedir. Bu yüzden kurulmuş finansal yapı içinde işletmeler, devlet, bankalar, yatırımcılar ve çalışanlar nazarında sürekli kontrol edilmekte ve denetlenmektedir.

Bütün bu sebeplerden yola çıkılarak, işletmelerin finansal olarak başarısızlığa düşmeden ve iflas etmeden önce tüm dünyada olduğu gibi ülkemizde de erken uyarı sistemleri oluşturularak, işletmelerin yaşadıkları finansal sorunları belirlemek ve bu sorunları işletme başarısızlığa düşmeden ve iflas etmeden önce tespit ederek etkili bir

biçimde çözüme kavuşturmak, hem işletme hemde paydaşları için önem arz etmektedir. Hali hazırda finansal piyasalarda işlem gören şirketlerin mali tabloları bütün dünya ile paylaşılmaktadır. Devletin denetim kurumları, denetleme izni almış olan özel firmalar ve fon sağlayıcılar tarafından sürekli denetlenmektedir.

Ülke ekonomisi için bu kadar değerli olan işletmelerin, faaliyetlerine güçlü bir şekilde devam edebilmesi için finansal anlamda, başarısız olmadan önce veya iflas etmeden önce erken uyarı modelleri oluşturulması oldukça önemli durumdur. Hali hazırda tüm dünyada literatürde finansal başarısızlık tahmin çalışmaları yapılmaktadır. Fakat tam olarak finansal başarısızlık tahmini üzerine fikir birliğine varılamamıştır.

Yapılan çalışmaların gelişimine baktığımızda, finansal başarısızlık ve iflas tahminlerinde, ilk olarak oranlar yöntemi daha sonra ise tek değişkenli ve çok değişkenli istatistiksel yöntemler kullanılmıştır. Bu teknikler daha önce başarılı bir şekilde kullanılmasına rağmen, yapılan çalışmaların yetersiz olduğu ortaya çıkmıştır. Son yıllarda gelişen bilgisayar teknolojileri sayesinde artık makine öğrenme yöntemleri ile başarısızlık tahmini yapılmaya başlanmıştır. Binlerce veriyi geleneksel yöntemleri ile değerlendirmek yerine insan beynini taklit ederek verileri işleyen ve modeller oluşturan makine öğrenme yöntemleri sıklıkla kullanılmaya başlanmıştır.

Çalışmamızda, finansal başarısızlığı tahmin etmede geleneksel yöntemlerin ilk çalışmalarından olan ve günümüzde hale başarısızlık ve iflas tahmininde sıklıkla kullanılan Altman Z-Skoru ile makine öğrenme yöntemlerinden, yapay sinir ağı, rastgele orman yöntemi, destek vektör makinaları, karar ağaçları yöntemleri kullanılarak geleneksel ve modern yöntemlerin, başarısızlık tahmininde hangi düzeyde tahmin sonuçları elde ettiğini belirlemek ve BİST'daki imalat sanayinde faaliyetlerine devam eden firmalar için başarısızlıktan 1, 2, 3, 4 ve 5 yıl öncesi için öngörü modelleri kurulmaya çalışılmıştır.

Bu çalışma üç bölümden oluşmaktadır. Çalışmanın birinci bölümünde işletmelerde finansal başarısızlık kavramı, finansal başarısızlığa neden olan faktörler, finansal başarısızlığa karşı alınabilecek önlemler, finansal başarısızlığı tahmin etmenin yararları, ikinci bölümünde finansal başarısızlığın tahmin edilmesinde kullanılan geleneksel ve modern yöntemlerden, üçüncü ve son bölümde BİST'daki imalat sanayi işletmelerinin finansal başarısızlık tahminlemesi üzerine bir uygulama yer almaktadır.

BİRİNCİ BÖLÜM

Tezin bu bölümünde, “finansal başarısızlık” kavramı açıklanarak, finansal başarısızlığa neden olan kavramlar ele alınacak; firmaların finansal olarak başarısızlığa düşmeden önce alınması gereken tedbirler ve finansal başarısızlığı tahmin etmenin öneminden bahsedilecektir.

1. FİNANSAL BAŞARISIZLIK KAVRAMI

1.1. Finansal Başarısızlık Kavramı

Finansal başarısızlık kavramı geçmişten günümüze işletmeler, devlet ve yatırımcılar tarafından farklı biçimlerde tanımlanmıştır. Yazında birçok kez aynı anlamlara gelen fakat farklı terimler ile ifade edilen bir kavramdır. Bu kavramlar zaman zaman finansal sıkıntı, finansal başarısızlık, iflas, mali yetersizlik, ekonomik başarısızlık ve temerrüde düşme şeklinde ifade edilmektedir.

Bir firmanın finansal sıkıntılı olduğu zaman net bir şekilde nasıl belirleneceğine dair fikir birliği olmadığı için, konuyla ilgili akademik literatürde çözümlenmesi gereken bir konu haline gelmiştir (Onyiri, 2014: 27). Finansal sıkıntı hakkındaki teorik tartışma, sermaye yapısının incelenmesinden kaynaklanmaktadır. Sermaye yapısının statik teorisi, optimum borç seviyesinin, ödünç alınan paranın vergi avantajları ile finansal sıkıntı maliyetleri arasındaki dengeden kaynaklandığını varsayılmaktadır (Pindado vd., 2008: 995). Ayrıca finansal anlamda sıkıntılı olan firmalarda beklenen özellikler vardır: son zamanlarda zarar etmişlerdir, yüksek kaldıraçları vardır, hisse senedi getirileri düşük ve oynaktır ve düşük nakit stokları vardır (Campbell vd., 2010: 2).

Finansal başarısızlık, bir firmanın finansal sorumluluklarını yerine getirememesi olarak tanımlanır. Operasyonel olarak, bir firmanın aşağıdaki olaylardan herhangi biri meydana geldiğinde başarısız olduğu söylenir: iflas, aşırı borçlu banka hesabı veya tercih edilen hisse senedi payının ödenmemesidir (Beaver, 1966:719). Pindado vd. (2008), Finansal başarısızlık kriterleri olarak işletmenin sadece iflas başvurusu

yaptığında değil aynı zamanda aşağıdaki koşulların her ikisini de karşıladığında finansal olarak başarısız sınıflandırır: (1) faiz ve vergi amortismanı ve amortisman öncesi karları (FAVÖK) finansal giderlerinden düşük olması ve birbirini takip eden iki yıl boyunca, işletmeyi finansal yükümlülüklerine uymak için operasyonel faaliyetlerinden yeterli fon üretemeyeceği bir duruma yönlendirilmesi; (2) iki ardışık dönem arasında piyasa değerinde bir düşüş meydana gelmesi gibi kriterleri çalışmalarında kullanmışlardır.

Bir firma kronik ve ciddi kayıplara maruz kaldığında veya firmanın varlıkları borçlarını karşılamadığı durumlarda finansal sıkıntı oluşur. Başka deyişle finansal sıkıntı bir işletmenin finansal durumunun yansımasıdır. Özellikle, finansal sıkıntı sürekli veya büyük kâr azalışı, ertelenmiş borç ve faiz ödemesi, temerrüde düşme veya ertelenmiş temettü ödemesi hatta iflası içerebilir (Sun ve Li, 2012:2254). Finansal sıkıntı maliyet olarak görülür çünkü firmaların borçlulara ve finansal olmayan paydaşlara (yani müşteriler, tedarikçiler ve çalışanlar) zarar veren, krediye erişimi engelleyen ve paydaş ilişkilerinin maliyetlerini yükselten bir durum oluşturur (Opler ve Titman, 1994: 1015).

İflas, firmaların finansal anlamda yükümlülüklerini yerine getirememesi, hak sahipleri ve firma yöneticileri aracılığı ile mahkeme kararıyla tasfiyesinin ilan edilmesidir. Yani finansal başarısızlığın son aşamaya gelmesi iflastır. Mali yetersizlik kavramsal olarak firmaların nakit ve benzeri sorumluluklarını yerine getirememesidir. Temerrüde düşme, firmaların faaliyetlerinin sonucu olarak borç verenlere borcunu ödeyememesidir (Altman ve Hotchkiss, 2006:4). Ekonomik başarısızlık ise, firmaların mali tablolarına göre kar-zarar durumunun firmaların lehine olmayan bir sonuç çıkarması ve bunun sonucunda firmaların geçici olarak olumsuz etkilenmesidir. Bu geçici sorunun çözülememesi halinde işletmeler dönen varlıklarını etkin kullanamadığından öncelikle ekonomik başarısızlık yaşar daha sonra bu durum iflasa kadar gidilebilir. Başka bir deyişle maliyet-gelir ilişkisini sağlıklı planlayamayan işletmelerin ekonomik başarısızlık yaşaması kaçınılmaz olacaktır (Yakut ve Elmas, 2013: 238; Ağırman, 2018: 407).

Bu çalışmamızda finansal başarısızlık kavramını kullanmamızın nedeni; iflastan farklı olarak finansal başarısızlığın önceden tahmin edilebilen bir kavram olması,

finansal başarısızlığın bir sonucu olması ve karşılaşılan sorunlar için firmalara bu sorunları önceden düzeltme imkânı vermesidir.

1.2. Finansal Başarısızlığa Neden Olan Faktörler

Bilindiği üzere işletmeler ülke mevzuatına göre gerekli şartları yerine getirerek, üretim faktörlerinin bir araya getirilmesiyle faaliyetlerine başlarlar. İşletmelerin en temel amaçları kar elde etmek olup, belirli yaşam evreleri bulunmaktadır. Genel kanı ise, işletmelerin belirli bir süre için kurulmadığı, sonsuz ömrünün olduğu kabul edilmektedir. Bu sınırsız ömrü nedeniyle gerek işletme içi, gerekse işletme dışı sorunlar ile karşılaşmaktadırlar. Bu sorunlar bazen kısa süre içinde çözülebilmekte bazen de çözülememektedir. Bu yüzden işletmeleri başarısızlığa götüren nedenlerin neler olduğunun önceden tahmin edilmesi gerekmektedir.

Finansal başarısızlığın yaygın nedenleri ve belirtileri arasında finansal bilgi eksikliği, sermaye planlarının belirlenememesi, zayıf borç yönetimi, öngörülemeyen olaylara karşı yetersiz koruma ve finansal piyasada uygun işletme disiplinine bağlı kalmanın zorlukları sayılabilir (Chen ve Du, 2009: 4075).

İşletmelerin başarısızlık tarihinden önceki birkaç yıl için karlılık oranının önemli bir başarısızlık göstergesi olduğunu öne sürmektedir. Sermaye dolaşımındaki artışların (borç / varlık oranı) firmanın başarısız olma olasılığını artırdığını, cari oran ile ölçülen daha yüksek likiditenin başarısızlık olasılığını azalttığını bulmuştur. Ek olarak, yüksek borçla birlikte düşük karlılık, iki etkinin tek başına meydana geldiği durumlara kıyasla tahmin edilen başarısızlık olasılığını artmaktadır. Benzer şekilde, finansal sıkıntı faktörlerinin temelde aşırı borç ve yetersiz sermaye olduğunu yapılan çalışmalarda ortaya çıkmıştır. Firmaların borçlarını aşırı uzatma eğiliminde olduklarını ve dolayısıyla yükümlülüklerini karşılayamayacaklarını ileri sürmektedir. Nakit akışı koşullarını tahmin eden göstergelerin vadesinde borcu ödeyecek kadar nakit olmadığı durumlarda finansal sıkıntıyı belirlemek için nakit akışlarının kontrol edilmesi gerekmektedir. Nakit akışı oranının ve nakit akışının toplam borç oranına oranının finansal sıkıntının tahminine önemli ölçüde katkıda bulunduğunu yapılan araştırmalarda görülmüştür. Ödeme gücü çeken şirketlerde birkaç ekonomik birimin menfaati olduğu için firmanın iflas durumunu tespit etmenin önemini vurgulamaktadır. İflas göstergelerinin daha yakından incelenmesi, kurumsal mali sıkıntı için önleyici bir teşhis

konulmasını kolaylaştırır. 1930'lardan itibaren iflas tahminiyle ilgili literatürü çalışmaları başarısızlıktan dört veya beş yıl öncesine kadar finansal başarısızlık belirtilerine odaklanan ve toplam borcun net değerinin finansal başarısızlığının önemli bir göstergesi olmaktadır (Mselmi vd., 2017: 69).

Literatürde finansal başarısızlığa yol açan nedenlerin yönetsel sorunlar, işletmenin faaliyette bulunduğu sektörde beklenmeyen sorunların ortaya çıkması ve son olarak diğer nedenler(doğal afetler vb.) gösterilmektedir. Yazında finansal başarısızlığı büyük oranda işletme içi nedenlere bağlanmış, işletme dışı nedenlerin daha az etkili olduğu ifade edilmiştir (Aksoy, 2018: 8; Akgün, 2013: 16).

İşletmelerin maliolarak başarısızlıkları çoğunluklafırma içi ve firma dışı olarak ikiye ayrılır. İşletmeleri başarısızlığa sevk eden bazı nedenler işletmelerin elinde olmayan nedenlerdir. Bu yüzden elinde olmayan, kontrolü dışındaki nedenlere en aza indirmelidir. Bu nedenler; toplumsal çevre, yasal ve politik çevre, ekonomik çevre, teknolojik gelişmeler, sosyo-kültürel ve doğal çevre olarak gösterilebilir (Ural vd., 2015: 86). Ayrıca finansal sıkıntıyı tetikleyen üç nedenden bahsetmekte fayda vardır. Bu nedenler, endüstrinin gerilemesi, yüksek faiz gideri ve endüstriye göre zayıf işletme performansdır (Asquith vd., 1991: 6).

1.2.1. Başarısızlığın İçsel Nedenleri

Özellikle bizimde dâhil olduğumuz gelişmekte olan ülkeler için finansal başarısızlığın öngörülmesinde işletme içi nedenlerin tespit edilmesi işletmeler için büyük önem taşımaktadır. Ülkenin genel yapısı itibariyle yetişmiş insan gücünün az ve yetersiz olması, mali yönden etkili yönetilememe (aşırı borçlanma), teknolojik imkânlardan yoksun olunması, finansal yönden uygun kredilere ulaşılamama, yetersiz çalışma sermayesi gibi nedenler işletmeler için finansal başarısızlıkta işletme içi nedenler sayılmaktadır. Bu yüzden başarısızlık tahmininde işletme içi nedenleri iyi analiz etmek gerekmektedir.

Burada yöneticilerin yönetim zafiyetlerinden ortaya çıkan işletme içi başarısızlığın neden olan faktörleri sıralamakta fayda vardır (Uzun, 2005: 162-163).

Bunlar;

- a) Satışların arttırılamaması
- b) Faaliyet giderlerinin artması

- c)İşletmelerin yükümlülüklerini zamanında yerine getirebilmesi için gerekli tedbirlerin önceden alınmaması,
- d) Üst düzey yöneticiler arasında fikir birliğinin olmaması,
- e) İşletme yönetiminde koordinasyon eksikliği,
- f) Yöneticilerde teknik anlamda yetersiz oluşu,
- g) Ani gelişen durumlarda yöneticilerin etkin yöntemler kullanarak önlemler alamaması,
- h) Tek elden bir yönetim şeklinin tercih edilmesi.

1.2.1.1. Yetişmiş İnsan Gücü

İşletme üst yönetim ve çalışanlarının yetersizliğinden kaynaklı yönetim şekilleri, işletmeleri başarısızlığa götüren en temel sebeplerdendir. Bu yöneticilerin profesyonel yönetim anlayışından yoksun olması, birleştirici ve amaca göre çalışanları güdüleyememesi, gelişmelere ayak uyduramamaları, işletmeleri başarısızlığa sürükleyen finansal olmayan nedenlerin en önemlileridir (Ural vd., 2015: 87).

Özellikle işleme yöneticileri stratejik hatalar ile birlikte, yoğun çalışma temposunda işletmenin uzmanlık alanı, geleceğe yönelik planları, bu planların tutarlılığı ve karlılık-rekabet ilişkisi gibi önemli problemleri görmezden gelebilmektedirler (İçerli ve Akkaya, 2006: 416).

İşletmelerin her zaman üzerinde durması gereken, zaman ayırması gereken konu insan kaynaklarıdır. İşte bu kaynaklardan ne kadar iyi bir şekilde faydalanılırsa işletmelerin başarısızlığa uğrama olasılığı önemli ölçüde azalacaktır. Yetişmiş inşaa güde olarak ifade edilen bu kaynakların en etkili şekilde planlanması gerekmektedir. Yeterince sayıda ve gerektiği zaman kullanılabilir beşeri sermaye her zaman hazır bulundurulmalıdır (Akçakaya, 2010: 2).

Bu yüzden işletme üst yönetiminin, taşıması gereken kabiliyet ve özelliklerin var olmaması işletmenin geleceğini önemli ölçüde tehlikeye düşürebilir. Yapılan araştırmalarda işletmelerdeki başarısızlığın anasebebinin yönetim yetersizliğinden kaynaklanmaktadır (Akgüç, 2010: 948-949).

1.2.1.2. Yetersiz İşletme Sermayesi

İşletme sermayesi yönetiminin önemi reddedilemez bir konudur. İşletme sermayesi, herhangi bir ekonomik birim için hayat veren güç olarak bilinir ve yönetimi, kurumsal yönetimin en önemli işlevleri arasında sayılır. Kâr odaklı olsun ya da olmasın her kuruluş, işletmenin büyüklüğü ve niteliği, gerekli miktarda işletme sermayesi gerektirir. İşletme sermayesi, işletmenin likiditesini, hayatta kalmasını, ödeme gücünü ve karlılığını korumak için en önemli faktördür (Raheman vd. 2010: 152).

Optimum işletme sermayesi her işletmenin karşılaşılabileceği risklere karşı yeterli düzeyde bulunmalıdır. Bu riskler likidite riski, işlemlerin kesintisiz yürütülmeme riski gibi risklerdir. Eğer işletme sermayesi optimum düzeyde olmazsa işletmelerde atıl kapasitenin ortaya çıkmasına, mali yapının bozulmasına, üretimde sorunların oluşmasına neden olur. Ve bu durumlar gerçekleştiğinde işletmeler borçlarını ödeyemez duruma gelerek, piyasada itibar kaybına uğrarlar. Tam da bu durumlar ile karşılaşıldığında işletmelerde başarısızlık ortaya çıkmaya başlar, eğer bu sorunlar çözülemez ise işletmelerin tasfiyesine kadar giden bir süreç yaşanmaktadır (Karacan ve Savcı, 2011: 46).

1.2.1.3. Aşırı Borçlanma

Bilindiği üzere gelişmekte olan ülkelerde çoğunlukla işletmeler yeterli sermayeye ulaşmada çok büyük zorluklar yaşamaktadır. Hali hazırda küçük ölçekli işletmelerin öz sermayeleri yetersiz olduğundan, yabancı sermaye kullanmak zorunda kalmaktadırlar. Ülkenin içinde bulunduğu durum ve işletmenin finansal yapısına göre de değişik faiz oranlarından kredi kullanmaları gerekmektedir. Eğer işletmelerin mali durumu güçlü değilse borç sağlayıcılar daha yüksek faizli borç kullandırmakta veya kredi vermeme yönünde karar vermektedirler. Mali durumu güçlü olan firmalar ise finansal kaldıraçtan faydalanarak vergi avantajı sağlamayı düşünmektedir.

İşletmeler varlıklarını devam ettirmek için borç ya da öz kaynak kullanma konusunda birden fazla olasılığı değerlendirmek durumundadır. Burada tercih edilecek konu, öz kaynakların faizsiz oluşu, yabancı kaynakların sağlayacağı vergi avantajı gibi faktörlerdir (Yakar, 2011: 7).

Yani yabancı kaynak kullanımı karşılığında faiz ödenmektedir. Bu faiz giderleri şirketlerin faiz giderlerinin artmasına neden olur. Öz kaynak kullanımı ise

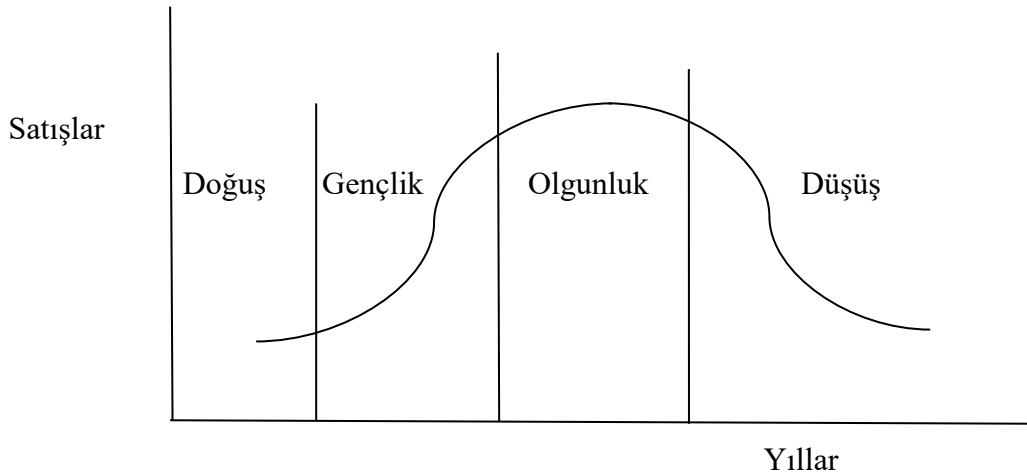
hissedarların firmaları fonlamasıdır. Bu fonun kullanımında faiz olmamasına karşın, bu kez firmalar daha fazla vergi ödemek durumunda kalmaktadırlar. Ayrıca finansal kaldıraçtan faydalanma istekleri firmaları sadece öz kaynak kullanmamaya yönlendirmektedir (Kartal, 2018: 317).

Bu şekilde borçlanmayı tercih eden işletmeler, borçlu oldukları kurum ve kuruluşlara, borçlarını vadesinde ödeyemedikleri takdirde, yükümlülüklerini yerine getiremediği için finansal başarısızlığa sürüklenmenin başlangıcı sayılan, likidite yetersizliği ile karşı karşıya demektir. Firmayı yönetenler böyle önemli bir sorunla karşılaşmamak için en uygun borçlanma seviyelerine göre borçlanmalıdır. Yani firmalar işletme sermayesini dikkate alarak, borçlanma seviyeleri içinde öz kaynak, kısa ve uzun vadeli borçlar arasındaki dengeyi en iyi şekilde yönetmelidir (Yılancı vd., 2002: 4).

1.2.1.4. İşletme Yaşam Seyri

İşletmelerin yaşam seyri hakkında yazarlarının ortak fikri, örgütlerin yaşam organizmaları ile karşılaştırılabileceği ve bu tür örgütlerin esas olarak dört aşamada geliştiği: doğum, gençlik, olgunluk ve düşüş dönemleri şeklindedir. Örgütlerin bir noktada “doğdukları” ya da belli bir boyuta kadar büyüdükleri ve sonunda hepsinin “öldükleri” açıktır. Ancak, bir işletmenin doğması, büyümesi ve hatta çoğalması (franchise veya yan kuruluş aracılığıyla) arzu edilir (Wobeser, 2016: 36). İşletmelerin finansal olarak başarısız olmadan veya iflas etmeden önce işletme yaşam seyri öncü bir gösterge olarak değerlendirilmektedir.

Şekil 1. Bir İşletmenin Varsayımsal Yaşam Seyri



Kaynak: Weston vd., 1966:713.

Wang (2005), İşletmelerin doğuş aşaması, işletmelerin ilk aşamasıdır. Bir firmanın doğum aşamasında birincil amacı ve faaliyeti, öngörülebilir gelecek için kurumsal gelişimin yönünü belirlemektir. Küresel pazarda hayatta kalmak için mücadele etmek için, firmanın müşterilerin ihtiyaçlarındaki değişikliklerle etkili bir şekilde başa çıkması için inovasyon işlevini çağırması gerekir. Temel amaç, müşterilere nasıl etkili çözümler sunacağıdır. Bu aşamadaki kuruluşlar, kâr odaklı ve sürdürülebilir bir yön oluşturma eğilimindedir. Bu, inovasyon ve pazarlama fonksiyonları arasındaki etkileşimin sonucudur. Özellikle, farklılaşmanın-inovasyonun etkisiyle karlı siparişler yaratmayı amaçlamaktadır.

Hayatta kalma aşaması (gençlik), güçlü örgütsel öğrenme etkisi ve artan rekabet gücü ile kendini göstermektedir. Bu aşama, pazarlama odaklı faaliyetleri yoluyla artan üretim, yeni işe alım ve güçlü markaların geliştirilmesini içerir. İşletmeler, organizasyonel öğrenme deneyimlerini zenginleştirmek ve derinleştirmek için zaman ve paralarının çoğunu sürekli olarak Ar-Ge'ye ve bu aşamadaki üretim faaliyetlerine ayırmaktadır. Bunun sonucunda işletmeler değerli operasyon deneyimini kurumsal kültürünü veya iş teorisini pekiştirir. Sonuç olarak, firmalar öğrenme çabalarının etkisi ve maliyet düşürme yoluyla rekabet güçlerini giderek artırabilirler.

Şirketler olgunluk aşamasında ilerledikçe, rakiplerine göre üstün finansal performanstan yararlanırlar, ancak azalan öğrenme yetenekleriyle karşılaşırırlar. Bu aşamada her zaman kârlı siparişler alırırlar ve yüksek düzeyde performans gösterirler. Ancak, bazı başarılı şirketler neden büyümelerini sürdüremiyor? Bir makul cevap ise, kötüleşen öğrenme yeteneklerine dayanabilir. Öğrenme yeteneklerinin zayıflaması devam edecek ve düşüş aşamasına yol açacaktır. Ayrıca, başarı aşamasındaki firmaların neden daima başarısızlık kavramı ile karşı karşıya kaldıklarını açıklamakta fayda vardır. Rakiplere göre üstün finansal performansın statükodan memnunluk duygusu doğuracağını ve yöneticilerin değişim motivasyonunu azaltacağını değerlendirilmektedir.

Gerileme aşamasında ise, örgütsel öğrenme yeteneklerinin düşmesi, azalan kâr ve pazar payının düşmesi, şirketin düşüş aşamasındaki sorunlarının ana hatlarını çizmektedir. Firmalar azalan performanstan muzdarip olduklarından, her zaman yeni rakiplerin ortaya çıkması, şiddetli rekabet, düşen fiyatlar gibi dış sorunlarla karşılaşmaktadırlar. Buna ek olarak, artan harcamalar ve tükenmiş inovasyon gibi iç

sorunlar, sektörde kalma motivasyonlarını azaltabilir. Radikal deęişimler yoluyla hayatta kalabilmek için savařmaya kararlı olmadıkça řirketlerin yok olmasına neden olacaktır. Eęer bir firma başarı ařamasının bitiminden önce kurumsal öğrenmeyi canlandırabilirse, firmaların düşüře geçmesini engelleyecektir.

1.2.2. Başarısızlığın Dışsal Nedenleri

Finansal anlamda başarısız olan veya iflas eden firmaların çoğunluğu, kendilerinden kaynaklanmayan dışsal nedenlerden olumsuz olarak etkilenmektedir.

Genellikle başarısızlıkta dışsal faktörler daha çok ülkenin içerisinde bulunduęuekonomik koşullardan oluşan, işletmelerin kendinden kaynaklanmayan konularla ilgili olup; temelde, istikrarsız devlet yönetimi ve olumsuz ekonomik durum, aşırı fiyatlanmış mal ve hizmetler, reel yatırımları olumsuz etkileyen yüksek faizler, güvensiz kur politikaları, yetersizdiř sermaye yatırımları, ödünç verilebilir fonların eksikliği, teknoloji eksikliği, pazar eksikliği, yurttaşların satın alma gücünün eksikliği ve kaliteli işgücünün eksikliği akla gelmektedir (Kınay, 2006: 96).

Onyiri (2014), Bu dış faktörlerin, genellikle bir řirketin derhal kontrolünün ötesinde olan makroekonomik konuları içermektedir. Finansal sıkıntıya yol açabilecek makroekonomik faktörler arasında faiz oranı, enflasyon, para politikası, petrol fiyatı ve borç krizi gibi dünya çapında makroekonomik konular olduğunu açıklamaktadır.

1.2.2.1. Makro Ekonomik Göstergeler

Yapılan çalışmalarda makro göstergelerin işletmeler için başarısızlık nedeni, işletme içi nedenlere göre çok etkili olmadığını göstermektedir. Fakat küresel sistemde, etkili olan faiz oranları ve dięer ekonomik göstergeler gibi makro göstergelerin finansal başarısızlığı çok daha fazla etkileyeceęi tahmin edilmekte ve bu yüzden makro göstergelerin işletmeler tarafından yakından takip etmeleri gerekmektedir (Everett ve Watson, 1998: 371-390). Bu göstergelerin finansal anlamda sonuçlarının analiz edilmesi çok önemlidir. Çünkü işletmeler birçok gösterge içinde, kendisini olumlu veya olumsuz nasıl etkileyeceğini bilerek gerekli önlemleri alması gerekmektedir (Aydeniz, 2009: 276).

Gordon ve Shoven (1982), Yaptıkları çalışmada faiz oranının, beklenmedik şekilde deęişmesi iflas riskini çok fazla etkilemediğini göstermiştir. Arařtırmalarında

bunun, şirket yöneticilerinin mevcut ve beklenen faizi tahmin etmelerinden kaynaklandığını, şirket yöneticilerinin piyasa koşullarına uyum sağlamak ve şirketin sermaye yapısını değiştirmek için yeterince zamana sahip olduklarını ifade etmişlerdir. Yine de bu ekonomik faktörlerdeki beklenmedik değişiklik şirketleri başarısızlığa itmektedir.

Korodi and Korol (2010), Makro göstergeler için, şirketlerin başarısızlığı serbest piyasanın olumlu bir faktörü olarak düşünülmektedir. Ve böylece verimli olmayan şirketlerin ortadan kaldırılması ile sonuçlanmaktadır. Ayrıca bazı makroekonomik değişkenler şirketlerin finansal durumunu etkilemektedir. Literatüre göre, bir şirketin başarısızlığından veya iflasından % 100 oranında tek bir sebep sorumlu değildir. Firmaların başarısızlığı tüm faktörlerin bir sonucudur. Bu göstergeler;

Faiz Oranı; Genel anlamda sermayenin getirisi olarak ifade edilmektedir. Bir ülkede faiz oranlarını yüksek veya düşük olması ülkedeki sermaye birikimine, ülke içindeki tasarrufların miktarına, istikrarlı devlet yönetimi, döviz kurları ve enflasyon ile doğrudan bağlantılıdır.

Faiz oranlarının işletmelerin finansal maliyetlerin artırılması ve negatif finansal kaldıraç etkisinin artması üzerinde bariz bir etkisi vardır. Yapılan çalışmalar başarısızlığa giden ve iflas riski altındaki şirketlerin daha yüksek faizli ticari kredileri kabul etmeye istekli olduklarını göstermektedir. Bu, başarısızlık ve iflas riskinin artmasını etkiler. İflas riski ne kadar fazla firma olursa, bu tür şirketler banka kredileri yerine ticaret kredisi almayı tercih etmektedir (Korodi ve Korol, 2010: 4). İflas eden şirketleri, iflas etmeyen şirketler arasında, ticari kredilerin kullanımının ne kadar sıklık ile kullandığının ölçüsünün ayırımında kullanılmasını bile önermektedir. Ona göre ticari kredilerin faiz oranlarının banka kredilerinden daha yüksek olduğudur (Wilner, 2000: 154).

Bir ülkede istikrarsız faiz oranları finansal anlamda işletmeleri olumsuz etkilemektedir. Faiz oranlarındaki aşırı yükseliş, öz kaynak yetersizliğinden yabancı kaynak talebinde bulunan firmaları iflasa kadar götürebilmektedir. Bunun yanında faizlerdeki düşüş ise işletmeleri başarısızlıktan uzaklaştırmaktadır (Everett ve Watson, 1998:385). Yüksek faizlerin seyrettiği dönemlerde genellikle ekonomik beklentiler olumsuz etkileneceğinden işletmelerin satışları başta olmak üzere faaliyetleri negatif

etkilenecektir. Eğer geleceğe yönelik ihtiyatlı davranılmaz ise faiz oranlarındaki dalgalanmalar işletmeleri başarısızlığa sürükleyecektir (Akel ve İltaş, 2016: 60).

Döviz Kuru; Ülkemizin’de içinde bulunduğu gelişmekte olan ülkelerde yeterli miktarda döviz bulunmadığında oluşabilecek küresel sıkıntılardan ve ülke içi siyasi istikrarsızlıktan, yurt dışı satışları olmayan, üretimleri için ara malını yurt dışından temin eden işletmeler ve dövizle borçlanan işletmeler potansiyel döviz kuru riskinden negatif etkilenmektedir.

Küresel ve yerel finansal krizlerin oluşması ve sonuç olarak da yabancı sermayenin ülke dışına çıkması, kur politikalarında dalgalanmalara neden olmakta, finansal piyasalarda güvensizlik ortamı yaratmaktadır. Bu şekilde bir ortamda kurların sürdürülebilirliğini sekteye uğratmaktadır. Bu durumun sonucunda genel ekonomik aktiviteler durma noktasına gelmektedir. Özellikle gelişmekte olan ülkelerde yaşanan finansal krizler ülkenin tamamına etki etmekte ve tüm sektörleri olumsuz etkileyerek faaliyette bulan işletmeleri zor duruma sokmaktadır. Bu tür finansal krizlere hazırlıklı olan işletmeler daha az hasar ile varlıklarına devam etmektedirler. Mali olarak finansal planlamalarını iyi yapamayan işletmeler ise ya finansal başarısızlık yaşar ya da iflas ederler (TCMB, 2002: 14).

Döviz kurlarındaki dalgalanmalar, işletmelerin elinde bulundurduğu fonların maliyetini, rekabet gücünü ve dolayısıyla kazançlarını etkilemektedir. Buradan yola çıkılarak kurdaki dalgalanmaların işletmeler üzerinde ki etkileri şu şekilde olmaktadır. İşletmeler çalıştığı sektörler, ürünlerini sattığı çevrelere göre döviz dalgalanmalarından olumlu veya olumsuz etkilenecektir. Döviz kurlarında oluşan aşırı artıştan dolayı ülkede yaşanacak devalüasyon, daha çok ihracat yapan, döviz geliri yüksek olan işletmelerin nakit akımlarını artıracaktır. Döviz ile işlem yapmayan firmalar ise oluşacak devalüasyondan ve kurdaki dalgalanmadan daha çok etkilenmektedir (Birgili ve Tunahan, 2002: 5).

Enflasyon; Literatürde birçok enflasyon tanımı yapılmıştır. Bu tanımlar en çok kullanılan tanım ise, ‘fiyatlar genel seviyesinin devamlı olarak yükselmesi’ şeklindeki bir tanımlama, enflasyonun tanımı için genel kabul görmektedir (İlter,1994; aktaran: Girginer ve Yenilmez, 2005: 102).

Ülkede enflasyonun önemli seviyelere yükselmesi mal ve hizmet fiyatlarında kontrol edilemez hal almaktadır. İşletmeler, yatırımcılar riskten korunmak ve riski asgari seviyeye indirmek için yatırım yapmak yerine getirisi daha yüksek olan faiz geliri elde etmek istemektedirler. Aşırı talep yüzünden faizler artmakta bunun sonucunda yatırım yapmak isteyen işletmeler ve yatırımcıların kredi finansman giderleri artmaktadır (Alacahan, 2011: 49-56).

Enflasyonun yükseldiği dönemlerde işletmeler için en önemli sıkıntı, paranın satın alma gücünün zayıflamasıdır. Satın alma gücündeki azalma nedeniyle, işletmeler daha önce satın aldıkları mal ve hizmetleri bu dönemde daha fazla para ile alabilmektedirler. Ayrıca ülkedeki paranın satın alma gücü azaldığından işletmelerin yabancı para talepleri artış yönündedir (Tunçsiper ve Koroğlu, 2006: 48).

Enflasyon ve firmalar arasındaki ilişki, işletmelerin ekonomik karar almak durumunda bulunmaları sebebiyle ortaya çıkmıştır. Üretim yapma, fiyat politikası oluşturma, kar dağıtımı gibi idari kararlar genel olarak ekonomik kararlardır. Bu yüzden bu kararları alırken genel ekonomik gerçekler dikkate alınarak kararlar alınmalıdır. Bu kararların anlamlı olması için toplanacak bilgilerin doğruluğu çok önemlidir. İşletme üst yöneticileri veya karar vericiler, ülkede ki enflasyonun işletmeleri nasıl etkileyeceği ve bunların sonuçlarını iyi analiz etmeleri gerekmektedir (Uluslan, 2001: 9-10).

1.2.2.2. Politik Çevre ve Hukuki Etmenler

İşletmeler doğası gereği hem toplumla hem de devlet ile beraber hareket etmektedirler. Yani işletmeler faaliyette bulundukları çevre ile tam bir birliktelik ve uyum içerisinde dirler. İşletmeler asli görevlerini yerine getirirken hem içinde bulunduğu toplum hem de devletin düzenlemiş olduğu hukuki ve politik çevrenin meydana getirdiği olumsuzlukları dikkate almalıdırlar. Doğal olarak zaman zaman devlet yönetiminde veya devletin politikaları nedeniyle istikrarsızlık söz konusu olduğunda işletmelerin finansal anlamda zorluklar ile karşılaşmaktadırlar. Devlet politikaları işletmelerin geleceğe yönelik planları, özellikle de kısa vadeli işletme çıkarları ile uyumsuzluk göstermektedir. Örneğin ülkeyi idare edenler, işletmenin üretimlerine devam edebilmek için ihtiyaç duyduğu malların ticaretine yasak veya kısıtlama getirmesi işletmeyi zor duruma sokabilir (Söylemez ve Türkmen 2017: 273).

Devlet yönetimi, işletmeleri olumlu ve olumsuz etkileyecek birçok politik ve hukuki kararlar almaktadırlar. Bu kararlar ulusal olabileceği gibi uluslararası da olabilmektedir. Ulusal ve uluslararası politikalar işletmelerini çalıştırdığı iş gücünü ve üretim maliyetlerini, arz ve talebi, yapılacak yatırımları doğrudan etkilemektedir. Küresel çapta ülkelerin ticaret yapmaları ve bunun sonucunda politikalar geliştirmeleri uluslararası düzeyde yaşanacak sorunlarda işletmeleri olumsuz etkilemektedir. Devletler ihracatı geliştirmek için kur desteği ve mali destek sağlamaları da olumlu bir durumdur. Fakat devletin ekonomik olarak sıkıntılı olduğu dönemlerde bu destekler işletmelere sağlanamamaktadır. Hükümet yetkililerinin iş sağlığı ve güvenliği konularında yasal düzenlemeler yapması da işletmeye ek maliyetler getirmekte, bunun yanında yasal düzenlemelere uyulması alınacak cezaları azaltmaktadır (Hill ve Jones, 1995; aktaran: Akgün, 2013: 21).

1.2.2.3. Toplumsal Çevre

Değişen dünyada toplumların yapıları, beklentileri her geçen gün değişmektedir. İnsanlar hak ve hukuklarını korumak için eskiye göre daha örgütlü yapılar oluşturarak, sivil toplum örgütlerini etkin bir şekilde kullanmak suretiyle kendi haklarını koruma yolunu seçmektedirler. Bu durum işletmelerin kar elde etmek ve faaliyetlerini devam ettirmek için insanların hizmetine sundukları ürünler, eskiye nazaran daha bilinçli olan tüketicilerin kaliteli ürünleri tercih etmesi, sakat malları her türlü sosyal paylaşım siteleri, basın yayın organları aracılığıyla ve devletin koruyucu müdahaleleri ile işletmeler üzerinde etkisi olmaktadır. Bundan dolayı işletmeler, yaşamlarını sürdürdükleri toplum içinde, toplumun beklentilerini daha iyi takip ederek, oluşabilecek imaj kayıplarının önüne geçmek zorundadırlar. Doğal olarak çalışanlarını bile yaşadıkları toplum içinde seçen, ürettikleri mal ve hizmetlerini yine toplumun fertlerine sunan işletmeler, kendilerini bu toplumdan dışlayamayacağı gibi, kendini çevreleyen toplumun satın alma gücünden, örf ve geleneklerini dahi göz ardı etmemelidir (Bakhshiyev, 2009: 12-13).

Toplumun beklentilerini göz ardı etmek, tüketicileri mağdur etmek, yeniliklere ayak uyduramamak, yeni pazarlama stratejileri geliştirememek işletmelerin hem imajını hem de uzun vadede finansal durumunu etkileyerek finansal başarısızlığa sürükleyebilir (Uzun, 2005: 163).

1.2.2.4. Teknolojik Gelişmeler

Küreselleşmeyle kurulan yenedünya düzeninde ulusal ekonomiler artık dış pazarlara açılmakta ve yapılanmalarını yeniden geliştirme sürecini başlatmışlardır. Burada temel hedef, sıkı rekabet koşullarına ayak uydurabilmek için yapısal ve teknolojik değişimlere işletmelerin biran önce hazırlanarak ulusal ve uluslararası pazarlarda rekabet edebilmek ve bunun sonucunda ayakta kalmaktır (Gerşil, 2004: 148).

İşletmeler kendi alanları ile ilgili her türlü değişimi analiz etmeli, teknolojik anlamda getirilen fikirleri, icatları ve çalışmaları işletme içinde Ar-Ge birimleri kurularak, teknolojiyi firmaya benimsetmelidir. Eğer bu gelişmelere ayak uydurulamaz ise işletmeler piyasada oluşan sert rekabet koşulları karşısında sıkıntı yaşar, kazanımlarını kaybederek pazar paylarını kaybetmeye ve bunun sonucunda karlarında azalmaya neden olarak finansal başarısızlık sürecine girmiş olurlar (Tekin vd., 2010; aktaran: Akgün, 2013: 21).

1.3. Finansal Başarısızlığa Karşı Alınabilecek Önlemler

İşletmelerin finansal olarak başarısız olmasına neden olan birçok faktörün olduğundan bahsedilmiştir. Her işletmenin farklı özellikleri mevcuttur. Bu özelliklere bakıldığında genel olarak, işletmenin içinde bulunduğu sektör, işletmenin yaşı, işletmenin büyüklüğü, işletmenin pazar alanı vb. etmenlerdir. Bundan dolayı başarısızlığın belirlenmesi ve iflasa gidilmeden önce bu sorunların belirlenerek çözülmesi her işletme için farklı bir yöntem gerektirmektedir. Son tahlilde amaç işletmeyi iflastan kurtarmaktır.

Temelde finansal yapısı bozulan, yükümlülüklerini ifa edemeyen işletmeler bu sorunu düzeltmek için önemli kararlar almalıdır. Daha sonra işletmenin içinde bulunduğu sorunlar analiz edilerek, başarısızlığın düzeltilebilecek düzeyde olup olmadığı belirlenmelidir. Eğer başarısızlık düzeltilebilecek düzeyde ise, sermaye yapısının güçlendirilmesi, sermaye artırımına gidilmesi, borçların vadesinin uzatılması ve faiz oranlarının düşürülmesi, kullanılmayan varlıkların satışının yapılması, küçülme politikalarına gidilmesi, yeni işletmeler ile birleşme yoluna gidilmesi gibi yeniden yapılanma çabaları başarısızlıktan kurtulmada takip edilecek yöntemlerdir (Aydın vd., 2015: 484).

Daha önce bahsedildiği üzere işletmeleri finansal başarısızlığa götüren sebeplerden dışsal nedenler işletme yönetimin önlem almak için çok fazla müdahale gücü olmamaktadır. Fakat dışsal nedenlerin etkilerini en aza indirmek için işletmeyi gelecekte karşılaşılabileceği sorunlar için daha dirençli hale getirecektir. Ayrıca dışsal nedenlerin yansımaları işletmenin mali tablolarına yansımaktadır.

1.3.1. Sermaye Yapısının Güçlendirilmesi

Genel olarak düşünüldüğünde sermaye yapısı “şirketlerin menkul kıymetleri, banka borçları, ticari borçları, finansal kiralama sözleşmeleri, vergi, sosyal sigorta ve emeklilik yükümlülükleri, personellerin ertelenmiş tazminatları, diğer tüm garanti ve yükümlülüklerdir (Yener, 2002: 5).

Bir şekilde başarısızlığa düşen işletmeler doğal olarak finansal bakımdan ciddi sıkıntılar yaşamaktadırlar. Finansal sıkıntının giderilebilmesi içinde ilk yapılması gereken şey işletmenin finansal durumun düzeltilmesidir. Finansal sıkıntıyı giderilmesi için öncelikle kaynak arayışına gidilmelidir. Sermaye yapısı öz kaynak ve yabancı kaynaklardan oluştuğu için, yabancı kaynak olarak başka kurum ve kuruluşlardan borç alınma yöntemine gidilmeli ya da işletme ortaklarından kaynak sağlanmalıdır (Aydın vd., 2015: 277-278).

Sermayenin yeniden yapılandırılmasına yönelik önlemler ise şu şekilde sıralanabilir (Akgüç, 2010: 951-954).

- Borçlara karşılık sermayeye iştirak payı verilmesi,
- Tahvillere karşılık olmak üzere pay senedi verilmesi,
- Firmaya yeni ortaklar alınması,
- Sabit faiz yükü getiren tahvillerin kâra iştiraklı tahvillerle değiştirilmesi,
- Tahvil faizlerinin indirilmesi,
- İmtiyazlı pay senedi yerine adi pay senedi verilmesi,
- Anonim şirketlerde pay senetlerinin nominal değerlerinin düşürülmesi şeklinde sıralanabilmektedir.

Sermaye yapısını düzeltme çalışmaları, işletmenin tasfiyesinin önüne geçilmesine ve işletme alacaklılarının ve çalışanlarının lehine bir durumdur. Bunun içinde sermaye yapısının düzeltilmesinin faydasını görebilmek, işletmenin girdi

maliyetlerini düşürerek, daha uygun maliyetle borç veya öz kaynak temini ile mümkündür (Doğrul, 2009: 45).

1.3.2. Sermaye Artırımı

Firmaların finansal ihtiyaçlarını kredi veya öz kaynak yoluyla karşılayıp karşılamayacakları konusu sermaye yapısını, sermaye maliyetini ve firma değerini etkilediği için giderek daha fazla önem kazanmaktadır.

Bir firma yönetimi, genel ekonomik koşullarında erimiş olan sermayelerini güçlendirmek gibi nedenlerden kaynaklanan finansal ihtiyaçlarını karşılamak, kurumsal eylemlerin gerçek büyümesi sonucunda gerekli olan finansman ihtiyacını karşılamak için üç seçenekle karşı karşıyadır. Bunlar iç kaynaklar, dış kaynaklar ve iç ve dış kaynakların birlikte kullanıldığı sermaye artışlarıdır (Tuna ve Karaca, 2016: 89).

İşletmelerin var olan borçlarına karşılık hisse senedi veya iştirak payı verilerek borçlar azaltılabilir. Alacaklılara olan borçlar sermaye artırımı ile temin edilerek borçlar azaltılır. Bu yöntem ile işletmenin sermayesi nominal olarak artırmak işletmenin borcunu ve edimlerini ortadan kaldırır. Başka bir yöntem ise, işletme sahiplerinin mevcut sermaye paylarını, işletme borçlarına karşılık, alacaklılara vermeleridir. Bu yöntemde işletme borçları azalmış olur ve nominal sermaye değişmez. Yani ortaklar işletme üzerindeki paylarını eski alacaklılara kısmen devretmektedirler (Akgüç, 1998, aktaran: Paket, 2014: 38).

Yeni fon yaratmak için işletmeler mevcut karlarının tamamını veya bir kısmını dağıtmayarak sermaye artırımı yapabilirler. Bu süreç, “otofinansman” olarak tanımlanmaktadır. Yani otofinansman işletmeden nakit çıkışı olmadan, işletmeye nakit girişi sağlayarak işletmenin kaynak yaratmasıdır (Aydın, 2015: 271).

1.3.3. Borçların Vadesinin Uzatılması Veya Borç Faizlerinin Düşürülmesi

Finansal başarısızlığa düşmüş işletmeler için en önemli konu işletme alacaklıları ile anlaşma yoluna giderek mevcut borçlarının vadelerinin, işletmenin mali durumuna göre düzenlenmesidir. Kesin bir durum olamamakla birlikte işletme alacaklıları böyle bir durumda işletmenin iflas etme ve alacaklarını hiç tahsil edememe riskine karşılık, borçlu işletmeler ile anlaşma yoluna gitmektedirler.

Küçük ve orta ölçekli işletmelerde alacaklı sayısının az olması ile borç vadelerinin esnetilmesi daha kolay gerçekleşmektedir. Küçük işletmelerin aksine büyük işletmeler için bu durumun gerçekleşmesi kolay değildir. Bunun nedeni, büyük işletmelerde kurumsallaşma nedeni ile bütün alacaklıların ortak kararı ile borçların vadesinin uzatılması gerçekleşebilir. Bu durumda büyük işletmeler mevcut alacakları borç faizlerinin artırarak bir anlaşma yolunu tercih etmektedirler (Guthman ve Dougall, 1966: 631).

Borç yapılandırmalarında en önemli husus, borçlu işletmenin güvenilir olması gerekliliğidir. Gelecekte ekonomik şartların değişme ihtimali göz önüne alınarak, borçların ödenmesi mümkün olmalıdır (Weston ve Brigham, 1966: 1140).

Özellikle bizim ülkemizde dâhil gelişmekte olan ülkelerde, fon temin etme sıkıntısı nedeniyle, fon sağlayıcılar ülkedeki ekonomik zayıflık ve ekonomik dalgalanmalar nedeniyle, uzun vadeli borç verme konusunda temkinli davranmaktadır. Bu suretle küçük ve orta ölçekli işletmelerin uzun vadeli finansman temini zorlaşmakta ve kısa vadeli borç almak zorunda kalmaktadır. Borç verenler, sağlanan uzun vadeli fonun geri ödenmeme riskine karşılık uzun vadeli borç vermemektedir.

1.3.4. İşletmelerde Kullanılmayan Varlıkların Satımı

Finansal sıkıntıdan kurtuluş yollarında bir diğeri de işletmede kullanılmayan, atıl kalan duran varlıkların satımı ile nakit akışı yaratarak borçların ödenmesidir. Varlık tarafında, duran varlıklar, mevcut yükümlülükleri yerine getirmek amacıyla ek nakit üretmek amacıyla tamamen veya kısmen satılabilir. Bununla birlikte, likit olmayan varlıkların zamanından önce satılması, duran varlıkların değer azalmasına neden olabilir ve tasfiye maliyetini yükseltir. Tasfiye maliyetini düşürmek için varlıkların parçalar halinde değil bir bütün halinde satılmasıdır (Hotchkiss vd., 2008: 4).

Ayrıca leasing yöntemi ile geri kiralanmak suretiyle maddi duran varlıkların satışı işletmeyimli açıdan önemli ölçüde rahatlatır ve bu işlemin gider kaydedilecek olması vergi giderlerin azalmasına neden olarak kısmi nakit akışı oluşturur. Bu şekilde işletmenin oluşturduğu kaynaklar ile hem borçların ödenmesi hem de işletmenin faaliyete devam edebilmesi için gerekli işletme sermayesi kazanılmış olur. Bunun yanı sıra mali duran varlıklar üzerinde bazı değişikliklere gidilebilir. Finansal durumu

düzeltilmek için işletmeler iştiraklerini, ihtiyaç halinde nakit oluşturmak için kullanılmasıdır (Akgün, 2013: 33).

1.3.5. Küçülme Yoluyla Başarısızlığın Giderilmesi

Küçülmenin birçok tanımı yapılmıştır. Küçülme; “organizasyonların belirledikleri amaçlara ulaşabilmek için bilinçli bir tarzda yapılmakta olan işleri, bu işleri yapanların sayısını, organizasyondaki mevki ve hiyerarşik kademeleri azaltmak” olarak tanımlanmıştır (Tutar, 2000, aktaran: Gürel, 2011: 54).

İşletmelerde küçülme, hem finansal ve yönetim sorunlardan kurtulmak isteyen hem de rekabet üstünlüğünü sağlamaya çalışan organizasyonların başvurduğu etkili ve önemli bir yönetim aracıdır. Rekabet üstünlüğünü sağlamak içinde kullanılan uzun dönemli bir stratejidir. Ve küçülmenin önemli sonuçları olmaktadır (Dalay vd., 2002: 151-152).

Finansal kriz dönemlerinde işletmelerinin mali tabloları sağlıklı olmayan işletmeler küçülmeye yönelmesi etkin sonuçlar doğurur. Küçülme stratejileriyle, işletmeler finansal ve yönetsel durumlarını kontrol etmekte, pazarlama yöntemlerini gözden geçirme fırsatı bulurlar. Kendini gözden geçirme ve küçülme politikasıyla; bir firma satış politikasına gözden geçirebilir, kredili satış hacmini yeniden belirleyerek, maliyetlerini azaltabilirler (Öndeş vd., 2011: 128-129).

Küçülme ile ilgili başka bir konu, birden fazla işletmesi olan firmaların, öncelikli olarak ana işletmeden ayrılacak işletmeyi belirleyerek ayrılma işlemini tamamlaması veya işletmenin mevcuthisse senetlerini ortaklara dağıtılması gerekmektedir. Bu işlemi takiben, yeni çıkarılan hisse senetleri şirket ortaklarına payları oranında dağıtılır (Vanhorne, 2002:721). Hisse senetlerinin ortaklara dağıtılması işletmeye nakit girişi sağlamaz. Fakat bu işlemin en önemli avantajı, küçülmeden sonra firma yöneticilerinin asıl işletmeye yoğunlaşması, karlılığın artması ve kaynakların atıl yerlere yönlendirilmesinin önüne geçilmesidir (Yılğör, 2002: 38).

1.3.6. Yeni İşletmelerle Ortaklık Kurulması Ve Şirket Birleşmeleri

Finansal durumu kötüye giden işletmeler mali olanaklarını, her ne kadar zor bir süreç olsa da yeni ortaklar alarak finansal sıkıntıdan kurtulmaya çalışırlar. Yeni ortaklar alabilmek için yeni ortaklara işletme ilgili çekici olanaklar sağlanmalı ve işletmenin

geleceğinin iyi olacağı yönünde ikna edici olunmalıdır. Özellikle sermayesi paylara bölünmüş işletmelerde, var olan ortakların rüçhan haklarını yerine getirmeleri şartıyla sermaye artışına gidilerek, yeni ortaklık belgelerinin, büyük şirketlere satılarak, büyük şirketlerin desteğini almak başarısızlığa düşmüş işletmeler için hayati önem taşımaktadır (Akgüç, 2010: 953).

İşletmeler başarısız olmaya başladıklarında, birleşme yollarını tercih etmeye başlarlar. Çünkü kar veya zarar eden işletmeler birleşme ile birlikte karlarını veya zararlarını geriye veya ileriye doğru aktarabilirler. Eğer bir işletme kar ediyorsa ve zarar eden bir işletmeyi devralıyorsa, birleşmeden doğacak karlılık üzerinden vergi borcunu ifa edecektir. Böylelikle karlı bir işletmenin zarar eden bir işletme ile birleşmesi vergi avantajı sağlayacaktır. Bunun tam tersi durumda benzer avantajlar söz konusudur. Zarar eden bir işletmenin kar eden bir işletme ile birleşmesi, zarar eden işletmenin geçmiş yıl zararlarını, karlı işletmenin kazancından mahsup edilmesiyle vergi avantajı oluşmaktadır (Ceylan, 2003: 321).

Birleşme gerçekleştiğinde, oluşan yeni işletmede sermaye maliyeti daha düşük olmakla beraber, birleşmeyle ortaya çıkacak finansal sinerjiden bahsedilebilir. Birleşme ile birlikte borçların ödenmeme sıkıntısı ortadan kalkmasına, finansal oranların düzelmesi ile düşük maliyetle finansman sağlanmasına, pay senetlerinin finansal oranlarının yükselmesine ve tüm bu etkilerin de sermaye maliyetini düşürmesine fayda sağlayacaktır. Ayrıca işletmelerde birleşme, aynı işlevleri yerine getiren yönetim birimlerini birleşmesiyle önemli tasarruflar sağlayacaktır (Akgüç, 2010: 893-894).

1.3.7. Borçların Öz Kaynağa Çevrilmesi

Finansal anlamda başarısız olan işletmeler, borçlarını ödeyemediğinde ve temerrüde düşüklerinde, işletmenin borçlu olduğu firmalara, alacakları karşılığında, işletmeye ortak edebilirler. Fakat özellikle aile şirketlerinde işletme yönetiminin kaybedilmesi endişesi bu yönteme sıcak bakılmamaktadır. Gerçek anlamda öz sermayesi güçlü olan şirketlerin finansal sıkıntıdan kurtulması daha kolay olmaktadır (Aydın vd., 2015: 259-485).

1.3.8. İşletmeler İçin Konkordato Önerilmesi

Hukuki anlamda, Konkordato; “elinde olmayan sebeplerle mali durumu bozulmuş olan ve borçlarını ödeyip (özellikle tacirler açısından) ticari faaliyetlerini devam ettirmek isteyen dürüst borçluların korunması ve bu borçluların alacaklıları arasında eşitliğin sağlanması amacıyla kabul edilmiş bir icra ve iflas hukuku kurumudur” (Eroğlu, 2018, aktaran: Bilen ve Güler, 2019: 83). Konkordato ülkemizde İcra ve iflas kanunun m. 285-309 maddelerinde hüküm bulmuştur.

Konkordato, finansal sıkıntıya düşmüş, güvenilir borçlulara yardım etmek için oluşturulmuş hukuki bir önlemdir. İşletme yöneticileri, alacaklılar ile anlaşmaya gider ve bu anlaşmaya göre alacaklılar alacaklarının bir kısmından vazgeçerler. Burada borçlu mevcut imkânları ile kabul ettiği borçlarını öder ve geri kalan borçlarından kurtulur. Konkordato, hukuki bir durum oluşturduğu için alacaklıların çoğu ile yapılan anlaşma, diğer alacaklıları da bağlamaktadır. Yani konkordato, finansal sıkıntıya düşmüş işletme için yerine getirmesi gereken yükümlüklerini azaltan yasal bir durumdur (Akgüç, 2010: 955).

İcra ve İflas Kanununun 301. Maddesine göre eğer konkordato onaylanmaz ise, herhangi bir alacaklının isteği üzerine borçlunun hemen iflasına hüküm verilir. Konkordatoyu onaylamayan mahkeme, borçlunun haczedebilir bütün mallarını, teminata gerek görmeden haczine karar verir (Selimler, 2018: 379).

1.3.9. İşletmelerin Faaliyetlerine Son Vermesi

Finansal başarısızlığın son aşaması olan iflas, finansal sorunların başlaması ve giderilemediğinde mahkeme kararıyla sonuçlanan bir olgudur. Burada borçlu, borçlarını ödeyecek durumunun olmadığını yetkili mahkemeye sunarak iflasını isteyebilir. Daha sonra borçlu, alacaklılarının bilgilerini, kendi işletmesine ait bilanço bilgilerini gösteren mal bildirimini, iflas dilekçesine ekleyerek mahkemeye sunulmalıdır. Eğer ibraz gerçekleşmez ise iflas için hüküm verilemez. Alacaklılar ise borçlunun borcunu geciktirmek için bu yola başvurduğunu öne sürerek mahkemeden iflasın reddini talep edebilir (Selimler, 2018: 381).

İşletmelerin finansal göstergelerine göre, mevcut nakit akışı programları yakın gelecekteki borçlarını ödemede yeterli olmuyorsa burada finansal başarısızlık söz konusudur. Daha da ileri bir durum ise, işletmenin aktiflerinin, hâlihazırda ki borçlarını

karşılamıyorsa o zaman finansal başarısızlığın sonraki aşaması, iflas ile işletme yüzleşmek durumunda kalır. Ayrıca finansal başarısızlığın istikrarlı bir şekilde süreklilik arz etmesi durumunda da iflas gerçekleşir (Zinet, 2014: 19).

İflas için finansal yönden başarısız olan işletmenin, her türlü düzeltici eylemler sonucu, başarısız işletmeyi kurtarmada hiçbir olumlu sonuç alınamaması durumunda, iflas ile işletmenin varlığına son verilir. Eğer iflas gerçekleşmez ise, işletme yaşamına devam etmesi durumunda gelecekte çok büyük zararlar oluşturması mümkün olacaktır. Yani işletmenin piyasa değeri, tasfiye değerinin altında olması, hem işletme hem de alacaklılar için tasfiye edilmesi daha faydalı olacaktır (Petty vd., 1993: 836).

İşletmenin aktif kısmının nakde dönüştürülmesi, bu dönüşüm sonucu yaratılan nakit akışı ile sırasıyla alacaklılara dağıtımı ve faaliyetlerin sona ermesi tasfiye olarak ifade edilmektedir. Bu süreç iki biçimde oluşmaktadır. İlk olarak hukuki yollara başvurarak, yapılan tasfiyedir. İkincisi ise hukuki yollara başvurmadan kurul kararı ve ataması ile yapılan tasfiyedir. Tasfiyenin hem kolay hem zor kısmı vardır. Kolay kısmı kurul kararıyla tasfiyenin alınmasıdır. Zor kısmı ise hukuki olarak tasfiyedir (Megginson ve Smart, 2006: 900).

Tüm bu açıklamalardan yola çıkıldığında, bu farklılıkların iflastan önceki varsayılan süreci etkilemesi muhtemeldir. Kavramsal bir bakış açısından, varsayılan tanımlamalar, iki aşamalı bir mekanizma olarak görülebilir. İlk aşamada, bir firma borç yükümlülüklerini geri ödemez veya ödemelerini ertelemeyi seçer. Bu noktada, firma alacaklılarıyla gayri resmi (mahkeme dışı) yeniden yapılandırma müzakereleri yapabilir veya resmi iflas başvurusunda bulunabilir. İkinci aşamada, mahkeme dışı yeniden yapılandırmayı seçmeye bağlı olarak, müzakere süreci başarılı veya başarısız olabilir. Temerrüt'e düşmüş firmalar ve alacaklılarının yeniden yapılanması resmi prosedürden daha az maliyetli olduğu için gayri resmi yeniden müzakereleri tercih etme tercihleri vardır. İflas süreci nedeniyle firmalar ve alacaklıları maliyet tasarruflarını içselleştirmektedir. Ancak, iflas süreci, daha az maliyetli olmalarına rağmen, gayri resmi düzenlemeler her zaman mümkün değildir (Blazy vd., 2014: 248).

Burada işletmenin satışa çıkarılması veya faaliyetlerine son verilmesi hem zor hem de istenmeyen zor bir durumdur. Bunun nedeni ise, yaşan varlık olan işletmelerin, hem devlet hem yatırımcılar hem de alacaklılar için hayati derecede önemli bir kurumlar olmasıdır. İşletmenin genel ekonomiye katkısı, işsizliğe katkısı son derece önemlidir.

Özellikle ihracat yaparak ülkeye döviz kazandıran işletmeler, gelişmekte olan ülkelerin ekonomik durumlarına çok büyük anlamda katkı sağlamaktadırlar. Bu yüzden işletmelerin başarısız olmadan önce tahmin edilmesi ve iflasın önüne geçilmesi gerekmektedir.

1.4. Finansal Başarısızlığı Tahmin Etmenin Yararları

Küresel ekonominin ve müşteri talebinin köklü bir şekilde değişmesiyle, işletmeler güçlü rekabet ve belirsiz finansal ortamla karşı karşıya kalmaktadır. Finansal sıkıntılarını tespit edemeyen ve erken aşamada önlem alamayan firmalar iflasa girecek, bu da sadece hissedarlara, alacaklılara, yöneticilere ve diğer ilgi alanlarına büyük zarar vermekle kalmaz, aynı zamanda sosyal ekonominin istikrarını da etkiler. Finansal başarısızlığı tahmin etmenin önemi, şirketlerin iflas etmesini önlemede önemli bir rol oynayabilir, bu nedenle finansal sıkıntı tahmini üzerine yapılan araştırmalar, muhasebe ve kurumsal finansal literatürde büyük ilgi görmektedir (Sun, 2009: 885-886). İşletmelerin faaliyetlerinin durması ve varlıkların tasfiyesi ya da eşitlikçi ya da yasal anlamda iflas anlamına gelen iş başarısızlığı, hem genel olarak iş dünyası hem de bir bütün olarak toplum için kritik öneme sahiptir. Finansal başarısızlığın tahmin edilmesi, kaynakların daha verimli kullanımlara tahsis edilmesine ilişkin zamanında karar verilmesine olanak tanır (Campbell vd., 2010: 1).

Finansal başarısızlık genellikle bir firmanın kronik ve ciddi kayıpları olduğunda ve/veya firma varlıklarıyla orantısız olan yükümlülüklerle iflas ettiğinde ortaya çıkar. Finansal başarısızlığın yaygın olarak tanımlanmış nedenleri ve belirtileri arasında kötü yönetim, otokratik liderlik ve piyasada başarılı bir şekilde faaliyet gösterme güçlükleri bulunmaktadır. Kurumsal iflas sadece iş dünyasında değil, bir bütün olarak toplumda da önemli kayıplara neden olmaktadır. Bu nedenle, doğru iflas tahmin modelleri yönetim, yatırımcılar, çalışanlar, hissedarlar ve diğer ilgili taraflar için çeşitli paydaşlar için kritik öneme sahiptir, çünkü kurulacak tahmin modelleri onlara zamanında uyarı vermektedir (Xu, 2009: 366).

Sonuç olarak işletmeler küresel ölçekte yatırımcılarla, müşterilerle ve rakiplerle uğraşıyorlar. Bu durum işletmeleri büyük bir belirsizliğe sürüklüyor. Belirsizliğin yüksek olduğu ortamlarda, finansal başarısızlığı tahmin etmek gittikçe karmaşıklaşmakta ve risk tahmini daha önemli hale gelmektedir. Finansal başarısızlığın

erken belirlenmesi ve bu duruma erken müdahale, finansal başarısızlığın hem şirketler hem de yatırımcılar üzerindeki olumsuz etkilerini en aza indirebilir. Yatırımcılar ve borç verenler bir şirket hakkında karar aldıklarında, şirketlerin finansal tablolarını çeşitli analiz teknikleriyle analiz ederler. Aynı şekilde, şirket sahipleri ve yöneticileri de kendi finansal tablolarını inceleyerek ve stratejik kararlarını şekillendirerek şirketin mevcut durumu hakkında bilgi sahibi olurlar (Bulut ve Şimşek, 2018: 178).

1.4.1. Devlet Açısından Önemi

Son yıllarda dünyada ve ülkemizde devletler bazı stratejik teşebbüsler hariç çoğunlukla ekonomik aktiviteleri özel sektör eliyle yürütmektedir. Özetle devletler sağlık, eğitim ve adalet hizmetleri gibi konularda faaliyet göstermektedir. Burada devletler genel ekonomik faaliyetlerin fiilen içinde olmamakla birlikte düzenleyici denetleyici rolünü etkin bir şekilde yürütmektedir. Devletler biraz önce yukarıda bahsettiğimiz hizmetleri verebilmek için bütçelerinin gelir kalemlerinde ülkede faaliyette bulunan işletmelerden elde edeceği gelir vergisi ve kurumlar vergisi önemli bir yer tutmaktadır. Bir başka açıdan ülkedeki mevcut işletme sayısı ve çalışanları devletin maliye ve ekonomi politikaları açısından büyük önem taşımaktadır.

1.4.2. İşletmeyi Yönetenler Açısından Önemi

Yapılan birçok çalışmaya göre finansal başarısızlığın en büyük nedeninin, yönetsel sorunlardan kaynaklandığı ortaya koymaktadır. Zaman zaman etkili yönetim davranışları sergileyemeyen, işletme sahipleri ile rekabet içine girerek işletmelerinin gelecekteki hedeflerini gerçekleştirmekte zafiyet gösteren işletme yönetim kademesi içinde bulundukları kurumun başarısız olmasına neden olmakta hatta bu durum iflas ile sonuçlanmaktadır. Bu yüzden işletme yönetim kademesi için finansal başarısızlık tahmin çalışmalarına ağırlık vererek veya finansal başarısızlık tahmini ile ilgili modeller kurarak başarısız olmadan bir yıl, iki yıl ve üç önceden var olan sorunları önceden belirleyerek ve bu sorunları çözerek işletmelerini bu durumdan kurtarabilirler. Bunun yanında finansal başarısızlığın tahmin edilmesi sadece işletmelerin kendisi için değil aynı zaman da birlikte çalışılan tüm paydaşlar içinde önemlidir. Etkin bir başarısızlık tahmin modeli rakiplerin finansal durumun tespit edilmesine ve bunun sonucunda rekabet avantajı sağlanmasına yardımcı olmaktadır.

İşletmeler mali açıdan sorunlar ile karşılaştıklarında özellikle sermaye piyasalarında işlem gören firmaların piyasa değeri azalma göstermektedir. Böyle bir durumda işletmenin pay senetlerini alarak işletmeye finansman sağlayan yatırımcıları ve işletme ile iş yapmakta olan paydaşları önemli ölçüde etkilemektedir. Literatürde yayılma etkisi olarak adlandırılan bu durum iflasın toplam maliyetinden daha fazla olmaktadır. İşletmeler finansal başarısızlığı öngörüp tekrar bir yapılanma içerisine girme maliyetleri de çok yüksek olmaktadır. Bundan dolayı bile finansal başarısızlığı önceden tespit etmek yöneticiler için hayati önem taşımaktadır (Brabazon vd., 2002: 1).

İşletme yönetimi, işletmenin finansal durumunu kontrol ederken tarafsız davranmalı, işletmenin tarihsel verilerini ve aynı sektörde faaliyette bulunan rakip firmaların, mali oranları ve kendi mali oranlarını analiz etmeli ve başarısızlık tahmin modelleri ile sonuçları karşılaştırmalıdır. Bu şekilde işletmenin başarılı olduğu veya başarısız olduğu taraflar değerlendirilerek alınması gereken önlemler alınmalıdır (Çelik, 2009: 19).

İşletme yönetim kademesi başarısızlık ile ilgili işaretler alırsa burada yapılması gereken başarısızlığı engelleme konusunda herhangi bir çabanın yapıp yapılamayacağı hususunu değerlendirmelidir. Şayet başarısızlıktan kurtulmanın imkânsız olduğu kanısına varılırsa, işletmenin devri veya başka bir işletme ile birleşme yoluna gidilmelidir. Bunun nedeni ise erken başarısızlık tahmini ile işletmenin durumu daha kötüye gitmeden yani işletmenin pazarlık gücü mevcut iken daha kolay olmasıdır. Bununla birlikte, hem finansal açıdan hem pazar hem de yönetsel açıdan güçlü işletmeler, pazar payını artırmak ve daha da güçlenmek için finansal anlamda başarısız olan işletmeleri satın alma veya onlarla birleşme yoluna gitmektedirler (Altman, 1988: 110-112).

Aynı şekilde, firmaların finansal yönetimleri de, doğru ve zamanında uyarılar ile mali yönetimini sağladıkları firmanın, iflas riskini en aza indirgeyebilecek tedbirleri alabilmek için, güvenilir iflas riski tahmini modellerine ihtiyaç duymaktadır (Shakeri vd, 2019: 1).

1.4.3. Yatırımcılar Açısından Önemi

İşletmelerin finansal başarısızlığı ve iflas riski tahmini, işletmenin paydaşları olan yatırımcıları için son derece önemli iktisadi etkileri vardır. Bundan dolayı

iřletmelerin başarısızlıđının veya iflasının tahmin edilmesinde etkili tahmin modellerine ihtiya duyulmaktadır (Shakeri vd, 2019: 1). Oluřturulacak etkili tahmin modelleri aracılıđıyla iřletmeye fon sađlayan yatırımcıların yatırımlarının zarara uğraması, atıl alanlara aktarılmaması ve en uygun fon kullanımı sađlanarak, lke ekonomisine fayda sađlanmış olacaktır. Bu tahmin modellerinin kullanılmasıyla fonlar rasyonel bir řekilde paylařtırılacak, iřletmelere fon sađlayıcılar korunmuş olacak ve gelecekteki fon ihtiyacı iin sıkıntı yařamadan pazarda rakiplerine oranla daha gl bir finansal yapıya sahip olacaklardır (Akko, 2007: 29).

Ayrıca sermaye piyasalarında iřlem gren firmaların, bu piyasalarda iřlem gren, sermaye piyasası araçları (tahvil, pay senetleri) ile finansal başarısızlık olgusu ile sıkı bir iliřki mevcuttur. İřletmelere fon giriři sađlayan bu sermaye piyasası araçları, iřletmeye yatırım yapmış veya yatırım yapma ihtimali bulunanların finansal başarısızlık kavramı hakkında bilgi sahibi olmaları yatırım yaparken bu başarısızlık modellerini kullanmaları yatırımcılar iin hayati nem tařımaktadır. Yani finansal anlamda firmanın başarısız olacađını tahmin edebilen yatırımcı bu firmanın hisse senetlerini almak istemez ve hisse senedi deđer kaybettiđinde daha dřk maliyetler alım yaparak hem firmaya fon sađlamış olur hem de kar elde etmiş olur (elik, 2009: 21).

1.4.4. İř ve İři Kuruluřları Aısından nemi

Bilindiđi zere bir lkede alıřan iřiler ve bu iřilerin hak ve menfaatlerini savunan sendikalar iřletmelerin mali tablolarını analiz ederek cret zammı veya iřletmenin finansal durumuna gre iřiler yararına bazı kazanımlar hakkında talepte bulunabilirler. Bunun yanı sıra yeleri oldukları iřletmelerin geleceđi zerine tahminde bulunmak ve kendi gelecekleri bakımından ok byk nem arz etmektedir. Ayrıca finansal bakımdan başarısız olma ynnde bir tahminde bulunan iři temsilcileri iřilerin mali haklarından ziyade iřletmenin geleceđi, srekli liđi hakkında iřletme yneticilerine gerekli nlemlerin alınması gibi konularda yardımcı olmaktadır (Keskin, 2002: 15).

İřletmeler iin emek gc her ne kadar teknolojinin geliřmesiyle geri planda gibi grnse de iř gc iřletmenin gelecekteki varlıđıyla dođrudan ilgilidir. Zira iřletmenin eřitli birimlerde alıřan ve retime dođrudan katkıda bulunan iřiler ve iřilerin hak ve menfaattarını korumak ve geliřtirmek ile grevli kuruluřların, bu grevlerini yerine

getirebilmeleri için işletmenin geleceği hakkında tahminde bulunması kendi gelecekleri açısından önemlidir. Bu kuruluşlar işletmenin finansal tablolarını yorumlamak suretiyle işletmenin mali durumu hakkında bilgi sahip olmak ve başarı durumunda, sorumlu oldukları işçiler için daha iyi imkânlar sağlamak için işletme yönetiminden ücret artışı isteyebilirler. Eğer yapılan değerlendirme sonucu işletmenin gelecekte finansal anlamda başarısız olacağı tahmin edilirse, ücret artışı yerine işletme için mevcut sorunlar için çözüm önerileri işletme yönetimine sunulabilmektedir. Ayrıca böyle bir durumda işletme çalışanları, daha özverili çalışarak işletmeleri için fedakârlıkta bulunabilirler (Salur, 2015: 34).

1.4.5. Kredi Verenler Açısından Önemi

Ekonomik faaliyetlerde bulunan, ekonomik faaliyetlerin içinde bulunan fon talebinde bulunan yatırımcılar kadar fon sağlayıcılar için de hayati öneme sahip olan finansal başarısızlık tahmin modellerinin kullanılması son derece önemlidir. Dünyada ve ülkemizde finansal piyasaya fon arz edenler, kredi kararları verirken yapılan risk analizleri çerçevesinde, genel ekonomik aktiviteleri dikkate alarak ve faaliyette bulundukları sistemin sağlıklı işleyebilmesi için finansal başarısızlık tahmin modellerinin kullanımı büyük önem arz etmektedirler. Kredi verenlerin üzerinde durması gereken en önemli konu, iflas etmek üzere olan, başarısız olması ihtimal işletmelere verilecek olan kredilerin, fon sağlayıcılara geri dönmemesi, sağlanmış olan fonların verimli kullanılmadığı ve ülke kaynaklarının heba edilmesine neden olmaktadır. Ayrıca başarısızlık tahmini yapılmadan başarısız bir firmaya kredi kullandırılması, gerçekten krediye ihtiyacı olan firmalara bu fonların aktarılmaması genel ekonomik faaliyetleri olumsuz etkileyecektir (Keskin, 2002: 13).

İşletmelere fon sağlayanlar arasında bulunan finansal kuruluşlar, sağlamış oldukları kredilerin sağlıklı bir şekilde geri alınabilmesi için, finansal başarısızlık tahminine ihtiyaç duymaktadırlar. Bunun için çeşitli başarısızlık tahmin modelleri kullanılmaktadır. Finansal kuruluşlar bu sayede risk analizi ile sağlayacakları fonlara istenecek faiz oranlarını belirlemektedirler. Bu yaklaşım kredi kullandırmanın yanında, kredilerin geri alınamaması hususunda, daha az batık kredi problemlerinin çözümünde de kullanılmaktadır. Daha da önemlisi gelecekte kullanılacak fonların risklerini

tahmin etmek için finansal başarısızlık tahmin modelleri ayrıca önem kazanmaktadır (Atiya, 2001: 929).

1.4.6. Düzenleyici Kuruluşlar Açısından Önemi

Bilindiği üzere faaliyetlerine devam eden işletmeler, hem özel hem devlet hem de kendi iç denetçiler tarafından denetlenmektedir. Bu bakımdan, bir işletmenin denetlenmesi ve bu denetim sonucunda hazırlanan denetim raporu düzenlenirken, bahse konu denetimi yapılan firmanın bu raporlar doğrultusunda, şu an ki faaliyeti bakımından veya gelecekte herhangi bir şekilde finansal anlamda sıkıntı içine düşüp düşmeyeceği ihtimalinin yorumlanması son derece önemlidir (Mselmi vd., 2017:79). Bilindiği üzere hızlı değişen dünyada finansal raporlara ihtiyaç duyan, paydaşların hayatta kalabilmeleri zor ekonomik koşullarda, rekabetin güçlü ortamlarda finansal başarısızlığın önceden tahmin etmek ve bu tahmini yapabilmek içinde bağımsız denetim kuruluşların sağlamış olduğu raporları iyi değerlendirmeleri son derece önemlidir. Ayrıca dünyada sürekli meydana gelen krizler, politikal değişimler işletmeler üzerinde olumsuz etkiler bırakmaktadır. Bu köklü değişimlere ayak uydurabilen işletmeler faaliyetlerini devam ettirebilirken, bu değişimlere ayak uyduramayan işletmeler ise finansal sıkıntı yaşamaktadırlar. Bu yüzden hem başarılı firmalar hem de finansal sıkıntı yaşayan işletmeler, bağımsız kuruluşların veya kendi finansal uzmanlarının, hazırlamış oldukları finansal raporların iyi analiz edilmesi, hem finansal sıkıntıya düşebilecek hem de finansal sıkıntı içinde bulunan işletmelerin önceden bilinmesi önemlidir (Ko ve Lin, 2006: 84).

Bilindiği üzere dünyada olduğu gibi ülkemizde de düzenleyici ve denetleyici kurum ve kuruluşlar bulunmaktadır. Bu kuruluşların vereceği kararlar veya raporlar toplumun büyük bir bölümünü etkilemektedir. Bu yüzden düzenleyici ve denetleyici kurum ve kuruluşlar, faaliyetlerine devam eden işletmeleri, bunlara finansman sağlayan bankaları ve sigorta şirketlerini ekonomin büyük bölümünü oluşturdıkları ve büyük bir etki alanından dolayı, sürekli gözlem altında tutmakta ve belirli dönemlerde haberli veya habersiz denetlenmektedir. Bu incelemeler sonucunda, eğer olumsuz faaliyetler söz konusu ise gerekli önleyici yasal veya cezai tedbirler almaktadırlar. Bu kuruluşlara örnek verecek olursak “Sermaye Piyasası Kurulu (SPK), Bankacılık Düzenleme ve Denetleme Kurumu (BDDK), Merkez Bankası (MB), Tasarruf Mevduatı Sigorta Fonu

(TMSF) şekilde sıralanabilir. Buradan yola çıkacak olursak bu şekilde düzenleyici ve denetleyici kuruluşlar, finansal başarısızlığı önceden tahmin ederek toplumun büyük kesiminin zarar görmesini sağlayabilir. Bu yüzden bu kuruluşların finansal başarısızlığı önceden tahmin edebilecek istatistiksel tahmin modellerini etkin bir şekilde kullanmalara son derece faydalı olabilecektir. Bu tür kuruluşlar için yapılan tahmin modellerinin etkili kullanımı, yapılan kontroller ve denetimlerin etkisini artıracaktır. Düzenleyici kuruluşların bu modelleri kullanması, başarısız olma ihtimali olan işletmeleri, daha dikkatli inceleyerek kontrol altında tutarlar ve gelecekte önemli etkileri olacak sorunları engellemiş olurlar (Ergin,1992: 23).

1.4.7. Bağımsız Denetçiler Açısından Önemi

Geniş anlamda bağımsız denetim, işletme ile bağlantısı olmayan, belirli kanun ve yönetmelikler kapsamında kurulmuş, denetleyecekleri işletmeler hususunda işletme yöneticilerine, devlete veya finansal tablo kullanıcılarına hazırladıkları raporlar aracılığıyla doğru bilgi verilmesidir. Bağımsız denetçilerin denetimi, finansal tabloların sadece incelenmesi olarak kısıtlı bir denetimi ifade etmektedir. Finansal hesap kayıtlarının, belgelerin kapsamlı araştırılması ve değerlendirilmesi sonucu hazırlanan raporların, yatırımcıların veya ilgili kurum ve kuruluşlara sunulmasıdır. Bu hazırlanan raporların önemi ise, yatırımcılara, ortaklara, finans kurumlarına ve düzenleyici kurumlara faydalı bilgiler sağlamasıdır. Ayrıca bu raporların pay senetleri üzerine de etkisi bulunmaktadır (Kepekçi, 2000:1; Ulusoy, 2007: 38).

İşletmeler faaliyetlerini sürdürürken hem işletme için hem de dış bilgi kullanıcıları için mali tabloların hazırlanması gerekmektedir. Bu mali tablolarının gerçeğe uygun olup olmadıklarının tespitini, bağımsız kuruluşlar yapmaktadır. Bu mali tabloların kullanımı açısından bakıldığında, çok geniş kullanıcı grubu bulunmaktadır. Bunlar, devlet, işletme sahipleri, ortaklar, kredi kuruluşları ve yatırımcılar olarak sıralanabilir. Geniş bir kitlenin mali tabloları dikkate aldığı düşünüldüğünde, bağımsız kuruluşların sorumluluğu son derece önemlidir (Kılıç, 2011: 24).

Bağımsız kuruluşların yapmış oldukları denetimlerde, oluşturdukları denetim raporlarında yanıltıcı bilgi, hatalar veya eksiklikler olması durumunda, piyasa düzenleyici kurum ve kuruluşlar tarafından, yatırımcıların kaynaklarının kötüye kullanılması veya oluşabilecek mağduriyetlerin önüne geçebilmek için caydırıcı

yaptırımlar uygulanmaktadır. Bu durum aynı zamanda, bağımsız kuruluşlar için oluşturulan denetim standartları çerçevesinde, tüm dünya ülkelerinde uygulanmaktadır. Örnek vermek gerekirse ABD’de bir bağımsız denetim şirketinin yanltıcı denetim sonucu nedeniyle oluşan mağduriyetten dolayı yatırımcılara tazminat ödenmesi durumu oluşmuştur. Bunun için dış denetçilere büyük sorumluluk yüklenmektedir. İşletmelerin mali tabloları üzerinde çalışma yapan dış denetçilerin yapmış oldukları inceleme sonucunda, raporlarda meydana gelen hatalar ve eksiklikler nedeniyle dış denetçilere ciddi sorumluluklar yüklenmektedir. Şayet bağımsız denetim kuruluşlarının finansal başarısızlık tahmin modellerini kullanılması durumunda, finansal yönden sıkıntılı olduğu anlaşılan işletmeler üzerine eğilerek, bu işletmelere daha fazla zaman ayırabileceklerdir (Aktaş, 1997: 20).

İKİNCİ BÖLÜM

Tezin bu bölümünde, “Finansal Başarısızlığın Tahmin Edilmesinde Kullanılan Yöntemler” geleneksel yaklaşımlar ve yeni yaklaşımlar başlıklarında açıklanarak, tezin yönteminde kullanılacak Makine Öğrenme Modeli ve Altman Z-skoru kapsamlı bir şekilde açıklanacaktır. Ayrıca finansal başarısızlık tahmininde yapılan çalışmalar literatür taraması başlığı altında özetlenecektir.

2. FİNANSAL BAŞARISIZLIĞIN TAHMİN EDİLMESİNDE KULLANILAN YÖNTEMLER

2.1. Finansal Başarısızlık Tahminine Yönelik Geleneksel Yaklaşımlar

2.1.1. Tek Değişkenli İstatistiksel Modeller

Tek değişkenli istatistiksel modeller, finansal başarısızlığı tahmin etmede kullanılan istatistiksel modellerdir. Bu modellerde işletmelerin finansal anlamda performanslarını ölçmek için finansal oranlar tek başlarına ele alınır ve işletmenin finansal durumu hakkında bir değerlendirme yaparak işletmelerin başarılı yada başarısızlığı hakkında finansal bilgi sağlayıcılarına katkıda bulunan modellerdir (Aktaş vd., 2003:4). Bu modellerin temel gayesi, ele alınan değişkenin tek bir bağımsız değişken olduğu ve tüm birimlerin sabit kabul edilerek bu değişkenin tek bir bağımsız değişkenle olan ilişkisini değerlendirmek ve sonuca varmaktır (Doğrul, 2009: 56).

Başka bir deyişle bu yöntem işletmenin başarı ve başarısızlık durumlarını finansal oranlar yardımı ile tek tek değerlendirilerek işletmenin geleceği hakkında tahminde bulunması için kullanılan bir yöntemdir (Keskin ve Özselçuk, 1988: 9).

Bu modelde başarılı ve başarısız işletmeler en fazla karlılık durumuna göre belirlenir ve başarılı ve başarısız olan işletmede ki finansal oranlar arasında en fazla farklılık gösteren oranların belirlenmesi amaçlanmıştır. Burada başarısızlığı belirlemede kullanılan finansal oranların ağırlıkları tam olarak ortaya çıkarılamadığı için elde sonuçlar işletmenin geleceğiyle ilgili net bir fikir ortaya koyamamaktadır (Yıldız, 1995: 19).

Tek deęişkenli analiz modeli, bir dizi kısıtlayıcı varsayıma dayanır. Özellikle, tek deęişkenli analiz, oranlar, bağımsız deęişkenler ve kurumsal başarısızlık, bağımlı deęişken arasında doğrusal bir ilişki olduğunu varsayar. Bununla birlikte, bu varsayım pratikte geçerli olmayabilir, bu nedenle tek deęişkenli analizden herhangi bir sonucu sorgulanabilir kılar. Örneğin, bir şirket belirli bir orana göre başarısız, farklı bir orana göre başarısız olmayan olarak sınıflandırılır. Bu sınırlama “tutarsızlık sorunu” olarak adlandırılır. Tek deęişkenli analize yöneltile eleştiri, tek başına tek bir oranın bir şirketin doğrusal olmayan ve çok boyutlu durumunu kapsayamayacağıdır. Ayrıca, tek deęişkenli bir analizde optimal kesişim noktası geriye dönük olarak “deneme yanılma” esasına göre seçilir. Bu, kesme noktasının örneğe özgü olduğu ve dolayısıyla tek deęişkenli modelin gerçek ön tahmin doğruluğunun elde edilenden daha az olduğu anlamına gelir. Ayrıca, tek deęişkenli analiz, Tip I ve Tip II hatalarının göreceli maliyetini hesaba katmakta başarısızdır (Argyrou, 2006: 11).

Tek deęişkenli istatistiki modellerde kullanılan istatistiki teknikler ise basit regresyon analizi, tekli diskriminant analizi ve markov zincir analizi gibi tekniklerdir (Aktas, 1997: 25-26).

Tek boyutlu modele getirilen eleştiriler ise; (Altman, 1983: 101-110).

- Bu modelde tek deęişken kullanıldığı için sağlıklı analiz yapılamamakta ve finansal bilgi sağlayıcılarına yanlış bilgi sunulmaktadır.
- Bu modelde kullanılan finansal oranın etki oranı düşük olabilir fakat başka bir modelde bu finansal oranın etkisi daha fazla olabilir.
- Bu modelde analizi yapılan işletmenin tamamını değerlendirmek imkânsızdır.

Literatürde bu yöntemler önemini yitirdiği için ve yerini çok deęişkenli istatistiki yöntemlere bıraktığı için bu bölümde daha az değinilmiştir. Ayrıca tek deęişkenli istatistiki modeller ile ilgili yapılan çalışmalara literatür kısmında değinilecektir.

2.1.1.1. Basit Regresyon Analizi

Normal dağılım gösteren bir bağımlı ve bir bağımsız deęişkenin aralarındaki ilişkiyi tahmin etmede kullanılan istatistiksel analizdir. Bu analiz genel olarak $y=a+bx$ fonksiyonuyla gösterilen bir denklemdir. Bu denklemde gösterilen “a” $x=0$ iken y ’nin alacağı değeri gösteren sabit bir terimi göstermekte iken; “b” ise x ’deki bir birim

değişmenin y 'de yol açtığı ortalama değişimi gösteren regresyon katsayısını ifade etmektedir (Büyüköztürk, 2012: 91).

Başka bir deyişle, bu analizde tek bir bağımsız değişken kullanılmaktadır. Ve bu değişkenler birbiri ile sebep sonuç ilişkisi içerisindedir. Örnekle açıklayacak olursak; bir ürünün fiyatının ucuz olması (bağımsız değişken $-x$) bu ürünün satışını (bağımlı değişken $-y$) etkileyebilir. Ya da bu ürünün kaliteli olması (bağımsız değişken $-x$), pazarda tutundurulmasını (bağımlı değişken $-y$) olumlu yönde etkileyebilir. Bu denklemde anlaşılağı üzere basit regresyon analizi iki değişkenin birbirleri ile olan ilişkisini açıklamaktadır. Basit regresyon analizinde denkleme alınan değişkenlerin ait olduğu gözlem değerleri ele alınarak hesap yapılacak çalışmada kurulacak modelin tahmini yapılır (Gürbüz ve Şahin, 2015: 268).

Modelde ele alınacak değişkenler arasındaki dağılımın normal dağılımda olması bu yöntemin uygulanmasında önemlidir. Günümüzde çok sık kullanılmamasının nedeni başarısızlık tahmininde ele alınan mali oranların dağılımın normal olmamasından kaynaklanmaktadır. Ancak finansal başarısızlık tahminlerinde kullanılan finansal oranlar normal bir dağılım göstermediklerinden dolayı basit regresyon analizi günümüzdeki finansal başarısızlık tahminlerinde pek sık kullanılmamaktadır (Doğrul, 2009: 56).

2.1.1.2. Tekli Diskriminant Analizi

Genel olarak diskriminant analizi, kullanılacak değişkenlerin birden fazla bileşimini belirleyerek gruplar arasındaki farklılık derecelerinin seviyelerini ölçmeye yarayan bir veya daha fazla fonksiyon oluşturmaktır (Büyüköztürk, 2004: 88)

Yani diskriminant analizi kullandıkları değişken sayıları itibariyle tek değişkenli ya da çok değişkenli analiz olarak ifade edilmektedir. Eğer analizde tek değişken kullanılmış ise tekli diskriminant analizi, birden fazla değişken kullanılmış ise çok değişkenli analiz diskriminant analizi olarak tanımlanır. Tekli diskriminant analizi kullanılarak yapılacak olan bir başarısızlık analizde sonuçlar gerçeğı tam olarak yansıtmayacağı için bu analizin kullanılması sağlıklı sonuç alınmasını etkileyecektir (Salur, 2015: 38).

Bir tane finansal oran analize alınarak yapılacak olan başarısızlık tahmini sağlıklı sonuçlar vermediğı anlaşıldığı için artık yaygınlığını yitirmiştir.

2.1.1.3. Markov Zincir Analizi

Markov zincir analizi, bir olayın geçmişteki ve şimdiki durumunu inceleyerek gelecekteki davranışının şartlı olasılığı üzerine bilgi veren bir analiz sürecidir. Bu analizin temeli, Markov tarafından 20. Yüzyılın başlarında yapmış olduğu Brownian yöntemi olarak da bilinen çalışması ile ortaya çıkmıştır (Caouett vd., 2008: 560).

Markov analizinden gelecek olaylarından tahmin edilmesinde çok fazla kullanıldığı bilinmektedir. Bilindiği üzere yaşıntımızdaki olayların çoğu zaman içinde değişkenlik göstermektedir. Analizde eğer sistem birden fazla değeri aynı anda açıklıyorsa bu sisteme dinamik sitem denir (Cinemre, 2003: 48).

Geçiş olasılıkları önceki durumlara değil, yalnızca sistemin mevcut durumuna bağlıysa, bir sürecin "Markov Süreci" olduğu söylenir. Bu, Markov modellerinin temel yönüdür ve genellikle Markov varsayımı olarak anılır. Markov varsayımından dolayı, Markov modelleri geleceği tahmin etmek için sistemin geçmiş durumlarının bilgisine gerek olmadığını savunmaktadır. Markov Karar Süreçleri (MDP'ler) adı verilen Markov süreçlerinin ve Markov zincirlerinin bir uzantısı, sisteme eylemler uygulayarak modelleyicinin sistemdeki nesnelerle etkileşime girmesine izin verilen bir süreçtir. Sisteme bir eylem uygulamak, bir dizi zaman adımı için geçiş matrisini değiştirmek olarak düşünülebilir. MDP'ler, sonuçların kısmen rastgele ve kısmen de karar vericinin kontrolü altında olduğu durumlarda karar vermenin etkisini incelemeye yardımcı olmak için kullanılır (Ramaswamy, 2020: 9-10).

Markov zincirleri, yaygın olarak kullanılmasının başka bir nedeni de değişkenlik gösteren sistemler ve olasılıklı sistemlerin değerlendirilmesinde oluşturulan sistemin zaman içinde alacağı farklı durumlar arasındaki değişimin tespit edilmesinin sağlamasıdır (Wang ve Puterman, 1999: 855).

Yöntemin bir diğer özelliği ise, oluşturulan sistemin anlık durumunu tahmin etmesinin yanında uzun vadede de ortaya çıkacağı durumu tahmin etme becerisi vardır. Günümüzde çok kullanılsa da bu yöntem simülasyon modeli olması sebebiyle bir tahmin aracı olarak açıklanmıştır (Taha, 2003: 641-644).

2.1.2. Çok Değişkenli İstatistiksel Modeller

Daha önce bahsedilen tek değişkenli istatistiksel modellerinin başarıları oranı düşük ya da aynı çalışmalarda farklı sonuçlar vermelerinden dolayı güvenilirliklerini yitirmişlerdir ve çok değişkenli istatistik modellerine bırakmışlardır. Bu modeller yardımıyla işletmelerin finansal yapıları ayrıntılı biçimde analiz edilmeleri sağlamıştır.

Altman'ı (1968) takiben sonraki araştırmacıların çoğu, iflas tahmin modellerini tek bir orana dayandırmanın, finansal başarısızlığın karmaşıklığını yakalamak için fazla basit olduğunu ileri sürmüşlerdir. Sonuç olarak, çoğu, oran kombinasyonlarını içeren tahmin formüllerini türetmek için çok değişkenli istatistiksel modelleri kullanmaya başlamışlardır. Tek değişkenli modellerde tek bir finansal oran kullanımı elde edilen sonuçları açıklamada düşük kalırken, bir den fazla oran kullanarak oluşturulan modellerde sonuçların açıklayıcılığı daha yüksek olmaktadır. Dahası tek değişkenli modellerin kullanılmaya başladığı dönemler göz alındığında veri setinin büyük olduğu çalışmalarda yeterli analiz yapılamaz iken günümüzde kullanılan analiz tekniklerini gelişmesi ile ne kadar değişken kullanılırsa kullanılsın yapılacak analizlerin doğruluk oranı artmaktadır. Tek değişkenli modellerin eleştirilen yönlerinden dolayı ortaya çıkan çok değişkenli modellerden elde edilen sonuçlar daha güvenilir ve istikrarlı olduklarından bu modellerin kullanımı yaygınlaşmıştır (Scott, 1981: 321-326).

2.1.2.1. Çok Değişkenli Diskriminant Analizine Altman Z-Skoru

Diskriminant analizi (DA) genellikle 'k' ölçülen değişkenlerden doğrusal bir kombinasyon olarak grupları ayırmada seçilen her değişkenin katkısını tanımlamak için kullanılır; kullanılan minimum doğrusal kombinasyon sayısı birdir. Ayrıca, yeni bir bireyi önceden tanımlanmış gruplardan birine tahsis etmek veya tahmin etmek için doğrusal veya ikinci dereceden bir fonksiyon kullanılabilir. Model çeşitli değişkenlerin katkısını belirlemek ve seçilen çeşitli değişkenler ile gözlemler arasındaki ilişkiyi incelemek için de kullanılabilir. Diskriminant analizinin sonucu olarak matematiksel bir model oluşturulabilir; bu model, grup elemanlarının tahmini için kullanılabilir. Çok değişkenli analiz, her deneysel birimde ölçülen çeşitli değişkenlerden 'k' elde edilen veri değerlerini analiz etmek için kullanılan birçok yöntemden oluşur. Araştırmacılar genellikle seçilen her değişkenin çeşitli grupları ayırmadaki katkısını belirlemekle ilgilenirler (Alkarkhi ve Alqaraghuli, 2020: 73).

Bu analizde, gözlemlerin iki veya daha fazla bağımsız değişkene dayalı olarak sınıflandırılmasında kullanılan çok değişkenli bir istatistiksel yöntemdir. Bu yöntem, bir gözlemin hangi gruba ait olduğunu belirler. Çok değişkenli diskriminant analizi, maksimum doğru sınıflandırma olasılığı üzerinde durur ve gözlemleri önceden belirlenmiş gruplara ayırmak için ayırt edici işlevler veya sınıflandırma işlevleri olarak adlandırılan bağımsız değişkenlerin bazı doğrusal kombinasyonlarını oluşturur. Bunu yanı sıra gruplar arasındaki oranı kareler toplamı/gruplar toplamı kareleri içinde maksimize edecek şekilde oluşturulmuştur. Grupları en iyi şekilde ayırmak için ilk ayırıcı işlevi hesaplanacak şekilde oluşturulmuştur. İkinci ayırıcı işlevi, grupları en iyi şekilde ayırmak için hesaplanır ve birinciyle ilişkilendirilmez ve bu şekilde, maksimum ayırıcı işlev sayısına ulaşmak için hesaplama yapılır (Rafiei vd., 2011: 10212-10213).

Çok değişkenli diskriminant analizi (MDA), başarısız şirketleri sağlıklı şirketlerden ayıran en iyi finansal oranları belirlemek ve yıldan yıla uzaklaşan modelin tahmin performansını araştırmak için diskriminant analizi kullanılan sınıflandırma görevlerini çözmek için en yaygın kullanılan bir teknik olarak hala kullanılmaktadır. MDA modelleri, tahmincilerin doğrusal bir kombinasyonundan oluşur. Ayırıcı işlevi, başarısızlık ve sağlıklı şirketler arasındaki en iyi ayrımı sağlamayı amaçlamaktadır. Çok değişkenli normal dağılmış bağımsız değişkenlerin varsayımları ve başarısızlık ve sağlıklı sınıf boyunca eşit varyans-kovaryans matrisleri, MDA'nın uygulanması için çok önemlidir. Ancak, MDA tabanlı BFP(İş başarısızlığında popüler olan klasik istatistiksel yöntemler tahmin) ile ilgili çoğu çalışma, gerçek dünya verilerinin varsayımları karşılayıp karşılamadığını kontrol etmediği hususu sürekli tartışma konusu olmaktadır (Li vd, 2010: 5897).

Finansal başarısızlığı tahmin etmek için bu yöntem, her işletme için bir puanın tahmin edildiği bir "Ayırıcı Fonksiyon" belirlemesine yol açmaktadır. Bu puana göre işletmeler sağlıklı olanlar ve iflas edenler olmak üzere iki ana grupta toplanmaktadır. Diskriminant Analizi, aşağıdakiler gibi belirli varsayımların geçerliliğini varsayar:

- Bağımsız değişkenler çok normal bir dağılım içerir.
- Her grubun grup içi varyans ve kovaryans matrisleri eşittir.
- Refakatçinin sağlıklı olması için önceki olasılık, iflas etme olasılığına eşittir.

Yukarıdaki varsayımlardan herhangi birinin geçerli olmadığı ölçüde, yöntem daha düşük sonuçlar verir teorisine dayanmaktadır (Glezakos vd., 2010: 4).

MDA, ilgili şirket için ortak olan tüm bir özellik profilini ve bu özelliklerin etkileşimini dikkate alma avantajına sahiptir. Modelin temel formu denklem (1) 'de gösterilmiştir.

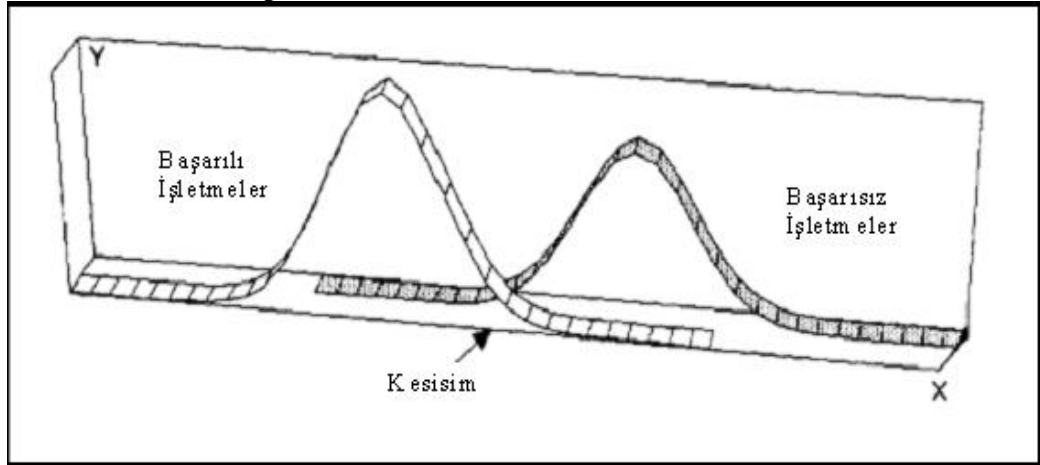
$$Z = \beta_0 + \beta_1 X_{1j} + \beta_2 X_{2j} + \dots + \beta_n X_{nj}, \quad (1)$$

β_i (i = 1, 2, ..., n) = Katsayı (ayırıcı) ağırlıkları.

X_i (i = 1, 2, ..., n) = Bağımsız değişkenler (yani, finansal oranlar)

Bu tek boyutlu denklem, her bir şirket için ayrı finansal oranları tek bir ayırt edici puana veya Z değerine dönüştürür. Yanlış sınıflandırma maliyetlerini en aza indirmek için hesaplanan bir kesme noktası, bir şirketin yeniden sınıflandırma için Z puanıyla karşılaştırılır. Bu Z puanı kesme sayısından büyükse, şirket sıkıntılı değil olarak sınıflandırılır. Z puanı kesme noktasından düşükse şirket sıkıntılı olarak sınıflandırılır. Modelin kullanımı iki güçlü istatistiksel varsayımla sınırlandırılmıştır. Birincisi, her gruptaki bağımsız değişkenlerin çok değişkenli normalliği ikincisi, iki grubun eşit varyans-kovaryans matrisleridir. Bu varsayımların, uygulamalarda sıklıkla ihlal edildiği öne sürülmektedir (Okay, 2015: 12).

Şekil 2. İki Gruplu Bir Diskriminant Analizinin Geometrik Gösterimi



Kaynak: Cybinski, 2001: 30.

MDA ve Logit modeli, varsayımların gerçek dünya verileriyle karşılanıp karşılanmadığına dair birçok tartışma olmasına rağmen, işletme başarısızlığında popüler

olan klasik istatistiksel yöntemler tahmini (BFP) alanında oldukça yaygın olarak kullanılmaktadır. Günümüzde, iş başarısızlığını tahmin etmek için yeni akıllı yöntemler oluşturmaya çalışan çok sayıda araştırma, oluşturdukları yöntemle bir karşılaştırma yapmak için hala MDA ve Logit kullanılmaktadır (Li vd., 2010: 5897).

Çok değişkenli diskriminant analizini (MDA), ilk kez Altman (1968) kurumsal iflas tahmini adlı çalışmasında finansal oranları kullanarak 1946-1965 yılları arasındaki 66 imalat şirketinin verilerini oran analizi ve diskriminant analizi ile değerlendirerek tek değişkenli modellerin yerini almıştır (Altman, 1968: 589-609). Diskriminant analizi sonucunda, ilk grubun yüzde 94'ünde iflasın doğru tahmin edilmesinde son derece doğru olduğunu ve gerçek grup sınıflandırmalarına atanan iflas eden ve iflas etmeyen gruplardaki tüm şirketlerin yüzde 95'inin doğru olduğunu kanıtlamıştır. Çalışmasında kullandığı değişkenler likidite, karlılık, kaldıraç, ödeme gücü ve faaliyet oranları dâhil olmak üzere beş standart oran kategorisine ayrılır. Oranlar;

1) Literatürdeki popülerliklerine, 2) çalışma ile potansiyel ilgilerine ve bu makalede başlatılan birkaç "yeni" orana göre seçilir. Orijinal değişken listesinden, kurumsal iflas tahmininde birlikte en iyi genel işi yapan beş değişken seçilir. Değişkenlerin nihai profiline ulaşmak için aşağıdaki prosedürler kullanılır: (1) İstatistiksel gözlem her bağımsız değişkenin göreceli katkılarının belirlenmesi dâhil olmak üzere çeşitli alternatif fonksiyonların önemi; (2) ilgili değişkenler arasındaki karşılıklı korelasyonların değerlendirilmesi; (3) çeşitli profillerin tahmin doğruluğunun gözlemlenmesi ve (4) yargı- analistin bahsi dikkate alınarak bağımsız değişkenleri belirlemiştir (Altman, 1968:594). Altman ilk olarak 1968'de oluşturduğu Z-Skoru aşağıdaki gibidir.

$$Z = .012X1 + .014X2 + .033X3 + .006X4 + .999X5 \text{ burada}$$

$$X1 = \text{İşletme sermayesi} / \text{Toplam varlıklar}$$

$$X2 = \text{Tutulan Kazançlar} / \text{Toplam varlıklar}$$

$$X3 = \text{Faiz ve vergiler öncesi kazanç} / \text{Toplam varlıklar}$$

$$X4 = \text{Piyasa değeri özkaynak} / \text{Toplam borcun defter değeri}$$

$$X5 = \text{Satış} / \text{Toplam varlıklar}$$

$$Z = \text{Genel Dizin}$$

Altman Z puanını, 2,99'un üzerinde olan tüm firmaların açıkça "iflas etmeyen" sektöre girdiği, Z'si 1,81'in altında olan firmaların hepsinin iflas ettiği sonucuna

varılmıştır. 1.81 ve 2.99 arasındaki kalan, hata sınıflandırmasına yatkınlık nedeniyle "cehalet bölgesi" veya "gri alan" olarak tanımlamıştır. Bu değerler aralığında hatalar görüldüğü için, Z değeri "cehalet bölgesi" içinde olan yeni bir firma hakkında kararsız kalacağını ifade etmiştir. Bu nedenle bu firmaları "gri alanda" sınıflandırmanın doğru olacağını açıklamıştır (Altman, 1968: 606).

Altman'ın değişik çalışmalar ve rastgele örnekleme sonucu tespit ettiği başarılı ve başarısız firmaları 5 finansal oran ile oluşturduğu model ile değerlendirmiş ve yüzde 95 oranında doğruluk derecesine ulaşmıştır (Aydın vd, 2015: 478).

Altman ilk olarak belirlediği Z-Skorunu daha sonra geliştirerek günümüzde kullanılan Zeta modeli olarak finans literatürüne sunmuştur. Altman, 1977 yılında, bu modeli geliştirmesindeki ana sebebi ise şu şekilde açıklamıştır. Mali verilerin elde edildiği muhasebe kayıtlarındaki değişiklikler ve bu modelde belli bir büyüklüğe ulaşamamış işletmeleri dikkate almaması olarak ifade etmiştir (Altman vd., 1977: 29).

Erken iflas çalışmaları başarısız şirketleri belirlemek için DA'yı kullansa da, bazı dezavantajları vardır. Bunlar, açıklayıcı değişkenlerin çok değişkenli bir normal dağılıma sahip olduğu varsayılr. Bununla birlikte, iflas araştırmalarında tipik olarak kullanılan değişkenlerin normal dağılmadığı iyi bilinmektedir. Başarısız olan ve olmayan şirketlerin örneklerinin kendi popülasyonlarından rastgele seçildiği varsayılr. Bununla birlikte, eşleşen çiftler tekniği bu varsayımı ihlal etmektedir. Örneğin, şirket büyüklüğü temelinde eşleştirme, iflas etmeyen örnekleme çok fazla sayıda küçük şirkete yol açar, çünkü küçük şirketler büyük şirketlere göre iflas etme olasılıkları daha yüksektir. Benzer şekilde, endüstri bazında eşleştirme, iflas etmeyen örnekleme durgunluğun vurduğu endüstrilerden çok sayıda şirkete yol açacaktır. Bu eleştirilere ek olarak, çoğu DA çalışması, yalnızca eşit grup kovaryans matrislerinin kısıtlaması karşılandığında optimal olan doğrusal bir sınıflandırma kuralı kullanmıştır (Lennox, 2016: 349).

Çalışmamızda Makine öğrenme ile Altman Z-Skoru karşılaştırılarak geleneksel ve yeni yaklaşımların başarı oranı kıyaslanmıştır.

2.1.2.2. Çok Değişkenli Regresyon Modeli

Regresyon analizi, uygulamalı istatistiğin tam merkezinde yer alır. Regresyon analizinin amacı, bir veya daha fazla yordayıcı değişkene dayalı olarak sürekli yanıt

değişkeni üzerinde tahminlerde bulunmaktadır. Modelde yalnızca tek bir yordayıcı değişken varsa, buna basit doğrusal regresyon denir. Birden fazla öngörücü varsa, buna çoklu doğrusal regresyon denir. Çoklu doğrusal regresyon, tek bir yanıt değişkeni üzerinde birkaç yordayıcı değişkenin eşzamanlı tahminini modellemeye çalışır. Çoklu doğrusal regresyon, modele tek bir tahmin ediciden fazlasını dâhil ederek basit doğrusal regresyondan farklıdır. Çoklu regresyon, diğer yordayıcıların etkisini ayırırken yordayıcıların katkısını değerlendirir (Elbakyan, 2020: 189-201).

Doğrusal regresyonlar, Pearson korelasyonunun (Pearson r) bir uzantısıdır. Korelasyonlar iki değişkenin birbiriyle ilişkili olup olmadığını belirlerken, regresyon analizleri bir değişkenin başka bir değişkenin sonucunu tahmin edip edemeyeceğini belirler. Bir değişkeni diğerine göre tahmin etmekle ilgilendiğimiz için, hangi değişkenin bağımlı (sonuç) değişken ve hangi değişkenin bağımsız (yordayıcı) değişken olduğuna karar verebiliriz. Korelasyon analizlerinden farklı olarak, regresyon analizlerindeki değişkenlerin yordayıcı veya sonuç değişkenleri olarak sınıflandırılması gerekir. Basit doğrusal regresyonda, tek bir sonuç değişkenini tahmin etmek veya tahmin etmek için yalnızca bir tahmin değişkeni kullanılır. Basit doğrusal regresyon için standart denklem $Y_i = (b_0 + b_1 X_i) + e_i$ dir, burada en uygun çizgi doğrunun eğimi veya tahmin değişkeninin regresyon katsayısı ile tanımlanır (b_1) ve çizginin y veya dikey eksenini (b_0) kesiştiği nokta. Y_i değişkeni, tahmin edilecek sonuç değişkeni, X_i , katılımcının yordayıcı değişken üzerindeki puanı ve e_i , en iyi uyum çizgisi ile gerçek katılımcının gözlemlenen puanı arasındaki fark olan hata veya kalan terimidir. Çoklu doğrusal regresyon ise "çok değişkenli" lineer regresyon olarak da adlandırılabilir. Bu, yalnızca birden fazla sonuç değişkeni olduğunda kullanılması gereken "çok değişkenli" terimiyle karıştırılabilir. Regresyon formülünde;

$$Y_i = (b_0 + b_1 X_{1i} + b_2 X_{2i} + \dots + b_n X_{ni}) + e_i,$$

Y_i değişkeni tahmin edilecek sonuç değişkeni, b_1 birinci yordayıcı değişkenin katsayısı (X_{1i}), b_2 ikinci yordayıcı değişkenin katsayısı (X_{2i}), b_n n. yordayıcı değişkenin katsayısıdır (X_{ni}) ve e_i , en iyi uyum çizgisinden tahmin edilen değer ile sonuç değişkeninin gerçek gözlenen değeri arasındaki fark olan hata terimidir (Olsen vd., 2020: 1260).

Bu analiz yöntemi finansal başarısızlığın tahmininde çok yaygın olarak kullanılmaktadır. Bu yöntemin geleneksel analiz yönetiminden farkı, kullanılan bağımlı

değişkenin aldığı değer bakımından farklıdır. Bu farklılığı finansal başarısızlığın tahmininde bağımlı değişkenini aldığı değerler başarısız firmalar için “0” başarılı firmalar için “1” değer olarak ifade edilmesidir. Regresyon yardımı aracılığıyla oluşturulan regresyon değeri ele alınan grubun tahminindeki kopuş değeri ile karşılaştırılır. Eğer kopuş değeri, regresyon değerinden büyük ise firma başarısız, aksi durumda firma başarılı olarak değerlendirilir (Aktaş vd., 2003: 5-6).

2.1.2.3. Lojistik Regresyon Modeli

Lojistik regresyon, ikili sonuçları modellemek için yaygın olarak kullanılan çok boyutlu bir yöntemdir. Karar verme konularını kapsayan modeller için uygundur, bu nedenle ekonomi ve finans literatüründe görünen istatistiksel analizlerde sıklıkla kullanılır. Regresyon modeli iki amaca hizmet eder: (1) yordayıcı değişkenlerin yeni değerleri için sonuç değişkenini tahmin edebilir ve (2) çalışılan fenomen hakkındaki soruları yanıtlamaya yardımcı olabilir, çünkü her bir öngörü değişkeninin katsayısı, bu değişkeni sonuç değişkenine, otomatik olarak diğer tahmin değişkenlerinin etkisini kontrol eder. Lojistik regresyon modeli, pek çok bağımsız değişkenin etkisinin incelenmesine izin verir, $X_1, \dots, X_k$ 'a kadar bağımlı değişken Y 'dir. Bu Y değişkeni sadece iki değer alır ve ikiye ayrılır. Bu değerler 1 ve 0 olarak kodlanır. Y değişkeninin 1'e eşit bir değeri, istenen bir olayın meydana geldiği anlamına gelir. Aksi takdirde, olumsuz bir olay meydana geldiğinde, bu değişken “0” değerini alır. Regresyon analizi süreci, hangi faktörlerin en önemli, hangilerini göz ardı edebileceğinizi ve birbirlerini nasıl etkilediklerini belirlemenize olanak tanır. Lojistik regresyon, açıklama için çıktı değerleri (0;1) aralığında olan ve S harfinin oluşumunda bir eğri oluşturan bir lojistik fonksiyon kullanır (Strzelecka vd., 2020: 1419).

Ağırlıklı en küçük kareler kullanan basit bir doğrusal regresyon denklem modeli, model üzerindeki kısıtlamaları ihlal ederse veya verilere tam olarak uymuyorsa, eğrisel bir model oluşturulması gerekebilir. Basit lojistik regresyon modeli, iki veya daha fazla bağımsız değişkene kolaylıkla genişletilebilir. Yani, değişkenler ne kadar fazlaysa, tüm değişkenlerin tüm seviyelerinde birden çok gözlem elde etmek o kadar zor olur. Bu nedenle, birden fazla bağımsız değişkene sahip çoğu lojistik regresyon, maksimum olabilirlik yöntemi kullanılarak yapılır. Tek bir bağımsız değişkenden m bağımsız değişkenlere uzantı, basitçe $(\beta_0 + \beta_1 x)$ ve $(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_m x_m)$ ile

değiştirilmesini içerir (Freund, 2006: 379-380). Lojistik regresyonun matematiksel olarak gösterimi ise şu şekildedir.

$$\text{Logit}(Y): \text{Natural log(odds)} = \ln\left(\frac{\pi}{1-\pi}\right) = \alpha + \beta_x$$

Burada;

$$\Pi = \text{Prob.}(Y) = \frac{e^{\alpha + \beta_x}}{1 + e^{\alpha + \beta_x}}$$

Bu eşitlikte;

Π = Olayın gerçekleşme olasılığını

α = Y fonksiyonunun kesim değerini

β = Regresyon katsayısını

e = 2.71828 değeri ile ifade edilen logaritmayı ifade etmektedir.

Lojistik regresyonda, bağımlı değişken kategorik iken bağımsız değişken ise finansal sıkıntı tahmini için uygun bir tekniktir. Bunun yanında, lojistik regresyonun sık kullanımı iki nedenden dolayıdır, yani doğrusal olmayan ilişkiden oluşur ve ikinci olarak, doğrusal regresyon ilişkilerinde olduğu gibi istatistiksel varsayımların karşılanması gerekli değildir. MDA varsayımları yapılırsa lojistik regresyon ve MDA paraleldir. Logit modeli, kümülatif lojistik fonksiyona dayanmaktadır. Bu nedenle, finansal durumu analiz etmek için firmanın önceki bir gruba ait olma olasılığı elde edilir. Öngörü, bağımsız değişkenlerin değerlerine dayandığında lojistik regresyon avantajlıdır. Lojistik regresyon, ikili bağımlı değişkene belirtilen doğrusal olmayan bir regresyondur. Modelde kullanılan her açıklayıcı değişken için olasılık oranlarını belirlemek için lojistik regresyon belirlenir. Bu regresyon, bağımlı ve bağımsız değişkenler arasında çok değişkenli regresyon oluşturmaya yardımcı olur. Bu regresyonun sonucu, yanıt değişkeninin iki değerinin tanımına bağlı olarak iki yanıtın (0 ve 1) veya (evet veya hayır) oluşma olasılığını belirler. Lojistik regresyon, grup üyeliği gibi, ikili, sürekli veya ayrı olabilen değişkenlerden veya bunların bir karışımı olabilen kesin bir sonucu tahmin etmeye izin verir. Genellikle yanıt değişkeni kategoriktir: yokluk/mevcudiyet veya başarısızlık/başarı şeklinde sınıflandırılır (Hassan vd., 2017: 20).

Lojistik regresyon modeli (LOG), bağımlı değişken olarak temerrüt olasılığının iki uç değerini kullanarak firmaların gözlemlenebilir özelliklerinden sürekli bir temerrüt olasılığı tahminleri sağlar: Firmaların aynı popülasyona ait olduğunu ve firmanın gözlemlenebilir özellikleri ile temerrüt olasılığı arasında bilinen bir yapısal ilişkinin (eklemeli ve doğrusal) olduğunu varsayar. Modelin parametreleri genellikle maksimum olasılık kullanılarak tahmin edilir. LOG, diskriminant analizi (çok değişkenli normallik ve eşit kovaryans matrisleri) için gerekli bazı varsayımları gevşetir ve bireysel borçlular için açık bir temerrüt olasılığı sunarak, sonuçlarının yorumlanmasında önemli kolaylık sağlar. Bununla birlikte, bir dizi sınır hala geçerlidir. Yapılan gözlemler ve temerrütler arasındaki doğrusal olmayan veya karmaşık etkileşimlerin dikkate alınmaması, aykırı değerlere veya eksik verilere duyarlılık ve büyük veri kümelerinden tam olarak yararlanmanın zorluğu söz konusudur (Moscatelli, 2020: 3).

Lojistik regresyon, çoklu diskriminant analizinin eksik yönlerini tamamlamak için oluşturulan bir yöntem olsa da bazı dezavantajları vardır. İlk olarak tip I ve tip II hata oranı maliyeti, logit modelinin optimal kesme puanı belirlenirken dikkate alınmadığı bazı bazı çalışmalarda belirtilmiştir. Ancak bu yanlış sınıflandırma maliyetlerinin öznelliği nedeniyle çoğu araştırmacı toplam hata oranını en aza indirir ve dolayısıyla dolaylı olarak eşit yanlış sınıflandırma maliyetleri varsayılmış olur. Lojistik regresyon (LA) modellerindeki çoklu bağlantı (bağımsız değişkenlerin bazıları arasında yüksek derecelerde korelasyon olması durumudur) problemi genellikle ciddidir çünkü çoğu LA modeli, sıklıkla aynı payı veya paydayı paylaştıkları için oldukça ilişkili olan finansal oranlara dayanmaktadır. Son olarak, logit modelleri değişkenlerin normal olarak dağıtılmasını gerektirmesede, aşırı normal olmama durumlarına karşı duyarlı olduklarına dair kanıtlar ortaya atılmıştır (Balcaena ve Ooghe, 2006: 68).

2.1.2.4. Logit ve Probit Modeller

Lojistik regresyon, onlarca yıldır standart matematiksel istatistik yöntemidir. Bağımlı değişkenin sürekli olmadığı, ikili veya alternatif olduğu durumlarda uygulanır. Burada açıklayan değişken sürekli ise klasik doğrusal regresyon kullanılır. Yani sadece iki değer alabileceği anlamına gelir. Oran kullanarak açıklamaya çalışılan y değişkeni (açıklayıcı değişkenler), ayrık değer alır. Şirket başarılı olursa 1 değeri ve şirket iflas ederse 0 değeri olur. Bu nedenle, "klasik" regresyon değil, Logit ve Probit modelleri adı

verilen düzeltilmiş regresyon analizini kullanılmalıdır. Logit modeli, meydana gelen veya olmayan olayın olasılığının tahmin edilmesiyle karakterize edilir. Hesaplanan olasılık bu nedenle 1 veya 0'a eşittir. Bu koşulu oluşturmak için lojistik regresyon dâhilinde logit dönüşümünü gerçekleştirmek gerekir. Bu logit dönüşümü, “şans ve umut oranına” dayanmaktadır. Verilen dönüşüm, bağımlı değişken y ile bağımsız değişkenler x'in bir vektörü arasındaki ideal ilişkiye izin verir. Bağımsız değişkenin değerleri çok düşükse y değişkeninin olasılığı sıfıra yakın ve bağımsız değişkenlerin değerleri yüksekse y olasılığı bire yakındır. Lojistik regresyon, kategorik olarak açıklanan değişkeni kullanır. Literatürde farklı sınıflandırma değişkenleri ile karşılaşılmaktadır. Bu sınıflandırma değişkenleri nominal (sınıflayıcı), ordinal (sıralayıcı), interwal (aralıklı) ve rasio (oransal) şeklindedir (Klieštika vd., 2015: 851).

Logit modelin amacı (doğrusal regresyona benzer), Y büyüklüğünün x_k değişkenine bağlı olduğu ifade edilir. Doğrusal bir bağımlılık kullanmaz. Gözlemlenen veriler, çizgi yerine lojistik eğri ile serpiştirilir ve denklemi şöyledir (Klieštika vd., 2015: 852).

$$\Pi = \frac{e^{\beta + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_k X_k}}{1 + e^{\beta + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_k X_k}} = \frac{1}{1 + e^{-(\beta + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_k X_k)}}$$

Burada:

Π : Hata Olasılığı

X_k : Finansal İndikatörün Değeri(k-th)

β_k : Gösterge Katsayısı

Bu lojistik fonksiyonunun X_k değişkenleri finansal göstergeler olarak seçilirken, β_k katsayıları tahmin etmek için gereklidir. Bu katsayılar maksimum olasılık yöntemi kullanılarak tahmin edilir. Bu durumda, bu katsayıların münferit finansal göstergelerin ağırlıkları olduğunu ve son olarak yorumlamalarının doğrusal modellerden daha karmaşık olduğunu söylemek mümkün değildir. Temerrüt olasılığını belirlemek için, modelde kullanılan ölçeğin kullanılması gerekli değildir. Bireysel gruptaki tüm konuların (gözlemlenen şirketler) bilinen olasılıklarının medyanını hesaplamak yeterlidir. Lojistik fonksiyon artar ya da azalır ancak değeri her zaman sıfır ile bir

arasındadır. Ayrıca logit model, ayırt edici analizin dezavantajlarını ortadan kaldırır. Bağımsız değişkenlerin normal dağılımını ve varyasyon-kovaryans matrislerinin homojenliğini varsaymaz (Klieštika vd. 2015: 852).

Probit model, logit modelin alternatifidir. Temel fark, rastgele değişkenlerin normal dağıldığının varsayılmasıdır (modeldeki bağımsız değişkenler). Aradaki fark, aslında lojistik fonksiyonun daha sert "şişman kuyruklara" sahip olmasıdır. Uygulamada önemli bir fark yoktur, yalnızca incelenen değişkenin aşırı değerlere sahip çok sayıda gözlem içermesi durumu söz konusudur. Logit ve probit modelleriyle elde edilen parametre tahminleri doğrudan karşılaştırılmaz çünkü logaritmik dağılım $\pi^2/3$ 'e eşit varyansa sahiptir. Bu nedenle logit modeliyle elde edilen tahminler probit modelinde elde edilen tahminlerle karşılaştırılabilir olması için $3^{1/2}/\pi$ ile çarpılır (Klieštika vd., 2015:853).

Her iki modelde benzerlik göstermekle birlikte aralarındaki temel fark hesaplanan olasılıkların birbirinden farklı olmasıdır. Probit modelinin denklemi ise aşağıdaki gibidir (Maddala, 1988: 272).

$$P(Z_i) = F(Z_i) = \int_{-\infty}^Z = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{z^2}{2}\right) dt$$

Maddala (1988), Probit modelde yapılan hesaplamaların logit modele göre karmaşık olduğunu bu yüzden genellikle hesaplamaları daha kolay olan logit model kullanılmaktadır. Hesaplanan dağılımların uç noktaları benzer olduğundan örneklem boyutu çok büyük değilse benzer sonuçlar alınması söz konusudur. Eğer yapılan araştırmada örneklem büyüklüğü artarsa uç değerlerde farklılık olacağından sonuçlarda farklılık gösterecektir (Maddala, 1988: 272).

Logit ve probit gibi doğrusal olmayan modeller, ikili bağımlı değişkenlere sahip modelleri tahmin ederken sıradan en küçük karelerin verimlilik ve spesifikasyon problemlerinin üstesinden gelmek için kullanılan modellerdir. Bu tür modellerde iki özellik vardır. Birincisi, bağımsız değişkenlerdeki değişikliklerin etkileri, bağımlı değişkenin başlangıç değerine (yani, bağımlı değişkenin her bir değeri alma olasılığına) bağlıdır. İkinci olarak, bu tür modeller tüm değişkenlerinde "etkileşimli" dir. Herhangi bir bağımsız değişkendeki bir değişikliğin bağımlı değişken üzerindeki etkisi, diğer tüm bağımsız değişkenlerin değerlerine bağlı olacaktır. Bu özellikler, yanıtlayanlar arasında

uyaranlara duyarlılıktaki sistematik farklılıkların (bundan böyle yanıtlı heterojenlik olarak anılacaktır) veya modeldeki değişkenler arasındaki etkileşimli etkilerin keşfedilmesine dikkat edilmesi gerektiğini öne sürmektedir (Nagle, 1994:230).

2.2. Finansal Başarısızlık Tahminine Yönelik Yeni Yaklaşımlar

Finansal başarısızlık tahmin edilmesinde son yıllarda geleneksel yaklaşımlardan vazgeçilerek ya da bu iki yaklaşımı karşılaştırmak ve hangi yaklaşımında kullanılan analiz tekniğinin daha başarılı olduğu yönünde çalışmalar giderek önem kazanmaktadır. Geleneksel yaklaşımlarda finansal başarısızlığın tahmininde kullanılan finansal oranlar modern yaklaşımlarda kullanılan analizler ile daha etkin analiz edilmeye başlamıştır. Tezin bu kısmında, finansal başarısızlığın tahmininde kullanılan yeni yaklaşım modelleri hakkında genel hatlarıyla kısa bilgi verilecektir. Ayrıca tezin yöntem kısmında analiz için kullanılan makine öğrenme yöntemi detaylı bir şekilde açıklanacaktır.

2.2.1. Black-Scholes-Merton Opsiyon Yaklaşımı Modeli

Opsiyon fiyatlandırmasını temsil edecek bir değerlendirme formülü arayışı ilk olarak yirminci yüzyılın başında Louis Bachelier tarafından başlamıştır. 1960'larda, bazı finans ekonomistlerinin yaptığı büyük işlere yansıyan opsiyon fiyatlandırmasının değerlemesinde önemli ilerleme kaydedilmiştir. Finansal matematikteki en temel ve güçlü araçlardan biri, varlıkların fiyatlarını bulmak için kullanılan Black-Scholes denklemidir. Opsiyon fiyatlandırmasını geliştiren Black-Scholes, dinamik korunma yoluyla "risk" parametresini kaldırarak seçeneklere değer vermeyi savundukları bir model geliştirmiştir. Gerçekte, seçeneklerin kullanılması durumunda olan her zaman bu değildir ve gerçekte, BSOPM'nin teorik açıklamasından sapmalar oluşmuştur. Bu sapma, piyasada gerçekleşen ticareti de etkileyen arz ve talep, banka kuru, spekülasyon baskısı vb. faktörlerden kaynaklanmaktadır. Bir opsiyon ise; Alıcıya veya hamiline hak veren ancak kullanım fiyatı adı verilen belirli bir fiyattan ve hisse senedinin son kullanma tarihi olarak adlandırılan belirli bir tarihte varlıkları alma veya satma yükümlülüğü vermeyen bir sözleşme veya menkul kıymet olarak tanımlanır (Chowdhury vd., 2020: 3).

Black ve Scholes (1973), opsiyonların teorik değerin belirlenebileceği bir opsiyon fiyatlandırma formülü üretmiştir. Bununla birlikte, model bazı varsayımlara sahip bazı parametrelere dayanmaktaydı. Daha sonra Merton (1973), temettü ödemeleri ve fiyat değişikliklerini modeleekleyerek modeli daha da genişletmiştir.

Black-Scholes opsiyon fiyatlandırma modeli çeşitli hipotezlere dayanmaktadır (Black ve Scholes, 1973: 640). Bunlar;

1. Türev enstrümanın fiyatı, sabit μ ve σ ile geometrik (rastgele yürüyüş) bir seyir izler. Bu nedenle türev araçların fiyatlarının olasılık dağılımı lognormal dağılımdır.
2. Opsiyonun dayandığı varlıkların karları normal bir şekilde dağıtılır (genel anlamda, istikrarlı bir dağıtımdır).
3. Kısa vadeli faiz oranları sabittir.
4. Türevin ömrü boyunca temettü ve faiz ödemesi yapılmaz.
5. Seçenek türleri Avrupa seçenekleridir.
6. İşlem maliyeti veya vergisi yoktur. Tüm menkul kıymetler mükemmel şekilde bölünebilir.
7. Güvenlik ticareti süreklidir.
8. Menkul kıymetlerin açığa satışına, gelirin tam kullanımıyla izin verilir.
9. Risksiz arbitraj fırsatları yoktur.

Black-Scholes Opsiyon Modeli'nin denklemi aşağıdaki şekilde ifade edilmektedir (Merton, 1977:243).

$$dV_A = \mu V_A dt + \sigma_A V_A dz$$

Bu denklemde,

dV_A = Firma varlıklarının değerindeki değişimi,

μ = Firma varlıklarının getiri oranını,

V_A = Firma varlıklarının değerini,

dt = Zamandaki değişimi,

σ_A = Firma varlıklarının volatilitesi,

dz = Wiener sürecini (0 ve varyansı 1 olan Markov stokastik sürecinin özel bir durumudur) ifade etmektedir.

Yukarıda bahsettiğimiz temel denklemden yola çıkarak finansal başarısızlık tahmini denklemi ve işletmelerin finansal başarısızlığa olan uzaklığını tahmin etmede kullanılan denklemler oluşturulmuştur.

Finansal başarısızlık tahmininde kullanılan BSM modelinin denklemi (Robert, 2002: 604).

$$BSMProb. = N\left(\frac{\ln(V_A/X) + (\mu - \delta - (\sigma_A^2/2))T}{\sigma_A\sqrt{T}}\right)$$

BSMProb. = Firmanın finansal başarısızlık olasılığı,

$N()$ = Standart normal dağılım yoğunluk fonksiyonu,

$\ln$ = Doğal logaritma,

V_A = Varlıkların pazar değeri,

X = Borcun nominal değeri,

μ = Firma varlıklarının beklenen getiri oranı,

δ = Kâr payı oranı,

σ_A = Firmanın varlık dalgalanma derecesi,

T = Opsiyon süresidir. (1 yıl olarak kabul edilir.)

İşletmelerin finansal başarısızlığa olan uzaklığını tahmin etmede kullanılan KMV modelinin denklemi ise (Crosbie, 2003: 9).

$$FBNU = \frac{[V_A - X]}{V_A\sigma_A}$$

Bu denklemde,

FBNU = Finansal başarısızlık noktasına uzaklığı,

V_A = Firma varlıklarının piyasa değerini,

X = Firma borçlarının nominal değerini,

σ_A = Firmanın varlık dalgalanma derecesini ifade etmektedir.

Yazında pazara dayalı modelin, çeşitli nedenlerden dolayı cazip olduğunu savunan görüşler vardır. Bunlar; Piyasa temelli değişkenler birleştirilerek kurumsal iflas tahminlerinin zamanlılığı katlanarak artırılabilir. Piyasaya dayalı değişkenlerin oynaklığı, temerrüt riski göstergelerinin gücünü artırmak için doğrudan bir piyasa endeksi kullanılarak hesaplanır. Dalgalanma, varsayılan tahminde önemli bir rol oynar. Mali tablolarından ve diğer tablolarından alınan bilgiler, genellikle piyasa fiyatını yansıtan muhasebe tablolarının bir parçası değildir. Piyasa fiyatının temerrüt tahmini için daha uygun olması muhtemeldir çünkü ileriye dönük bilgileri veya nakit akışının gelecekteki beklentilerini yansıtırken, muhasebe tabanlı model yalnızca geriye dönük veya geçmiş performansı ortaya koymaktadır (Ninh vd., 2018: 617).

Piyasa temelli bir yaklaşım olan Black-Scholes-Merton Opsiyon modeli her ne kadar finansal başarısızlığı tahmin etmede pazar verilerini kullanılsa bile mali tablo verilerini yeterince kullanmadığı için yazında eleştirilmektedir. Ayrıca gelişmekte olan ülkelerde sermaye piyasaları yeterince etkin olmadığı için başarısızlık tahmininde sağlıklı sonuçlar elde etmek mümkün olmayacaktır.

2.2.2. Yapay Sinir Ağları Modeli

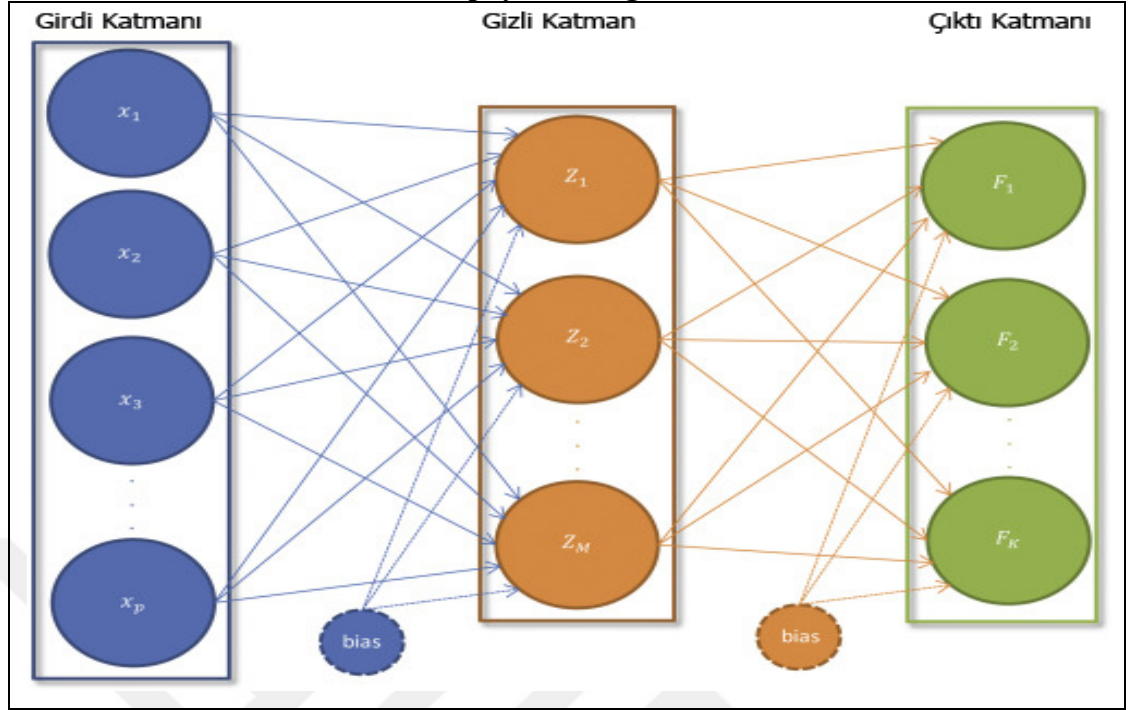
İnsan davranışını modelleyebilen akıllı sistemler inşa etmek, yakın geçmişte dünyanın dikkatini çekmiştir. Dolayısıyla, sinir ağları gibi bir teknolojinin örüntü tanımaya büyük ilgi uyandırması şaşırtıcı değildir. Yapay nöron modelinde kullanılan kavramı anlamak için tipik bir biyolojik nöron açıklanmıştır. Bu temel kavramla, sinir ağının temel unsurlarını içeren giriş, gizli ve çıkış katmanları ve katmanlar arası bağlantı, sinir ağı türleri, aktarım işlevi ve öğrenme algoritması gibi basit bir nöron modeli tanımlanmıştır. YSA'lar, yoğun şekilde birbirine bağlı uyarlamalı işlem birimlerinden oluşan paralel hesaplama modelidir. Bu ağlar, doğrusal olmayan statik veya dinamik sistemlerin ince taneli paralel uygulamasıdır. Sinir ağları, YSA'nın biyolojik olarak esinlenmiş hesaplama yeteneklerinin bilişsel ve duyuşsal görevlerin geleneksel seri işlemciden daha kolay ve daha tatmin edici bir şekilde gerçekleştirilmesine izin vermesini bekleyerek merkezi sinir sisteminin örgütsel ilkelerini modellemeye yöneliktir. Bu ağların önemli özelliği, problemleri çözmede 'örnek yoluyla öğrenmenin programlamanın yerini aldığı' uyarlanabilir doğalarıdır. Bu özellik, bu tür hesaplama modellerini, çözülecek problemin çok az veya eksik

anlaşıldığı ve eğitim verilerinin kolayca elde edilebildiği uygulama alanlarında çok çekici hale getirir. Genel olarak sinir ağları, girdileri kabul eden ve çıktılar üreten bir "kara kutu" cihazı olarak düşünülebilir. Uygulamaları neredeyse sınırsızdır ancak veri sınıflandırma, modelleme/tahmin ve sistem kontrolü gibi birkaç basit kategoriye ayrılır (Khare ve Nagendra, 2007: 25-26).

Hesaplama, öğrenme ve yapay zekâ alanındaki gelişmeler, güçlü hesaplama yeteneklerini geliştirmekten, öğrenme yeteneğinden yoksun kapalı sistemler programlamaktan, öğrenme ve işleyişi söz konusu olduğunda insan beynini modelleme girişimlerine bir geçişi öngörmektedir. Yapay sinir ağları, biyolojik merkezi sinir sisteminin simülasyonuna dayanan hesaplamalı yapılardır. Ağ, belirli bir sorunu çözmek için paralel olarak çalışan çok sayıda birbiriyle bağlantılı işlem elemanlarından (nöronlar) oluşur. Sinir ağının temel avantajları, eksik veya karmaşık verileri işlemeye uygunluğu, parametrik olmayan bir yöntem olması ve herhangi bir karmaşık doğrusal olmayan haritalama ve/veya herhangi bir sürekli işlevi yaklaşık olarak belirleme yeteneği söz konusudur (Tiwaria vd, 2020: 150).

Ağ, tipik olarak giriş katmanı, gizli katman ve çıktı katmanı olarak adlandırılan üç katmandan oluşur. İleri beslemeli bir ağdaki her katman, Şekil 3'te görselleştirildiği gibi ağırlıklar aracılığıyla sonraki katmana bağlanır. Yönlendirilmiş kenarlar, ağdaki bilgi akışının ağırlıklarını ve yönünü temsil eder (Nevasalmi, 2020: 93).

Şekil 3. Yapay Sinir Ağı Gösterimi



Kaynak: Nevasalmi, 2020: 86-106.

YSA'lar doğrusal olmayan ve parametrik olmayan uyarlanabilir öğrenme özelliklerine sahip oldukları için finansal sıkıntı tahmininde başarıyla kullanılmıştır. İflas tahmini için sinir ağlarını kullanmaya yönelik ilk girişim 1990'da yapılmıştır. YSA'lar merkezi sinir sistemlerinden esinlenmiştir. Birbirine bağlı birkaç katmandan oluşurlar. Her katman, çeşitli bağlı düğümlerden oluşur. Tüm düğümlerin ve katmanların ileri beslemeli şekilde organize edildiği çok katmanlı algılayıcı olarak bilinen popüler bir YSA formu vardır. Finansal oranlardan oluşan dış bilgi girdi katmanı tarafından alınırken sıkıntılı veya sıkıntılı olmayan sorunun çözümü çıktı katmanı tarafından üretilir. Giriş katmanları ve çıktı katmanlar arasında daha fazla gizli katman bulunur. Ağın her düğümü, girdileri alan, onları dönüştüren ve bir çıktı sunan küçük bir bilgi işlem makinesi olarak görülüyor. Giriş katmanı, ağa tanımlanan mali oranları alır. Gizli katmanda, giriş düğümlerinin aktivasyon değerleri ağırlıklandırılır ve eğitim süreci boyunca biriktirilir. İkincisi, düğümün aktivasyon değerinde uygun bir transfer fonksiyonu ile dönüştürülür. Ardından, çıktı katmanının düğümlerinde bir girdiye dönüşür. Son olarak, firmayı istenen değerle (sıkıntılı veya sıkıntılı olmayan) eşleştirmek için bir çıktı değeri elde edilir. Bazı YSA'larda, giriş katmanından çıktıya

doğrudan bağlantılar eklenir, böylece daha fazla esnekliğe ulaşılır. Eğitim aşaması YSA kullanımında çok önemli bir adımdır (Mselmi vd., 2017: 69).

Bir sinir ağının oluşturulması için, çeşitli adımların tanımlanması gerekir (Gallo, 2005: 2).

1. Tahmin hedefinin belirlenmesi;
2. Sinir ağı öğreniminin etkinleştirileceği veri setini oluşturmak;
3. Nöronlar arasındaki bağlantı ağırlıklarının tanımlanması için gerekli mimari ve parametrelerin seçimi ile ağı öğreniminin etkinleştirilmesi;
4. Finansal piyasalar tahmini için çıktıların genelleştirilmesi.

Yapay sinir ağlarının kullanımının bazı avantajları ve dezavantajları bulunmaktadır. Bunlar:

Avantajları;

Karmaşık sayısal işlemlerin modellenmesi kolaydır.

Toplam veri içerisinde bilinmeyen veya eksik bilgileri tolere etme imkanı vardır.

Modelde kullanılan girdilerin dağılımı hususunda varsayımlara ihtiyaç duyulmaması.

Yapay zekâ modeli olduğu için kendi kendini öğrenen sistemlerdir.

Modeldeki veriler hem eğitilebilir hem de ortamdaki değişimlere uyum sağlar.

Modele girecek bilgiler hakkında yeni bilgi türetme yeteneği vardır. Yani çıkarım yapma özelliği vardır.

Birden fazla değişken veya karmaşık değişkenler arasındaki ilişkileri bulma yeteneği.

Verileri paralel olarak işleyebilme özelliği mevcuttur.

YSA'ların hızlı ve eş zamanlı sonuç alma özelliği vardır (Torun, 2007: 53; Doğrul, 2009: 74; Öztemel, 2003: 208).

Dezavantajları;

YSA'nda geleneksel yaklaşımlarında kullanılan anlamlılık testleri olmadığından YSA'nın yorumlanmasını bazen güçleştirebilir.

YSA karmaşık sistemleri anlayabilmesi için bazen aşırı veriye ihtiyaç duymaktadır. Yani veri sayısı az olduğunda YSA'nın kullanımı güçleşmektedir.

YSA'nda çözülecek probleme ilişkin oluşturulacak ağ yapısı için belirlene bir kural yoktur. Bu kural deneme-yanılma ile oluşturulur.

YSA'ları öğrenmede kullanacağı parametreleri belirlerken standart bir kurala sahip değildir. Bunun için her soruna göre farklı bir yol izlemektedir.

Basit gibi görülen modeller çoğu zaman uygulamada zor olabilir (Torun, 2007: 53, Yazıcı vd., 2007: 70).

Tek değişkenli analiz, çok değişkenli diskriminant analizi, lojistik regresyon, logit ve probit analizi, çoklu bağlantı, olasılık dağılımı ve doğrusal olmayan ilişki gibi çeşitli sınırlamalarla karşılaşılabilir. Kullanılan veriler veya geliştirilen modeller yukarıdaki varsayımlara uymuyorsa, sonuçlar şüpheli olabilir. Bu nedenle, birçok araştırmacı, sinir ağlarının, yukarıdaki sınırlamaların tamamen göz ardı edilebileceği alternatif olarak faydalı bir metodoloji olduğunu keşfetmiştir. Yapılan çeşitli çalışmalarda, küçük bağıl hata maliyetleri göz önüne alındığında, sinir ağlarının çok değişkenli analizden daha iyi performans göstermiştir. Ayrıca, sinir ağlarının değişkenler arasındaki karmaşık ilişkileri lojistik regresyon analizinden daha iyi tanımlayabildiğini kanıtlanmıştır. Yalnızca tahminin doğruluğunu göz önünde bulundurarak, sinir ağlarının daha karmaşık bağımlı değişkenler için özel olarak uygulanması gerektiği sonucuna varılmıştır (Pozzoli ve Paolone, 2017: 22).

YSA'nın çalışma şekli açıklanmış olsa da bu sistemin çalışma şekli ve ağlar arasında izlediği yolların henüz tam olarak açıklanmadığı görülmektedir. Bundan dolayı YSA'nı çalıştırdıktan sonra ağın denetimi mümkün olmamaktadır. Fakat bu yöntemle analiz yapıldığında ortaya çıkan sonuçların diğer yöntemlerden daha iyi olduğu yapılan çalışmalarda görülmektedir (Dayı, 2012: 41).

2.2.3. Destek Vektör Makineleri Modeli

Destek vektör makinesi (SVM), istatistiksel öğrenme teorisine dayanan bir sınıflandırma tekniğidir ve mükemmel genelleme yeteneğine sahiptir. Deneysel risk minimizasyonunu hedef olarak vurgulayan geleneksel makine öğrenimi tekniklerinden farklı olarak, SVM yapısal riski en aza indirmeyi hedefler, bu da bilinmeyen verilerin

sınıflandırma hatasını olasılığın üst sınırının altında tutmak anlamına gelir (Hao vd., 2020: 1).

Destek vektör makinesi (SVM), 1995 yılında Bell Labs'ta Vapnik tarafından geliştirilen etkili bir veri madenciliği teknolojisidir. SVM, istatistiksel öğrenme teorisinin VC boyutlu prensibi ve minimum yapısal riskin temeli üzerine inşa edilmiş bir yöntemdir ve aralarındaki en iyi uzlaşmayı bulur. En iyi promosyonu elde etmek için sınırlı örnek bilgilere göre modelin karmaşıklığı (yani, belirli bir eğitim örneğinin öğrenme doğruluğu) ve öğrenme yeteneğine (yani, herhangi bir örneği hatasız olarak tanımlama yeteneği) sahiptir. SVM'nin dikkat çekici özelliği, doğrusal kısıtlı kuadratik programlama problemini çözmesi ve küresel optimal çözümü elde etmesidir; bu, yerel optimal çözüme benzer bir dizi soruna sahip olmak ve geleneksel sınır ağına aşırı uydurmak kolay değildir. SVM, fonksiyon regresyon tahmini, zaman tahmini sırası, stok eğilimi ve örüntü sınıflandırması vb. tanımda önemli bir rol oynar (Yang vd., 2020: 454).

SVM'ler en iyi "kullanıma hazır" denetimli öğrenme algoritmaları arasındadır. İkili sınıflandırma problemi için çekirdek tabanlı denetimli öğrenme algoritmasıdır. Eğitim veri setinden indüklenen çekirdek işlevini kullanarak iki sınıfı ayırır. Amaç, görünmeyen örnekler üzerinde iyi çalışacak, yani iyi bir genelleme yapacak bir sınıflandırıcı üretmektir (Parikh ve Shah, 2016: 370).

SVM'ler parametrik olmayan istatistiksel yöntemlerdir. Parametrik olmayan istatistiksel yöntemlerde amaç, X değerli bir girdi değişkeni X ile Y değerli bir çıktı veya yanıt değişkeni Y arasında, (X, Y) ortak dağılımının P 'nin olduğu varsayımı altında tamamen bilinmeyen işlevsel bir ilişki bulmaktır. Algoritmanın yalnızca gözlemlenen verilerdeki bilinmeyen bağımlılığı tespit etmesi gerekmediğinden, aynı zamanda gelecekteki giriş değerlerine bir yanıt atayabilmesi gerektiğinden, bu nedenle yalnızca giriş ve çıkış arasındaki ilişkinin iyi bir tanımını bulmak yeterli değildir. Ancak görünmeyen veri noktaları için iyi çalışan bir tahmin kuralı bulmak da son derece önemlidir. Bu yüzden bu tür durumlarda SVM'lerin kullanılması uygun olacaktır (Messeem, 2020: 392).

SVM'lerin avantajlarına bakacak olursak, parametrik olmamaları ve bu nedenle verilerin temelinde yatan dağılımı hakkında önceden herhangi bir bilginin çok veya az varsayılmamasıdır. Bu çekirdek tabanlı tahmin edicilerin diğer avantajları, seyreklikleri,

esneklikleri ve bilinmeyen, karmaşık ve yüksek boyutlu bağımlılık yapılarına sahip büyük veri kümeleriyle kolayca başa çıkabilmeleri gerçeğidir. Ancak bu tekniğin en temel avantajı sağlamlığıdır. Bu özellik çok önemlidir, çünkü SVM'lerin aykırı değerler veya yüksek verilerin varlığında yine de iyi performans göstereceğini garanti eder. Bunlar basitçe verilerdeki hatalar, aşırı gözlemler veya aşırı değerden veya ağır verilerden kaynaklanan veriler olabilir (Messem, 2020: 391).

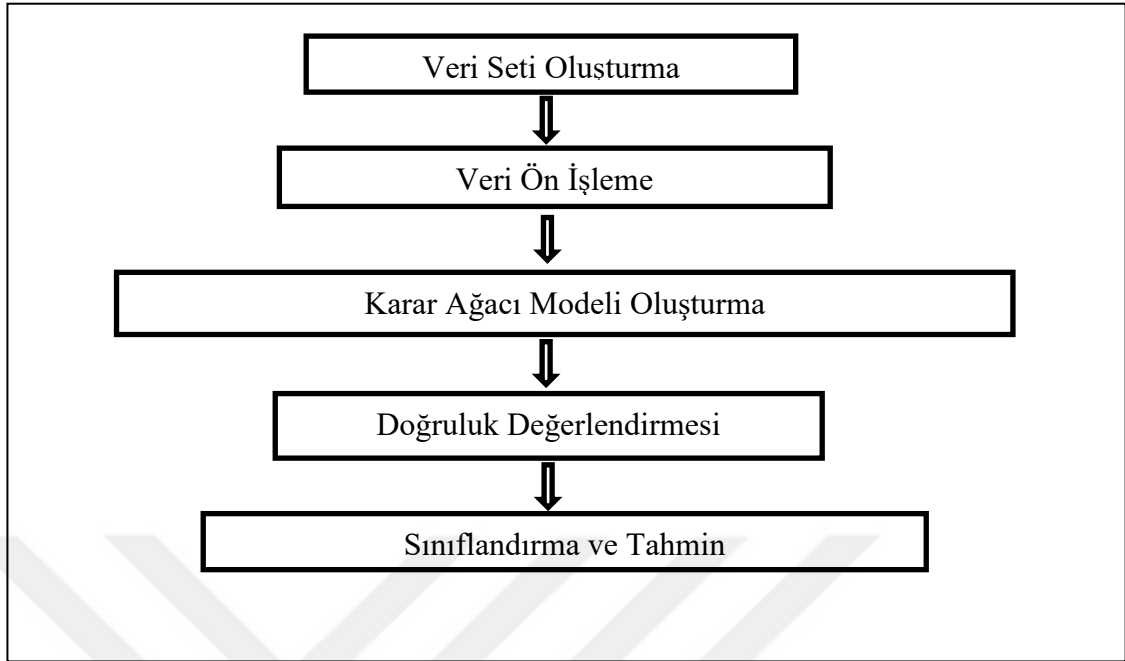
2.2.4. Veri Madenciliği

Veri tabanlarında bilgi keşfi olarak da bilinen veri madenciliği, karar vermede yararlı olan veri tabanlarında ilginç kalıpları keşfetme sürecidir. Veri madenciliği, artan ilgi ve öneme sahip bir disiplin ve büyük veri ambarlarının potansiyelini kullanarak bir kuruluşa önemli rekabet avantajı sağlayabilen bir uygulama alanıdır. Veri madenciliği, birden çok yinelemeli adımı içeren karmaşık bir süreçtir. Bu sürece genel bir bakış sağlar. İlk adım, analiz için verilerin seçilmesidir. Normalde geçmiş veriler kullanılır. Veri seti, bir veri ambarı gibi tek bir kaynaktan alınabilir veya birkaç operasyonel veri tabanından çıkarılabilir. Seçilen veri seti daha sonra temizleme ve ön işleme tabi tutulur (Bose ve Mahapatra, 2001: 211-212).

Veri tabanları arasında tutarlılık olmaması, veriler birden çok veri tabanından çıkarıldığında ciddi bir sorun yaratır. Temizleme işlemi verilerdeki tutarsızlıkları ortadan kaldırır. Bazı madencilik teknikleri, kalitenin iyileştirilmesi için verilerin önceden işlenmesini gerektirir. Örnekler arasında verilerin bir ölçekten diğerine dönüştürülmesi, veri setinde tahmin özelliklerinin belirlenmesi ve yeniden birleştirme yoluyla veri setinin boyutunun azaltılmasını sağlar. Veri seti, örüntüleri, yani veriler arasındaki ilişkileri temsil eden modelleri belirlemek için daha sonra analiz edilir. Model daha sonra genelleştirilebilirliğini sağlamak için yeni veri setleriyle doğrulanır. Modeli, kuruluşun hedeflerine ulaşmasına yardımcı olması muhtemel, eyleme geçirilebilir iş planlarına çevirmek mümkün olmalıdır. Bu koşulları karşılayan bir model-modeller, iş bilgisi haline gelir. Madencilik sürecindeki adımlar, anlamlı iş bilgisi elde edilene kadar yinelemeli olarak gerçekleştirilir (Bose ve Mahapatra, 2001: 211-212).

Aşağıdaki Şekil 4'de gösterildiği gibi veri seti oluşturma, veri ön işleme, karar ağacı oluşturma, doğruluk değerlendirme ve sınıflandırma ve tahmin şeklinde sıralanır.

Şekil 4. Finansal Sıkıntı Tahmininde Veri Madenciliği Aşamaları



Kaynak: Sun ve Li, 2008: 3.

Finansal sıkıntı tahmini için veri madenciliği beş adıma ihtiyaç duyar:

- Veri seti oluşturma: Listelenen şirketlerin halka açık bilgileri gibi veri kaynağından ilgili verilerin alınması anlamına gelir. Veri setinin nitelikleri, mali ölçüm niteliklerini, sınıf niteliğini ve diğer temel bilgi niteliklerini içerebilir.
- Veri ön işleme: Modele dâhil edilecek verilerin ayrıklaştırılması, verilerin genellemesi ve öznitelik görelilik analizine tabi tutularak aykırı değerlerin ortadan kaldırılmasından oluşur.
- Karar ağacı modelinin oluşturulması: Karar ağacı algoritması ile önceden işlenmiş verilerden endüktif olarak öğrenmek ve finansal sıkıntı tahmini için sınıflandırma bilgisini temsil eden bir karar ağacı oluşturmaktır.
- Doğruluk değerlendirme: Karar ağacı modelinin tahmin doğruluğunu sırasıyla eğitim veri seti ve doğrulama veri seti aracılığıyla değerlendirmektir.
- Sınıflandırma ve tahmin: Karar ağacının doğruluğu kabul edilebilir ise, şirketlerin finansal sıkıntılarını tahmin etmek için kullanılabilir (Sun ve Li, 2008: 3).

Son yıllarda tüm dünyada veri tabanlarında kullanılan bilgilerin artması ve teknolojik gelişmeler ile birlikte veri madenciliği finans da dâhil olmak üzere birçok alanda etkin bir şekilde kullanılmaya başlamıştır. Veri madenciliği tekniği çok fazla

veriyi kullanma yeteneđi sayesinde geleceđe yönelik tahminlerde bulunmaktadır. Finansal başarısızlıđın tahmin edilmesinde kullanılan veri madenciliđi işletmeler başarısız olmadan önce tahmin edilmesinde kullanılmaktadır.

2.2.5. Karar Ağacı Modeli

Veri madenciliđi tekniklerinden olan karar ağaçları finansal başarısızlıđın önceden tahmin edilmesinde son yıllarda sıklıkla kullanılan bir yöntem olarak karşımıza çıkmaktadır.

Karar ağacı aynı anda hem sınıflandırma hem de kestirim işlevleri sađlayan yaygın yöntemlerden biridir. Sađlanan verilere odaklanarak, tümevarımlı akıl yürütmeyi kullanarak ağaç şekilli bir yapı modeli üretir. Karar ağaçları iyi bilinen bir tekniktir ve gerçek dünyadaki problemlere birçok başarılı uygulaması olmuştur. Ayrıca karar ağaçları, sayısal ve kategorik verileri içeren veri setleriyle model oluşturma yeteneđine sahiptir. Karar ağacı analiz modelinin ana algoritmaları arasında ID3 (Etkileşimli Ayırıcı 3), C5.0, sınıflandırma ve regresyon ağaçları (CART) ve ki-kare otomatik etkileşimli algılayıcı (CHAID) modelleri bulunur. ID3 algoritması, karar ağaçlarının dallanması için bir ilk özellik olarak optimal bilgi kazanımını seçer ve böylece basit bir ağaç yapısı oluşturur. Bununla birlikte, bölümlere için öznitelikleri seçmek için bir kural olarak bilgi kazancını kullanırken, daha yüksek değerlerin öznitelikleri üzerinde önyargıya neden olarsa, ID3 algoritmasının yine de bir kusuru vardır. Bu nedenle, veri seti bölümlenmesinden sonra alt ağaçta yalnızca bir verinin kaldıđı durumda, bilgi kazancı en yüksek olup, daha az anlamlı bir bölümlmeyi gösterir (Chen, 2011: 11262).

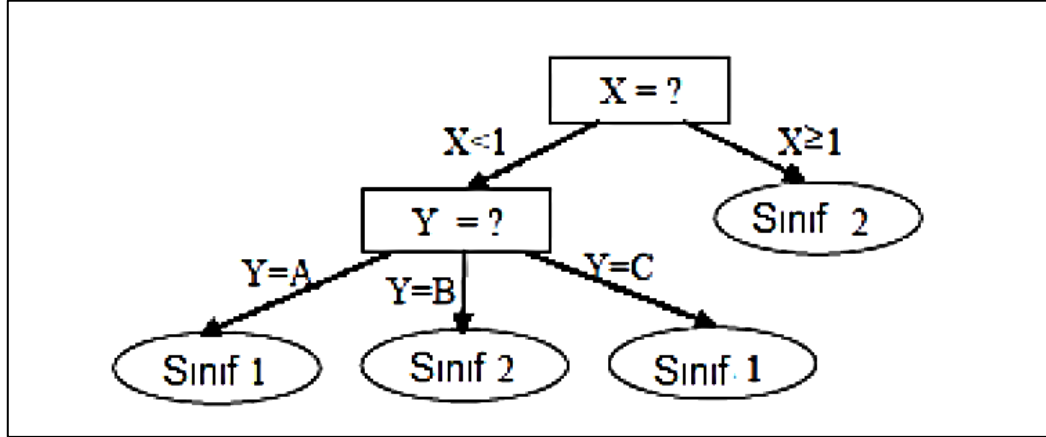
C4.5 algoritması, bölme kuralı ve hesaplama yöntemi ile ilgili olarak ID3'ü geliştirir. Bunun yerine, nitelikleri segmentlere ayırmak için bir ölçüm yöntemi olarak kazanç oranı indeksini kullanır ve böylelikle, segmentasyon düğümlerinin çok fazla alt ağacı tercih etmesindeki ID3 dezavantajının etkisini azaltabilir. C5.0 algoritması, C4.5'in ticari bir sürümüdür ve C4.5'in kural oluşturmalarını geliştirir. Özellikle muazzam veri kümelerini işleme konusunda yetenekli olabilir. Ayrıca, C5.0 algoritması hız açısından daha hızlıdır ve C4.5'e göre daha verimli bellek sađlar. CART'da ağaç sınıflandırıcısının oluşturulması, örnek alanını daha küçük alt parçalara tekrar tekrar bölerek de gerçekleştirilir. Hem CART hem de CHAID, hangi kayıtların belirli bir

sonuca sahip olacağını tahmin etmek için sınıflandırılmamış bir veri kümesinde kullanılabilecek bir dizi kural sağlar. CART, iki yönlü bölmeler oluşturarak bir veri kümesini parçalara ayırır, ancak CHAID, çok yönlü bölmeler oluşturmak için bir veri kümesini ki-kare testiyle bölümlere ayırır (Chen, 2011: 11262).

Genel olarak, CART, CHAID'den daha az veri hazırlığına ihtiyaç duyar. CHAID algoritması ki-kare testine dayanır ve alanın alt kümelerini tüm veri kümeleriyle birlikte iki veya daha fazla alt düğüme tekrar tekrar bölerek oluşturulur. Herhangi bir düğüme en iyi bölünmeye karar vermek için, tahmin değişkenlerinin izin verilen herhangi bir kategori çifti, hedef değişkene göre çift içinde istatistiksel olarak anlamlı bir fark olmayana kadar birleştirilir. Bu CHAID algoritması, ağacın incelenmesinden doğrudan elde edilebilen bağımsız değişkenler arasındaki etkileşimleri kesinlikle ele alır. En iyi segment boyutunu elde etmek için optimal bir yöntem olmamasına rağmen, aslında CHAID, araştırmacıların en uygun olanı keşfetmek için segment boyutuna karşı varyanslardan ödün vermelerine yardımcı olabilir. Elbette, CHAID algoritması, büyük veri kümeleri için hangi segmentasyon değişkeninin önce gelmesi gerektiğini açıkça kanıtlamaktadır. Karar ağacı aynı anda hem sınıflandırma hem de kestirim işlevleri sağlayan yaygın yöntemlerden biridir. Sağlanan verilere odaklanarak, tümevarımlı akıl yürütmeyi kullanarak ağaç şekilli bir yapı modeli üretir. Karar ağaçları iyi bilinen bir tekniktir ve gerçek dünyadaki problemlere birçok başarılı uygulaması olmuştur. Ayrıca karar ağaçları, sayısal ve kategorik verileri içeren veri setleriyle model oluşturma yeteneğine sahiptir. Karar ağacı analiz modelinin ana algoritmaları arasında ID3 (Etkileşimli Ayırıcı 3), C5.0, sınıflandırma ve regresyon ağaçları (CRAT) ve ki-kare otomatik etkileşimli algılayıcı (CHAID) modelleri bulunur (Chen, 2011: 11262).

Aşağıdaki şekilde karar ağaçlarının yapısı basit bir şekilde gösterilmiştir. Burada analize konu olan nesnelerin almış olduğu değerler kökten karar ağacı yapraklarına doğru oklar yardımıyla gösterimi ve sınıflandırması yapılır. Tipik bir karar ağacı öğrenme algoritması, bir karar ağacı oluşturmak için yukarıdan aşağıya yinelemeli böl ve yönet stratejisi kullanır. Her alt küme için bir alt düğüm oluşturulur ve alt küme, alt küme ile ilişkilendirilir. İşlem daha sonra her bir alt düğümdeki veriler üzerinde ayrı ayrı tekrarlanır ve bir sonlandırma kriteri karşılanana kadar bu şekilde devam eder (An, 2008: 197).

Şekil 5. X ve Y Nitelikleri Üzerinde Testlerin Bulunduğu Bir Karar Ağacı



Kaynak: An, 2008:196-201.

Karar ağaçları veya sınıflandırma ağaçları parametrik olmayan bir veri madenciliği tekniğidir. Karar ağaçları, yukarıdan aşağıya doğru hareket ederken verileri bölme işleminin yinelemeli bir işlemiyle oluşturulur. Finansal başarısızlık tahmininde her bir işletmeyi başarılı veya başarısız firma olarak sınıflandıran, iş başarısızlığını tahmin etmek için bir ağaç oluşturmaktadır. Ayrıca, sınıflandırma dışı her düğümün, verilerin nasıl bölündüğünü açıklayan bir bölme kuralı (genellikle tek değişkenli) göstermektedir. Bu bölme işleminde toplam varlıklar üzerinden varlık değerini açıklar. Bu yöntemle karar ağaçlarının anlaşılmasının ve yorumlanmasının basit olduğunu göstermektedir. Ayrıca, etkileşimleri kolayca modelleyebilen ve eksik verileri işleyebilen ve aynı zamanda otomatik sistemlere dönüştürmek için basit olan güçlü, çok değişkenli bir yaklaşımdır. Parametrik modellerden farklı olarak, karar ağaçlarının verilerin temeldeki dağılımı hakkında varsayımları yoktur ve logaritma gibi monoton dönüşümleri dikkate almaya gerek yoktur (Gepp ve Kumar, 2015: 396-397).

2.2.6. Bulanık Mantık Modeli

Bulanık mantık, belirsiz ve karmaşık süreçler için sağduyu muhakemesi gibi kesin olmayan muhakeme modellerini modellemek için bir yöntem sağlar. Bulanık küme teorisi, yaklaşık bilgi kullanımında kararlar üretmek için insan muhakemesine benzer. Bulanık kontrol teorisinin ana katkısı, geleneksel kontrol yöntemleriyle yeterince ele alınamayan birçok pratik problemi çözme yeteneğidir. Bulanık modeller, kurala dayalı sistem tanımlamasına dayanır, burada eğer-o zaman belirsiz yüklemelere sahip kurallar var ise değişkenler arasındaki ilişkileri temsil etmek için kullanılır. Daha

sonra bulanık kümeler, değişkenleri daha kesin bir şekilde tanımlamak ve modeli çalışır hale getirmek için kullanılır. Bulanık kümeler, ele alınan evrenin elemanlarını birim aralığı $[0, 1]$ ile eşleştiren üyelik işlevleri (μ ile gösterilir) aracılığıyla tanımlanır. Sunulan yöntem, durum değerlerini veya girdi-çıkı veri çiftlerini kullanır. Sistem, bir başlangıç koşulundan başlar ve sistemin gerçek çıkışı ile istenen çıktı arasındaki hatayı hesaplar. Bu hata üyelik işlevinin değerlerini ayarlamak için kullanılır ve sonraki giriş yinelemeli bir şekilde uygulanır. Üyelik işlevinde önemli bir değişiklik kaydedilmediğinde bir denge noktasına ulaşılır. Bu şekilde elde edilen bulanık model, kullanımdaki karmaşık sistemin modelini temsil etmektedir (Tiwaria vd, 2020: 151).

Başka bir deyişle, bulanık mantık, insanların dünyayı kavrama ve sorunlar ve durumlar hakkında düşünme şeklini yeterince kopyalayan ve nitel ve belirsiz kavramları resmileştirmemizi sağlayan bilişsel bir çerçevedir. Şirket değerlendirmesi için ve genel olarak karar verme amaçları için bulanık mantığın entegrasyonunun, yöneticiler, uygulayıcılar, analistler için cazip olabilecek güvenilir bir metodolojiyi temsil ettiğini düşünülmektedir. Bulanık mantık, "düşük", "yüksek", "iyi", "mükemmel", "olumlu", "ilginç", "verimli", "yeterli" ve benzeri gibi dilbilimsel nitelikleri resmileştirmemizi sağlar. Tek bir değişken için, daha fazla nitelik kullanılabilir ve aynı grafikte temsil edilebilir. Bulanık bir sistem tasarımının ana adımları şunlardır:

- Bulanık sistem tipinin seçimi; Birbirine bağlı birkaç bulanık modülden oluşan modüler bir sistem seçilir,
- Girdi ve çıktı değişkenlerinin tanımı, karşılık gelen üyelik işlevi ile birlikte her değişken için dilsel özniteliklerin (bulanık değerler) tanımı (girdi ve çıktıların bulanıklaştırılması),
- Bulanık kurallar kümesinin tanımı yapılır,
- Bulanık çıkarım yönteminin seçimi yapılır,
- Bulanık çıktı "net" bir değere çevirilir,
- Bulanık sistemin testi yapılır: Üyelik fonksiyonlarının ve gerekirse bulanık kuralların değiştirilmesi, bulanık sistemin ayarlanması, hassasiyet analizi ile sonuçların doğrulanması. Bulanık uzman sistemler kurarken, girdilerin bulanıklaştırılması ve bulanık kural bloklarının oluşturulması çok önemlidir. Genel bir yöntem, sorunun uzmanlarıyla yapılan görüşmeler yoluyla elde edilen

bilgilere veya genel olarak üzerinde mutabık kalınan bilgiye dayanmaktır (Magni vd., 2005: 3-5).

İşletme ve finansta bulanık mantık kullanan bilimsel çalışmaların sayısı yakın geçmişte keskin bir şekilde artmıştır. Bulanık mantığın işletme, finans ve endüstriyel uygulamalarda güvenli ve yararlı bir şekilde uygulanabileceğini gösteren çalışmalar bulunmaktadır.

2.2.7. Derin Öğrenme

Makine öğrenme tekniklerinden olan derin öğrenme, doğrusal olmayan birden fazla birimin katmanını kullanarak bilgisayarlara girilen birimlerin özelliklerini tanımlar ve istenilen özelliklere dönüştürür. Birbiri ardına gelen katmanlar kendinden önceki katmanın çıktılarını girdi olarak kullanır. Derin öğrenmede belirlenen algoritmalar denetimli veya denetimsiz düzenlenebilir. Belirlenen birden fazla verinin özellik düzeylerinin yapay zekânın temsili öğrenilmesini temel alan bir yapıdadır. Veriler özelliklerine göre önemli ve daha az önemli şeklinde tanımlanarak kademeli bir temsil hazırlanır. Bu kritere göre hazırlanan temsil, farklı soyutlama düzeylerine karşılık gelen birden çok temsil düzeylerini öğrenmektedir. Yani bu teknik temelde verilerin temsili öğrenmesine dayanır. Makine öğrenmeden farkı ise, tabakalar arasında birden fazla işlem yapma özelliği ve sistemin tamamının manuel değil otonom şekilde çalıştırılmasıdır (Şeker vd., 2017: 48).

Başka bir deyişle, derin öğrenme dünyayı iç içe geçmiş bir kavramlar hiyerarşisi olarak temsil etmeyi öğrenerek, her bir kavramın daha basit kavramlarla ilişkili olarak tanımlandığı ve daha az soyut olanlarla hesaplanan daha soyut temsillerle büyük güç ve esneklik sağlayan belirli bir makine öğrenimidir (Goodfellow vd., 2016: 23).

Derin öğrenme, makine öğreniminin belirli bir alt alanıdır: giderek daha anlamlı olan temsillerin birbirini izleyen katmanlarını öğrenmeye vurgu yapan verilerden öğrenme temsillerine yeni bir bakış olarak tanımlanır. Derin öğrenmenin derinliği, yaklaşımla elde edilen daha derin herhangi bir anlayışa referans değildir; daha ziyade, bu ardışık temsil katmanları fikrini temsil eder. Bir veri modeline kaç katman katkıda bulunur, modelin derinliği olarak adlandırılır. Alan için diğer uygun isimler, katmanlı temsiller öğrenme ve hiyerarşik temsiller öğrenme olabilmektedir. Modern derin öğrenme genellikle onlarca hatta yüzlerce ardışık temsil katmanını içerir ve bunların

tümü, maruziyetten eğitim verilerine kadar otomatik olarak öğrenilir. Bu arada, makine öğrenimine yönelik diğer yaklaşımlar, verilerin yalnızca bir veya iki katman temsilini öğrenmeye odaklanma eğilimindedir; bu nedenle, bazen sığ öğrenme olarak adlandırılırlar. Derin öğrenmede, bu katmanlı temsiller (neredeyse her zaman) birbirinin üzerine yığılmış gerçek katmanlarda yapılandırılmış sinir ağları adı verilen modeller aracılığıyla öğrenilir. Sinir ağı terimi, nörobiyolojiye bir göndermedir, ancak derin öğrenmedeki bazı temel kavramlar kısmen beyin anlayışımızdan ilham alınarak geliştirilmiş olsa da, derin öğrenme modelleri beynin modelleri gibi çalışmamaktadır. Derin öğrenmenin beyin gibi çalıştığını veya beyinden sonra modellendiğini iddia eden çalışmalar bulunsa da tam olarak açıklığa kavuşturulmamıştır. Amaçlar doğrultusunda, derin öğrenme, verilerden temsilleri öğrenmek için matematiksel bir çerçevedir (Chollet, 2018: 8).

Derin öğrenmenin faydalarına bakıldığında, mevcut eğitim verilerinin miktarı arttıkça bu teknik daha kullanışlı hale gelmektedir. Derin öğrenme için bilgisayar altyapısı (hem donanım hem de yazılım) geliştikçe, derin öğrenme modelleri zaman içinde gelişmiştir. Derin öğrenme, karmaşıklaşan uygulamaları zaman içinde artan doğrulukla çözdüğü kanıtlanmıştır (Goodfellow vd., 2016: 11).

Derin öğrenme ile öğrenilmiş soyut temsillerin diğer yararlı özellikleri şunları içerir:

- Veriler etiketlenmemiş olsa bile, veri kümesinin çok büyük hacminin çoğunu keşfetmeye çalışır.
- Daha fazla eğitim verisi eklendikçe model daha anlamlı sonuçlar sunar.
- Denetlenmemiş verilerden veya denetlenen verilerden, dağıtılmış ve hiyerarşik, otomatik veri gösterimi çıkarma, genellikle mekânsal veya zamansal en iyi girdi alanı yerel olarak yapılandırılır.
- Denetimsiz verilerden temsil çıkarma, görüntü, doku, ses vb. farklı veri türlerine geniş bir şekilde uygulanmasını sağlar.
- Nispeten basit doğrusal modeller, daha karmaşık ve daha soyut veri temsillerinden elde edilen bilgilerle etkili bir şekilde çalışabilir.
- Derin öğrenme algoritmalarının öğrenme kapasitesi, veri boyutuyla orantılıdır, yani sisteme girilen veriler arttıkça performans artar (Di vd., 2018: 17-18).

Son yıllarda oldukça popüler hale gelen derin öğrenme, görüntü tanıma, ses tanıma ve doğal dil işleme alanında yaygın olarak uygulanmıştır fakat finans ve yönetim bilimlerinde uygulanması üzerine fazla çalışma yapılmadığı görülmektedir. Tipik bir uygulama, zaman serileri analizi için uygun olduğundan hisse senedi fiyatı dalgalanmalarının tahminini yapmak için Tekrarlayan Sinir Ağı'nı (RNN) kullanılmıştır. Derin öğrenmedeki bir diğer önemli model, literatürde iflas tahmininde bulunmuş olan Konvolüsyonel Sinir Ağıdır (CNN). Bu model, geleneksel makine öğrenimi tekniklerinin çoğu dahil olmak üzere temsili geleneksel modellerden daha iyi performans gösterdiği açıklamıştır. Ayrıca bazı metinsel verilerin (ör. Haberler, şirketlerin kamuya açık raporları) klasik sayısal verilerle (ör. Mali oran verileri) bağlantılı olması durumunda, derin öğrenmenin metinsel açıklamalar kullanarak iflas tahmininde üstün performans sağlayacağı ve bu da doğruluğu artıracığı yapılan sınırlı çalışmadan anlaşılmaktadır. Bundan dolayı makine öğrenme teknikleri iflas tahmini alanındaki araştırmalar için yeni bakış açıları ve ilhamlar sağlamaktadır (Qu vd., 2019: 898).

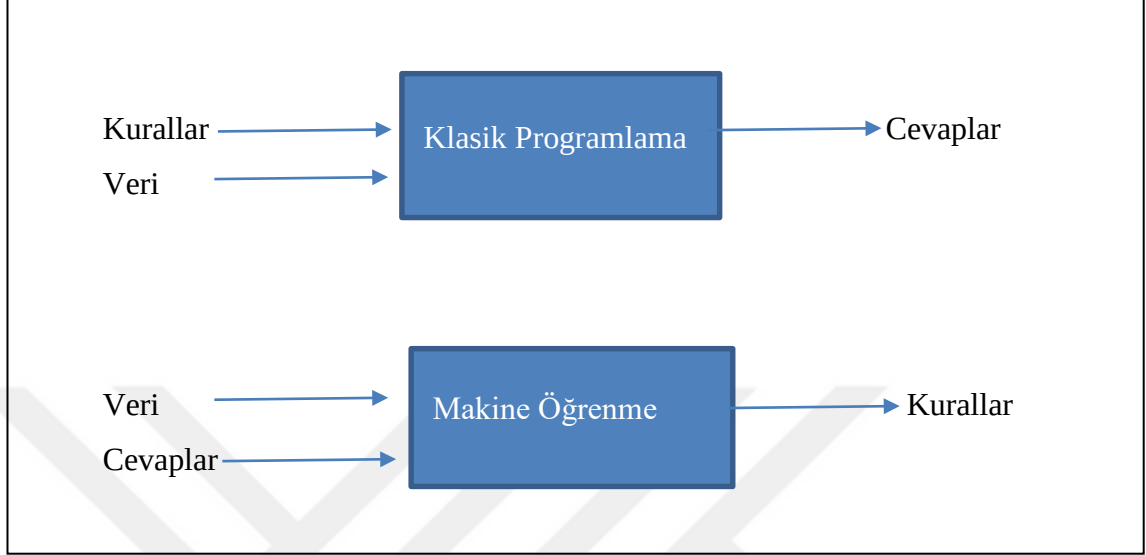
2.2.8. Makine Öğrenme

Makine öğrenimi, sistemlerin görevleri yerine getirme ve sorunları insan müdahalesi olmadan çözme becerisini artıran bir dizi algoritma veya tekniktir. Başka bir deyişle, bu sistemler ve bu teknikler yardımıyla görevleri kendi kendilerine çözmeyi öğrenirler. Bilgisayarla görme ve robotikten sürücüsüz araba sürmeye ve tıbbi operasyonlar yapmaya kadar birçok uygulamada makine öğrenimi uygulanmıştır (Raşo, 2019: 16).

Makine öğrenimi şu sorulardan doğmuştur: Bir bilgisayar, belirli bir görevi gerçekleştirmesini, bir ürünü nasıl sipariş edeceğini, bildiklerimizin ötesinde nasıl gerçekleştireceğini kendi başına öğrenebilir mi? Bir bilgisayar bizi şaşırtabilir mi? Veri işleme kurallarını elle oluşturan programcılardan ziyade, bir bilgisayar bu kuralları verilere bakarak otomatik olarak öğrenebilir mi? İşte bu sorular yeni bir programlama paradigmasının kapısını açmıştır. Klasik programlamada, sembolik yapay zekâ paradigması, insan girdi kuralları (bir program) ve bu kurallara göre işlenecek veriler ve cevapları ortaya çıkarır. Makine öğrenimiyle, insanlar verinin yanı sıra verilerden

beklenen yanıtları da girer ve kurallar ortaya çıkar. Aşağıdaki şekilde makine öğrenimini yeni programlama gösterimi verilmektedir (Chollet, 2018: 5).

Şekil 6. Makine Öğrenimi Gösterimi



Kaynak: Chollet, 2018.

Bir makine öğrenimi sistemi, açıkça programlanmak yerine eğitilir. Bir görevle ilgili birçok örnekle sunulur ve bu örneklerde, sistemin sonunda görevi otomatikleştirmek için kurallar bulmasına izin veren istatistiksel yapıyı kurar. Örneğin, tatil resimlerinizi etiketleme görevini otomatikleştirmek isterseniz, hâlihazırda insanlar tarafından etiketlenmiş birçok resim örneğini içeren bir makine öğrenimi sistemi sunabilirsiniz ve sistem, belirli resimleri belirli etiketlerle ilişkilendirmek için istatistiksel kuralları öğrenir (Chollet, 2018: 5).

Makine öğreniminin bir veri işleme görevini yürütmek için kuralları keşfetmektedir. Yani, makine öğrenimi yapmak için üç şeye ihtiyaç vardır (Chollet, 2018: 6).

- Giriş veri noktaları; Örneğin, görev konuşma tanıma ise, bu veri noktaları konuşan insanların ses dosyaları olabilir. Görev resim etiketleme ise, bunlar resim olabilir.
- Beklenen çıktı örnekleri; Bir konuşma tanıma görevinde, bunlar ses dosyalarının insan tarafından oluşturulmuş transkriptleri olabilir. Bir görüntü görevinde, beklenen çıktılar "köpek", "kedi" vb. etiketler olabilir.

- Son olarak algoritmanın iyi bir iş yapıp yapmadığını ölçümü yapılır. Bu, algoritmanın mevcut çıktısı ile beklenen çıktısı arasındaki mesafeyi belirlemek için gereklidir. Ölçüm, algoritmanın çalışma şeklini ayarlamak için bir geri bildirim sinyali olarak kullanılır. Bu ayarlama adımı, öğrenme dediğimiz şeydir.

Burada, algoritmanın mevcut çıktısı ile beklenen çıktı arasındaki mesafeyi belirlemek için gereklidir. Ölçüm, algoritmanın çalışma şeklini ayarlamak için bir geri bildirim sinyali olarak kullanılır. Bu ayarlama adımı, öğrenme dediğimiz şeydir. Bir makine öğrenimi modeli, girdi verilerini anlamlı çıktılara dönüştürür, bu süreç bilinen girdi ve çıktı örneklerine maruz kalmadan “öğrenilen” bir süreçtir. Bu nedenle, makine öğrenimi ve derin öğrenmedeki temel nokta, verileri anlamlı bir şekilde dönüştürmektir. Başka bir deyişle, eldeki girdi verilerinin yararlı temsillerini, bizi beklenen çıktıya yaklaştıran temsilleri öğrenmektir. Temsil kavramı ise? Özünde, verilere bakmanın farklı bir yoludur. Verileri temsil etmek veya kodlamak anlamındadır. Örneğin, renkli bir görüntü RGB formatında (kırmızı-yeşil-mavi) veya HSV formatında (ton-doygunluk-değeri) kodlanabilir. Bunlar aynı verinin iki farklı temsidir. Bir temsilde zor olabilecek bazı görevler, diğeriyle kolay hale gelebilir. Örneğin, "görüntüdeki tüm kırmızı pikselleri seçme" görevi RG biçiminde daha basitken, "görüntüyü daha az doygun hale getirme" HSV biçiminde daha basittir. Makine öğrenimi modellerinin tümü, girdi verileri için uygun temsiller bulmakla ilgilidir. Verilerin, sınıflandırma görevi gibi, eldeki göreve daha uygun hale getiren süreçtir (Chollet, 2018: 6).

Makine öğrenme ile genel bilgi verildikten sonra finansal başarısızlığın tahmininde daha çok tercih edilen ve tezin yöntem kısmında da analiz için kullanılan makine öğrenme tekniklerinden k en yakın komşu sınıflandırıcı ve rasgele orman yöntemleri hakkında aşağıda bilgi verilecektir.

2.2.9. K-En Yakın Komşu Sınıflandırıcı

Parametrik olmayan ve tembel bir öğrenme yöntemi olan KNN, regresyon ve sınıflandırma için incelenmiştir. Model yapısı veri setine bağlıdır ve veri dağılımları için herhangi bir varsayım yoktur, bu nedenle parametrik değildir. Bu özellik yararlıdır çünkü gerçek dünya veri kümeleri her zaman teorik varsayımlara uymaz. Tembel algoritma, tüm eğitim veri kümelerinin test aşamasında kullanıldığı anlamına gelir. Bu

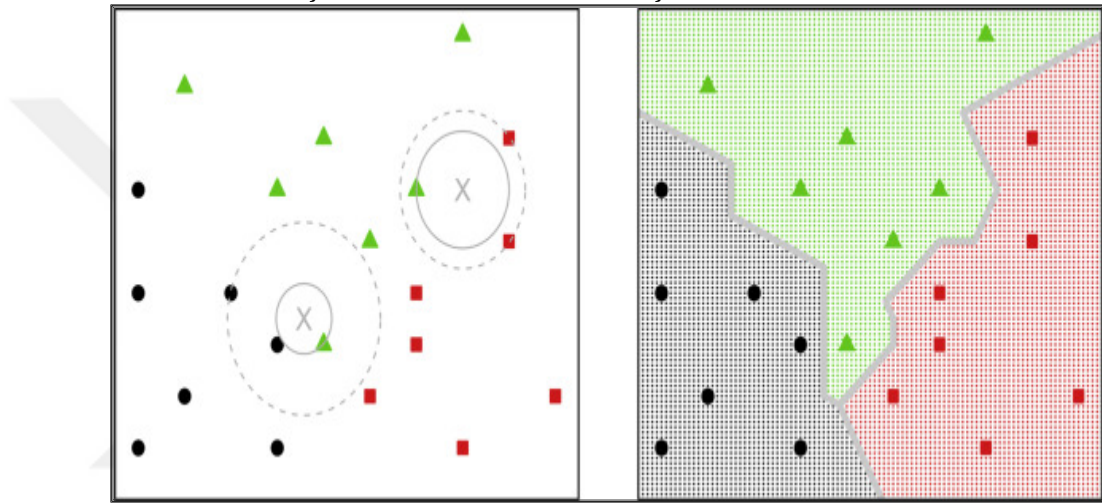
sınıflandırıcı basit ve anlaşılması sezgiseldir. Sonuç olarak, düşük hesaplama süresi ve yorumlama kolaylığı nedeniyle sınıflandırma için yaygın olarak kullanılmaktadır. KNN, finans, sağlık, el yazısı algılama gibi endüstride çeşitli alanlarda kullanılmaktadır. Kredi puanlamada, finans ve bankacılık kurumları müşterilerinin kredi bilgilerini değerlendirecek ve müşterilerin kredi finansmanı kriterlerini karşılayıp karşılamadığına karar vermede kullanılmaktadır. KNN şu çalışma mekanizmasına sahiptir: mesafeyi hesaplar, en yakın komşuları bulur ve etiketleri oylar (Wang vd., 2020: 142-143).

Bu yöntemde K, en yakın komşu sayısıdır ve bu yöntem için kontrol edici bir değişkendir. Her veri kümesinin kendi optimal K sayısı vardır. K küçükse, gürültü sonucu büyük ölçüde etkilerken, K büyükse hesaplamak pahalı olur. Araştırmalar, küçük bir K'nin yüksek varyans ve düşük önyargı ile daha esnek olduğunu, büyük bir K'nin ise daha düşük varyansla esnek olmadığını, ancak daha yüksek önyargı olduğunu ortaya koymaktadır. Yöntemin artıları, KNN'nin eğitim aşamasının diğer sınıflandırıcılardan çok daha hızlı olmasıdır ve herhangi bir varsayım içermediği için oldukça sezgisel ve basittir. KNN, çok sınıflı problem ve regresyon probleminin yürütülmesi durumunda faydalı olabilir. Bu yöntemin zayıflığı, K-en yakın komşu sınıflandırmasının test aşamasının, tüm eğitim veri kümelerini depolamak için büyük bellek gerektirmesi nedeniyle daha maliyetli ve daha yavaş olmasıdır. Dahası, KNN büyüklüklere ve aykırı değerlere karşı hassastır çünkü komşuları mesafeye göre doğrudan seçer. Yüksek büyüklük özellikleri, düşük büyüklük özelliklerinden daha ağır olmaktadır. Aynı zamanda büyük boyutlu veriler için uygun değildir ve performansı yükseltmek için boyutların azaltılması gerekir. Ek olarak, bu yöntem eksik değer problemiyle de başa çıkamamaktadır (Wang vd., 2020: 142-143).

Orijinal olarak sunulan k-en yakın komşu, modelsiz bir sınıflandırma yöntemi olarak kabul edilebilir, çünkü yeni bir gözlemin sınıflandırması tamamen eğitim setinin veri noktalarına dayalıdır. Eğitim seti N olarak ifade edilir. $\{(x_{t-1}, R_t)\}_{t=1}^N$, burada; x_{t-1} , özellik değerlerinin vektörü ve R_t , eşitlikte verilen çok terimli yanıt değişkenidir. Yeni bir veri noktasını x_{N+1} 'ni sınıflandırmak için, bazı mesafe ölçülerine dayalı olarak yeni veri noktasına en yakın eğitim verilerinde k veri noktasını bulunması gerekir. Öklid mesafesi en yaygın kullanılan alternatiftir. Bu k veri noktaları, x_{N+1} 'nin en yakın komşuları olarak adlandırılır. Nihai sınıflandırma, bu k en yakın komşunun yanıt değerlerinin çoğunluk oyuna dayanmaktadır. Bu işlem, test setindeki her veri noktası için tekrarlanır.

K-en yakın komşu sınıflandırmasının, üç sınıf içeren küçük bir yapay veri kümesiyle nasıl çalıştığını göstermektedir. Şekil 7'nin sol tarafı, Öklid mesafesine dayalı olarak iki yeni veri noktasının en yakın komşularını göstermektedir. En yakın komşuların miktarı k , 1 veya 3 olarak varsayılır. X ile işaretlenmiş iki örnek konum için, düz gri daire en yakın komşuyu gösterir ve kesikli daire k üçe eşit olduğunda komşuları gösterir. Şekil 7'nin sağ tarafı, k eşit olduğunda bu yapay veriler için karar sınırını gösterir (Nevasalmi, 2020: 89).

Şekil 7. k -En Yakın Komşu Sınıflandırması.



Kaynak: Nevasalmi, 202: 86-106.

K-en yakın komşu sınıflandırması, araştırmalarda bir kıyaslama yöntemi olarak kullanılmaktadır, çünkü hassas ayar yapmak oldukça kolaydır. Yöntemin tek ayar parametresi, komşuların miktarı olan k en yakın komşu değeridir. Daha büyük k değerleri, daha düzgün ve daha az ayrıntılı karar sınırlarına yol açar. Bu yöntemin sadeliğine rağmen k -en yakın komşu, döviz kurlarını tahmin etme veya borsa oynaklığı gibi farklı türde finansal uygulamalarda başarı göstermiştir. Veri kümesindeki özellikler çeşitli farklı ölçeklere sahip olabileceğinden, her özellik tipik olarak ortalama sıfıra ve varyans birine eşit olacak şekilde yeniden ölçeklenir (Nevasalmi, 2020: 90).

2.2.10. Rasgele Orman Metodu

Büyük miktarda veri nedeniyle, veriler daha fazla boyut içerir, daha benzer örnekler içerir ve özelliklerin boyut açısından azaltılması gerekmez ve varsayılan değer

daha fazladır, bu nedenle rastgele orman kullanımı daha iyi ele alınabilir. Ek olarak, veri örnekleri dengeli değildir ve rastgele ormanlar hataları daha iyi dengeleyebilir (Wang vd., 2020: 145).

Rastgele orman makine öğrenmede en popüler algoritmadır. Yani eğitim veri setinden büyük miktarda karar ağacı oluşturur ve ayrıca sınıflandırma ve regresyon görevlerini gerçekleştirmek için torbalama adı verilen bir araç kullanır. Her karar ağacı bir sınıf tahminini temsil eder, bu yöntem bu karar ağaçlarından oyları toplar ve en çok oy alan sınıf son sınıf olarak kabul edilir. Eğitim sırasında her temel model, verilerin farklı rastgele alt örneklerinden öğrenilerek bağımsız olarak oluşturulur. Örnekler, torbalama veya önyükeme adı verilen işlemle alınır; bu, bazı örneklerin tek bir karar ağacında birçok kez kullanılabileceği anlamına gelir. Her bir karar ağacını eğitmek için farklı alt örnekler kullanarak, tüm ormanın düşük varyansa, ancak her ağacın belirli bir eğitim veri seti açısından yüksek varyansa sahip olmasına rağmen yüksek önyargı olmaktadır. Test zamanında, genel tahminleri türetmek için her bir karar ağacının tahminlerinin ortalaması alınır ve bu süreç torbalama olarak bilinir (Wang vd., 2020: 143).

Bu yöntemin karar ağacından daha iyi performans göstermesinin altında yatan neden, birçok ilişkisiz karar ağacının, toplu tahminler elde etmek için birbirlerini bireysel hatalardan koruyabilmesi, böylece aşırı uydurma probleminin azaltılabilmesi ve mevcut algoritmalar arasında doğruluk açısından tahmin sonuçlarının mükemmel olmamasıdır. Aynı zamanda bu metodun başka güçlü yönleri de vardır. Bunlar, model çok sayıda veri kümesi üzerinde verimli bir şekilde çalışabilir ve sınıflandırmada hangi değişkenlerin önemli olduğunu da tahmin edebilir. Rastgele orman, nesne ve özellikler arasındaki doğrusal olmayan ilişkiyi yakalayabildiği için doğrusal modellerden daha iyi performans gösterir. Yöntemin kusuru, karar ağaçları yapı taşları olduğu için seyrek özelliklerle çalışamamasıdır. Bu nedenle girdileri modele uyacak şekilde önceden sisteme işlemek gerekir (Wang vd., 2020: 143).

Rastgele ormanların uygulanması, üretilecek ağaç sayısının, her bir düğümde kabul edilebilir minimum terminal gözlem sayısının ve her bölünmeye dâhil edilecek değişkenlerin sayısının ayarlanmasını gerektirir. Genel olarak, bu yöntemin uygulanmasının, kabul edilebilir tahminler elde etmek için bu parametrelerin nispeten az kalibrasyonunu gerektirdiği kabul edilmektedir. En sık olarak en uygun şekilde

kalibre edilen parametre, her bölünmeye giren aday değişkenlerin sayısıdır. Bu hususlar dikkate alınarak, tahmin uygulaması için parametreler aşağıdaki şekilde belirlenmektedir:

- Ağaç sayısı: Tüm tahmin çalışmaları için 100 olarak ayarlanmıştır.
- Terminal düğümlerinin boyutu: 5 gözlem değeri kullanılır. (çoğu uygulamada normal değer kabul edilir).
- Her ağaçtaki değişken sayısı: Bu parametre, torba dışı hatayı en aza indiren değişkenlerin sayısını bulan rastgele orman paketinin işlevi kullanılarak her bir tahmin çalışması için kalibre edilir (Vargas, 2020: 5).

2.3. Literatür Özeti

Altman (1968), Finansal Oranlar, diskriminant analizi ve kurumsal iflas tahmini adlı ve çalışmasında 1946-1965 yılları arasındaki 66 imalat şirketinin verilerini oran analizi ve diskriminant analizi ile değerlendirmiştir. Diskriminant analizi sonucunda, ilk grubun yüzde 94'ünde iflasın doğru tahmin edilmesinde son derece doğru olduğunu ve gerçek grup sınıflandırmalarına atanan iflas eden ve iflas etmeyen gruplardaki tüm şirketlerin yüzde 95'inin doğru olduğunu kanıtlamıştır.

Shirita (1998), çalışmasında Japon firmalarının iflas tahmininde karlılık ve likidite oranlarını kullanmadan 61 finansal oran kullanarak model geliştirmiştir. Modelinde, iflas eden firmaları sanayi ve büyüklükten bağımsız olarak % 86.14'ten fazla hassasiyetle sınıflandırabileceğini kanıtlamıştır.

Aktaş, Doğanay ve Yıldız (2003), mali başarısızlığın tahmin edilmesinde kullanılan çoklu regresyon modeli, Diskriminant analizi, Logit modeli ve yapay sinir ağı modeli ile deney grubunun verilerini kullanarak yeni bir model oluşturmuşlar. Modelde başarısızlığın ölçülmesinde yapay sinir ağının çoklu regresyon modelinden daha üstün olduğunu tespit etmişlerdir.

Altaş ve Giray (2005), İMKB'de işlem gören 2001 yılında tekstil sektöründe faaliyette bulunan firmaların bilançoları yardımıyla dönem sonu kar-zarar durumlarına bakarak işletmelerin o dönem için mali başarısız ya da başarılı olarak değerlendirmişlerdir. Lojistik regresyon analizi sonuçlarına göre mali başarısızlığı etkileyen faktörleri belirlemişlerdir.

Chen vd. (2006), 1999-2003 yılları arasında Çin borsasından ve veri tabanlarından elde ettikleri verileri 'MDA, LA, DT, NN' modelleri kullanarak analiz etmişler. Analiz sonucunda Lojistik Regresyon ve Yapay Sinir Ağı modellerinin en uygun tahmin modelleri olduğunu bulmuşlardır.

Poyraz ve Uçma (2006), Mali kriz ortamlarında ihracatçı firmaların finansal başarısızlıklarını Altman Z-Score değeri modeli yardımıyla ölçülmeye çalışmışlardır. Yapılan çalışmanın sonuçlarına bakıldığında genel anlamda Türkiye'nin temel ihracatçı sektörleri oluşturan turizm, tekstil, tarımsal ürünler-gıda, ulaşım araçları sektörleri 1994 ve 2001 yılı finansal krizlerinden çok büyük olumsuzluklar yaşayarak çıktıklarının söylemenin Altman Z modeli yardımıyla yapılan çalışmada pek mümkün olmadığı kanısına varmışlardır.

Akkaya, Demireli ve Yakut (2009), Yapay Sinir Ağları modeli kullanarak finansal başarısızlıkların tahmin edilmesi üzeri çalışma yapmışlardır. Çalışma kapsamına İMKB'de kayıtlı Tekstil ve Kimya Petrol ve Plastik sektörlerinde faaliyet gösteren 53 işletmenin mali tablolarından genel kabul görmüş 25 finansal oran belirlenmiş ve bu firmaların 1998-2007 yılı verileri kullanılmıştır.

Spathis (2002)'nin önerdiği logit modelde tanımlanan finansal oranlar temel alınarak yapay sinir ağlarının manipülasyon belirlemedeki başarısını incelemişlerdir. Çalışma sonucunda elde edilen sonuçlar da yapay sinir ağları modelinin bu anlamda etkin bir denetim aracı olabileceği kanısına ulaşmışlardır.

Yılmaz ve Albayrak (2009), Veri madenciliği tekniğini kullanarak İMKB 100 endeksinde sanayi ve hizmet sektöründe faaliyette 173 işletmenin 2004-2006 yılları arasındaki mali tablo verilerinden yararlanılarak hesaplanan finansal oranlar, finansal göstergelere göre sanayi ve hizmet sektörlerinde faaliyet gösteren firmaları ayıran en önemli değişkenleri belirlemeyi amaçlamışlardır. Çalışmanın sonuçlarına bakıldığında karar ağaçları tekniğiyle işletmelerin birbirlerine göre konumları ortaya konmuş ve sektör değişkenini etkileyen en önemli değişkenleri saptamışlardır.

Xu ve Wang (2009), Finansal başarısızlık tahmin modeli oluşturmak için Şanghai borsasındaki şirketlerin verilerinden elde edilen finansal oranları veri zarflama analizi, çoklu ayırıcı yaklaşım (MDA), lojistik regresyon ve destek vektör makineleri (SVM'ler) ile analiz etmişlerdir. Analiz sonucunda çoklu ayırıcı yaklaşımın (MDA),

lojistik regresyonun ve destek vektör makinelerinin (SVM'ler) deneysel sonuçları, verimliliğin etkili bir tahmin edici değişken olduğunu ifade etmişlerdir.

Vuran (2009), 1997-2007 döneminde halka açık ve halka kapalı toplam 122 işletmeden oluşan örneklem ile iki istatistiksel yöntem kullanarak işletmelerin finansal başarısızlığı bir ve iki yıl öncesinden tahmin etmeye ve finansal başarısızlığın öngörülmesinde yararlı olan finansal oranları ortaya çıkarmak için Diskriminant ve Lojistik Regresyon uygulayarak analiz etmeyi çalışmıştır. Analiz sonucunda finansal başarısızlığa uğramış işletmelerin çoğunun finansal sıkıntı belirtilerini başarısızlıktan çok önce gösterdiklerine ve çalışmada kullanılan yöntemlerin arasında tahmin gücü ve değişken seçimi konusunda istatistikî açıdan önemli fark olmadığına işaret etmiştir.

Li vd. (2010), Finansal başarısızlığı tahmin etmede CART'ın yaygın olarak tartışılan veri madenciliği tekniğini kullanarak BFP'nin performansını araştırmayı amaçlamıştır. Çin'de borsada işlem gören 153 firmaya ait finansal oran elde etmişlerdir. Analiz sonucunda CART kullanmanın finansal başarısızlığı tahmin etmede uygulanabilirliğini göstermişlerdir.

Chen ve Guo (2010), Çalışmalarında kurumsal finansal krizin tahmin edilmesi için Z-Score finansal kriz tahmin modelini geliştirmek için Gray Markov Forecasting Modelini kullanmışlardır. Mali tablolardan elde edilen bilanço ve gelir tablosu verileri kullanılarak oluşturulan finansal kriz tahmin modelinin Z-Score değerini doğru tahmin edip edemediğini göstermek için 1998'in ilk çeyreğinden 2004 yılının ikinci çeyreğine kadar beş mali oran seçilmiştir. Analiz sonucunda Model Z-Skorlarını doğru bir şekilde tahmin edebilir ve bu nedenle pratikte uygulanabilir olduğu sonucuna varmışlardır.

Kasilingam ve Ramasundaram (2012), Finansal başarısızlığa neden olan Hindistan'da bankacılık dışı finansal kuruluşların ödeme olanaklarını öngörmede Fulmer H-Score ve Springate Z-skor modellerini 2005-2009 yılları arasındaki beş yıllık dönemi finansal kurumların bilanço, kar ve zarar hesabı tabloları ve kuruluşların nakit akış tablolarını içeren denetlenmiş ve yayımlanmış yıllık raporlardan elde edilen temel finansal verileri kullanarak analiz etmeye çalışmışlardır. Sonuç olarak hem Fulmer'in hem de Springate modelinin yalnızca imalat sanayisinin değil, aynı zamanda NBFC'lerin ve bankaların da ödenebilirliğinin tahmin edilmesinde kullanılabileceğini göstermişlerdir.

Koyuncugil ve Ozgulbaş (2012), KOBİ'lerin finansman yetersizliği ve finansal sıkıntı yönlerini Veri Madenciliği tekniği kullanarak ölçmeye çalışmışlardır. T.C. Merkez Bankasının 2007 yılındaki verilerine göre 7853 KOBİ'yi kapsayan finansal riske dayalı bir finansal EWS model oluşturmuşlardır. Çalışma sonucunda 7853 KOBİ'yi 31 farklı risk profilinde CHAID ile sınıflandırmışlar. Sonuç olarak, KOBİ'lerin% 31,4'ünün finansal sıkıntı yarattığını göstermiştir.

Maricica ve Georgeta (2012), Romanya borsasında 2009-2010 yılları arasında farklı sektörlerden 63 firmanın finansal oranlarını T testi kullanılarak ortalamalar arasındaki farkın önemi iki grup şirket için bir dizi finansal önlem için test edilmiştir. Sonuç olarak iki yıl öncesinden bile kârlılık ve getiri, finansal durum, borçluluk ve sermaye yapısı açısından şirketler arasında bazı farklılıkların varlığını ortaya koymuştur.

Yakut ve Elmas (2013), Finansal başarısızlığı önceden tahmin edebilmek için İMKB'de işlem gören 140 imalat sanayi işletmelerini 2005-2008 yılları arasındaki verilerini Diskriminant ve Veri madenciliği yöntemleri ile analiz etmiş analiz sonucunda veri madenciliğinin daha iyi sonuç verdiğini tespit etmişlerdir.

Lakshan ve Wijekoon (2013), Sri Lanka'daki şirketlerin kurumsal başarısızlığını tahmin etmek için 2002-2008 yıllarında faaliyette bulunan 70 başarısız firmaya ait verileri on beş finansal oran ve lojistik regresyon kullanarak finansal tahmin modeli oluşturmuşlar. Analiz sonucunda modelin tahmin doğruluğunun finansal oranlardan oluştuğunu ve başarısızlıktan bir yıl önce% 77,86 olduğunu göstermiştir. Ayrıca, modelin başarısızlıktan önceki üç yıl içindeki öngörü doğruluğu % 72'nin üzerindedir. Bu nedenle, model başarısızlıktan üç yıl öncesine kadar doğru sonuçlar elde etmede sağlam olduğu sonucuna varmışlardır.

Zeytinoğlu ve Akarım (2013), İstanbul Menkul Kıymetler Borsası Ulusal-Tüm Hisse Endeksi'nde listelenen 115 firmanın 2009-2011 yılları arasında finansal başarısızlık riskini belirlemek için güvenilir bir model geliştirmeyi amaçlamışlardır. Bu amaç doğrultusunda, firmaların finansal başarısızlığını tahmin etmek ve en güvenilir modeli geliştirmek için 20 finansal oran belirlemişler ve Altman Z-Skoru ile başarılı ve başarısız firmaları hesaplanmışlardır. Diskriminant analizi sonucunda İMKB'de işlem gören firmaların finansal başarısızlıklarını belirlemede etkin olduğunu tespit edilmiştir.

Husein ve Pambekti (2014), Şirketlerin iflasına yol açabilecek koşulları öngörmeyi amaçlamışlardır. Örneklem seçiminde 2009-2012 döneminde Daftar Efek Syariah (DES) listesinde listelenen 132 şirketin verileri çalışmalarında kullanılmıştır. Altman, Springate, Zmijewski ve Grover modelinin doğruluğunu finansal sıkıntıların en iyi tahmincisi olarak analiz etmeyi ve İkili Lojistik Regresyon olan analitik bir araç kullanılmıştır. Sonuç olarak Altman, Zmijewski modelleri, Springate ve Grover modelinin finansal sıkıntı tahmininde kullanılabileceğini göstermişlerdir. Bununla birlikte, Zmijewski modeli, finansal sıkıntının öngörülmesinde kullanılacak en uygun model olduğu, çünkü diğer modellere kıyasla en yüksek öneme sahip olduğu. Zmijewski modeli kaldıraç oranına daha fazla önem vermek için finansal sıkıntı göstergesi olarak kullanılmıştır.

Vatansever ve Aydın (2014), Çok kriterli karar verme analiz tekniği ile finansal başarısızlık üzerine yapmış olduğu çalışma kapsamına 2012 yılına ait BİST’da Gıda, İçki ve Tütün sektöründe faaliyette bulunan 8 işletmeye ait 43 finansal oran kullanmışlardır. Çok kriterli karar vermede kullanılan ELECTRE TRI modeli, finansal başarısızlığın yaşandığı yıldan bir yıl öncesi için, bir yıl sonra finansal başarısızlığa uğrayacak 4 firma içinden 2 firmayı finansal başarılı olarak sınıflandırmıştır. ELECTRE TRI modeli finansal başarılı işletmelerin tamamını doğru bir şekilde sınıflandırmıştır. Analiz sonucunda işletmeleri sınıflandırmada kullanılan ELECTRE TRI modelinin başarılı bir yöntem olduğunu söylemişlerdir.

Gepp ve Kumar (2015), finansal sıkıntı tahmininde Cox analizi ve CART analizi kullanmışlar. Karşılaştırma yapmak içinde diskriminant analizi ve lojistik regresyon analizi kullanarak sıkıntı tahmini yapmışlardır. Sonuç olarak karar ağaçları, özellikle CART modeli, diğer tekniklerden daha iyi bir sınıflandırma doğruluğuna sahip olduğunu ifade etmişlerdir.

Geng, Bose ve Chen (2015), 2001-2008 yılları arasında Şanghay Menkul Kıymetler Borsası ve Shenzhen Menkul Kıymetler Borsası tarafından “özel muamele” etiketini alan 107 Çinli şirketin finansal sıkıntı tahminini 31 finansal göstergeye ve üç farklı zaman penceresine dayanan finansal tehlike uyarı modelleri oluşturmak için veri madenciliği tekniklerini kullanılmışlardır. Analiz sonucunda sinir ağlarının performansının karar ağaçları ve destek vektör makineleri gibi diğer sınıflandırıcılardan

daha fazla olduğunu ve çoğunluk oyuyla birleştirilen birden fazla sınıflandırıcı grubundan daha doğru olduğunu gözlemlemişlerdir.

Hui ve Sathye (2015), Hong Kong Büyüme Girişim Piyasası'nda listelenen şirketlerin finansal tehlike tahmin modeli oluşturmak için 2000-2010 yılları arasındaki verileri firmaya özgü finansal değişkenler, firmaya özgü finansal olmayan değişkenler ve makroekonomik bir değişken içeren bir modeli lojistik regresyon ve jackknife metodu kullanarak analiz etmişlerdir. Sonuç olarak oluşturulan modelde finansal olmayan ve makroekonomik değişkenleri içeren lojistik modelin, sadece finansal değişkenleri dikkate alan modele kıyasla daha iyi tahmin gücü olduğunu tespit etmişlerdir.

Mahama (2015), Çalışmasında, kurumsal finansal sıkıntı, anlamı, işaretler, kaynaklar, tespit ve eleme yöntemleri ışığında tartışmıştır. Altman'ın Z-Score'ını finansal sağlık seviyelerini belirlemek için Gana Borsasında (GSE) listelenen on şirketin mali tablolarında alınan veriler, 2007-2013 dönemini kapsayan ARG web sitesinden alınmıştır. Çalışmada, altı şirketin finansal açıdan sağlam olduğunu ve maddi sıkıntı tehlikesi bulunmadığını, iki firmanın maddi sıkıntı içinde olduğunu ve iki firmanın finansal bozulma durumunda olduğunu ve muhtemelen maddi sıkıntıya aday olduğunu gösterdiği sonucuna varmıştır.

Huang, Dai ve Guo (2015), Çin'in Shenzhen Menkul Kıymetler Borsası Piyasasında (SSEM) listelenen 75 şirket içinden rastgele seçilen 60 firmanın 2010-2012 yılları arasındaki finansal verileri kullanarak yeni bir veri zarflama analizi sunmuşlardır. Kurumsal finansal başarısızlık tahmini için hızlı ve uygulanabilir bir araç olarak iki seviyeli bir DEA modeli ve gri ilişkisel analizi (GRA) birleştiren yaklaşım, birçok göstergeden kurumsal finansal durumla daha anlamlı korelasyon gösteren finansal göstergeleri seçmek için sisteme tanıtılmıştır. Elde edilen sonuçlar, iki seviyeli DEA modelinin öngörülebilirliğinin geleneksel olana göre çok rekabetçi olduğunu göstermişlerdir.

Kaygın, Tazegül ve Yazarkan (2016), 2010-2013 tarihlerinde Borsa İstanbul'da işlem gören 143 imalat sanayi şirketinin yıllık bilanço ve gelir tabloları verilerinden yararlanarak Veri madenciliği ve Regresyon Analizi yöntemiyle finansal başarılı ve başarısız olma durumlarını tahmin etmişlerdir. Analiz sonucunda 2012 yılı tahmin gücü en başarılı yıl olarak tahmin etmişlerdir.

Ulucan (2016), Çalışmasında BİST' te yer alan Tekstil ve Teknoloji endeksindeki işletmelerin 8 yıllık (2006-2013) verileri kullanmıştır. Altman Z skoru işletmelerin başarısızlıklarını tahmin etmede sıklıkla kullanılan bir yöntem olması sebebiyle Altman Z skorları hesaplamış ve Anfis yöntemi ile başarısızlığı tahmin etmeye çalışmıştır. Analiz sonucunda ANFIS ile oluşturulan modelin işletme başarısızlıklarının tahmininde etkin bir yöntem olduğu tespit etmiştir.

Jabeur ve Fahmi (2017), Kurumsal finansal sıkıntıyı öngören üç istatistiksel yöntemi karşılaştırmıştır. Ayrımci analiz, lojistik regresyon ve rasgele orman (RF) yöntemleri kullanarak 400 sağlıklı şirket ve 400 başarısız şirketten oluşan bir örneklem üzerinden değerlendirme yapılmıştır. Çalışmalarında 2006'dan 2008'e 33 mali oran kullanmışlardır. Sonuç olarak, RF yaklaşımının üstün olduğunu ortaya koymuşlardır. Bu yaklaşımın sınıflandırma açısından daha iyi sonuçlar verdiğini, tip I ve tip II hatalarını en aza indirdiği için daha iyi tahmin doğruluğu sağladığını savunmuşlardır.

Karaca ve Özen (2017), Türk turizm sektöründeki, şirketlerin İstanbul Menkul Kıymetler Borsası turizm endeksi üzerindeki finansal başarısızlıklarına olumsuz etkilerinin ölçmek için 2009-2016 döneminde turizm sektöründeki firmaların mali tabloları Altman Z Score Modeli ve panel veri analizi ile analiz edilmiş ve turizm sektöründeki firmaların iflas riskini taşımayıp yaşamadıkları araştırmışlardır. Panel veri regresyon analizi sonuçlarına göre iflas olasılığı ile fiyat üzerindeki etkisi arasındaki istatistiksel olarak anlamlı bir ilişkinin varlığına dair kanıt da sağlamadığını, Altman Z-Score sonuçları ise 2015-2016 yıllarında yaşanan sorunların turizm şirketlerinin iflas riskini artırdığını, bu dönemde, genel olarak şirketlerin hisse senedi fiyatlarında önemli bir değişiklik olmadığı sonucuna varmışlardır.

Ağırman (2018), Finansal başarısızlık tahmininde en etkili mali oranları tespit edebilmek için firmaların mali tabloları ve bu tablolardan elde edilen 20 finansal oranı kullanarak Yapay Sinir Ağları yöntemi ile analize tabi tutmuştur. Analiz sonucunda Sermaye yeterliliği ve net işletme sermayesi / toplam aktif oranları üç dönemde de önemli olduğunu tespit etmiştir.

Jardin (2018), Çalışmasında Kohonen haritalarını kullanarak, bir dizi şirketin şirket sağlığını karakterize eden geçici modelleme ve öngörülerini yapmak için artan büyüklük haritalarının bir araya getirilmesine dayanan nicelemeye yöntemini

kullanmıştır. Analiz sonucunda, bu modellerin geleneksel yöntemlerle elde edilebileceklerden daha iyi tahminlere yol açtığını göstermiştir.

Hosaka (2019), İflas tahmininde Japonya borsasında işlem gören 2168 firmaya ait 2002-2016 yılları arasındaki finansal oranları kullanılarak evrimsel bir sinir ağı yöntemi kullanmışlardır. Analiz sonucunda eğitilmiş ağ üzerinden iflas tahminlerinin karar ağaçları, doğrusal ayırt edici analizler, destek vektör makineleri, çok katmanlı algılayıcı, AdaBoost veya Altman'ın Z-skoru kullanan yöntemlere göre daha yüksek performans gösterdiği öne sürmüştür.

İslamoğlu ve Çankaya (2019), Finansal başarısızlık ile finansal performans arasındaki ilişkinin varlığını araştırmışlar. Borsa İstanbul Elektrik endeksine dâhil firmaların 2012-2016 yılları arasındaki finansal tablolarından yararlanılarak elde edilen rasyolar, panel veri analiz yöntemi ile incelenmiştir. Yapılan analiz kapsamında, Fulmer H skor finansal başarısızlık ölçüsü olarak kabul edilirken, finansal performans Tobin's Q oranı kullanılmış. Analiz sonuçlarına göre, Tobin's Q oranı ile Fulmer H skor ve Fiyat-Kazanç oranı arasında anlamlı ve pozitif bir ilişki varken satışların logaritması ile anlamlı fakat negatif ilişki olduğu ifade etmişlerdir.

Lukason ve Laitinen (2019), başarısızlık risklerini kullanarak şirket başarısızlık süreçlerini (FFP'ler) çıkarmayı ve FFP'lerin farklı aşamalarında başarısızlık riskine katkıda bulunanların önemini sıralamayı amaçlamışlardır. Veri seti olarak, farklı Avrupa ülkelerinden gelen 1234 iflastan verilerinden oluşturulmuş ve teorik olarak motive edilmiş üç FFP tespit etmişlerdir. Hâkim FFP için (vakaların% 73'ü) iflas ilan edilmeden çok kısa bir süre önce başarısızlık riski arttığını, yıllık ve birikmiş verimlilik, başarısızlık olasılığının % 50'yi aştığı tüm FFP'lerin bu aşamaları için en önemli başarısızlık riski yaratıcısı olduğunu vurgulamışlardır. Elde edilen sonuçlar ise, iflas tahmini araştırma ve uygulamasına, özellikle de finansal tahmincilerin belirlenmesi açısından önemli sonuçlar ortaya çıkarmışlardır.

Hosaka (2019), Japon şirketlerinin mali tablo verilerinden sayısal finansal oran verilerini kullandı ve sayısal finansal oran verilerini, CNN (Evrişimli Sinir Ağları)'nin özelliklerine uyarlanacak ve CNN tarafından doğrudan analiz edilebilecek şekilde gri tonlamalı görüntüye dönüştürdü. Hosaka, iflas tahmin problemleriyle başa çıkmak için bir CNN çerçevesi önerdi ve bu model, geleneksel makine öğrenimi tekniklerinin çoğu

dahil olmak üzere temsili geleneksel modellerden daha iyi performans gösterdiğini açıkladı.

Mai vd. (2019), ABD’de 10.000’den fazla halka açık kamu şirketinin metin verilerinden özellikler çıkarmak için sinir ağlarının katmanlarını kullanarak iflas tahminine derin öğrenmeyi tanıttı. Metinsel verilerin, geleneksel muhasebe tabanlı oran ve piyasaya dayalı değişkenlerle birlikte kullanıldığında, derin öğrenme modelleri tahmin doğruluğunu daha da artırdığı sonucuna ulaşmıştır. Ayrıca metinsel açıklamaların tahmin gücü için ilk büyük örneklem kanıtını sağlamıştır.



ÜÇÜNCÜ BÖLÜM

Tezin bu bölümünde, yapılan çalışmanın amacından, uygulamanın kapsamından, değişkenlerin seçiminden, çalışmada kullanılan modellerden ve analiz sonuçlarından bahsedilecektir.

3. ÇALIŞMANIN AMACI

Bu çalışmanın amacı; Borsa İstanbul'da imalat sanayi sektöründe faaliyette bulunan firmaların mali tablolarından elde edilen verileri Makine Öğrenme Yöntemleri ve Altman Z-Skoru ile 1, 2, 3, 4 ve 5 yıl öncesinden mali sıkıntıya düşmeden başarısızlık tahmininde bulunmak ve kullanılan yöntemleri karşılaştırarak en iyi finansal başarısızlık tahmin yöntemini belirlemektir.

3.1. Çalışmanın Kapsamı ve Kısıtları

Çalışmanın kapsamı; Borsa İstanbul'da işlem gören imalat sanayi işletmeleridir. İmalat sanayinde çalışma yaptığımız dönemde toplam 178 firma bulunmaktadır. Bu firmaların 2015-2019 yıllarındaki mali tabloları ve bu tablolardan elde edilen finansal oranları kapsama dâhil edilmiştir. Türdeş bir örneklem oluşturmak amacıyla tek bir sektör üzerine ağırlık verilmiş ve gelişmekte olan ülkeler için büyümede öncelikli önem taşıyan sektör olması nedeniyle imalat sanayi firmaları üzerinde araştırma yapılması uygun bulunmuştur.

Araştırmanın kısıtları ise, ülkemizde finansal anlamda başarısız olan firmaların sayısının böyle bir çalışmada yeterli örneklem sayısına ulaşmada mümkün olmaması, firmaların başarılı yâda başarısız kabul edilmelerinde birden fazla kıstas olması ve örneklem için bütün kriterlerin bir arada kullanılamaması, işletmenin mali durumunu gösteren gelir tablosu ve bilanço gibi mali tablolarından başka mali tablo kullanılmaması araştırmanın kısıtlarıdır.

3.2. Çalışmanın Yöntemi ve Değişkenlerin Seçimi

Çalışmada firmaların finansal başarısızlığını tahmin etmek için Borsa İstanbul'un resmi internet sitesinden imalat sanayi firmalarının 2015-2019 yıllarındaki 178 firmanın yıllık bilanço ve gelir tablosu kalemlerinden finansal başarısızlığı tahmin etmede kullanılan Likidite Oranları, Faaliyet Oranları, Karlılık Oranları ve Borç Oranları gibi rasyolar excel ortamında hesaplanmıştır.

Çalışmada ele alınan firmalar arasından başarısız olan işletmeleri seçerken literatürde birçok kriter kullanılmaktadır; Bunlar, 1- Firmanın üst üste iki yıl zarar etmesi 2- Borsada Tahtasının kapatılması 3- Faaliyetlerinin durdurulması 4- İflas etmesi gibi kriterlerdir. Çalışmada 178 firmanın çalışılan yıllardaki mali verilerinden yararlanılarak üst üste iki yıl zarar etmiş firmalar başarısız kabul edilmiş, üst üste iki yıl kar etmiş firmalar ise başarılı sayılarak veri seti oluşturulmuştur. Diğer kriterleri kullanmamamızın nedeni ise, çalışma yaptığımız dönemde bu kriterleri kullandığımızda yeterli sayıda başarısız işletme sayısı bulunmamaktadır. Altman Z-Skorunun hesaplanmasında; Altman, 22 farklı oranı 5 adet gruba bölmüş ve diskriminant modeli oluşturulmuştur. Çalışmamızda Altman-Z skorunu hesaplamak için 2015-2019 yılları için toplanan veriler içinden formülde kullanacağımız oranlar Excel ortamında hesaplanmıştır.

Ayrıca formül içindeki Öz kaynağın Piyasa Değeri/Toplam Borcun Defter Değeri oranı için şirketlerin piyasa değerlerini hesaplanmasında, 2015-2019 yıllarında 178 firmanın 31 Aralık tarihindeki hisse senedi kapanış fiyatları elde edilmiştir. Daha sonra BİST internet sitesinden firmaların bilanço dipnotlarından her bir firmanın çalıştığımız yıllar itibarı ile piyasada dolaşımda bulunan hisse senedi adetleri elde edilerek firmaların yıllık piyasa değerleri Excel ortamında hesaplanarak her bir firmanın yıllık Z-Skorları hesaplanmıştır. Bu veriler ışığında Altman Z-Skoru ile Makine Öğrenme Yöntemleri karşılaştırılmalı analize tabi tutulmuştur. Çalışmada analiz için orange programı kullanılmıştır.

3.2.1. Çalışmada Kullanılan Finansal Oranlar

Bilindiği üzere finansal analiz yapılırken, mali tablolardaki hesap kalemlerini tek tek ele almak ve buna göre bir değerlendirme yapmak sağlıklı değildir. Bunun yerine, mali tablolardaki bu hesap kalemlerini kendi içinde karşılaştırmak ve sektör

ortalamalarını dikkate alarak değerlendirmek daha doğrudur. Genel kabul görmüş mali oranlar ile ilgilenilen firma veya firmaların, mali durumunu analiz etmek daha sağlıklıdır.

Çalışmamızda kullandığımız finansal oranların seçiminde ise, yazında finansal başarısızlığın tahmin edilmesinde sıklıkla kullanılan oranlar tercih edilmiştir. Bu oranlar, Likidite Oranları, Faaliyet Oranları, Karlılık Oranları ve Borç Oranları içerisinde seçilen, finansal başarısızlığın tahmin edilmesinde kullanılan 24 finansal orandan oluşmaktadır. Bu 24 finansal oran bağımsız değişken olarak modele alınmış ve bağımlı değişkenimiz ise üst üste iki yıl kar-zarar eden firmalar olarak modele dâhil edilmiştir. Bu oranlar;

Tablo 1. Mali Tablolardan Elde Edilen Değişkenler

Bağımsız Değişken		Finansal Oranlar	Hesaplanması
Likidite Oranları	X1	Cari Oran	Dönen Varlıklar/Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar
	X2	Asit-Test (Likidite) Oranı	(Dönen Varlık-Stoklar)/Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar
	X3	Nakit Oran	(Hazır Değerler + Menkul Kıymetler)/Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar
	X4	Stokların Toplam Varlıklara Oranı	Stoklar / Aktif Toplamı
Finansal Yapı Oranları	X5	Kısa Vadeli Yabancı Kaynakların Öz sermayeye Oranı	Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar / Öz sermaye
	X6	Toplam Borçların Öz sermayeye Oranı	(KVYK+UVYK)/Öz sermaye
	X7	Duran Varlıkların Öz sermayeye Oranı	Duran Varlıklar / Öz sermaye
	X8	Dönen Varlıkların Aktif Toplama Oranı	Dönen Varlıklar /Aktif Toplam
	X9	Kısa Vadeli Yabancı Kaynakların Toplam Varlıklara Oranı	Kısa Vadeli Yabancı Kaynak/ Aktif Toplamı
	X10	Uzun Vadeli Yabancı Kaynakların Aktiflere Oranı	Uzun Vadeli Yabancı Kaynaklar/Aktif Toplamı
	X11	Finansal Kaldıraç Oranı	(KVYK+UVYK) /Aktif Toplamı
Faaliyet Oranları	X12	Hazır Değerler Devir Hızı	Net Satışlar / (Hazır Değerler + Menkul Kıymetler)
	X13	Stok Devir Hızı	Satışların Maliyeti/Ortalama Stok
	X14	Dönen Varlık Devir Hızı	Net Satışlar / Dönen Varlıklar
	X15	Aktif Devir Hızı	Net Satışlar / Aktif Toplam
	X16	Öz sermaye Devir Hızı	Net Satışlar/Öz sermaye

Tablo 1. (Devamı)			
Bağımsız Değişken		Finansal Oranlar	Hesaplanması
Karlılık Oranları	X17	Brüt Kâr Marjı	Brüt Satış Kârı veya Zararı/Net Satışlar
	X18	Faaliyet Kâr Marjı	FVÖK/Net Satışlar
	X19	Net Kâr Marjı	Net Kâr/Net Satışlar
	X20	Öz Sermaye Kârlılığı (ROE)	Net Kâr/Öz sermaye
	X21	Ekonomik Rantabilite	FVÖK/Pasif Toplamı
	X22	Aktif Kârlılık Oranı	Net Kâr /Toplam Aktifler
	X23	Ekonomik Karlılık Oranı (ROA)	FVÖK/Toplam Aktifler
	X24	Finansman Giderlerini Karşılama Oranı	Faiz ve Vergi Öncesi Kar/ Finansman Giderleri
Bağımlı Değişken	X25	Başarılı-Başarısız Firmalar	1-0

Kaynak: İnceleme sonucu yazar tarafından oluşturuldu.

Likidite oranları, özellikle gelişmekte olan ülkelerde firmaların kısa vadeli yükümlülüklerini yerine getirip getiremediği hususunda bilgi vermektedir. Bu oranların her zaman belirlenen standartlarda olması istenmektedir. Ayrıca aşırı derecede yüksek olan likidite oranları, firmanın atıl sermayeye sahip olduğunu göstermektedir. Bu oranların belli oranlarda olması firmaların kısa vadeli borçlarını ödemede temerrüde düşmeyeceği anlamına gelir. Ayrıca bu oranlar firmaların net işletme sermayesi hakkında fikir vermektedir. Bu yüzden finansal analizde, bu oranların değerlendirilmesi önem arz etmektedir.

Finansal yapı oranları, borçlanma oranları olarak da bilinen bu oranlar şirketin öz sermaye ve borçlar arasındaki ilişkiyi incelemektedir. Firmaların faaliyetleri sonucu zarar etmeye başlamaları veya karlarında azalmalar başladığında, nakit akışında bozulmalar başlar ve varlıklarının değeri azalır. Bunun sonucunda, kısa ve uzun vadeli yükümlülüklerini yerine getirmede sıkıntılar yaşamaya başlar. Bu oranlar ile firmaların borç ödeme konusundaki kabiliyetlerini ortaya koyan oranlar kullanılır.

Faaliyet oranları, firmaların esas faaliyetlerini devam ettirilebilmek için sahip oldukları bütün kaynaklarını ve varlıklarını etkin kullanıp kullanamadıklarını gösteren oranlardır. Başka bir deyişle, firmalar sahip oldukları varlıklarını herhangi bir durumda ne ölçüde paraya çevirebileceklerini gösterir. Eğer hızlı bir şekilde bu varlıklar nakite dönüştürülürse o ölçüde verimli ve etkin kullanıldığının kanıtıdır.

Karlılık oranları, firmaların sahip oldukları varlıklarının yüzdelik olarak ne kadar karlı olduğunu gösteren finansal karlılık oranıdır. Yani 1 TL'lik varlığın ne oranda kar sağladığını gösterir. Eğer bu varlıkların karlılık oranı yüksekse, mevcut aktiflerin etkin kullanıldığını gösterir. Bu oranlar özellikle yatırımcılar ve işletme ortakları için önemlidir.

Bu oranların, finansal başarısızlığın önceden tahmininde bir bütün olarak değerlendirilmesi gerekmektedir. Firmaların paydaşları olan devlet, yatırımcılar, firma ortakları, bağımsız denetim kuruluşları ve fon sağlayanlar için büyük önem taşımaktadır.

3.3. Çalışmada Kullanılan Modeller ve Tahmin Sonuçları

Finansal başarısızlık tahmin modelleri kurulurken literatürde birkaç yöntem kullanılır. Başarısızlıktan önceki tüm yıllar için bir model kurularak tahmin çalışması yapılır. Yıllar itibariyle değerlendirme yapılırken aynı oranlar ve katsayılardan oluşan tahmin çalışması yapılır. Ya da firma başarısız olmadan önceki yıllardaki aynı oran ve farklı katsayılardan oluşan tahmin çalışması yapılır (Leclerc, 2000, 158-189).

Bu çalışmada oluşturduğumuz modelde her yıl için aynı oran ve katsayılar kullanılmıştır. Literatürde çok sık kullanılan geleneksel yöntemlerden sayılan Altman'ın Z skoru modeli ile son yıllarda popülerliği artan makine öğrenme modellerinden olan karar ağaçları, yapay sinir ağları, rasgele orman metodu ve destek vektör makinaları yöntemleri kullanılarak Bist'da imalat sanayisinde bulunan firmaların analize tabi tutularak finansal anlamda başarısız olmadan 5 yıl öncesine kadar tahmin modeli oluşturmak amaçlanmıştır. Ayrıca geleneksel ve modern yöntemler birbirleri ile karşılaştırarak hangi yöntemin başarısızlığı tahmin etmede daha başarılı olduğunu belirlenmeye çalışmaktır.

3.3.1. Altman “Z” Skoru Modeli

Altman, iflas eden şirketleri önceden tespit etmek için 22 finansal oran içerisinden seçtiği 5 finansal oranı kullanarak oluşturduğu model ile iflas etmiş şirketler ile yaptığı çalışmada şirketlerin iflas etmeden önceki birinci yılda %95, ikinci yılda %72, üçüncü yılda %48, dördüncü yılda %29, beşinci yılda %36 oranında doğru sınıflandırmıştır. Çalışmasında 1946-1964 yılları arasında Amerika'daki imalat

sanayisinde faaliyette bulunan iflas kanununa göre 33 iflas etmiş şirket ve 33 iflas etmemiş şirket üzerinde çalışma yapmıştır.

Oluşturduğu bu model sayesinde bütün dünyada genel kabul görmüş Altman-Z skoru finansal başarısızlık ve iflas çalışmalarında kullanılmaya başlanmıştır. Altman 1968 yılındaki çalışmasından sonra bu modelini güncelleyerek 1993 yılında son halini literatüre kazandırmıştır. Ayrıca Altman oluşturduğu Z skorunu kamu-özel şirketleri ve bu şirketleri de kendi içinde sektörel olarak da ayırma tabi tutmuş ve her sektör için farklı oran ve katsayı kullanarak birden fazla model oluşturmuştur.

Altman 1993 yılında Z skorunu yeniden oluşturmasını her sektörün kendi içinde farklı dinamiklere sahip olduğunu ve oluşturduğu modelde kullandığı aktif devir hızı oranını sektörler arasındaki farklı sonuçlar vermesinden dolayı güncellediğini açıklamıştır. Yani hizmet sektöründe faaliyette bulunan bir firmanın aktif devir hızı oranı imalat sektöründe faaliyette bulunana firmaya göre yüksek çıkmaktadır. Ve bu durum hizmet sektöründe faaliyette bulunan firmaları daha başarılı göstermektedir. Bu yüzden Altman bu sorunu gidermek için 1993 yılında oluşturduğu modele son halini vermiştir.

Altman ilk olarak 1968’de oluşturduğu Z-Skorunun son hali aşağıdaki gibidir (Altman, 2000:9-10).

$$Z = .012X1 + .014X2 + .033X3 + .006X4 + .999X5$$

Burada;

X1= İşletme sermayesi / Toplam varlıklar

X2 = Tutulan Kazançlar / Toplam varlıklar

X3 = Faiz ve vergiler öncesi kazanç / Toplam varlıklar

X4 = Piyasa değeri özkaynak / Toplam borcun defter değeri

X5 = Satış / Toplam varlıklar

Zeta = Genel Dizin

X1, İşletme Sermayesi / Toplam Varlıklar (WC / TA).

Kurumsal sorunlar ile ilgili çalışmalarda sıklıkla bulunan işletme sermayesi / toplam aktifler oranı, firmanın toplam kapitalizasyona göre net likit varlıklarının bir ölçüsüdür. İşletme sermayesi, cari varlıklar ile cari borçlar arasındaki fark olarak

tanımlanır. Likidite ve boyut özellikleri açıkça dikkate alınır. Normalde, düzenli faaliyet zararları yaşayan bir firma, toplam varlıklara göre daralan cari varlıklara sahip olacaktır. Değerlendirilen üç likidite oranından en değerli olanı ifade edilmiştir. Test edilen diğer iki likidite oranı, cari oran ve hızlı oran olarak tanımlanmıştır. Bazı başarısız firmalar için daha az yardımcı olduğu ve ters eğilimlere maruz kaldığı sonucuna ulaşılmıştır.

X2, Tutulan Kazançlar / Toplam Varlıklar (RE / TA).

Tutulan Kazançlar, bir firmanın tüm ömrü boyunca yeniden yatırılan toplam kazanç ve/veya zarar tutarını bildiren hesaptır. Hesap ayrıca kazanılmış fazlalık olarak da adlandırılır. Tutulan Kazançlar hesabının, kurumsal yarı-yeniden yapılanmalar ve hisse senedi temettü beyannameleri yoluyla "manipülasyona" tabi olduğuna dikkat edilmelidir. Bir firmanın yaşı bu oranda zımnen dikkate alınmalıdır. Yani genç firmaların bu analizde bir şekilde ayrımcılığa uğradığı ve iflas etmiş olarak sınıflandırılma şansının başka bir eski firma göre nispeten daha yüksek olduğu iddia edilebilir. Ek olarak, RE / TA oranı bir firmanın kaldıraç oranını ölçer. TA'ya göre yüksek RE'ye sahip firmalar, varlıklarını kârlarını muhafaza ederek finanse etmişler ve çok fazla borç kullanmamışlardır.

X3, Faiz ve Vergi Öncesi Kazanç / Toplam Varlıklar (EBIT / TA).

Bu oran, herhangi bir vergi veya kaldıraç faktöründen bağımsız olarak, firmanın varlıklarının gerçek üretkenliğinin bir ölçüsüdür. Bir firmanın nihai varlığı varlıklarının kazanç gücüne dayandığından, bu oran özellikle kurumsal başarısızlığı ele alan çalışmalar için uygun görünmektedir. Ayrıca, iflas etmiş bir firmaların, toplam yükümlülükleri, varlıkların kazanç gücü tarafından belirlenen değer ile firmanın varlıklarının gerçeğe uygun bir değerlemesini aştığında ortaya çıkar. Yani, bu oran nakit akışı da dâhil olmak üzere diğer karlılık ölçütlerinden sürekli olarak daha iyi performans göstermektedir.

X4, Piyasa değeri özkaynak / Toplam borcun defter değeri (MVE / TL).

Öz sermaye, imtiyazlı ve adi hisse senetlerinin tüm hisselerinin birleşik piyasa değeri ile ölçülürken, yükümlülükler hem cari hem de uzun vadeli piyasa değeri ile ölçülür. Ölçü, borçlar varlıkları aşmadan ve firma ödeme aczine düşmeden önce firmanın varlıklarının değerinin (öz sermayenin piyasa değeri artı borcun piyasa değeri ile ölçülür) ne kadar düşebileceğini gösterir. Bu oran, modele diğer başarısızlık

alışmalarının oğunun dikkate almadığı bir piyasa değeri boyutu sağlar. Ayrıca hisse senedi piyasası değeri, firmanın varlığı için önemli gösterge niteliğindedir.

X5, Satışlar / Toplam Varlıklar (S / TA).

Sermaye-devir oranı, firmanın varlıklarının satış yaratma kabiliyetini gösteren standart bir mali orandır. Yönetimin rekabetçi koşullarla başa çıkma kapasitesinin bir ölçüsüdür. Bu son oran oldukça önemlidir çünkü bireysel bazda en az önemli orandır. Aslında, tek değişkenli istatistiksel anlamlılık testine göre, etkisi pek fazla görünmeyen bir orandır. Bununla birlikte, modeldeki diğer değişkenlerle olan benzersiz ilişkisi nedeniyle, satış / toplam aktif oranı, modelin genel ayırt etme kabiliyetine katkısında ikinci sırada yer almaktadır (Altman, 2000:9-12).

Altman oluşturduğu bu modelde iflas etmiş firmalar üzerinde çalışmış ve özel sektör imalat sanayi şirketleri için hesapladığı Z skorunda, 2,99'un üzerinde olan tüm firmaların açıkça "iflas etmeyen" sektöre girdiği, Z'si 1,81'in altında olan firmaların hepsinin iflas ettiği sonucuna varılmıştır. 1.81 ve 2.99 arasındaki kalan, hata sınıflandırmasına yatkınlık nedeniyle "cehalet bölgesi" veya "gri alan" olarak tanımlamıştır (Altman, 1968: 606).

Yazında genel kanı olarak iflas etmek ve başarısızlık farklı anlamlarda kullanılmaktadır. İflas, kanunen mahkeme kararıyla alınan bir karar olması sebebiyle, finansal başarısızlıktan ayrılmaktadır. Fakat finansal başarısızlığın engellenemediği durumlarda bu başarısızlık firmaları iflasa götüren bir neden olarak değerlendirilmektedir.

Çalışmamızda Bist'da imalat sanayisinde faaliyette bulunan firmaların incelediğimiz dönemde iflas etmedikleri ve faaliyetlerine devam ettikleri için Z skoru 1,81 altında olan firmalar başarısız kabul edilmiştir. Z skoru 1,81 den büyük firmalar ise başarılı kabul edilerek değerlendirilmiştir.

3.3.1.1. Başarısızlıktan Bir Yıl Öncesi İçin Oluşturulan Model

Bist imalat sanayinde 2015-2019 yılları arasında faaliyet gösteren 178 firmanın başarısızlıktan bir yıl önceki verileri ve iki yıl üst üste zarar etme kriterine göre 142 firma başarılı ve 36 firma başarısız olarak belirlenmiştir. Yapılan analiz sonuçları Tablo 2'de gösterilmiştir.

Tablo 2. Altman Z-Skoruna göre;

T-1 Dönemi İçin	Altman Z-Skoru	Modelin Tahmin Gücü %
Başarılı- Başarısız	66	37

3.3.1.2 Başarısızlıktan İki Yıl Öncesi İçin Oluşturulan Model

Bist imalat sanayinde 2015-2019 yılları arasında faaliyet gösteren 178 firmanın başarısızlıktan iki yıl önceki verileri ve iki yıl üst üste zarar etme kriterine göre 142 firma başarılı ve 36 firma başarısız olarak belirlenmiştir. apılan analiz sonuçları Tablo 3'te gösterilmiştir.

Tablo 3. Altman Z-Skoruna göre;

T-2 Dönemi İçin	Altman Z-Skoru	Modelin Tahmin Gücü %
Başarılı- Başarısız	55	30

3.3.1.3 Başarısızlıktan Üç Yıl Öncesi İçin Oluşturulan Model

Bist imalat sanayinde 2015-2019 yılları arasında faaliyet gösteren 178 firmanın başarısızlıktan üç yıl önceki verileri ve iki yıl üst üste zarar etme kriterine göre 142 firma başarılı ve 36 firma başarısız olarak belirlenmiştir. apılan analiz sonuçları Tablo 4'te gösterilmiştir.

Tablo 4. Altman Z-Skoruna göre;

T-3 Dönemi İçin	Altman Z-Skoru	Modelin Tahmin Gücü %
Başarılı- Başarısız	54	30

3.3.1.4 Başarısızlıktan Dört Yıl Öncesi İçin Oluşturulan Model

Bist imalat sanayinde 2015-2019 yılları arasında faaliyet gösteren 178 firmanın başarısızlıktan dört yıl önceki verileri ve iki yıl üst üste zarar etme kriterine göre 142 firma başarılı ve 36 firma başarısız olarak belirlenmiştir. apılan analiz sonuçları Tablo 5'te gösterilmiştir.

Tablo 5. Altman Z-Skoruna göre;

T-4 Dönemi İçin	Altman Z-Skoru	Modelin Tahmin Gücü %
Başarılı- Başarısız	58	33

3.3.1.5 Başarısızlıktan Beş Yıl Öncesi İçin Oluşturulan Model

Bist imalat sanayinde 2015-2019 yılları arasında faaliyet gösteren 178 firmanın başarısızlıktan beş yıl önceki verileri ve iki yıl üst üste zarar etme kriterine göre 142 firma başarılı ve 36 firma başarısız olarak belirlenmiştir. Yapılan analiz sonuçları Tablo 6'da gösterilmiştir.

Tablo 6. Altman Z-Skoruna göre;

T-5 Dönemi İçin	Altman Z-Skoru	Modelin Tahmin Gücü %
Başarılı- Başarısız	61	34

Genel olarak oluşturulan model değerlendirildiğinde, Altman Z-Skoru'nun tahmin gücü başarısızlıktan 1 yıl önce % 37, 2 yıl önce %30, 3 yıl önce %30, 4 yıl önce %33, 5 yıl önce %34 gibi birbirlerine yakın değerler ortaya çıkarmıştır. Burada tahmin gücünün diğer çalışmalardan farklı olarak birbirine yakın tahmin gücü oluşturması, başarılı ve başarısız firmaları değerlendirilen yıllarda teker teker başarısızlık kriteri ile beraber değerlendirmemizden kaynaklanmaktadır. Yani dikkate aldığımız başarısızlık kriteri ve Altman Z-skoru ile hesaplaman z skorları ile firmaları teker teker karşılaştırarak bu sonuca ulaşılmıştır. Böyle bir çalışmanın daha sağlıklı olacağı düşünülmektedir.

3.3.2. Makine Öğrenme İle Tahminleme Modelleri

Makine öğrenme (ML), verilerden öğrenebilen ve zaman içinde performanslarını iyileştirebilen bir veri bilimi modelleri sınıfını ifade eder. Makine öğreniminin kökleri, bilim camiasının 1950'ler ve 1960'larda bilgisayar programları aracılığıyla insan eğilimini kopyalamaya olan ilgisine dayanır. Bu perspektiften bakıldığında, makine öğrenimi verileri verilerden çıkarır ve bu daha sonra tahmin yapmak ve yeni bilgiler oluşturmak için kullanılabilir. Bu bilgi, belirli sorunların nasıl çözüleceğini gösterdiğinden belirsizliği azaltır. Makine öğrenimi, özellikle görüntü ve ses işleme, örüntü tanıma veya karmaşık sınıflandırma görevleri gibi analitik bir çözümle açıkça belirtilemeyen görevlerle uğraşırken kullanışlıdır (Ghoddusi vd., 2019: 709).

Bilgisayar teknolojisinin ve makine öğreniminin hızlanan gelişimi, sosyal bilimlerdeki geleneksel zorluklara yenilikçi çözüm getirmek için bu konu üzerine araştırmalarını artırmışlardır. Finans ve risk yönetimi alanlarında, fiyatlandırma yapmak

ve bunu etkin bir şekilde endüstride uygulamak oldukça zordur. Bundan dolayı makine öğrenme modellerinin kullanımı önem arz etmektedir. Ayrıca finansal anlamda başarısızlığı tahmin etmek için son yıllarda sıklıkla makine öğrenme modelleri kullanılmaktadır (Gan vd., 2020: 1).

3.3.2.1. Yapay Sinir Ağları İle Tahmin Sonuçları

Son zamanlarda YSA'lar, iş başarısızlığı tahminleri, kredi puanlama çalışmaları, kurumsal ödeme gücü sınıflandırmaları ve borsa getirileri dâhil olmak üzere birçok iş uygulamasında yararlı bir araç olarak kapsamlı bir şekilde incelenmiştir. Tüm bu çalışmalarda, tahmin doğruluğu açısından performans iyileştirmeleri değişmekte olup, YSA'ların regresyon tabanlı modeller gibi doğrusal parametrik tekniklerle karşılaştırıldığında tahmin hatası varyansındaki azalmaları daha iyi açıkladığı kanıtlanmıştır. YSA'lar, kompakt bir alan üzerindeki herhangi bir doğrusal olmayan sürekli işlevi keyfi olarak istenen herhangi bir doğruluğa yaklaştırabilir. En büyük güçleri, tahmin ettikleri ilişkinin temel yapısına ilişkin herhangi bir varsayım gerektirmemeleri gerçeğinde yatmaktadır.

Bir sinir ağı, ağ mimarisi, yani gizli katmanların sayısı, her katmandaki giriş düğümlerinin sayısı ve düğümlerin nasıl bağlandığı ile karakterize edilir. Bu çalışmada kullanılan tüm ağlar tek bir gizli katmana sahiptir çünkü tek gizli katman ağı, herhangi bir karmaşık sistemi istenen herhangi bir doğrulukla modellemek için yeterli bulunmuştur. Gizli düğüm sayısına gelince, hem eğitim hem de test setlerinde en düşük ortalama kare hatası ve kök ortalama kare hatası sergileyen uygun gizli düğüm sayısı deney yoluyla seçilir. Sinir ağı modellerini uygularken önemli bir sorun, girdi değişkenlerinin seçimidir. YSA modellerinin maksimum sağlamlığını sağlamak için, tek katmanlı YSA için duyarlılık katsayısı matrisi kullanılır (Chi ve Tang, 2005: 641-652).

YSA'ında, veriler kullanılan program tarafından en uygun sonuca ulaşmak için deneme yanılma yöntemiyle eğitim ve test seti belirlenmiştir. Eğitim seti, verilerin ağırlıklarını uygun hale getirir. Test seti ise, oluşturulan bu ağırlıkların performansını ölçmek için kullanılır. En uygun sonucu elde etmek için değişik oranlarda eğitim ve test seti oluşturulmuştur. Sonuç olarak programda %80 eğitim ve %20 test seti olarak belirlendiğinde en uygun tahmin bu oranlardan elde edilmiştir. Bu süreç esnasında eğitim setindeki girdiler ile test setindeki çıktılar arasında hatanın en aza indirilmesi

amacıyla sinir ağının ağırlıkları ayarlanır. Bu ayarlama test setinin performansının azalmaya başladığı anda eğitim durdurulur.

Çalışmada veriler eğitim ve test seti olarak iki kısma ayrılmıştır. Eğitim ve test setleri için bağımlı değişken olan başarılı firmaları “1” rakamı, zarar eden firmaları ise “0” rakamı temsil etmektedir. Analizde programa daha önce açıklanan 24 finansal oran bağımsız değişken olarak tanımlanmış bağımlı değişken ise (yani çıktı değeri) 1-0 değerleri kategorik olarak programa tanımlanmıştır.

Tablo 7. YSA Analiz Parametreleri

Analiz İçin Belirlenen Parametreler	Açıklama
Veri Seti Ayrımı	%80 Eğitim %20 Test Veri Seti
Değişken Sayısı	25
Gizli Katmandaki Nöronlar	100
Aktivasyon	ReLU
Maksimum Yineleme Sayısı	200

YSA’na doğrusal olmayan gerçek verileri tanıtmak için aktivasyon koduna ihtiyaç vardır. Genel olarak yapay sinir ağında girdiler ve çıktılar vardır. Ağın çıkış değerine aktivasyon işleminin yani $f(x)$ ’in uygulanmasıdır. ReLU değeri Tablo 7’de gösterildiği gibi çok fazla nöronlu büyük sinir ağlarında, verimli bir hesaplama yapmak için kullanılan bir değerdir. Gizli katmanlar ise nöronların bulunduğu katmanlardır. Ağın sağlıklı çalışması gizli katmanlara ihtiyaç vardır. Girdi ve çıktıların ağ içerisinde etkileşimi sağlamaktadır. Gizli katmandaki nöron sayısında standart bir değer yoktur. Çalışmanın durumuna göre deneme yanılma yöntemiyle belirlenir. Yani yapay sinir ağlarında gizli katman sayısı ve her bir gizli katmanda kaç nöron olacağı bugüne kadar belirlenememiştir (Orange Visual Programing, 2021).

Maksimum yineleme sayısı, eğitim süreci boyunca ağdaki bağlantıların ağırlıklarında depolanan bilginin istenen işlevi yerine getirecek biçimde bir öğrenme kuralına göre ayarlanmasıdır (Tosunoğlu ve Benli, 2012: 543).

Tablo 8. YSA T-1 Dönemi İçin Sınıflandırma Matrisi

Gerçek Değer	Tahmin			
		0	1	Σ
	0	22	9	31
	1	12	135	147
	Σ	34	144	178

Tablo 8’de anlaşıldığı üzere, başarısızlıktan bir yıl öncesi için oluşturulan yapay sinir ağları modeli, iki yıl üst üste zarar etmemiş veya zarar etmiş kriterine göre 178 firmadan 147 başarılı firma ve 31 başarısız firma belirlenmiştir. Yapay sinir ağı modelinde gerçekte başarısız olarak kabul edilen 31 firmanın 22’sini doğru tahmin etmiş ve 9 firmayı ise yanlış tahmin etmiştir. Gerçekte başarılı sayılan 147 firmanın 135’ini doğru tahmin etmiş ve 12 firmayı ise yanlış tahmin etmiştir. Genel olarak bakıldığında başarısızlıktan 1 yıl öncesi için iyi bir tahmin yapıldığı sonucu çıkmaktadır.

Tablo 9. YSA T-2 Dönemi İçin Sınıflandırma Matrisi

Gerçek Değer	Tahmin			
		0	1	Σ
	0	22	9	31
	1	12	135	147
	Σ	34	144	178

Tablo 9’da anlaşıldığı üzere, başarısızlıktan iki yıl öncesi için oluşturulan yapay sinir ağları modeli, iki yıl üst üste zarar etmemiş veya zarar etmiş kriterine göre 178 firmadan 147 başarılı firma ve 31 başarısız firma belirlenmiştir. Yapay sinir ağı modelinde gerçekte başarısız olarak kabul edilen 31 firmanın 22’sini doğru tahmin etmiş ve 9 firmayı ise yanlış tahmin etmiştir. Gerçekte başarılı sayılan 147 firmanın 135’ini doğru tahmin etmiş ve 12 firmayı ise yanlış tahmin etmiştir. Genel olarak bakıldığında başarısızlıktan 2 yıl öncesi için iyi bir tahmin yapıldığı sonucu çıkmaktadır.

Tablo 10. YSA T-3 Dönemi İçin Sınıflandırma Matrisi

Gerçek Değer	Tahmin			
		0	1	Σ
	0	36	12	48
	1	8	122	130
	Σ	44	134	178

Tablo 10’da anlaşıldığı üzere, başarısızlıktan üç yıl öncesi için oluşturulan yapay sinir ağları modeli, iki yıl üst üste zarar etmemiş veya zarar etmiş kriterine göre 178 firmadan 130 başarılı firma ve 48 başarısız firma belirlenmiştir. Yapay sinir ağı modelinde gerçekte başarısız olarak kabul edilen 48 firmanın 36’sini doğru tahmin etmiş ve 12 firmayı ise yanlış tahmin etmiştir. Gerçekte başarılı sayılan 130 firmanın 122’ini doğru tahmin etmiş ve 8 firmayı ise yanlış tahmin etmiştir. Genel olarak bakıldığında başarısızlıktan 3 yıl öncesi için iyi bir tahmin yapıldığı sonucu çıkmaktadır.

Tablo 11. YSA T-4 Dönemi İçin Sınıflandırma Matrisi

Gerçek Değer	Tahmin			
		0	1	Σ
	0	20	28	48
	1	2	128	130
	Σ	22	156	178

Tablo 11’de anlaşıldığı üzere, başarısızlıktan dört yıl öncesi için oluşturulan yapay sinir ağları modeli, iki yıl üst üste zarar etmemiş veya zarar etmiş kriterine göre 178 firmadan 130 başarılı firma ve 48 başarısız firma belirlenmiştir. Yapay sinir ağı modelinde gerçekte başarısız olarak kabul edilen 48 firmanın 20’sini doğru tahmin etmiş ve 28 firmayı ise yanlış tahmin etmiştir. Gerçekte başarılı sayılan 130 firmanın 128’ini doğru tahmin etmiş ve 2 firmayı ise başarılı olmasına karşın başarısız olarak yanlış tahmin etmiştir. Genel olarak bakıldığında başarısızlıktan 4 yıl öncesi için iyi bir tahmin yapıldığı sonucu çıkmaktadır.

Tablo 12. YSA T-5 Dönemi İçin Sınıflandırma Matrisi

Gerçek Değer	Tahmin			
		0	1	Σ
	0	28	14	42
	1	11	125	136
	Σ	39	139	178

Tablo 12’de anlaşıldığı üzere, başarısızlıktan beş yıl öncesi için oluşturulan yapay sinir ağı modeli, iki yıl üst üste zarar etmemiş veya zarar etmiş kriterine göre 178 firmadan 132 başarılı firma ve 42 başarısız firma belirlenmiştir. Yapay sinir ağı modelinde gerçekte başarısız olarak kabul edilen 42 firmanın 28’isini doğru tahmin etmiş ve 14 firmayı ise yanlış tahmin etmiştir. Gerçekte başarılı sayılan 136 firmanın 125’ini doğru tahmin etmiş ve 11 firmayı ise başarılı olmasına karşın başarısız olarak yanlış tahmin etmiştir. Genel olarak bakıldığında başarısızlıktan 5 yıl öncesinde bile iyi bir tahmin yapıldığı sonucu çıkmaktadır.

Tablo 13. YSA Modelinin Genel Tahmin Gücü

YSA Model	AUC (Sınıflandırma Skoru)	CA (Sınıflandırma Doğruluğu)	F1-Skoru (Ort.Sınıflandırma)	Precisions (Kesinlik)	Recall (Duyarlılık)
T-1 Dönem	0.937	0.916	0.906	0.918	0.916
T-2 Dönem	0.894	0.882	0.884	0.887	0.882
T-3 Dönem	0.871	0.888	0.886	0.886	0.888
T-4 Dönem	0.921	0.831	0.808	0.844	0.831
T-5 Dönem	0.894	0.860	0.858	0.856	0.860

AUC, ROC eğrisinin altında kalan alanı verir. 0 ile 1 arasındadır. 0’sa bütün tahminler yanlıştır. Doğru pozitif oran kısaca gerçekte durum pozitifse bunların kaçını pozitif tahmin ettiğimizi gösterir. Yanlış pozitif oran ise de gerçekte durum negatifken bunların kaçını pozitif olarak tahmin ettiğimizi (yanlış alarm da denir) gösterir. Yani pozitif sınıflandırmayı negatif sınıflandırmadan ne kadar ayırabildiğini bize gösterir. Ayrıca AUC ne kadar yüksekse model başarısız ve başarılı firmaları ayırt etmekte daha

iyi performans gösterir. CA, sınıflandırma doğruluk puanı olarak bilinir. Çok etiketli sınıflandırmada, bu işlev alt küme doğruluğunu hesaplar. Kesinlik ve Duyarlılığı dengelemede devreye F1-skoru girer. F1-skoru kesinlik ve duyarlılığının harmonik ortalamasıdır. Bir F1-skoru en iyi değerine 1'de ve en kötü puana 0'a ulaştığı kesinlik ve duyarlılığın ağırlıklı ortalaması olarak yorumlanabilir. Çok sınıflı ve çok etiketli durumda, bu ortalama parametreye bağlı olarak ağırlıklandırma ile her sınıfın F1-skorunun ortalamasıdır. Kesinlik, doğru pozitiflerin sayısı ile yanlış pozitiflerin sayısının olduğu orandır. Kesinlik, sezgisel olarak sınıflandırıcının negatif olan bir örneği pozitif olarak etiketlememe yeteneğidir. Öngörülen tüm olumlu örneklerden, kaçının doğru tahmin edildiğidir. En iyi değer 1 ve en kötü değer 0'dır. Duyarlılık, gerçek pozitiflerin sayısı ile yanlış negatiflerin sayısının olduğu orandır. Yani başarısız olan şirketleri tespit edebilme oranımızdır. Duyarlılık, sezgisel olarak sınıflandırıcının tüm negatif örnekleri bulma yeteneğidir. En iyi değer 1 ve en kötü değer 0'dır (Noyan, 2020).

Tablo 13'te YSA modelinin genel tahmin gücüne bakıldığında daha önce bahsedilen F1-skoru değerlerine bakılarak modelin genel sınıflandırma sonuçlarını değerlendireceğiz. Bir F1-skoru en iyi değerine 1'de ve en kötü puana 0'a ulaştığı kesinlik (Precisions) ve hatırlamanın (Recall) ağırlıklı ortalaması olduğuna değinilmişti. Başarısızlıktan 1 yıl önce modelin genel sınıflandırma başarısını gösteren, F1 skoru %90, 2 yıl önce %88, 3 yıl önce %87, 4 yıl önce %81 ve 5 yıl önce %86 olduğu görülmektedir. Genel olarak bakıldığında başarısızlıktan bir yıl önce YSA modelinin en yüksek değer ulaştığı, başarısızlık yılından uzaklaştıkça modelin sınıflandırma gücü azalsa da yine de bu oranlar finansal anlamda kabul edilebilir seviyededir.

3.3.2.2. Random Forest İle Tahmin Sonuçları

Breiman (2001) tarafından geliştirilen rastgele orman, daha doğru ve istikrarlı bir tahmin veya sınıflandırma elde etmek için birden fazla karar ağacının inşa edilip birleştirildiği bir toplu öğrenme yöntemidir. Rastgele ormandaki ağaçlar, önyükleme yeniden örnekleme kullanılarak orijinal örnekten çekilir ve her ağaç, rastgele bir özellik alt kümesi kullanılarak büyütülür. Random Forest bir dizi karar ağacı oluşturur. Her ağaç, eğitim verilerinden bir önyükleme örneğinden geliştirilir. Tek tek ağaçları geliştirirken, ayırma için en iyi özneliğin seçildiği keyfi bir öznelik alt kümesi çizilir.

Nihai model, ormandaki bireysel olarak geliştirilmiş ağaçlardan alınan çoğunluk oyuna dayanmaktadır. Random Forest hem sınıflandırma hem de regresyon görevleri için çalışır. RF, karar ağaçlarına olmasına karşın karar ağaçlarından farklı özellik taşır. RF algoritması çeşitli karar ağaçları inşa etmek için gözlemleri ve özellikleri rastgele seçer ve sonuçların ortalamasını alır. Karar ağaçları ise var olan değerler üzerinden işlem yapmaktadır. Bir diğer farklılık ise karar ağaçları aşırı uydurma sorunu yaşarken, RF'ler bu sorunu aşmak için alt kümeleri kullanır ve daha fazla ağaç oluşturur (Breiman, 2001: 5-32).

RF, ormana daha fazla ağaç eklendikçe aşırı uymaya karşı bağıstıktır. Genel tahminler, ormandaki tek tek ağaçların tahminlerinin ortalaması alınarak üretilir. Rastgele ormanlar, yalnızca tüm örnek üzerinde ağaçların tahminlerini genellemekle kalmaz, aynı zamanda torba dışı örneği kullanarak değişkenin önem değerini sağlar. Ana fikir, tahmin edicinin yanıt değişkeni ile bağımlılığını tüm ağaçlarda değerlerini değiştirerek ortadan kaldırmaktır, ardından ormanın tahmin doğruluğu kaybı tahmin edilir, yüksek kayıp, öngörücünün yüksek önemini ifade eder ve bunun tersi de geçerlidir. Tablo 14'te gösterildiği gibi RF'den en iyi tahminleri elde etmek için, her bir düğümde kullanılacak bölünmüş özelliklerin başlangıç değeri beş olarak belirlenmiş ve yetiştirilecek ağaçların diğer tüm parametreleri varsayılan olarak bırakılmıştır. En iyi tahminler üç değerinde üretildi, yani ormandaki tüm ağaçların üç rastgele değişken kullanılarak inşa edildiği anlamına geliyor (Breiman, 2001: 5-32).

Tablo 14. RF Analiz Parametreleri

Analiz İçin Belirlenen Parametreler	Açıklama
Veri Seti Ayrımı	%80 Eğitim %20 Test Veri Seti
Değişken Sayısı	25
Ağaç Sayısı	10
Bölmelerdeki Özellik Sayısı	5
Bölmelerdeki Kriter Alt Sınırı	5
Derinlik Sınırı	3

Ağaç sayısı, Ormana kaç tane karar ağacının dâhil edileceğini, her bölünmede dikkate alınan ağaç sayısı, bu düğümde değerlendirilmek üzere keyfi olarak kaç özniteliğin çizileceğini ifade eder. Orijinal Breiman'ın önerisi, ağaçları herhangi bir ön

budama olmadan büyütmektir, ancak ön budama genellikle oldukça iyi çalıştığı ve daha hızlı olduğu için, kullanıcı ağaçların yetiştirileceği derinliği ayarlayabilir. Bölmelerdeki kriter alt sınırı, belli bir değerden küçük alt kümeleri bölmemeyi ve bölünebilecek en küçük alt kümeyi ifade eder (Breiman, 2001: 5-32).

Tablo 15. RF T-1 Dönemi İçin Sınıflandırma Matrisi

Gerçek Değer	Tahmin			
		0	1	Σ
	0	30	1	31
	1	0	147	147
	Σ	30	148	178

Tablo 15'e bakıldığında, başarısızlıktan bir yıl öncesi için oluşturulan RF modeli, iki yıl üst üste zarar etmemiş veya zarar etmiş kriterine göre 178 firmadan 147 başarılı firma ve 31 başarısız firma belirlenmiştir. RF modelinde gerçekte başarısız olarak kabul edilen 31 firmanın 30'unu doğru tahmin etmiş ve 1 firmayı ise yanlış tahmin etmiştir. Gerçekte başarılı sayılan 147 firmanın 147'sini doğru tahmin etmiş ve hiçbir firmayı yanlış tahmin etmemiştir. Genel olarak RF modelinin tahmin gücüne bakıldığında başarısızlıktan 1 yıl öncesi için YSA modeline göre çok daha iyi bir tahmin yapıldığı sonucu ortaya çıkmaktadır.

Tablo 16. RF T-2 Dönemi İçin Sınıflandırma Matrisi

Gerçek Değer	Tahmin			
		0	1	Σ
	0	27	4	31
	1	14	133	147
	Σ	41	137	178

Tablo 16'ya bakıldığında, başarısızlıktan iki yıl öncesi için oluşturulan RF modeli, iki yıl üst üste zarar etmemiş veya zarar etmiş kriterine göre 178 firmadan 147 başarılı firma ve 31 başarısız firma belirlenmiştir. RF modelinde gerçekte başarısız olarak kabul edilen 31 firmanın 27'sini doğru tahmin etmiş ve 4 firmayı ise yanlış tahmin etmiştir. Gerçekte başarılı sayılan 147 firmanın 133'ünü doğru tahmin etmiş ve

14 firmayı yanlış tahmin etmiştir. Genel olarak RF modelinin tahmin gücüne bakıldığında başarısızlıktan 2 yıl öncesi için YSA modeline göre başarısız firmaları tahmin etmede oldukça iyi sonuçlar verdiği, başarılı firmaları tahmin etmede YSA modelinin gerisinde kalmakla beraber genel olarak iyi bir tahmin yapıldığı sonucu ortaya çıkmaktadır.

Tablo 17. RF T-3 Dönemi İçin Sınıflandırma Matrisi

Gerçek Değer	Tahmin			
		0	1	Σ
	0	41	7	48
	1	16	114	130
	Σ	47	121	178

Tablo 17'ye bakıldığında, başarısızlıktan üç yıl öncesi için oluşturulan RF modeli, iki yıl üst üste zarar etmemiş veya zarar etmiş kriterine göre 178 firmadan 130 başarılı firma ve 48 başarısız firma belirlenmiştir. RF modelinde gerçekte başarısız olarak kabul edilen 48 firmanın 41'ni doğru tahmin etmiş ve 7 firmayı ise yanlış tahmin etmiştir. Gerçekte başarılı sayılan 130 firmanın 114'unu doğru tahmin etmiş ve 16 firmayı yanlış tahmin etmiştir. Genel olarak RF modelinin tahmin gücüne bakıldığında başarısızlıktan 3 yıl öncesi için tahmin gücünün azaldığı fakat yine de hem YSA modeline göre hem de finansal açıdan çok daha iyi bir tahmin yapıldığı sonucu ortaya çıkmaktadır.

Tablo 18. RF T-4 Dönemi İçin Sınıflandırma Matrisi

Gerçek Değer	Tahmin			
		0	1	Σ
	0	25	23	48
	1	2	128	130
	Σ	27	151	178

Tablo 18'e bakıldığında, başarısızlıktan dört yıl öncesi için oluşturulan RF modeli, iki yıl üst üste zarar etmemiş veya zarar etmiş kriterine göre 178 firmadan 130 başarılı firma ve 48 başarısız firma belirlenmiştir. RF modelinde gerçekte başarısız

olarak kabul edilen 48 firmanın 25'ini doğru tahmin etmiş ve 23 firmayı ise yanlış tahmin etmiştir. Gerçekte başarılı sayılan 130 firmanın 128'ini doğru tahmin etmiş ve 2 firmayı yanlış tahmin etmiştir. Genel olarak RF modelinin tahmin gücüne bakıldığında başarısızlıktan 4 yıl öncesi için tahmin gücünün başarısız firmaları tespit etmede azaldığı fakat yine de hem YSA modeline göre hem de finansal açıdan çok daha iyi bir tahmin yapıldığı sonucu ortaya çıkmaktadır.

Tablo 19. RF T-5 Dönemi İçin Sınıflandırma Matrisi

Gerçek Değer	Tahmin			
		0	1	Σ
	0	36	6	42
	1	21	115	136
	Σ	57	121	178

Tablo 19'a bakıldığında, başarısızlıktan beş yıl öncesi için oluşturulan RF modeli, iki yıl üst üste zarar etmemiş veya zarar etmiş kriterine göre 178 firmadan 136 başarılı firma ve 42 başarısız firma belirlenmiştir. RF modelinde gerçekte başarısız olarak kabul edilen 42 firmanın 36'sını doğru tahmin etmiş ve 6 firmayı ise yanlış tahmin etmiştir. Gerçekte başarılı sayılan 136 firmanın 115'ini doğru tahmin etmiş ve 21 firmayı yanlış tahmin etmiştir. Genel olarak RF modelinin tahmin gücüne bakıldığında başarısızlıktan 4 yıl öncesi için tahmin gücünün başarısız firmaları tespit etmede azaldığı fakat yine de hem YSA modeline göre hem de finansal açıdan çok daha iyi bir tahmin yapıldığı sonucu ortaya çıkmaktadır.

Tablo 20. RF Modelinin Genel Tahmin Gücü

YSA Model	AUC	CA	F1	Precisions (Kesinlik)	Recall (Hatırlama)
T-1 Dönem	1.000	0.994	0.994	0.994	0.916
T-2 Dönem	0.930	0.876	0.883	0.896	0.876
T-3 Dönem	0.943	0.888	0.890	0.897	0.888
T-4 Dönem	0.894	0.854	0.838	0.864	0.854
T-5 Dönem	0.897	0.848	0.856	0.880	0.848

Tablo 20’de RF modelinin genel tahmin gücüne bakıldığında daha önce bahsedilen F1-skoru değerlerine bakılarak modelin genel sınıflandırma sonuçlarını değerlendireceğiz. Bir F1-skoru en iyi değerine 1’de ve en kötü puana 0’a ulaştığı kesinlik(Precisions) ve hatırlamanın(Recall) ağırlıklı ortalaması olduğuna değinilmişti. Başarısızlıktan 1 yıl önce modelin genel sınıflandırma başarısını gösteren, F1 skoru %99, 2 yıl önce %88, 3 yıl önce %89, 4 yıl önce %84 ve 5 yıl önce %86 olduğu görülmektedir. Genel olarak bakıldığında başarısızlıktan bir yıl önce RF modelinin genel tahmin gücü çok yüksek değere ulaştığı, başarısızlık yılından uzaklaştıkça modelin sınıflandırma gücü azalsa da yine de bu oranlar finansal anlamda kabul edilebilir seviyededir.

3.3.2.3. Destek Vektör Makineleri(SVM) İle Tahmin Sonuçları

Sınıflandırma veya regresyon sorunların çözümünde kullanılan bir makine öğrenme yöntemidir. Fakat genellikle sınıflandırma sorunlarında kullanılır. Bu yöntem, verilerin her birini belirli koordinatın değeri olan her özelliğin değeri ile birlikte n (sahip olunan özelliklerin sayısı) boyutlu boşluğa nokta olarak çizilmesi şeklinde ifade edilir. Bu işlemden sonra oluşan iki sınıftan en iyi ayrım yapan hiper düzlemi bularak sınıflandırmayı gerçekleştirir (Akça, 2020, Makine Öğrenme Serisi-2).

Tablo 21. SVM Analiz Parametreleri

Analiz İçin Belirlenen Parametreler	Açıklama
Veri Seti Ayrımı	%80 Eğitim %20 Test Veri Seti
Değişken Sayısı	25
Marj Genişliği(C)	1
Hiper Parametre(ϵ)	0,10
Sapma Toleransı	0,001
Yineleme Sınırı	100

Analiz parametreleri belirlenirken kullandığımız analiz programına en iyi sonuçları veren değerler girilerek analiz yapılmıştır. Tablo 21’de gösterildiği gibi C değeri düzlemdeki marj genişliğini ifade etmektedir. Bu değer yükseldikçe marj değeri küçülmektedir. Hiper Parametre Epsilon (ϵ) değeri, tahmin edilen değerlerle hiçbir hatanın ilişkilendirilmediği gerçek değerlere olan mesafeyi tanımlar. Sapma toleransı,

beklenen değerden izin verilen sapmayı ayarlamak için kullanılan değerdir. Yineleme sınırı, izin verilen maksimum yineleme sayısını ayarlamak için kullanılan değerdir (Breiman, 2001: 5-32).

Tablo 22. SVM T-1 Dönemi İçin Sınıflandırma Matrisi

Gerçek Değer	Tahmin			
		0	1	Σ
	0	7	24	31
	1	0	147	147
	Σ	7	171	178

Tablo 22'ye bakıldığında, başarısızlıktan bir yıl öncesi için oluşturulan SVM modeli, iki yıl üst üste zarar etmemiş veya zarar etmiş kriterine göre 178 firmadan 147 başarılı firma ve 31 başarısız firma belirlenmiştir. SVM modelinde gerçekte başarısız olarak kabul edilen 31 firmanın 24'ünü doğru tahmin etmiş ve 7 firmayı ise yanlış tahmin etmiştir. Gerçekte başarılı sayılan 147 firmanın 147'sini doğru tahmin etmiş ve hiçbir firmayı yanlış tahmin etmemiştir. Genel olarak SVM modelinin tahmin gücüne bakıldığında başarısızlıktan 1 yıl öncesi için YSA modeline göre çok daha iyi bir tahmin yapıldığı ve RF modeli ile karşılaştırıldığında başarılı firmaları tahmin etmede aynı seviyede olduğu, başarısız firmaları tahmin etmede RF modelinin gerisinde kaldığı sonucu ortaya çıkmaktadır.

Tablo 23. SVM T-2 Dönemi İçin Sınıflandırma Matrisi

Gerçek Değer	Tahmin			
		0	1	Σ
	0	12	19	31
	1	8	139	147
	Σ	20	158	178

Tablo 23'e bakıldığında, başarısızlıktan iki yıl öncesi için oluşturulan SVM modeli, iki yıl üst üste zarar etmemiş veya zarar etmiş kriterine göre 178 firmadan 147 başarılı firma ve 31 başarısız firma belirlenmiştir. SVM modelinde gerçekte başarısız olarak kabul edilen 31 firmanın 12'sini doğru tahmin etmiş ve 19 firmayı ise yanlış

tahmin etmiştir. Gerçekte başarılı sayılan 147 firmanın 139'sini doğru tahmin etmiş ve 8 firmayı yanlış tahmin etmiştir. Genel olarak SVM modelinin tahmin gücüne bakıldığında başarısızlıktan 2 yıl öncesi için YSA modeline göre başarılı firmaları tahmin etmede YSA modeline göre iyi sonuçlar verdiği, başarısız firmaları tahmin etmede ise YSA modelinin SVM modelinden daha iyi bir tahmin yaptığını, RF modeli ile karşılaştırıldığında başarılı ve başarısız firmaları tahmin etmede RF modelinin gerisinde kaldığı sonucu ortaya çıkmaktadır.

Tablo 24. SVM T-3 Dönemi İçin Sınıflandırma Matrisi

Gerçek Değer	Tahmin			
		0	1	Σ
	0	24	24	48
	1	3	127	130
	Σ	27	151	178

Tablo 24'e bakıldığında, başarısızlıktan üç yıl öncesi için oluşturulan SVM modeli, iki yıl üst üste zarar etmemiş veya zarar etmiş kriterine göre 178 firmadan 130 başarılı firma ve 48 başarısız firma belirlenmiştir. SVM modelinde gerçekte başarısız olarak kabul edilen 48 firmanın 24'ünü doğru tahmin etmiş ve 24 firmayı ise yanlış tahmin etmiştir. Gerçekte başarılı sayılan 130 firmanın 127'sini doğru tahmin etmiş ve 3 firmayı yanlış tahmin etmiştir. SVM modelinin tahmin gücüne bakıldığında başarısızlıktan 3 yıl öncesi için YSA modeline göre başarılı firmaları tahmin etmede YSA modeline göre iyi sonuçlar verdiği, başarısız firmaları tahmin etmede ise YSA modelinin gerisinde kaldığı, SVM modelini, RF modeli ile karşılaştırıldığında başarılı firmaları tahmin etmede SVM modelinin daha başarılı sonuçlar verdiği, başarısız firmaları tahmin etmede RF modelinin gerisinde kaldığı sonucu ortaya çıkmaktadır.

Tablo 25. SVM T-4 Dönemi İçin Sınıflandırma Matrisi

Gerçek Değer	Tahmin			
		0	1	Σ
	0	13	35	48
	1	1	129	130
	Σ	14	164	178

Tablo 25'e bakıldığında, başarısızlıktan dört yıl öncesi için oluşturulan SVM modeli, iki yıl üst üste zarar etmemiş veya zarar etmiş kriterine göre 178 firmadan 130 başarılı firma ve 48 başarısız firma belirlenmiştir. SVM modelinde gerçekte başarısız olarak kabul edilen 48 firmanın 13'ünü doğru tahmin etmiş ve 35 firmayı ise yanlış tahmin etmiştir. Gerçekte başarılı sayılan 130 firmanın 129'unu doğru tahmin etmiş ve 1 firmayı yanlış tahmin etmiştir. Genel olarak SVM modelinin tahmin gücüne bakıldığında başarısızlıktan 4 yıl öncesi için YSA modeline göre başarılı firmaları tahmin etmede YSA modeline göre iyi sonuçlar verdiği, başarısız firmaları tahmin etmede ise YSA modelinin gerisinde kaldığı, SVM modelini, RF modeli ile karşılaştırıldığında başarılı firmaları tahmin etmede SVM modelinin daha başarılı sonuçlar verdiği, başarısız firmaları tahmin etmede RF modelinin gerisinde kaldığı sonucu ortaya çıkmaktadır.

Tablo 26. SVM T-5 Dönemi İçin Sınıflandırma Matrisi

Gerçek Değer	Tahmin			
		0	1	Σ
	0	26	16	42
	1	12	124	136
	Σ	38	140	178

Tablo 26'ya bakıldığında, başarısızlıktan beş yıl öncesi için oluşturulan SVM modeli, iki yıl üst üste zarar etmemiş veya zarar etmiş kriterine göre 178 firmadan 136 başarılı firma ve 42 başarısız firma belirlenmiştir. SVM modelinde gerçekte başarısız olarak kabul edilen 42 firmanın 26'sını doğru tahmin etmiş ve 16 firmayı ise yanlış tahmin etmiştir. Gerçekte başarılı sayılan 136 firmanın 124'ünü doğru tahmin etmiş ve 12 firmayı yanlış tahmin etmiştir. Genel olarak SVM modelinin tahmin gücüne bakıldığında başarısızlıktan 5 yıl öncesi için YSA modeline göre başarılı ve başarısız firmaları tahmin etmede YSA modelinin gerisinde kalmıştır. SVM modelini, RF modeli ile karşılaştırıldığında başarılı firmaları tahmin etmede SVM modelinin daha başarılı sonuçlar verdiği, başarısız firmaları tahmin etmede RF modelinin gerisinde kaldığı sonucu ortaya çıkmaktadır.

Tablo 27. SVM Modelinin Genel Tahmin Gücü

YSA Model	AUC	CA	F1	Precisions (Kesinlik)	Recall (Hatırlama)
T-1 Dönem	0.902	0.865	0.828	0.884	0.865
T-2 Dönem	0.865	0.848	0.835	0.831	0.848
T-3 Dönem	0.929	0.848	0.833	0.854	0.848
T-4 Dönem	0.891	0.798	0.754	0.825	0.798
T-5 Dönem	0.893	0.843	0.840	0.838	0.843

Tablo 27’de SVM modelinin genel tahmin gücüne bakıldığında daha önce bahsedilen F1-skoru değerlerine bakılarak modelin genel sınıflandırma sonuçlarını değerlendireceğiz. Bir F1-skoru en iyi değerine 1’de ve en kötü puana 0’a ulaştığı kesinlik(Precisions) ve hatırlamanın(Recall) ağırlıklı ortalaması olduğuna değinilmişti. Başarısızlıktan 1 yıl önce modelin genel sınıflandırma başarısını gösteren, F1 skoru %83, 2 yıl önce %84, 3 yıl önce %83, 4 yıl önce %75 ve 5 yıl önce %84 olduğu görülmektedir. Genel olarak bakıldığında başarısızlıktan bir yıl önce SVM modelinin genel tahmin gücü YSA ve RF modeline göre daha düşük tahmin gücüne ulaştığı fakat genel olarak finansal anlamda kabul edilebilir seviyede tahmin gücü olduğu gözlemlenmektedir.

3.3.2.4. Karar Ağaçları İle Tahmin Sonuçları

Karar Ağaçları (DT) modeli, bir dizi n istatistiksel birimin alt gruplara bölündüğü yinelemeli bir prosedür olarak tanımlanabilir. Bölünmenin amacı, grupların birinden orijinal kümeden daha büyük oranda üyeye sahip alt kümeler oluşturarak bir kümenin kirliliğini azaltmaktır. Algoritma, elde edilen alt grupların her birinde yanıt değişkeninin homojenliğini veya saflık ölçüsünü maksimize etme amacına ulaştığında sona erer (Joos vd., 1998: 7-8).

Daha fazla bölünemeyen alt gruplar, terminal düğümleri olarak bilinir. DT, bir eğitim örneğindeki verilerle ilgili herhangi bir istatistiksel varsayım gerektirmez. Parametrik olmayan tahmin yöntemleri, değişkenlerin olasılık dağılımına ilişkin herhangi bir koşul gerektirmez. Literatürde kullanılan iki ana parametrik olmayan yaklaşım türünden, DT modelinin YSA üzerindeki üstünlüğünü ortaya koymaktadır, çünkü YSA, sınıflandırmadaki her bir değişkenin önemi ile ilgili bir kara kutu sorununa

sahiptir. DT modeli eksik ve nitel verileri işleyebilir. Eksik değerlerin gerçek dünya veri setlerinde özgün olduğu ve eksik değer örneklerinin genellikle anlamlı bilgiler sağladığı düşünüldüğünde, bu kapasite DT modellerinin kullanılabilirliğini güçlendirir. DT, çok sayıda aday girdi değişkeni ile hedef değişken arasındaki ilişkiyi bulmak için verileri araştırmak için kullanışlıdır. DT modeli hem veri keşfini hem de modellemeyi birleştirdiğinden, son modeli oluşturmada güçlü bir araç olarak kullanılabilir. DT modeli, edinilen bilgiyi temsil etmenin anlamlı bir yolunu sağlar. DT modelinin öğrenme algoritması hızlıdır. DT modelinde aşırı uyum sorunu ile karşılaşmak mümkündür fakat bu sorunu budama kullanarak kolayca önlemek mümkündür. DT modeli, inşa algoritması gelecekteki kuralları belirlerken önceki kuralları dikkate almadığı için eleştirilmiş olsa da, bu kusurun sınıflandırmanın doğruluğunu veya öngörülebilirliği önemli ölçüde azalttığını gösteren hiçbir kanıt yoktur (Kim ve Upneja, 2014: 356).

Tablo 28. DT Analiz Parametreleri

Analiz İçin Belirlenen Parametreler	Açıklama
Veri Seti Ayrımı	%80 Eğitim %20 Test Veri Seti
Değişken Sayısı	25
Yapraklardaki Min. Örnek Sayısı	2
En Küçük Bölünme Alt Sayısı	5
Maksimum Derinlik	200
Maksimum Büyüklüğe Ulaşma Yüzdesi	%95

Analiz parametreleri belirlenirken kullandığımız analiz programına en iyi sonuçları veren değerler girilerek analiz yapılmıştır. Tablo 28’de gösterildiği gibi, %80 eğitim %20 test Veri Seti, 25 değişken seçilmiştir. Modelde en iyi sonuçları veren yapraklardaki minimum örnek sayısı 2, en küçük bölünme alt sayısı 5, karar ağaçlarının maksimum derinliği 200 ve maksimum büyüklüğe ulaştığında durma noktası %95 alınmıştır. Yani karar ağaçlarını ikili ağaç olarak oluşturuldu(iki alt kümeye bölündü). Minimum yapraklardaki örnek sayısı kriterini seçtiğimiz için, algoritma hiçbir zaman dalların herhangi birine belirtilen eğitim örneğinden daha azını koyacak bir bölme oluşturmamıştır. Alt kümelerin bölünme sayısı kriteri ile belli değerden daha küçük

değerlere bölünmesini engelledik. Algoritmanın düğümleri verilen örnek sayısından daha azıyla bölmesini yasaklar. Maksimum ağaç derinliğini sınırlamak, sınıflandırma ağacının derinliğini belirtilen düğüm seviyesi sayısı ile sınırlar. Maksimum Büyüklüğe Ulaşma Yüzdesi (çoğunluk [%]) ulaştığında belirli bir çoğunluk eşiğine ulaşıldıktan sonra düğümleri bölmeyi durdurmak anlamındadır.

Tablo 29. DT T-1 Dönemi İçin Sınıflandırma Matrisi

Gerçek Değer	Tahmin			
		0	1	Σ
	0	30	1	31
	1	1	146	147
	Σ	31	147	178

Tablo 29'a bakıldığında, başarısızlıktan bir yıl öncesi için oluşturulan DT modeli, iki yıl üst üste zarar etmemiş veya zarar etmiş kriterine göre 178 firmadan 147 başarılı firma ve 31 başarısız firma belirlenmiştir. SVM modelinde gerçekte başarısız olarak kabul edilen 31 firmanın 30'unu doğru tahmin etmiş ve 1 firmayı ise yanlış tahmin etmiştir. Gerçekte başarılı sayılan 147 firmanın 146'sını doğru tahmin etmiş ve 1 firmayı ise yanlış tahmin etmiştir. Genel olarak, DT modelinin tahmin gücüne bakıldığında başarısızlıktan 1 yıl öncesi için YSA modeline başarılı ve başarısız firmaları tahmin etmede çok daha iyi bir tahminde bulunduğu ve RF modeli ile karşılaştırıldığında, başarılı ve başarısız firmaları tahmin etmede hemen hemen aynı seviyede olduğu, SVM modeli ile karşılaştırdığımızda başarısız firmaları tahmin etmede çok iyi bir sonuç elde ettiği, başarılı firmaları tahmin etmede ise hemen hemen aynı seviyede olduğu sonucu ortaya çıkmaktadır.

Tablo 30. DT T-2 Dönemi İçin Sınıflandırma Matrisi

Gerçek Değer	Tahmin			
		0	1	Σ
	0	22	9	31
	1	14	133	147
	Σ	36	142	178

Tablo 30'a bakıldığında, başarısızlıktan iki yıl öncesi için oluşturulan DT modeli, iki yıl üst üste zarar etmemiş veya zarar etmiş kriterine göre 178 firmadan 147 başarılı firma ve 31 başarısız firma belirlenmiştir. SVM modelinde gerçekte başarısız olarak kabul edilen 31 firmanın 22'sini doğru tahmin etmiş ve 9 firmayı ise yanlış tahmin etmiştir. Gerçekte başarılı sayılan 147 firmanın 133'ünü doğru tahmin etmiş ve 14 firmayı yanlış tahmin etmiştir. Genel olarak DT modelinin tahmin gücüne bakıldığında başarısızlıktan 2 yıl öncesi için YSA modeline göre başarısız firmaları tahmin etmede bu modelin gerisinde kaldığı, başarılı firmaları tahmin etmede ise YSA modelinden daha iyi sonuçlar elde ettiği, RF modeli ile karşılaştırıldığında başarısız firmaları tahmin etmede RF modelinin gerisinde kaldığı, başarılı firmaları tahmin etmede ise hemen hemen aynı seviyede olduğu sonucu ortaya çıkmaktadır. SVM modeli ile karşılaştırdığımızda başarısız firmaları tahmin etmede çok iyi bir sonuç elde ettiği, başarılı firmaları tahmin etmede ise SVM modelinin gerisinde kaldığı sonucu ortaya çıkmaktadır.

Tablo 31. DT T-3 Dönemi İçin Sınıflandırma Matrisi

Gerçek Değer	Tahmin			
		0	1	Σ
	0	36	12	48
	1	18	112	130
	Σ	54	124	178

Tablo 31'e bakıldığında, başarısızlıktan üç yıl öncesi için oluşturulan DT modeli, iki yıl üst üste zarar etmemiş veya zarar etmiş kriterine göre 178 firmadan 130 başarılı firma ve 48 başarısız firma belirlenmiştir. DT modelinde gerçekte başarısız olarak kabul edilen 48 firmanın 36'sını doğru tahmin etmiş ve 12 firmayı ise yanlış tahmin etmiştir. Gerçekte başarılı sayılan 130 firmanın 112'sini doğru tahmin etmiş ve 18 firmayı yanlış tahmin etmiştir. Genel olarak DT modelinin tahmin gücüne bakıldığında başarısızlıktan 3 yıl öncesi için başarısız firmaları tahmin etmede YSA modeli ile aynı sonuçları elde ettiği, başarılı firmaları tahmin etmede YSA modeline göre tahmin gücünün azaldığı sonu ortaya çıkmaktadır. DT modelini, RF modeli ile karşılaştırıldığında başarılı ve başarısız firmaları tahmin etmede bu modelin sonuçlarından daha başarılı sonuçlar verdiği, SVM modeli ile karşılaştırdığımızda DT

modeli başarısız firmaları tahmin etmede çok iyi bir sonuç elde ettiği, başarılı firmaları tahmin etmede ise SVM modelinin gerisinde kaldığı sonucu ortaya çıkmaktadır.

Tablo 32. DT T-4 Dönemi İçin Sınıflandırma Matrisi

Gerçek Değer	Tahmin			
		0	1	Σ
	0	24	24	48
	1	6	124	130
	Σ	30	148	178

Tablo 32'ye bakıldığında, başarısızlıktan dört yıl öncesi için oluşturulan DT modeli, iki yıl üst üste zarar etmemiş veya zarar etmiş kriterine göre 178 firmadan 130 başarılı firma ve 48 başarısız firma belirlenmiştir. DT modelinde gerçekte başarısız olarak kabul edilen 48 firmanın 24'ünü doğru tahmin etmiş ve 24 firmayı ise yanlış tahmin etmiştir. Gerçekte başarılı sayılan 130 firmanın 124'ünü doğru tahmin etmiş ve 6 firmayı yanlış tahmin etmiştir. Genel olarak DT modelinin tahmin gücüne bakıldığında başarısızlıktan 4 yıl öncesi için YSA modeline göre başarısız firmaları tahmin etmede YSA modeline göre iyi sonuçlar verdiği, başarılı firmaları tahmin etmede ise YSA modelinin gerisinde kaldığı, DT modelini, RF modeli ile karşılaştırıldığında başarılı ve başarısız firmaları tahmin etmede RF modelinin daha başarılı sonuçlar verdiği, SVM modeli ile karşılaştırdığımızda DT modeli başarısız firmaları tahmin etmede çok iyi bir sonuç elde ettiği, başarılı firmaları tahmin etmede ise SVM modelinin gerisinde kaldığı sonucu ortaya çıkmaktadır.

Tablo 33. DT T-5 Dönemi İçin Sınıflandırma Matrisi

Gerçek Değer	Tahmin			
		0	1	Σ
	0	27	15	42
	1	27	109	136
	Σ	54	124	178

Tablo 33'e bakıldığında, başarısızlıktan beş yıl öncesi için oluşturulan DT modeli, iki yıl üst üste zarar etmemiş veya zarar etmiş kriterine göre 178 firmadan 136

başarılı firma ve 42 başarısız firma belirlenmiştir. DT modelinde gerçekte başarısız olarak kabul edilen 42 firmanın 27'sini doğru tahmin etmiş ve 15 firmayı ise yanlış tahmin etmiştir. Gerçekte başarılı sayılan 136 firmanın 109'unu doğru tahmin etmiş ve 27 firmayı yanlış tahmin etmiştir. Genel olarak DT modelinin tahmin gücüne bakıldığında başarısızlıktan 5 yıl öncesi için YSA modeline göre başarılı ve başarısız firmaları tahmin etmede YSA modelinin gerisinde kalmıştır. DT modelini, RF modeli ile karşılaştırıldığında başarılı ve başarısız firmaları tahmin etmede RF modelinin gerisinde kalmıştır. SVM modelinin daha başarılı sonuçlar verdiği, başarısız firmaları tahmin etmede RF modelinin gerisinde kaldığı sonucu ortaya çıkmaktadır. SVM modeli ile karşılaştırdığımızda DT modeli başarısız firmaları tahmin etmede iyi bir sonuç elde ettiği, başarılı firmaları tahmin etmede ise SVM modelinin gerisinde kaldığı sonucu ortaya çıkmaktadır.

Tablo 34. DT Modelinin Genel Tahmin Gücü

YSA Model	AUC	CA	F1	Precisions (Kesinlik)	Recall (Hatırlama)
T-1 Dönem	0.985	0.989	0.989	0.989	0.989
T-2 Dönem	0.748	0.871	0.874	0.880	0.871
T-3 Dönem	0.847	0.831	0.834	0.839	0.831
T-4 Dönem	0.672	0.831	0.817	0.828	0.831
T-5 Dönem	0.747	0.764	0.773	0.790	0.764

Tablo 34'te DT modelinin genel tahmin gücüne bakıldığında daha önce bahsedilen F1-skoru değerlerine bakılarak modelin genel sınıflandırma sonuçlarını değerlendireceğiz. Bir F1-skoru en iyi değerine 1'de ve en kötü puana 0'a ulaştığı kesinlik(Precisions) ve hatırlamanın(Recall) ağırlıklı ortalaması olduğuna değinilmişti. Başarısızlıktan 1 yıl önce modelin genel sınıflandırma başarısını gösteren, F1 skoru %99, 2 yıl önce %88, 3 yıl önce %83, 4 yıl önce %82 ve 5 yıl önce %77 olduğu görülmektedir. Genel olarak bakıldığında başarısızlıktan bir yıl önce DT modelinin genel tahmin gücü RF modeli ile yakın tahmin sonuçlarına ulaştığı, YSA ve SVM modeline göre daha yüksek tahmin gücüne ulaştığı sonucu ortaya çıkmıştır.

Tablo 35. Geleneksel ve Modern Yöntemlerin Karşılaştırılması

F1	YSA	RF	SVM	DT	Altman Z-Skoru
T-1 Dönem	0.906	0.994	0.828	0.989	0.37
T-2 Dönem	0.884	0.883	0.835	0.874	0.30
T-3 Dönem	0.886	0.890	0.833	0.834	0.30
T-4 Dönem	0.808	0.838	0.754	0.817	0.33
T-5 Dönem	0.858	0.856	0.840	0.773	0.34

Tablo 35’i incelediğimizde, genel olarak bakıldığında başarısızlık yılından geriye doğru gidildikçe en iyi tahmin sınıflandırmasını sırasıyla 0.994 ile RF modeli, 0.989 ile DT modeli, 0.906 ile YSA modeli, 0.828 ile SVM modeli ve 0.37 ile Altman Z-Skoru olduğu görülmektedir. Modern yöntemleri Altman Z-Skoru ile kıyasladığımızda başarılı ve başarısız şirketleri üst üste iki yıl zarar eden veya kar eden başarı kriterine göre finansal anlamda çok iyi tahmin sınıflandırması yaptığı görülmektedir. Her ne kadar finansal başarısızlık yılından geriye doğru gidildiğinde makine öğrenme yöntemlerinin sınıflandırma başarısı azalma gösterse de yine de bu tahmin sonuçları yüksek doğruluk düzeyini göstermektedir.

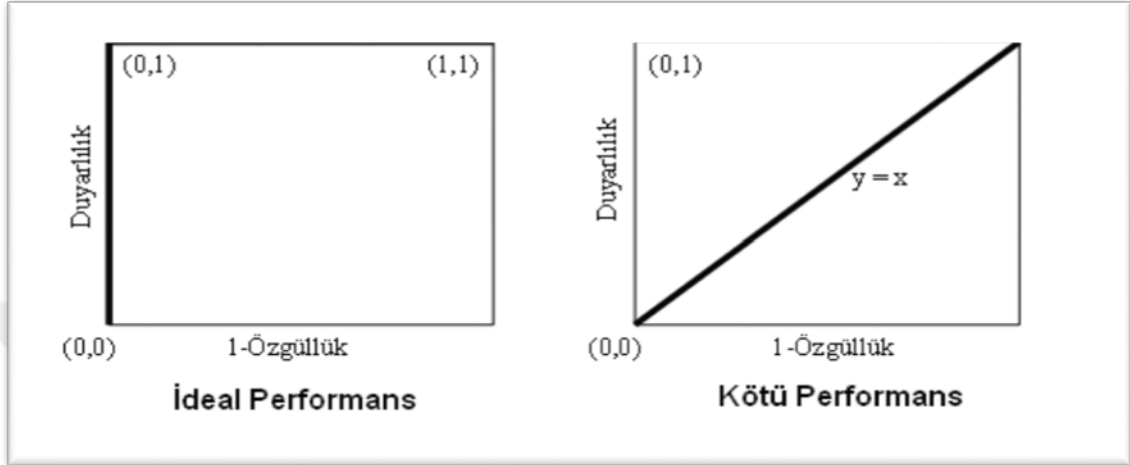
3.3.3. ROC Eğrileri Yardımıyla Tahmin Modellerinin Performanslarının Değerlendirmesi

3.3.3.1. ROC Eğrileri (Receiver Operating Characteristic Curves)

Makine öğrenmesinde performans ölçümü önemli bir konudur. Bu yüzden bir sınıflandırma probleminin performansının değerlendirilmesinde AUC-ROC eğrisinden yararlanılır. Herhangi bir sınıflandırma modelinin performansını kontrol etmek için en önemli değerlendirme ölçütlerinden biridir. Özellikle dengesiz veri setlerinin bulunduğu durumlarda, makine öğrenmesi algoritmalarının performansını değerlendirmek için en yaygın kullanılan ölçümlerden biridir. Ve modelin tahmininde ne kadar iyi olduğunu açıklar. ROC farklı sınıflar için bir olasılık eğrisidir. Tipik bir ROC eğrisinde X ekseninde Yanlış Pozitif Oran (FPR) ve Y ekseninde Gerçek Pozitif Orana (TPR) vardır. Günümüzde en yaygın kullanılan ölçütlerden biri AUC-ROC (Eğri Altındaki Alan-Alıcı Çalışma Karakteristikleri) eğrisidir. AUC, “ROC Eğrisi altındaki alan” anlamına gelir.

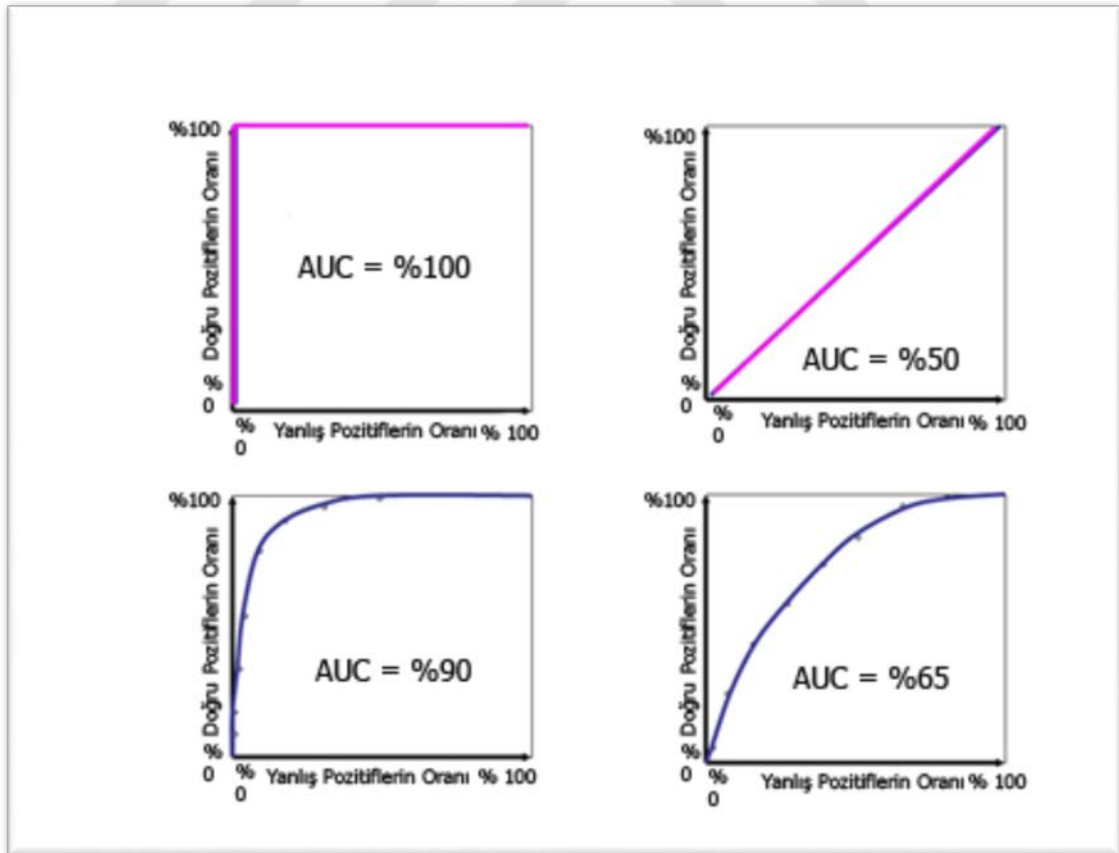
Bu alanın kapsamı AUC'dir. Kapsanan alan ne kadar büyükse, makine öğrenme modelleri o kadar iyi verilen sınıfları ayırt etmede daha iyidir. AUC için ideal değer 1'dir (Dirican, 2001: 25-30).

Şekil 8. ROC Eğrileri(İdeal ve Kötü Performans Göstergesi)



Kaynak: Torun, 2007.

Şekil 9. AUC Değerleri İçin ROC Eğrileri



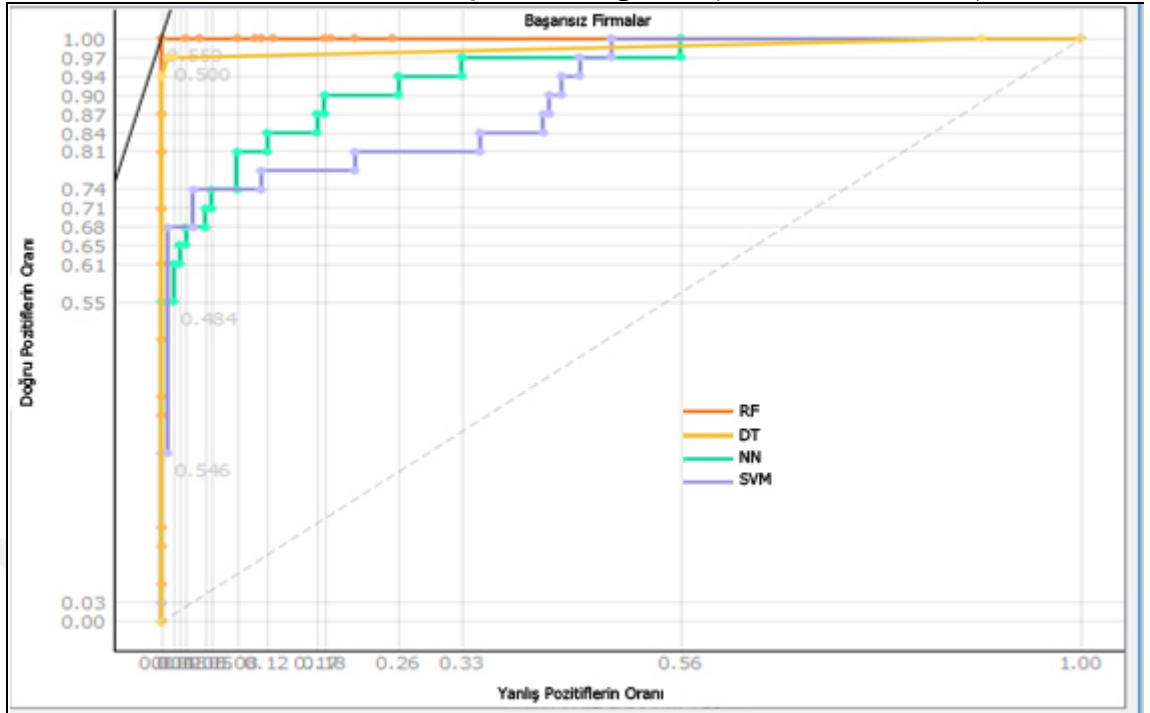
Kaynak: Taş, 2019.

Yukarıdaki şekil 8 ve 9’da görüldüğü üzere ROC eğrisinin oluşturulacağı koordinat sisteminin ordinatında, testin gerçek pozitif oranı (duyarlılık), apsisinde ise yanlış pozitif oranı (1-özellik) yer alır. Model ne kadar iyi ise eğri o kadar yukarıya (yüksek duyarlılık bölgesi) ve sola (düşük yanlış pozitif oranı bölgesi) doğru kayar. Yanlış değerlere sahip olmayan ideal bir modelde, ROC eğrisi (0,0) - (0,1) – (1,1) noktalarını birleştirmektedir. Buna karşın ROC çizimi $y=x$ fonksiyonuna yaklaştıkça başarısız bir model ortaya çıkar. Çünkü bu modelde yanlış değerlerin oranı artmaktadır. Bu fonksiyonun altındaki ROC eğrisine sahip bir model başarısızdır. Bu durum Şekil 8-9’da görülmektedir.

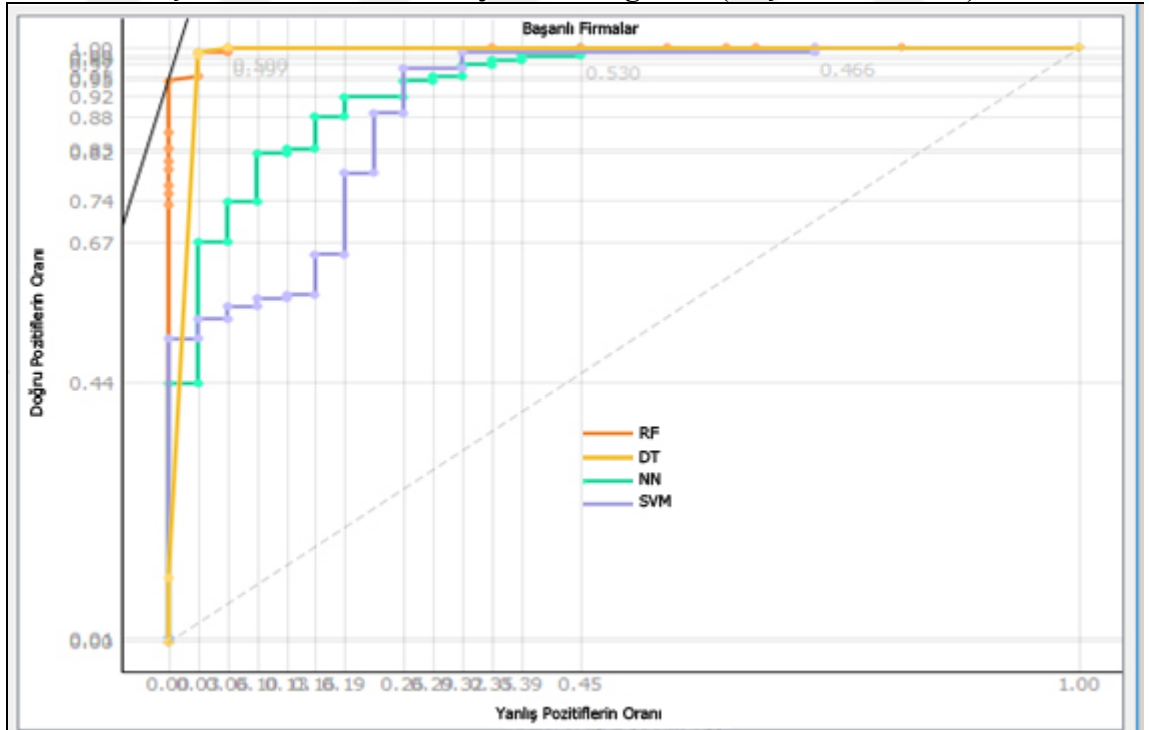
3.3.3.1.1. T-1 Dönemi İçin ROC Eğrileri Kullanılarak Modellerin Karşılaştırılması

Başarısızlıktan bir yıl öncesi için yapay sinir ağı (NN), rastgele orman (RF), destek vektör makinaları (SVM) ve karar ağaçları (DT) modellerine ilişkin ROC eğrileri Şekil 10-11’de görülmektedir. Her dört modelin de ROC eğrileri altında kalan alanları oldukça yüksektir. Bununla birlikte, ROC eğrileri altında kalan alanları sırasıyla rastgele orman modeli ve karar ağaçları başarısızlıktan bir yıl öncesi için mükemmel tahmin sonucu vermiştir. Karar ağaçları ise eğri altında kalan alanının 0,985 olması, karar ağaçlarının başarısızlıktan bir yıl öncesinde mükemmel tahminde bulunduğunu göstermektedir. Yapay sinir ağı ve destek vektör makinaları diğer modellere göre tahmin gücü geri kalsa da tahmin gücü yine de kabul edilebilir seviyededir.

Şekil 10. T-1 Dönemi İçin ROC Eğrileri (Başarısız Firmalar)



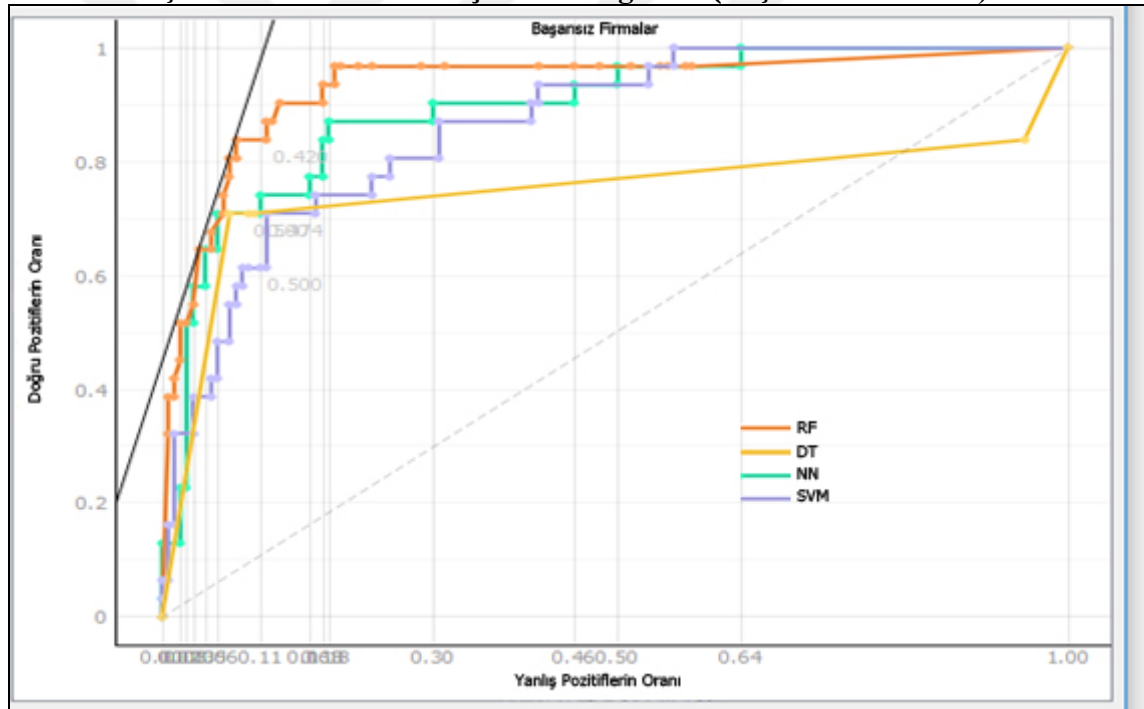
Şekil 11. T-1 Dönemi İçin ROC Eğrileri (Başarılı Firmalar)



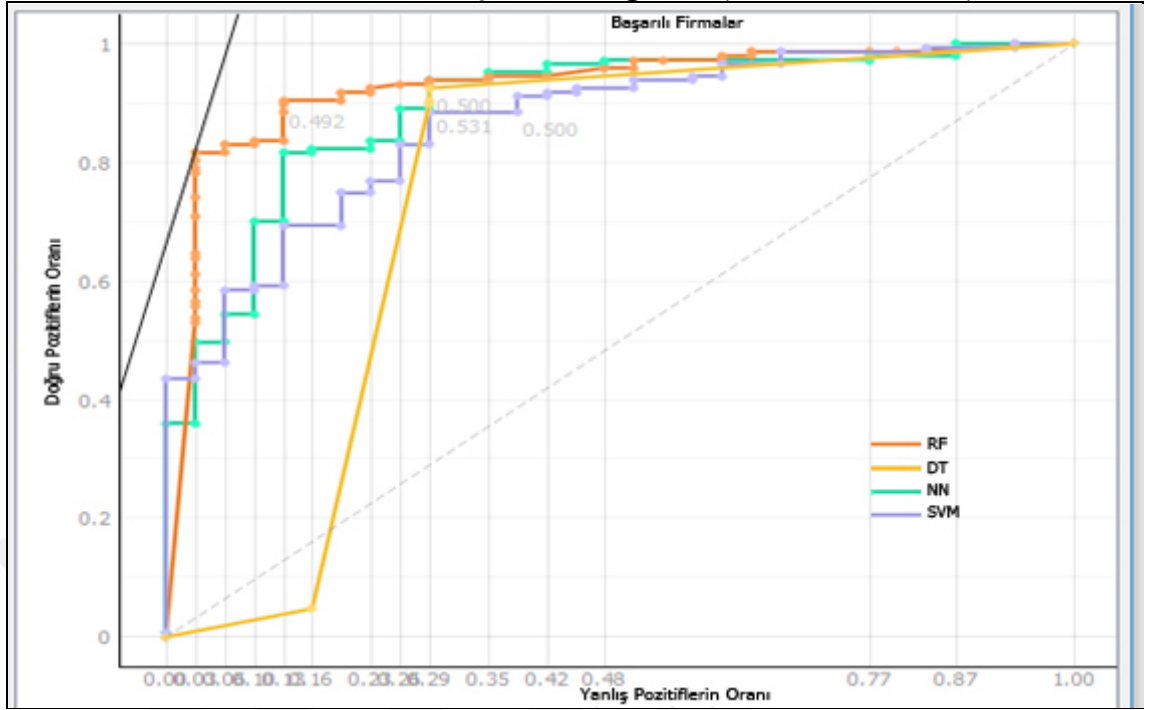
3.3.3.1.2. T-2 Dönemi İçin ROC Eğrileri Kullanılarak Modellerin Karşılaştırılması

Başarısızlıktan iki yıl öncesi için yapay sinir ağı (NN), rastgele orman (RF), destek vektör makinaları (SVM) ve karar ağaçları (DT) modellerine ilişkin ROC eğrileri Şekil 12-13'de görülmektedir. Her dört modelin de başarısızlıktan iki yıl öncesine göre tahmin gücü kısmen azalsa da ROC eğrileri altında kalan alanları yine de oldukça yüksektir. Bununla birlikte sırasıyla modelin eğri altında kalan alanı, rastgele orman modeli(0.93) ve yapay sinir ağları(0.894) başarısızlıktan iki yıl öncesi için iyi tahmin sonucu vermiştir. Destek vektör makinalarının eğri altında kalan alanı (0.865) ve iyi bir tahmin gücü vermektedir. Karar ağaçları ise eğri altında kalan alanının (0,748) olması diğer makine öğrenme modellerine göre daha az tahmin gücüne ulaşmıştır. Fakat yine de finansal anlamda dikkate değer orandadır.

Şekil 12. T-2 Dönemi İçin ROC Eğrileri (Başarısız Firmalar)



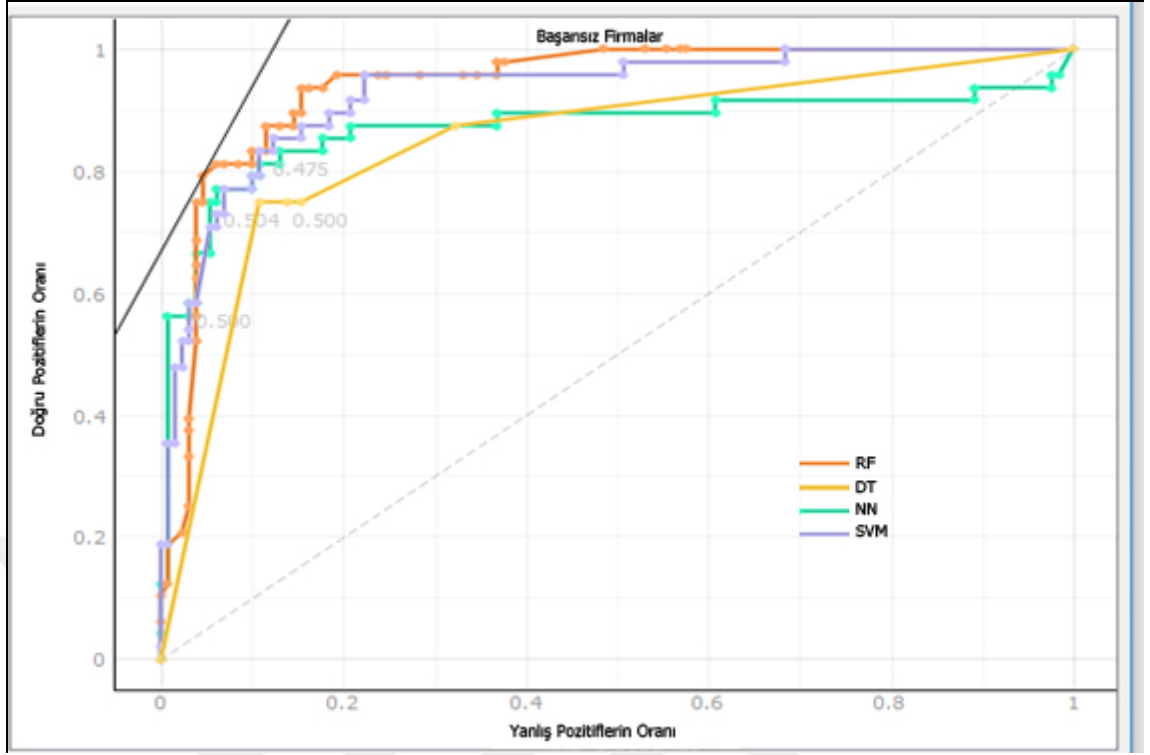
Şekil 13. T-2 Dönemi İçin ROC Eğrileri (Başarılı Firmalar)



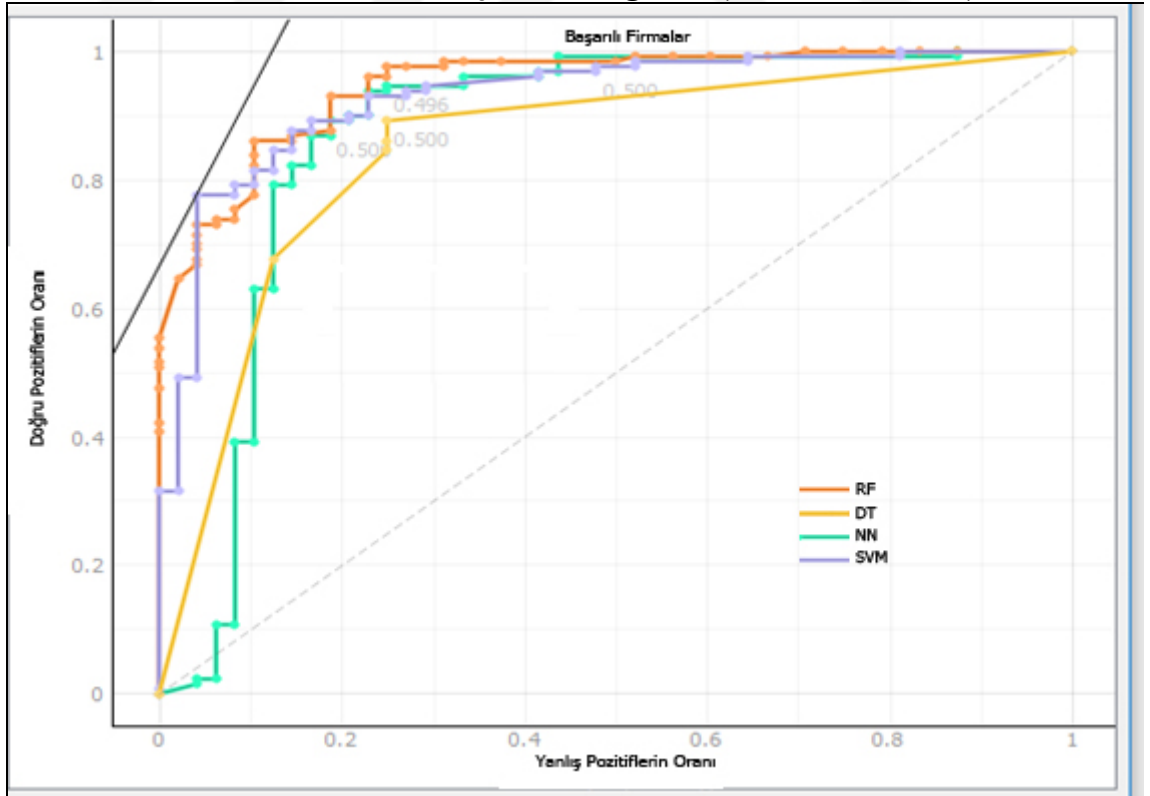
3.3.3.1.3. T-3 Dönemi İçin ROC Eğrileri Kullanılarak Modellerin Karşılaştırılması

Başarısızlıktan üç yıl öncesi için yapay sinir ağı (NN), rastgele orman (RF), destek vektör makinaları (SVM) ve karar ağaçları (DT) modellerine ilişkin ROC eğrileri Şekil 14-15'te görülmektedir. Her dört modelin de başarısızlıktan üç yıl öncesine göre tahmin gücü kısmen azalsa da ROC eğrileri altında kalan alanları yine de oldukça yüksektir. Bununla birlikte sırasıyla modelin eğri altında kalan alanı, rastgele orman modeli(0.943) ve destek vektör makinaları (0.929) başarısızlıktan üç yıl öncesi için iyi tahmin sonucu vermiştir. Yapay sinir ağları eğri altında kalan alanı sırasıyla (0.871) ve karar ağaçlarının ise eğri altında kalan alanının (0.847) olması iyi bir tahmin gücüne sahip olduklarının göstergesidir.

Şekil 14. T-3 Dönemi İçin ROC Eğrileri (Başarısız Firmalar)



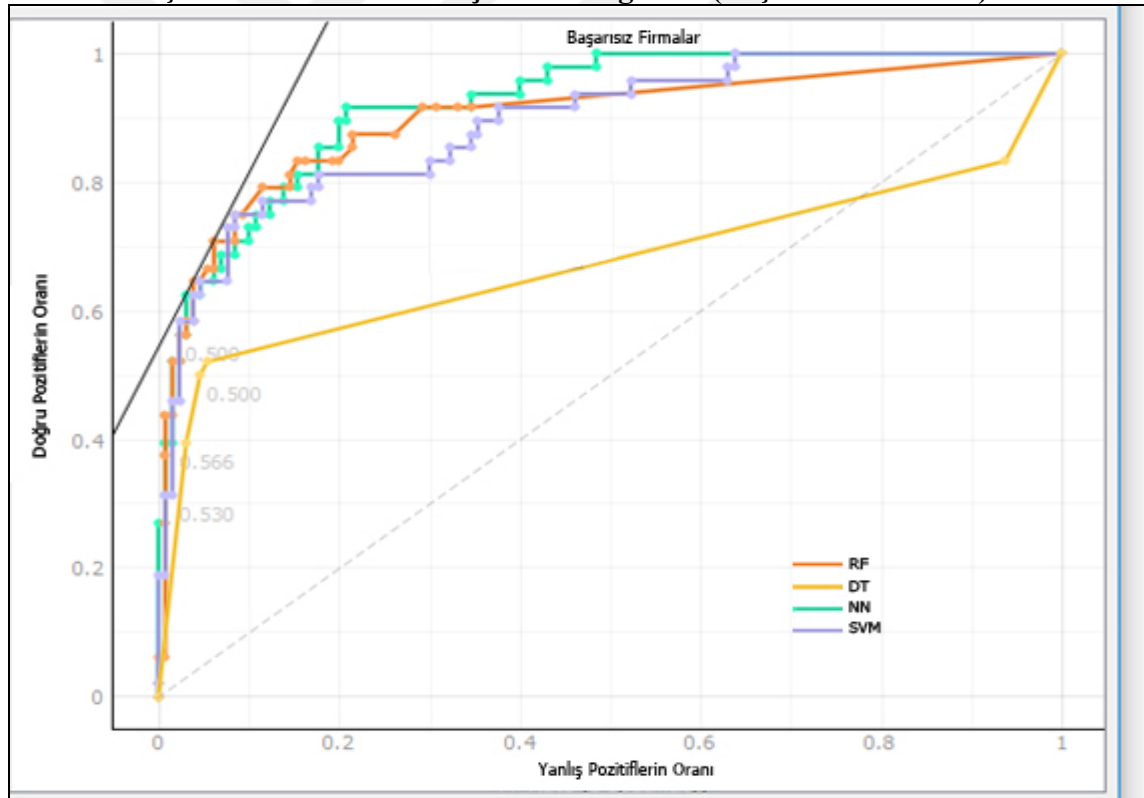
Şekil 15. T-3 Dönemi İçin ROC Eğrileri (Başarılı Firmalar)



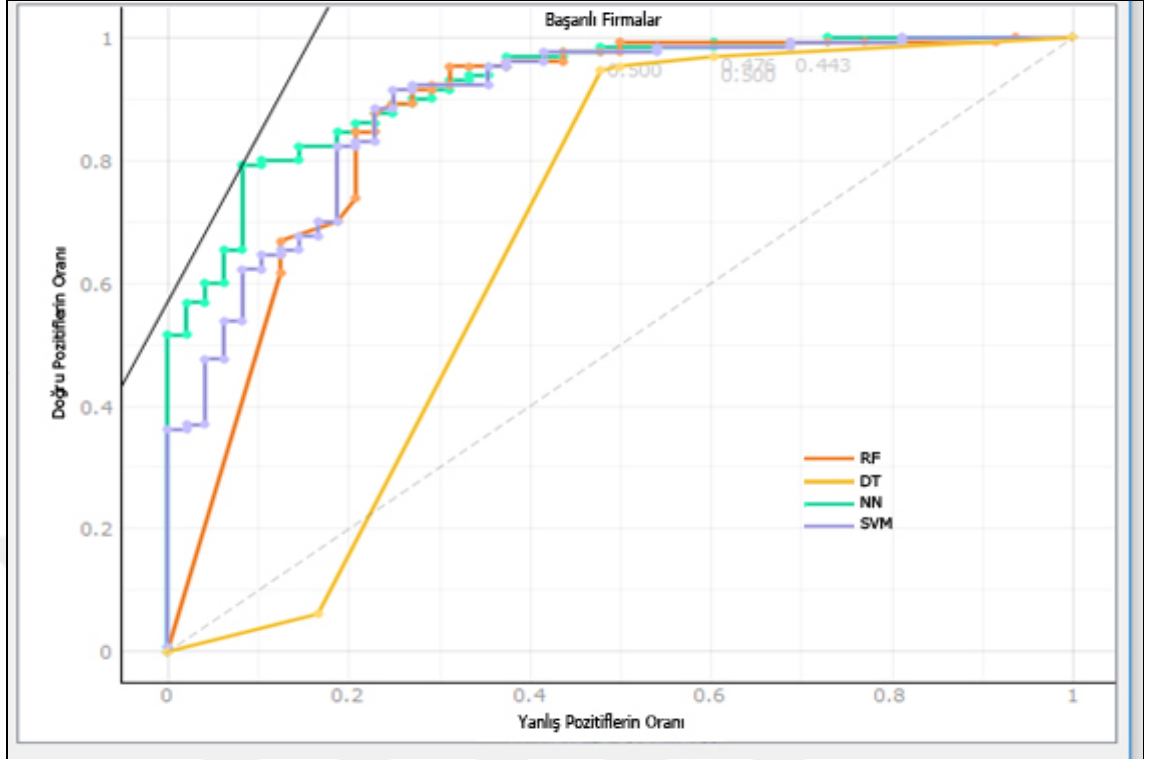
3.3.3.1.4. T-4 Dönemi İçin ROC Eğrileri Kullanılarak Modellerin Karşılaştırılması

Başarısızlıktan dört yıl öncesi için yapay sinir ağı (NN), rastgele orman (RF), destek vektör makinaları (SVM) ve karar ağaçları (DT) modellerine ilişkin ROC eğrileri Şekil 16-17’de görülmektedir. Her dört modelin de başarısızlıktan dört yıl öncesine göre tahmin gücü kısmen azalsa da ROC eğrileri altında kalan alanları yine de oldukça yüksektir. Bununla birlikte en yüksek tahmin gücünden sırasıyla modelin eğri altında kalan alanı, yapay sinir ağı (0.921), rastgele orman modeli (0.894) ve destek vektör makinaları (0.891) başarısızlıktan dört yıl öncesi için iyi tahmin sonucu vermiştir. Karar ağaçlarının ise eğri altında kalan alanının (0.672) olması tahmin gücünün başarısızlıktan geriye doğru gidildikçe azaldığı anlamına gelmektedir.

Şekil 16. T-4 Dönemi İçin ROC Eğrileri (Başarısız Firmalar)



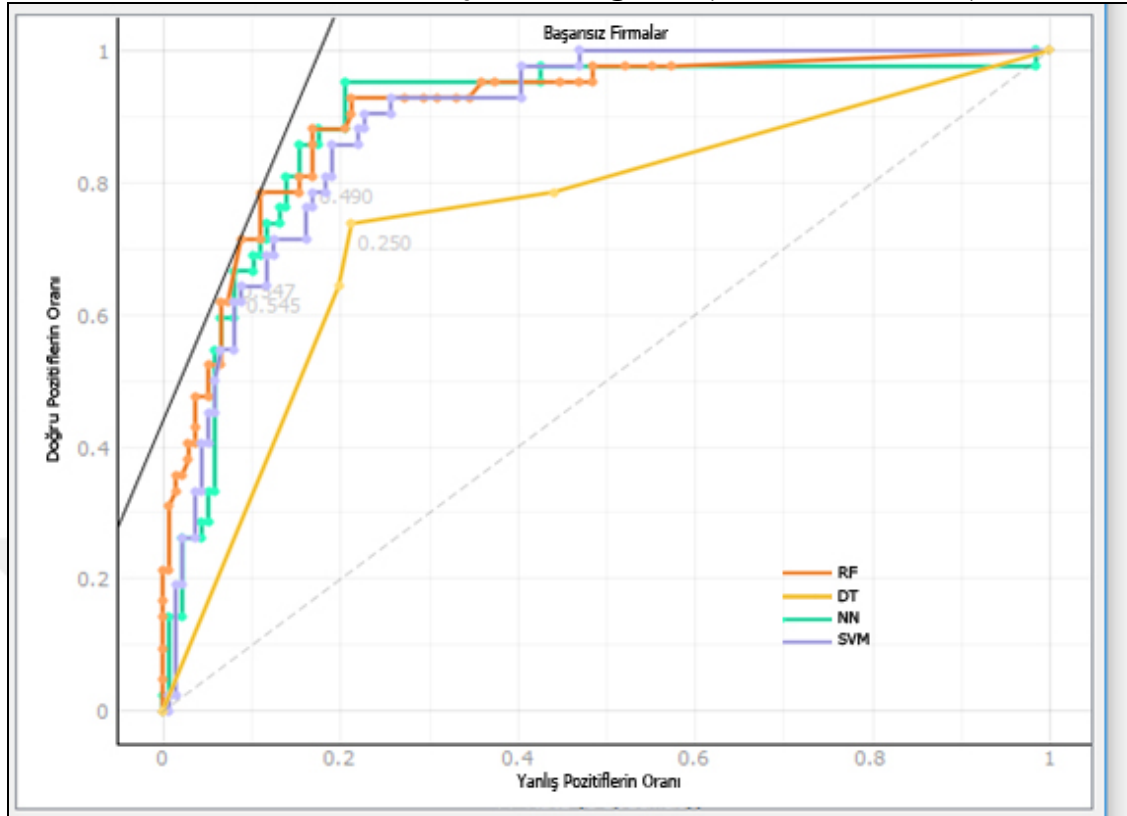
Şekil 17. T-4 Dönemi İçin ROC Eğrileri (Başarılı Firmalar)



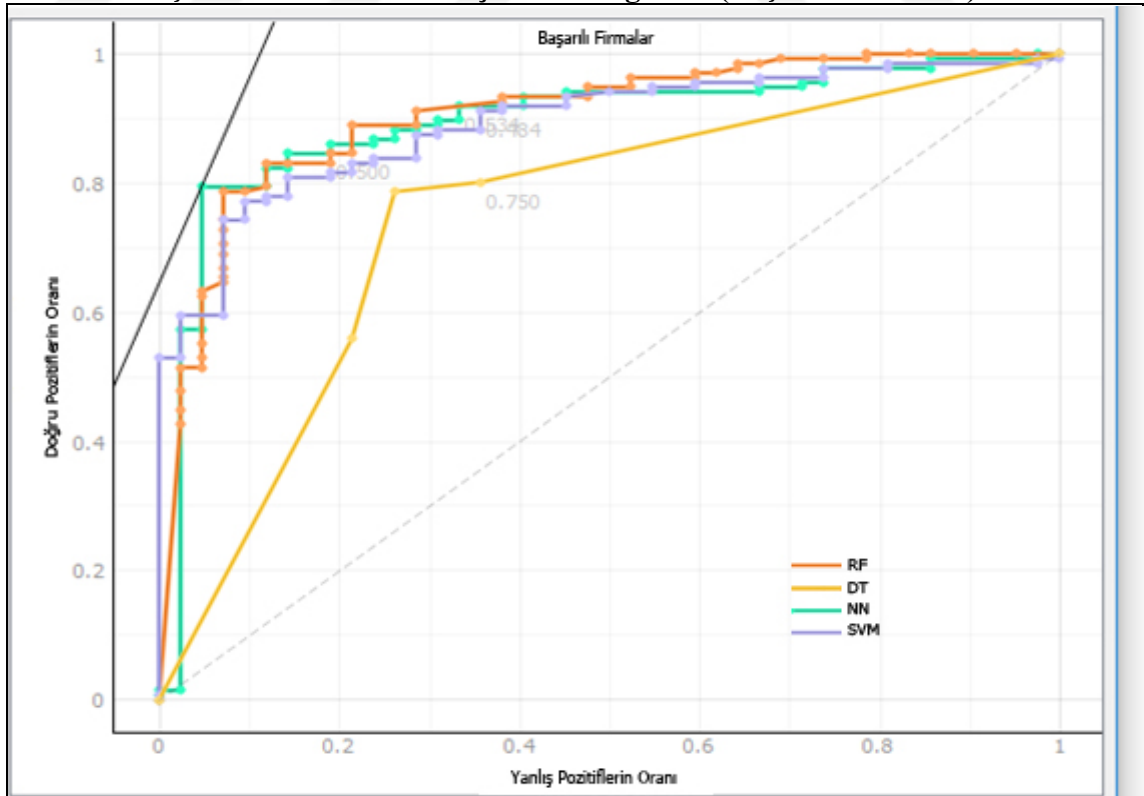
3.3.3.1.5. T-5 Dönemi İçin ROC Eğrileri Kullanılarak Modellerin Karşılaştırılması

Başarısızlıktan beş yıl öncesi için yapay sinir ağı (NN), rastgele orman (RF), destek vektör makinaları (SVM) ve karar ağaçları (DT) modellerine ilişkin ROC eğrileri Şekil 18-19'da görülmektedir. Her dört modelin de başarısızlıktan beş yıl öncesine göre tahmin gücü kısmen azalsa da ROC eğrileri altında kalan alanları yine de oldukça yüksektir. Bununla birlikte en yüksek tahmin gücünden sırasıyla modelin eğri altında kalan alanı, rastgele orman modeli(0.897), yapay sinir ağı(0.894) ve destek vektör makinaları (0.893) başarısızlıktan beş yıl öncesi için iyi tahmin sonucu vermiştir. Karar ağaçlarının ise eğri altında kalan alanının (0.747) olması tahmin gücünün başarısızlıktan geriye doğru gidildikçe azaldığı anlamına gelmektedir.

Şekil 18. T-5 Dönemi İçin ROC Eğrileri (Başarısız Firmalar)



Şekil 19. T-5 Dönemi İçin ROC Eğrileri (Başarılı Firmalar)



3.3.3.1.6. ROC Eğrileri Altında Kalan Alanlar İçin Dörtlü Karşılaştırma Sonuçları

Tablo 36. ROC Eğrileri Dörtlü Karşılaştırma

AUC	YSA	RF	SVM	DT
T-1 Dönem	0.937	1.000	0.902	0.985
T-2 Dönem	0.894	0.930	0.865	0.748
T-3 Dönem	0.871	0.943	0.929	0.847
T-4 Dönem	0.921	0.894	0.891	0.672
T-5 Dönem	0.894	0.897	0.893	0.747

Tablo 36'ya bakıldığında, başarısızlıktan bir yıl önce en iyi tahmin sonucuna rasgele orman modeli ve karar ağaçları ile ulaşılmıştır. En kötü tahmin ise destek vektör makinaları ile yapılmıştır. Başarısızlıktan iki yıl önce yine en iyi tahmin sonucuna rasgele orman modeli ulaşılmıştır. En kötü tahmin ise karar ağaçları ile yapılmıştır. Başarısızlıktan üç yıl önce yine en iyi tahmin sonucuna rasgele orman modeli ulaşılmıştır. En kötü tahmin ise karar ağaçları ile yapılmıştır. Başarısızlıktan dört yıl önce en iyi tahmin sonucuna yapay sinir ağı modeli ulaşılmıştır. En kötü tahmin ise karar ağaçları ile yapılmıştır. Başarısızlıktan beş yıl önce en iyi tahmin sonucuna rasgele orman modeli ulaşılmıştır. En kötü tahmin ise yine karar ağaçları ile yapılmıştır.

Genel olarak, makine öğrenme modellerinin başarısızlık tahmininde rasgele orman modelinin en iyi tahmin sonucuna ulaştığı diğer modellerin tahmin gücünün rasgele orman modeline yakın değerler olduğu, sadece karar ağaçlarının başarısızlıktan bir yıl önce iyi tahmin sonucu verdiği ve başarısızlık yılından geriye doğru gidildikçe tahmin gücünün azaldığı görülmektedir.

SONUÇ ve DEĞERLENDİRME

Ülkeler için hem mikro hem makro düzeyde önem derecesi yüksek olan işletmelerin, finansal anlamda başarısız olmalarını ve iflasa düşmeden önce tahmin etmek ve gerekli önlemleri almak için tüm dünyada başarısızlık tahmin modelleri oluşturulmaktadır. Bu konunun hem finans alanı paydaşları hem de akademisyenler için oldukça popüler çalışma alanı oluşturmaktadır. Yapılan bu çalışmalar, 1900 yıllarının başından itibaren tek değişkenli istatistiki yöntemler, çok değişkenli istatistiki yöntemler kullanılarak olarak sınıflandırılmıştır. Son yıllarda ise insan beynini taklit eden makine öğrenme modelleri başarısızlık tahmininde oldukça yaygın hale gelmiştir.

Yapılan çok sayıda tahmin modellerine bakıldığında, hala en uygun tahmin modeli oluşturulamadığı ya da bu konu hakkında fikir birliğine varılamamıştır. Bu nedenle, geleneksel yöntemlerden olan çok değişkenli tahmin modeli Altman Z-Skoru, modern yöntemler olarak adlandırılan makine öğrenme yöntemleri ile sanayi şirketlerinin beş yıllık mali tablo verilerini kullanarak, tüm yöntemlerin başarısızlık tahmin sonuçlarını karşılaştırarak, en uygun yöntemin belirlenmesi amaçlanmıştır.

Finansal başarısızlık tahmin modelleri kurmada, Altman Z-Skoru, yapay sinir ağları, karar ağaçları, destek vektör makinaları, rastgele orman methodu kullanılmıştır. BİST imalat sanayisinde faaliyetlerini sürdürmekte olan 178 firmanın 2015-2019 yılları arasındaki mali tablo verilerinden, yazında genel kabul görmüş 24 finansal oran elde edilmiştir. Ve firmaların başarısızlıktan beş yıl öncesine kadar tahmin modelleri oluşturulmuştur. Ayrıca başarısızlık kriteri olarak iki mali yılda üst üste zarar açıklamış firmalar başarısız, zarar etmeyen firmalar ise başarılı kabul edilmiştir.

Çalışmayı diğer çalışmalardan farklı kılan unsurlara baktığımızda, veri seti ve çalışma dönemleri, Altman Z-Skoru için iflas eden firmalar yerine, faaliyetlerine devam eden fakat üst üste zarar açıklayan ve kar açıklayan firmalar üzerinden yapılan tahmin çalışması olması, çalışma belirlenerek tahmin modelinin oluşturulması, modern yöntemlerden dört farklı yöntem kullanılması (NN, RF, SVM, DT) ve Altman Z-Skoru ile ayrı ayrı mukayese edilmesi, başarısızlıktan geriye doğru beş yıl öncesine kadar tahmin modeli oluşturularak tahmin modelleri oluşturulması ayrıca belirlenen

başarısızlık kriteri ile tüm modern ve geleneksel modellerin ayrı ayrı firma bazında aynı dönem için başarısızlık ve başarı durumlarını karşılaştırarak en iyitahmin edilmesi olarak ifade edebiliriz.

Altman Z- Skoru analiz sonuçların bakıldığında, başarısızlıktan bir yıl öncesi için tahmin gücü (%37), iki yıl öncesi için tahmin gücü (%30), üç yıl öncesi için tahmin gücü (%30), dört yıl öncesi için tahmin gücü (%33), beş yıl öncesi için tahmin gücü (%34) gibi sınıflandırma doğruluğuna sahiptir. Genel olarak değerlendirildiğinde belirlediğimiz başarısızlık kriteri ile Altman Z- Skoru finansal olarak oldukça düşük tahmin gücüne sahip olduğu görülmüştür.

Makine öğrenme model sonuçları ise, en yüksekten düşüğe genel olarak sırasıyla, başarısızlıktan bir yıl öncesi için RF yönteminin tahmin gücü (%99,4), DT yönteminin tahmin gücü (%98,9), NN yönteminin tahmin gücü (%88,4), SVM yönteminin tahmin gücü (%82,6), başarısızlıktan iki yıl öncesi için NN yönteminin tahmin gücü (%88,4), RF yönteminin tahmin gücü (%88,3), DT yönteminin tahmin gücü (%87,4), SVM yönteminin tahmin gücü (%83,5), başarısızlıktan üç yıl öncesi için RF yönteminin tahmin gücü (%89), NN yönteminin tahmin gücü (%88,6), DT yönteminin tahmin gücü (%83,4), SVM yönteminin tahmin gücü (%83,3), başarısızlıktan dört yıl öncesi için RF yönteminin tahmin gücü (%83,8), DT yönteminin tahmin gücü (%81,7), NN yönteminin tahmin gücü (%80,8), SVM yönteminin tahmin gücü (%75,4), başarısızlıktan beş yıl öncesi için NN yönteminin tahmin gücü (%85,8), RF yönteminin tahmin gücü (%85,6), SVM yönteminin tahmin gücü (%84), DT yönteminin tahmin gücü (%77,3) gibi doğru tahmin sonuçları vermiştir.

Bu sonuçları, aynı dönemler için başarılı-başarısız olma kriterine göre karşılaştırdığımızda Altman Z-Skoru ile yapılan tahminlemenin, makina öğrenme yöntemlerine göre oldukça düşük performansa sahip olduğu görülmektedir. Finansal anlamda başarısızlık yılından geriye doğru gidildikçe modelin tahmin gücü daha da düşmektedir. Bu yüzden bu oranlarda tahmin gücüne sahip olan yöntemin finansal anlamda kullanılması sağlıklı olmayacaktır. Makine öğrenme yöntemlerine bakıldığında, başarısızlık yılından bir yıl önce (T-1), en iyi tahmin gücüne RF(rastgele orman) methodu, iki yıl önce (T-2), NN (yapay sinir ağları) yöntemi, üç yıl önce (T-3), yine en iyi tahmin gücüne RF (rastgele orman) methodu, dört yıl önce (T-4), yine en iyi

tahmin gücüne RF (rastgele orman) methodu, beş yıl önce (T-5), NN (yapay sinir ağları) yöntemi ile ulaşıldığı görülmektedir.

Başarısızlık yılından geriye doğru gidildikçe makine öğrenme yöntemlerinin tahmin gücünün azaldığı görülmektedir. Fakat Altman Z-Skoruna göre oldukça başarılı sonuçlar edildiği görülmektedir. Finansal anlamda değerlendirildiğinde makine öğrenme modellerinin son derece iyi tahmin gücüne ulaştığı ve bu oranların kabul edilebilir seviyede olduğu görülmektedir. Başarısızlık yılından uzaklaştıkça, makine öğrenme yöntemlerinden başarısızlıktan beş yıl öncesi için en düşük tahmin gücüne bakıldığında, DT(karar ağaçları) yöntemi % 77,3 gibi bir tahmin gücü oluşturduğu anlaşılmaktadır. Her ne kadar oran bu seviyede olsa da yine de başarısızlıktan beş yıl öncesi için yapılacak bir tahmin için kayda değer düzeydedir. Ayrıca veri setindeki sanayi firmalarının başarısızlıktan beş yıl öncesine kadar yapılan tahmininde, tüm makine öğrenme modellerin, ROC eğrilerinin(0,50)'nin üzerinde olması, her dört yöntemin de oldukça iyi tahmin sonuçlarına ulaştığı anlamına gelmektedir. Yani makine öğrenme modellerinin doğruluğunu test etmek için kullandığımız ROC eğrilerinin de makine öğrenme modellerinin tahmin doğruluğunu teyit ettiği görülmektedir.

Sonuç olarak yapılan bu çalışmanın, veri setimizde kullanılan firmalar için, literatürde sıklıkla kullanılan, iki yıl üst üste zarar etme ya da kar etme kriterine göre, hem geleneksel yöntem hem de modern yöntemler ile oluşturulan tahmin modellemesinde, makine öğrenme yöntemlerinin firmaların başarılı-başarısız olmadan beş yıl öncesine kadar yüksek tahmin gücüne sahip olduğu tespit edilmiştir. Bu çalışma ile firmaların paydaşlarından olan devlet, fon sağlayıcılar, yatırımcılar, firma yönetimi ve firma çalışanları, firmanın mevcut durumunu analiz etmek ve analiz sonucu tespit edilen sorunları çözüme kavuşturmak, gelecekle ilgili kısa ve uzun dönem planlamalarını yapmak ve etkili kararlar alabilmek için çalışmamız ile oluşturulan tahmin modellerinden faydalanabilecekleri sonucuna varılmıştır.

Finansal başarısızlık tahminlemesinde bu çalışmaya ek olarak, bağımsız denetimden geçmiş mali tabloları kullanılarak, başka sektörler üzerinde tahmin modelleri oluşturularak, makine öğrenme yöntemlerinin etkinliğini karşılaştırılabilir.

Ayrıca ülkemiz gelişmekte olan ülkeler sınıfında değerlendirilmektedir. Bundan dolayı, ulusal ve uluslararası ekonomik krizlerden oldukça fazla etkilenmektedir. Ülke yönetiminin istikrarı-istikrarsızlığı, faiz oranları, enflasyon oranları, döviz kurları ve

istihdam maliyetleri firmaları olumlu ve olumsuz yönde etkilemektedir. Bu tür ortamlarda firmaların yüksek faiz oranlarından borçlanması, yüksek enflasyon ile karşı karşıya kalması, ithalat ve ihracat yapan firmalar için döviz kurlarının oynak olması firmaların rekabet gücünü olumsuz etkilemektedir. Başarısızlık tahminlemesinde sıklıkla mali tablolar ve finansal oranlar kullanıldığı için bu tür ortamlarda firmaların mali tablolarını sağlıklı değerlendirilmek mümkün olmayacaktır.



KAYNAKÇA

- Ađırman, E. (2018). Finansal sıkıntı göstergeleri: Bist'te işlem gören imalat sanayi firmaları üzerine bir araştırma. Atatürk Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi, 32(2), 403-426.
- Akel, V. ve İltaş Y. (2016). İşletme sermayesinin makroekonomik belirleyicileri: Bist'te sektörler arası bir karşılaştırma. Eskişehir Osmangazi Üniversitesi İİBF Dergisi, 11(3), 39-70.
- Akçakaya, M. (2010). İnsan kaynakları yönetimi insan kaynakları planlaması norm kadro uygulaması. Adalet Yayınevi, Ankara, 2010.
- Akça, M. F. (2020). Makine öğrenme serisi-2. 22 Haziran 2021 tarihinde <https://medium.com/deep-learning-turkiye/nedir-bu-destek-vekt%C3%B6r-makineleri-makine-%C3%B6%C4%9Frenmesi-serisi-2-94e576e4223e> adresinden erişildi.
- Akgüç, Ö. (2010). Finansal yönetim (8. bs.). İstanbul: Avcıol Basımevi.
- Akgün, Ali. (2013). Firmalarda finansal başarısızlığın tahmini ve istanbul menkul kıymetler borsası'nda bir uygulama. Yayımlanmamış Doktora Tezi, Selçuk Üniversitesi, Konya.
- Akkaya, G. C., Demireli E. ve Yakut Ü. H. (2009). İşletmelerde finansal başarısızlık tahminlemesi: Yapay sinir ağları modeli ile İMKB üzerine bir uygulama. Eskişehir Osmangazi Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi, 10(2), 187-216.
- Akkoç, S. (2007). Finansal başarısızlığın öngörülmesinde sinirsel bulanık ağ modelinin kullanımı ve ampirik bir çalışma. Yayımlanmamış Doktora Tezi, Dumlupınar Üniversitesi, Kütahya.
- Aksoy, B. (2018). İşletmelerde finansal başarısızlık tahmininde veri madenciliği yöntemlerinin karşılaştırılması: Bist'de bir uygulama. Yayımlanmamış Doktora Tezi, Erciyes Üniversitesi, Kayseri.
- Aktaş, R. (1997). Mali başarısızlık (işletme riski) tahmin modelleri. Doğu Matbaacılık, Ankara.

- Aktaş, R., Doğanay, M. ve Yıldız, B. (2003). Mali başarısızlığın öngörülmesi: İstatistiksel yöntemler ve yapay sinir ağı karşılaştırması. Ankara Üniversitesi SBF Dergisi, 58(4), 1-24.
- Alacahan, N. D. (2011). The relationship between inflation, exchange rate and pass through: Turkey. Sosyal Bilimler Dergisi, 1, 49-56.
- Alkarkhi, A. F. M. ve Alqaraghuli, W. A. A. (2020). Discriminant analysis. Chapter 10, Applied Statistics for Environmental Science With R 2020, 173-190.
- Altaş, D. ve Giray S. (2005). Mali başarısızlığın çok değişkenli istatistiksel yöntemlerle belirlenmesi: Tekstil sektörü örneği. Sosyal Bilimler Dergisi, 2, 13-28.
- Altman, E. I. (1968). Financial ratios discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. The Journal of Finance, 23(4), 589-609.
- Altman, E. I., Haldeman, R. ve Narayanan P. (1977). Zeta analysis: A new model to identify bankruptcy risk of corporations. Journal of Banking and Finance, 1(1), 29-54.
- Altman, E. I. (1983). Corporate financial distress: A complete guide to predicting, avoiding and dealing with bankruptcy. New York: John Wiley&Sons, Inc.,
- Altman, E. I. (1988). The prediction of corporate bankruptcy: A discriminant analysis. New York: Garland Publishing Inc.
- Altman, E. I. (2000). Predicting financial distress of companies: Revisiting the z-score and Zeta®Models. Max L. Heine Professor of Finance, Stern School of Business, New York University.
- Altman, E. I. ve Hotchkiss, E. (2006). Corporate financial distress and bankruptcy, predict and avoid bankruptcy. Analyze and Invest in Distressed Debt (Third Edition). New Jersey, USA: John Wiley&Sons.
- An, A. (2008). Classification methods, encyclopedia of data warehousing and mining. Second Edition, 196-201, York University, Canada.
- Argyrou, A. (2006). Predicting financial distress using neural networks: another episode to the serial. Master of Science Thesis, Hanken - Swedish School of Economics and Business Administration, Department of Accounting.
- Asquith, P. Gertrier, R. ve Scharfstein D. (1991). Anatomy of financial distress: An examination of junk-bond issuers, National Bureau Of Economic Research Massachusetts Avenue Cambridge, 3942, 1-5.

- Atiya, A. (2002). Bankruptcy prediction for credit risk using neural networks: a survey and new results. *IEEE Transactions On Neural Network*, August 12/4, (2001).
- Aydeniz, Ş. E. (2009). Makroekonomik göstergelerin firmaların finansal performans ölçütleri üzerindeki etkisinin ölçülmesine yönelik bir araştırma: İmkb'ye kote gıda ve içecek işletmeleri üzerine bir uygulama. *Marmara Üniversitesi İ.İ.B.F. Dergisi*, Cilt 27(2), 263-277.
- Aydın, N. Başar, M. ve Coşkun, M. (2015). Finansal yönetim. 2. Bs. Ankara: Detay Yayıncılık, 2015.
- Bakhshiyev, İ. (2009). Bankalarda mali başarısızlık tahmini ve örnek bir uygulama. Yayımlanmamış Doktora Tezi, Dokuz Eylül Üniversitesi, İzmir.
- Balcaena, S. ve Ooghe, H. (2006). Years of studies on business failure: An overview of the classic statistical methodologies and their related problems. *The British Accounting Review*, 38, 63-93. <https://doi.org/10.1016/j.bar.2005.09.001>.
- Beaver, W. H. (1966). Financial ratios as predictors of failure. *Empirical Research in Accounting: Selected Studies, Journal of Accounting Research*, 4, 71-111.
- Bilen, C. İ. ve Güler, S. (2018). Konkordato ve alacakların akıbeti. *Vergi Dünyası*, 38(449), 81-97.
- Birgili, E. ve Tunahan, H. (2002). Döviz krizlerinde işletme sermayesi davranışı. VI. International Conference In Economics.
- Black, F. ve Scholes, M. (1973). The pricing of options and corporate liabilities. *The Journal of Political Economy*, 81(3), 637.
- Blazy, R., Martel, J. ve Nigam N. (2014). The choice between informal and formal restructuring: The case of French banks facing distressed SMEs. *Journal of Banking & Finance*, 44, 248-263.
- Bose, I. ve Mahapatra, R. K. (2001). Business data mining-a machine learning perspective. *Information & Management*, 39(3), 211-225, [https://doi.org/10.1016/S0378-7206\(01\)00091-X](https://doi.org/10.1016/S0378-7206(01)00091-X).
- Brabazon, A., O'Neill, M., Matthews, R. ve Ryan, C. (2002). Grammatical evolution and corporate failure prediction. (Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computation Conference (GECCO 2002)), Spector et. al. Eds., New York, July 9-13.
- Breiman, L. (2001). Random forests. *In Machine Learning*, 45(1), 5-32.

- Bulut, E. ve Şimşek İ. Ş. (2018). Financial failure estimation with logistic regression model: a study on technology sector companies treated in Bist. Anemon Muş Alparslan Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi , 6, 177-183.
- Büyüköztürk, Ş. (2004). Sosyal bilimler için veri analizi el kitabı. 4. Baskı, Pegem Yayıncılık, Ankara, 2004.
- Büyüköztürk, Ş. (2012). Sosyal bilimler için veri analizi el kitabı (17. bs.). Ankara: Pegem Akademi Yayınları, 2012.
- Campbell, J. Y., Hilscher, J. ve Szilagyi, J. (2010). Predicting financial distress and the performance of distressed stocks. Journal of Investment Management 9(2), 14-34.
- Caouette, J., Altman, E., Narayanan, P. ve Nimmo, R. (2008). Managing credit risk (Second Edition). USA: John Wiley&Sons, Inc.
- Ceylan, A. (2003). İşletmelerde finansal yönetim (6. Baskı). Hünkâr Ofset, Bursa.
- Chen, L. H. ve Guo, T. Y. (2010). Forecasting financial crises for an enterprise by using the grey markov forecasting model. Qual Quant, 45, 911–922.
- Chen, M-Y. (2011). Predicting corporate financial distress based on integration of decision tree classification and logistic regression.expert systems with applications. 38(9), 11261-11272. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2011.02.173>.
- Chen, J., Ben, R. M., Jenny, Z. ve Siva, G. (2006). Financial distress prediction in china. review of pacific basin financial markets and policies. 9(2), 317-336.
- Chen, W. S. ve Du, Y. K. (2009). Using neural networks and data mining techniques for the financial distress prediction model. Expert Systems With Applications, 36, 4075.
- Chi, L. C. ve Tang, T. C. (2005). Artificial neural networks in reorganization outcome and investment of distressed firms: The Taiwanese case. Expert Systems with Applications, 29(3), 641-652. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2005.04.021>.
- Chollet, F. (2018). Deep learning with python, by manning publications co. Printed In The United States Of America. Isbn 9781617294433.
- Chowdhury, R. M., Alam, T. N., Quaderi, G. D. ve Rahman, M. A. (2020). Predicting the stock price of frontier markets using machine learning and modified Black–Scholes option pricing model. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 55(1), 1-21. <https://doi.org/10.1016/j.physa.2020.124444>.

- Cinemre, N. (2003). Yöneylem araştırması. İkinci Baskı, İstanbul: Beta Basım Yayım Dağıtım.
- Crosbie, P. B. J. (2003). Modeling default risk. Moody's 18 Aralık 2003.
- Cybinski, P. (2001). Description, explanation, prediction: The evolution of bankruptcy studies. *Managerial Finance*, 27(4), 30.
- Çelik, M. K. (2009). Finansal başarısızlık tahmin modellerinin İmkb'deki firmalar için karşılaştırmalı analizi. Yayınlanmamış Doktora Tezi, Karadeniz Teknik Üniversitesi, Trabzon.
- Dalay, İ., Çoşkun, R., ve Altunışık, R. (2002). Modern yönetim yaklaşımları. İstanbul: Beta Basım Yayım, 2002.
- Dayı, F. (2012). Hisse senedi getirilerinin tahmininde yapay sinir ağı modeli kullanımı: İmkb'de bir uygulama. Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi, Gaziantep Üniversitesi, Gaziantep.
- Di, W., Bhardwaj, A. ve Wei, J. (2016). Deep learning essentials. January 2018 Birmingham, UK, ISBN 978-1-78588-036-0.
- Dirican, A. (2001). Tanı testi performanslarının değerlendirilmesi ve kıyaslanması. *Cerrahpaşa Tıp Dergisi*, 32(1), 25-30.
- Doğrul, Ü. (2009). Finansal başarısızlık ve finansal başarısızlığın tahmini: hisse senetleri istanbul menkul kıymetler borsasında işlem gören sınai işletmeleri üzerinde bir uygulama. Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi, Mersin Üniversitesi, Mersin.
- Elbakyan, A. (2020). Simple and multiple linear regression. *Univariate, Bivariate, And Multivariate Statistics Using R*, 189–224.
- Ergin, E. (1992). İşletme politikası. Der Yayınları, İstanbul.
- Everett, J. ve Watson, J. (1998). Small business failure and external risk factors. *Small Business Economics* 11(4), 371-90. <http://doi:10.1023/A:1008065527282>.
- Freund, R. J., Wilson, W. J. ve SA, P. (2006). Regression analysis statistical modeling of a response variable. Second Edition, Library of Congress Cataloging-in-Publication Data.
- Gallo, C. (2005). Artificial neural networks in finance modelling. Experimental 0509002, University Library of Munich, Germany.

- Gan, L., Wang, H. ve Yang, Z. (2020). Machine learning solutions to challenges in finance: An application to the pricing of financial products. *Technological Forecasting and Social Change*, 153, 119928. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2020.119928>.
- Geng, R., Bose, I. ve Chen, Xi. (2015). Chen prediction of financial distress: An empirical study of listed chinese companies using data mining. *European Journal of Operational Research*, 241, 236–247.
- Gepp, A. ve Kumar, K. (2015). Predicting financial distress: a comparison of survival analysis and decision tree techniques. *Procedia Computer Science*, 54, 396-404, <https://doi.org/10.1016/j.procs.2015.06.046>.
- Gerşil, G. S. (2004). Küreselleşme ve Çok Uluslu İşletmelerin Çalışma İlişkilerine Etkileri. *Dokuz Eylül Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 6(1), 147-155.
- Ghoddusi, H., Creamer, G. G., Rafizadeh, N. (2019). Machine learning in energy economics and finance: A review. *Energy Economics*, 81, 709-727. <https://doi.org/10.1016/j.eneco.2019.05.006>.
- Girginer, N. ve Yenilmez, F. (2005). Türkiye’de enflasyonun ekonometrik olarak incelenmesi. *Eskişehir Osmangazi Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 6(1), 101-116.
- Glezakos, M., Mylonakis, J. ve Oikonomou, K. (2010). An empirical research on early bankruptcy forecasting models: Does logit analysis enhance business failure predictability. *European Journal of Finance and Banking Research*, 3(3), 1-15.
- Gordon, R. H. ve Shoven, J. B. (1982). Interest rates, inflation, and corporate financial policy. *Brookings Papers on Economic Activity*, 1982(2), 461- 491.
- Goodfellow, I., Bengio, Y. ve Courville, A. (2016). *Deep learning*. The MIT Press, Cambridge, MA, USA, ISBN: 978-0262035613.
- Guthmann, H. G. ve Dougall, E. H. (1966). *Corporate financial policy* (4th ed.). Prantice Hall of India, New Delhi.
- Gürbüz, S. ve Şahin, F. (2015). *Sosyal bilimlerde araştırma yöntemleri*. Seçkin Kitapevi 2.baskı.

- Gürel, E. B. B. (2011). Küçülme stratejileri ve türkiye'nin ilk 500 büyük işletmesinde küçülme stratejileri üzerine bir araştırma. Aksaray Üniversitesi İİBF Dergisi, 3(1), 54-57.
- Hao, P. Y., Kung, C. F., Chang, C. Y. ve Ou, J-B. (2020). Predicting stock price trends based on financial news articles and using a novel twin support vector machine with fuzzy hyperplane. Applied Soft Computing Available, 98, 1-2. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2020.106806>.
- Hassan, E., Zainuddin, Z., Nordin, S. (2017). A review of financial distress prediction models: Logistic regression and multivariate discriminant analysis. Journal of Accounting and Finance (IPJAF), 1(3), 13-23.
- Hosaka, T. (2019). Bankruptcy prediction using imaged financial ratios and convolutional neural networks. expert systems with applications. 117, 287-299. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2018.09.039>.
- Hotchkissedith, S., John, K., Mooradian, R. M. ve Thorburn, K. S. (2008). Bankruptcy and the resolution of financial distress, handbook of empirical corporate finance. 2, 14-15. //doi: 10.1016/S1873-1503(06)01003-8.
- Hu, H, ve Sathye, M. (2015). Predicting financial distress in the hong kong growth enterprises market from the perspective of financial sustainability. Sustainability, 7, 1186-1200. //doi:10.3390/su7021186.
- Huang, C., Dai, C. Guo, M. (2015). A hybrid approach using two-level dea for financial failure prediction and integrated se-dea and gca for indicators selection. Applied Mathematics and Computation, 251, 431-441.
- Husein, M. F. ve Pambekti, G. T. (2014). Precision of the models of altman, springate, zmijewski, and grover for predicting the financial distress. Journal of Economics, Business, and Accountancy Ventura, 17(3), 405-416.
- İçerli, M. Y. ve Akkaya, G. C. (2006). Finansal açıdan başarılı olan işletmelerle başarısız olan işletmeler arasında finansal oranlar yardımıyla farklılıkların tespiti. İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi, 20(1), 413-421.
- İslamoğlu, M. ve Çankaya, S. (2019). Finansal başarının tahmininde finansal başarısızlık modellerinin kullanılması: Bıst Xelkt endeksine dâhil firmalar üzerine bir uygulama. Maliye ve Finans Yazıları, 110, 111-134.

- Jabeur, S. B. ve Fahmi, Y. (2017). Forecasting financial distress for french firms: a comparative study. *Empir Econ*, 54, 1173–1186.
- Jardin, P. D. (2018). Failure pattern-based ensembles applied to bankruptcy forecasting. *Decision Support Systems*, 107, 64-77.
- Joos, P., Vadhoof, K., Ooghe, H. ve Sierens, N. (1998). Credit classification: A comparison of logit models and decision trees. *Proceedings Notes of the Workshop on Application of Machine Learning and Data Mining in Finance. 10th European Conference on Machine Learning*, 1-15.
- Karaca, S. ve Özen, E. (2017). Financial failure estimation of companies in b1st tourism index by altman model and its effect on market prices. *International Applied Social Sciences Congress in Uşak Broad Research in Accounting, Negotiation, and Distribution*, 8(2), 11-23.
- Karacan, S. ve Savcı, M. (2011). Kriz dönemlerinde işletmelerin mali başarısızlık nedenleri. *Kocaeli Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 21(1), 39-54.
- Kartal, M. T. (2018). Finansal yönetim temel teoriler ve açıklamalı örnekler. Kitap Bölümü, Seçkin Yayınevi, Ağustos, Ankara.
- Kasilingam, R. ve Ramasundaram, G. (2012). Predicting solvency of non-banking financial institutions in india using fulmer and springate model. *Journal of Services Research*, 12(1), 65-88.
- Kaygın, C. Y., Tazegöl, A. ve Yazarkan, H. (2016). İşletmelerin finansal başarılı ve başarısız olma durumlarının veri madenciliği ve lojistik regresyon analizi ile tahmin edilmesi. *Ege Akademik Bakış Dergisi*, 16, 147-159.
- Kepekçi, C. (2000). Bağımsız denetim. Siyasal Kitabevi, Ankara.
- Keskin, A. ve Özselçuk, E. (1988). İşletme sonuçları konusunda erken uyarı sistemi. Türkiye Sınai Kalkınma Bankası A.Ş Yayınları, İstanbul.
- Keskin, Y. (2002). İşletmelerde finansal başarısızlığın tahmini, çok boyutlu model önerisi ve uygulaması. Yayımlanmamış Doktora Tezi, Hacettepe Üniversitesi, Ankara.
- Khare, M. ve Nagendra, S. M. S. (2007). Artificial neural networks in vehicular pollution modelling. *Library of Congress Control Number: 2006933174*.

- Klieštika, T., Kočiřová, K. ve Miřanková, M. (2015). Logit and probit model used for prediction of financial health of company. *Procedia Economics and Finance*, 23, 850-855.
- Kılıç, Y. (2011). Finansal başarısızlık tahmininde veri madenciliğinin kullanılması: imkb’de bir uygulama. Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi, Gaziantep Üniversitesi, Gaziantep.
- Kim, S. Y. ve Upneja, A. (2014). Predicting restaurant financial distress using decision tree and adaboosted decision tree models. *Economic Modelling*, 36, 354-362, <https://doi.org/10.1016/j.econmod.2013.10.005>.
- Kinay, H. F. (2006). Giriřimcilik kalkınma ve rekabet ilişkisi. Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi, Anadolu Üniversitesi, Eskişehir.
- Ko, P. C. ve Lin, P. C. (2006). An evolution-based approach with modularized evaluations to forecast financial distress. *Knowledge-Based Systems*, 19, 84.
- Korol, T. ve Adrian, K. (2010). Predicting bankruptcy with the use of macroeconomic variables. *Financial Economics*, 44(1), 201-219.
- Koyuncuğil, A. S. ve Ozgulbaş, N. (2012). Financial early warning system model and data mining application for risk detection. *Expert Systems With Applications* Volume 39, Issue 6, May 2012, Pages 6238-6253.
- Lanskman, A. M. I. ve Wijekoon, W. M. H. N. (2013). The use of financial ratios in predicting corporate failure in sri lanka. *GSTF Journal on Business Review*. 2(4), 37-43.
- Leclere, M. J. (2000). The occurrence timing of events: survival analysis applied to the study of financial distress. *Journal of Accounting Literature*; Gainesville, 19, 158-189.
- Lennox, C. (2016). Identifying failing companies: A re-evaluation of the logit, probit and da approaches. *Journal of Economics and Business*, 51(4), 347-364. [https://doi.org/10.1016/S0148-6195\(99\)00009-0](https://doi.org/10.1016/S0148-6195(99)00009-0).
- Li, H., Sun, J., Wu, J. (2010). Predicting business failure using classification and regression tree: An empirical comparison with popular classical statistical methods and top classification mining methods. *Expert Systems with Applications*, 37, 5895-5904.

- Lukason, O. ve Laitinen, E. K. (2019). Firm failure processes and components of failure risk: an analysis of european bankrupt firms. *Journal of Business Research*, 98, 380-390.
- Maddala, G. S. (1988). *Introduction of econometrics*. McMillan Publishing Company, New York.
- Magni, C. A., Malagoli, S. ve Mastroleo, G. (2005). An alternative approach to firms' evaluation: Expert systems and fuzzy logic. *Journal of Information Technology*, 5(1), 195-225. //doi: 10.1142/ S0219622006001812.
- Mahama, M. (2015). Assessing the state of financial distress in listed companies in ghana: Signs, sources. Detection And Elimination – A Test Of Altman's Z-Score". *European Journal of Business and Management*, 7(3), 2222-2839.
- Mai, F., Shaonan, T., Chihoon, L. ve Ling, M. (2019). Deep learning models for bankruptcy prediction using textual disclosures. *European Journal of Operational Research*, 274(2), 743-758. //https://doi.org/10.1016/j.ejor.2018.10.024.
- Maricica, M. ve Georgeta, V. (2012). Business failure risk analysis using financial ratios. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, 62, 728–732.
- Megginson, W. L. ve Smart, S. B. (2006). *Introduction to corporate finance*. Thomson South-Western.
- Merton, R. C. (1973). Theory of rational option pricing. *The Bell Journal of Economics and Management Science*, 4(1), 141-183.
- Merton, R. C. (1977). On the pricing of contingent claims and the modigliani-miller theorem. *Journal of Financial Economics*, 5, 243.
- Messem, A. V. (2020). Support vector machines: a robust prediction method with applications in bioinformatics. *Handbook of Statistics*, 43, 391-466. //https://doi.org/10.1016/bs.host.2019.08.003.
- Moscatelli, M., Parlapiano, F., Narizzano, S. ve Viggiano, G. (2020). Corporate default forecasting with machine learning. *Expert Systems with Applications*, 161, 15. //https://doi.org/10.1016/j.eswa.2020.113567.
- Mselmi, N., Lahiani, A. ve Hamza, T. (2017). Financial distress prediction: The case of french small and medium-sized firms. *International Review of Financial Analysis*, 50, 67-80. //https://doi.org/10.1016/j.irfa.2017.02.004.

- Nagle, J. (1994). An alternative estimator to logit and probit. *American Journal of Political Science*, Vol. 38, No. 1 (Feb., 1994), pp. 230-255.
- Nevasalmi, L. (2020). Forecasting multinomial stock returns using machine learning methods. *The Journal of Finance and Data Science*, 6, 86-106. <https://doi.org/10.1016/j.jfds.2020.09.001>.
- Ninh, B. P. V., Thanh, T. D. ve Hong, D. V. (2018). Financial distress and bankruptcy prediction: An appropriate model for listed firms in vietnam. *Economic Systems*, 42(4), 616-624. <https://doi.org/10.1016/j.ecosys.2018.05.002>.
- Noyan, M. (2020). 15 Eylül 2021 tarihinde <https://medium.com/deep-learning-turkiye/regresyon-ve-s%C4%B1n%C4%B1fland%C4%B1rmada-hata-metrikleri-143a40c6b656> adresinden erişilmiştir.
- Okay, K. (2015). Predicting business failures in non-financial türkish companies, a master's thesis. Department of Business Administration, Bilkent University Ankara September 2015.
- Olsen, A. A., Mclaughli, J. E. ve Harpe, S. E. (2020). Using multiple linear regression in pharmacy education scholarship. *Currents In Pharmacy Teaching and Learning*, 12(10), 1258-1268.
- Onyırı, S. (2014). Predicting financial distress using Altman's Z-score and the sustainable growth rate. Submitted to Northcentral University, Prescott Valley, Arizona.
- Opler, T. C. ve Titman, S. (1994). Financial distress and corporate performance. *The Journal of Finance*, 49(3), 3.
- Orange Visual Programing. (2021). 15.09.2021 tarihinde <https://orange3.readthedocs.io/projects/orange-visual-programming/en/latest/widgets/model/neuralnetwork.html>, adresinden erişilmiştir.
- Öndeş, T. ve Kaygın, C. Y. (2011). A strategic overview of the organization - örgütsel küçülmeye stratejik bir bakış. *Atatürk Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi*, 25(2), 125-136.
- Öztemel, E. (2003). *Yapay sinir ağları*, Papatya Yayıncılık, İstanbul.
- Paket, H. (2014). Borsa İstanbul'da işlem gören işletmelerin finansal başarısızlıklarının öngörülmesi: Yapay sinir ağları ve diskriminant analizi yöntemleri ile

- karşılaştırmalı bir uygulama. Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi, Süleyman Demirel Üniversitesi, Isparta.
- Parikh, K. S. ve Shah, T. P. (2016). Support vector machine—a large margin classifier to diagnose skin illnesses. *Procedia Technology*, 23, 369-375, <https://doi.org/10.1016/j.protcy.2016.03.039>.
- Petty, W. J., Keown, A. J., Scott, F. D. ve Martin, J. D. (1993). *Basic financial management* (6th ed.). Prantice Hall, USA.
- Pindado, J, Rodrigues, L. ve Torre, C. D. L. (2008). Estimating financial distress likelihood. *Journal of Business Research*, 61(9), 995-1003.
- Poyraz, E. ve Uçma, T. (2006). Türkiye’de faaliyet gösteren ihracatçı sektörlerin mali kriz ortamlarında finansal başarısızlıklarının altman (Z-score) modeli yardımıyla ölçülmesi. *Muhasebe ve Finansman Dergisi*; İstanbul Iss. 32, (Oct 2006).
- Pozzoli, M. ve Paolone, F. (2017). *Corporate financial distress a study of the italian manufacturing industry*. Springer Briefs in Finance//doi: 10.1007/978-3-319-67355-4.
- Qu, Y., Quan, P., Lei, M. ve Shi, Y. (2019). Review of bankruptcy prediction using machine learning and deep learning techniques. *Procedia Computer Science*, 162, 895-899.//<https://doi.org/10.1016/j.procs.2019.12.065>.
- Rafiei, F. M., Manzari, S. M. ve Bostanian, S. (2011). Financial health prediction models using artificial neural networks. *geneticalgorithm and multivariate discriminant analysis: Iranian evidence*. *Expert Systems with Applications* 38 (2011) 10210–10217.
- Raheman, A., Afza, T., Qayyum, A. ve Bodla, M. A. (2010). Working capital management and corporate performance of manufacturing sector in pakistan. *International Research Journal of Finance and Economics-Issue 47* (2010).
- Ramaswamy, S. (2020). Markov process and decision analysis. 15(7), 9-16.
- Raço, H. (2019). Deep learning based stock market prediction using technical indicators. A Thesis Submitted To The Graduate School Of Natural And Applied Sciences Of Gazi University.
- Robert L. M. (2002). *Derivative Markets*. Boston, MA: Addison Wesley.

- Salur, M. N. (2015). İşletmelerde finansal başarısızlık tahmini ve yapay sinir ağları modelinin kullanımı: borsa istanbul’da bir uygulama. Yayımlanmamış Doktora Tezi, Marmara Üniversitesi, İstanbul.
- Selimler, H. (2018). Finansal yönetim temel teoriler ve açıklamalı örnekler. Kitap Bölümü, Seçkin Yayınevi, Ankara.
- Scott, J. (1981). The probability of bankruptcy a comparison of empirical predictions and theoretical models. *Journal of Banking and Finance* 5(1981) 317-344. North-Holland Publishing Company/[https://doi.org/10.1016/0378-4266\(81\)90029-7](https://doi.org/10.1016/0378-4266(81)90029-7).
- Shakeri, S., Bulut, N., Aktaş, M. ve Yuzuk, S. (2019). Makine öğrenmesi kullanılarak şirket bilanço verilerine dayalı iflas riski tahmini. 4. Uluslararası Bilgisayar Bilimleri ve Mühendisliği Konferansı (UBMK 2019).
- Shirata, C. Y. (1998). Financial ratios as predictors of bankruptcy in japan: an enpirical research. *Proceedings of The Second Asian Pacific Interdisciplinary Research in Accounting Conference*.
- Söylemez, Y. ve Türkmen, S. Y. (2017). Yapay sinir ağları modeli ile finansal başarısızlık tahmini. *Finans Ekonomi ve Sosyal Araştırmalar Dergisi*, 2(4), 270-284.
- Spathis, C. T. (2002). Detecting false financial statements using published data: evidence from greece. *Managerial Auditing Journal* 17(4), 179-191. //doi: 10.1108/02686900210424321.
- Strzelecka, A., Kujawskaa, A. K. ve Zawadzkaa, D. (2020). Application of logistic regression models to assess household financial decisions regarding debt. Koszalin University of Technology, Faculty of Economic Science, Department of Finance, *Procedia Computer Science*, 176(2020), 3418–3427. //https://doi.org/10.1016/j.procs.2020.09.055.
- Sun, J. ve Li, H. (2008). Data mining method for listed companies’ financial distress prediction knowledge-based systems. 21(1), 1-5. //https://doi.org/10.1016/j.knosys.2006.11.003.
- Sun, J. ve Li, H. (2012). Financial distress prediction using support vector machines: ensemble vs. individual. *Applied Soft Computing*, 12(8), 2254–2265.

- Sun, J. ve Li H. (2009). Financial distress early warning based on group decision making. *Computers & Operations Research*, 36(2009), 885–906.
- Şeker, A., Diri, B. ve Balık, H. H. (2017). Derin öğrenme yöntemleri ve uygulamaları hakkında bir inceleme. *Gazi Mühendislik Bilimleri Dergisi*, 3(3), 47-64.
- Taha, H. A. (2003). *Operations research: An introduction*. 7. Baskı, Prentice-Hall, NewJersey.
- Taş, B. (2019). Roc eğrisi ve eğri altında kalan alan. 22 Haziran 2021 tarihinde <https://bernatas.medium.com/roc-e%C4%9Frisi-ve-e%C4%9Fri-alt%C4%B1nda-kalan-alan-auc-97b058e8e0cf> adresinden erişilmiştir.
- TCMB. (2002). Türkiye'nin güçlü ekonomiye geçiş programı. www.tcmb.gov.tr/duyurular, Erişim Tarihi: 24.01.2020.
- Tiwaria, R., Srivastava, S. ve Gera, R. (2020). Investigation of artificial intelligence techniques in finance and marketing. *Procedia Computer Science*, 173, 149-157. [//https://doi.org/10.1016/j.procs.2020.06.019](https://doi.org/10.1016/j.procs.2020.06.019).
- Torun, T. (2007). Finansal başarısızlık tahmininde geleneksel istatistiki yöntemlerle yapay sinir ağlarının karşılaştırılması ve sanayi şirketleri üzerine bir uygulama. Yayınlanmamış Doktora Tezi, Erciyes Üniversitesi, Kayseri.
- Tosunoğlu, N. G. ve Benli, Y. K. (2012). Morgan stanley capital international Türkiye endeksinin yapay sinir ağları ile öngörüsü. *Ege Akademik Bakış*, 12(4), 541-547.
- Tuna, İ. ve Karaca, S. S. (2016). Determining the firm specific factors affecting the capital increase. *Business and Economics Research Journal*, 7(1), 89-105.
- Tunçsiper, B. ve Köroğlu, Ö. (2006). Enflasyonun otomotiv sektöründeki işletmeler üzerindeki etkisi: Balıkesir ili örneği. *Balıkesir Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 9(15), 43-63.
- Ulucan, S. (2016). Finansal başarısızlıkların altman z ve bulanık mantık (anfis) yöntemi ile tespit edilmesi: Teknoloji ve tekstil sektöründe bir uygulama (2006-2013). Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi, Cumhuriyet Üniversitesi, Sivas.
- Uluslan, H. (2001). Enflasyonun finansal tablolar üzerine etkileri ve Türkiye'de uygulanan vergisel önlemler. İstanbul Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Yayınlanmamış Doktora Tezi.
- Ulusoy, Y. (2007). Bağımsız dış denetim. Ankara: Seçkin Yayıncılık.

- Ural, K., Gürarda, Ş. ve Önemli, M. B. (2015). Lojistik regresyon modeli ile finansal başarısızlık tahminlemesi: borsa İstanbul'da faaliyet gösteren gıda, içki ve tütün şirketlerinde uygulama. *Muhasebe ve Finansman Dergisi*, 67, 87.
- Uzun, E. (2005). İşletmelerde finansal başarısızlığın teorik olarak irdelenmesi. *Muhasebe ve Finans Dergisi*, 27, 158-168.
- Vanhorne, J. C. (2002). *Financial management and policy*. 12th Ed., Practice Hall, London.
- Vargas, A. R. (2020). Forecasting costa rican inflation with machine learning methods. *Latin American Journal of Central Banking*. Volume 1, Issues 1-4, 2020/<https://doi.org/10.1016/j.latcb.2020.100012>.
- Vatansever, K. ve Aydın, S. (2014). Finansal başarısızlığın öngörülmesinde çok kriterli karar verme analizine dayalı bir araştırma. *Dumlupınar Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 41(0), 163-176.
- Vuran, B. (2009). Prediction of business failure: a comparison of discriminant and logistic regression analyses. *Istanbul University Journal of the School of Business Administration* 38(1), 47-65.
- Wang, K. C. (2005). *Business life cycles and five elements theory*. Doctoral Program, Graduate Institute Of Business Administration. National Taipei University, Taipei, Taiwan, 10-11.
- Wang, P. ve Puterman, M. L. (1999). Markov poisson regression models for discrete time series. Part 1: Methodology. *Journal of Applied Statistics*, 26, 7, 855-869/<https://doi.org/10.1080/02664769922098>.
- Wang, Y., Zhang, Y., Lu Y. ve Yu X. (2020). Comparative assessment of credit risk model based on machine learning - a case study of bank loan data. *Procedia Computer Science*. Volume 174, 2020, Pages 141-149/<https://doi.org/10.1016/j.procs.2020.06.069>
- Weston, F. J., ve Brigham, E. F. (1966). *Managerial finance* (2nd ed.). Rinehart and Winston Inc., New York.
- Wilner, B. S. (2000). The exploitation of relationships in financial distress - the case of trade credit. *The Journal of Finance*, Vol. 55, no 1: 153-178.

- Wobeser, L. Hernández, V. (2016). Life cycle in organizations: a stationery shop case study. *Journal of Business Case Studies* First Quarter 2016 Volume 12, Number 1, 35-40.
- Xu, X. ve Wang, Y. (2009). Financial failure prediction using efficiency as a predictor. *Expert Systems with Applications* 36 (2009) 366–373.
- Yakar, R. (2011). Sermaye yapısı teorileri ve İmkb’ de ampirik bir çalışma. Selçuk Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü İşletme Anabilim Dalı Muhasebe Finansman Bilim Dalı Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi.
- Yakut, E. ve Elmas, B. (2013). İşletmelerin finansal başarısızlığının veri madenciliği ve diskriminant analizi modelleri ile tahmin edilmesi. *Afyon Kocatepe Üniversitesi İİBF Dergisi*, 15(1), 237-254.
- Yang, R., Yu, L., Zhao, Y., Yu, H., Xu, G., Wu, Y. ve Liu, Z. (2020). Big data analytics for financial market volatility forecast based on support vector machine. *International Journal of Information Management*. Volume 50, February 2020, Pages 452-462/<https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2019.05.027>.
- Yazıcı, A. C., Öğüs, E. ve Ankaralı, S. (2007). Yapay sinir ağlarına genel bakış. *Türkiye Klinikleri Journal Of Research*, 27, 65-71.
- Yener, A. L. (2002). Türk firmalarının sermaye yapısını etkileyen faktörler: 500 büyük firmadan hisse senetleri imkb’de işlem görenler için bir analiz. Yayınlanmamış Doktora Tezi, Ankara Üniversitesi, Ankara.
- Yılcı, M., Yıldız, B. ve Kiracı, M. (2002). Finansal başarısızlık ile çalışma sermayesi arasındaki ilişki: Spk’ ya tabi işletmelerde bir araştırma. *Muhasebe Bilim Dünyası Dergisi*, 4, 1-15.
- Yıldız, E. (1995). Sanayi firmaları için mali tablo analizlerinden hareketle bir erken uyarı modelinin kurulması. İstanbul Teknik Üniversitesi, FBE, Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi, İstanbul.
- Yılgör, A. (2002). İşletmelerde yeniden yapılandırma stratejileri ve Türkiye’ de sanayi sektörünün yeniden yapılandırma gereksinimi. İstanbul Üniversitesi, İşletme Fakültesi Dergisi, 31, 1.

- Yılmaz, A. S. ve Albayrak, Ş. K. (2009). Veri madenciliği: Karar ağacı algoritmaları ve imkb verileri üzerine bir uygulama. Süleyman Demirel Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi, 14(1), 31-52.
- Zeytinoğlu, E. ve Akarım, Y. D. (2013). Financial failure prediction using financial ratios: an empirical application on İstanbul stock exchange. Journal of Applied Finance & Banking, vol. 3, no. 3, 2013, 125-134 ISSN: 1792-6580 (print version), 1792-6599 (online) Scienpress Ltd, 2013.
- Zinet, T. Ç. (2014). İşletmelerin finansal başarısızlıklarının erken uyarı sistemleri ile tespiti ve Bist'te 2005-2013 döneminde bir uygulama. Yayımlanmamış Yüksek Lisans Tezi, Yıldız Teknik Üniversitesi, İstanbul.



EKLER

EKLER

EK 1. UYGULAMA'DA ÖRNEKLEME DÂHİL EDİLEN İŞLETMELERİN T-1 DÖNEMİ İÇİN BAŞARILI/ BAŞARISIZ DURUMLARI

Borsa Kodu	İşletme Adı	Başarı Durumu*
ACSEL	ACISELSAN ACIPAYAM SELÜLOZ SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
ADNAC	ADANA ÇİMENTO SANAYİ A.Ş.	1
ADEL	ADEL KALEMCİLİK TİCARET VE SANAYİ A.Ş.	1
AFYON	AFYON ÇİMENTO SANAYİ T.A.Ş.	1
AKCNS	AKÇANSA ÇİMENTO SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
ATEKS	AKIN TEKSTİL A.Ş.	1
AKSA	AKSA AKRİLİK KİMYA SANAYİİ A.Ş.	1
ALCAR	ALARKO CARRIER SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
ALKİM	ALKİM ALKALİ KİMYA A.Ş.	1
ALKA	ALKİM KAĞIT SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
ALYAG	ALTINYAĞ KOMBİNALARI A.Ş.	1
ANACM	ANADOLU CAM SANAYİİ A.Ş.	1
AEFES	ANADOLU EFES BİRACILIK VE MALT SANAYİİ A.Ş.	1
ASUZU	ANADOLU ISUZU OTOMOTİV SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
ARCLK	ARÇELİK A.Ş.	1
ARSAN	ARSAN TEKSTİL TİCARET VE SANAYİ A.Ş.	1
ASLAN	ASLAN ÇİMENTO A.Ş.	1
AVOD	A.V.O.D. KURUTULMUŞ GIDA VE TARIM ÜRÜNLERİ SANAYİ TİCARET A.Ş.	1
AYES	AYES ÇELİK HASIR VE ÇİT SANAYİ A.Ş.	1
AYGAZ	AYGAZ A.Ş.	1
BAGFS	BAGFAŞ BANDIRMA GÜBRE FABRİKALARI A.Ş.	1
BAKAB	BAK AMBALAJ SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
BALAT	BALATACILAR BALATACILIK SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
BNTAS	BANTAŞ BANDIRMA AMBALAJ SANAYİ TİCARET A.Ş.	1
BANVT	BANVİT BANDIRMA VİTAMİNLİ YEM SANAYİİ A.Ş.	1
BASCM	BAŞTAŞ BAŞKENT ÇİMENTO SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
BTCİM	BATIÇİM BATI ANADOLU ÇİMENTO SANAYİİ A.Ş.	0
BSOKE	BATISÖKE SÖKE ÇİMENTO SANAYİİ T.A.Ş.	0
BRKSN	BERKOSAN YALITIM VE TECRİT MADDELERİ ÜRETİM VE TİCARET A.Ş.	1
BLCYT	BİLİCİ YATIRIM SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
BRKO	BİRKO BİRLEŞİK KOYUNLULULAR MENSUCAT TİC. VE SAN. A.Ş.	0
BRMEN	BİRLİK MENSUCAT TİCARET VE SANAYİ İŞLETMESİ A.Ş.	0
BOLUC	BOLU ÇİMENTO SANAYİİ A.Ş.	1

EK 1. (Devamı)		
BRSAN	BORUSAN MANNESMANN BORU SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
BFREN	BOSCH FREN SİSTEMLERİ SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
BOSSA	BOSSA TİCARET VE SANAYİ İŞLETMELERİ T.A.Ş.	1
BRISA	BRİSA BRIDGESTONE SABANCI LASTİK SAN. VE TİC. A.Ş.	1
BURCE	BURÇELİK BURSA ÇELİK DÖKÜM SANAYİİ A.Ş.	1
BURVA	BURÇELİK VANA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
BUCIM	BURSA ÇİMENTO FABRİKASI A.Ş.	1
CCOLA	COCA-COLA İÇECEK A.Ş.	1
CELHA	ÇELİK HALAT VE TEL SANAYİİ A.Ş.	1
CEMAS	ÇEMAS DÖKÜM SANAYİ A.Ş.	0
CEMTS	ÇEMTAŞ ÇELİK MAKİNA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
CMBTN	ÇİMBETON HAZIRBETON VE PREFAB. YAPI EL.SAN.VE TİC. A.Ş.	1
CMENT	ÇİMENTAŞ İZMİR ÇİMENTO FABRİKASI T.A.Ş.	0
CIMSA	ÇİMSA ÇİMENTO SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
CUSAN	ÇUHADAROĞLU METAL SANAYİ VE PAZARLAMA A.Ş.	1
DAGI	DAGI GİYİM SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
DARDL	DARDANEL ÖNENTAŞ GIDA SANAYİ A.Ş.	1
DMSAS	DEMİSAŞ DÖKÜM EMAYE MAMÜLLERİ SANAYİİ A.Ş.	1
DENCM	DENİZLİ CAM SANAYİİ VE TİCARET A.Ş.	0
DERIM	DERİMOD KONFEKSİYON AYAKKABI DERİ SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
DESA	DESA DERİ SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
DEVA	DEVA HOLDİNG A.Ş.	1
DIRIT	DİRİTEKS DİRİLİŞ TEKSTİL SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
DITAS	DİTAŞ DOĞAN YEDEK PARÇA İMALAT VE TEKNİK A.Ş.	1
DOBUR	DOĞAN BURDA DERGİ YAYINCILIK VE PAZARLAMA A.Ş.	1
DGKLB	DOĞTAŞ KELEBEK MOBİLYA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
DOGUB	DOĞUSAN BORU SANAYİİ VE TİCARET A.Ş.	0
DOKTA	DÖKTAŞ DÖKÜMCÜLÜK TİCARET VE SANAYİ A.Ş.	1
DURDO	DURAN DOĞAN BASIM VE AMBALAJ SANAYİ A.Ş.	1
DYOBY	DYO BOYA FABRİKALARI SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
EGEEN	EGE ENDÜSTRİ VE TİCARET A.Ş.	1
EGGUB	EGE GÜBRE SANAYİİ A.Ş.	1
EGPRO	EGE PROFİL TİCARET VE SANAYİ A.Ş.	1
EGSER	EGE SERAMİK SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
EPLAS	EGEPLAST EGE PLASTİK TİCARET VE SANAYİ A.Ş.	1
EKIZ	EKİZ KİMYA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
EMKEL	EMEK ELEKTRİK ENDÜSTRİSİ A.Ş.	0
EMNIS	EMİNİŞ AMBALAJ SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
ERBOS	ERBOSAN ERCİYAS BORU SANAYİİ VE TİCARET A.Ş.	1

EK 1. (Devamı)		
EREGL	EREĞLİ DEMİR VE ÇELİK FABRİKALARI T.A.Ş.	1
ERSU	ERSU MEYVE VE GIDA SANAYİ A.Ş.	1
FMIZP	FEDERAL-MOGUL İZMİT PİSTON VE PİM ÜRETİM TESİSLERİ A.Ş.	1
FROTO	FORD OTOMOTİV SANAYİ A.Ş.	1
FORMT	FORMET ÇELİK KAPI SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
FRIGO	FRİGO-PAK GIDA MADDELERİ SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
GEDİZ	GİMSAN GEDİZ İPLİK VE MENSUCAT SANAYİİ A.Ş.	1
GENTS	GENTAŞ GENEL METAL SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
GEREL	GERSAN ELEKTRİK TİCARET VE SANAYİ A.Ş.	1
GOODY	GOODYEAR LASTİKLERİ T.A.Ş.	1
GOLTS	GÖLTAŞ GÖLLER BÖLGESİ ÇİMENTO SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
GUBRF	GÜBRE FABRİKALARI T.A.Ş.	1
HATEK	HATEKS HATAY TEKSTİL İŞLETMELERİ A.Ş.	1
HEKTS	HEKTAŞ TİCARET T.A.Ş.	1
HURGZ	HÜRRİYET GAZETECİLİK VE MATBAACILIK A.Ş.	1
IHEVA	İHLAS EV ALETLERİ İMALAT SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
IHGZT	İHLAS GAZETECİLİK A.Ş.	1
ISDMR	İSKENDERUN DEMİR VE ÇELİK A.Ş.	1
IZMDC	İZMİR DEMİR ÇELİK SANAYİ A.Ş.	0
IZFAZ	İZMİR FIRÇA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
IZOCM	İZOCAM TİCARET VE SANAYİ A.Ş.	1
JANTS	JANTSA JANT SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
KAPLM	KAPLAMIN AMBALAJ SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
KRDMA	KARDEMİR KARABÜK DEMİR ÇELİK SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
KARSN	KARSAN OTOMOTİV SANAYİİ VE TİCARET A.Ş.	1
KRTEK	KARSU TEKSTİL SANAYİİ VE TİCARET A.Ş.	1
KRSAN	KARSUSAN KARADENİZ SU ÜRÜNLERİ A.Ş.	1
KARTN	KARTONSAN KARTON SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
KATMR	KATMERCİLER ARAÇ ÜSTÜ EKİPMAN SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
KENT	KENT GIDA MADDELERİ SANAYİİ VE TİCARET A.Ş.	1
KERVİT	KEREVİTAŞ GIDA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
KLMSN	KLİMASAN KLİMA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
KNFRT	KONFRUT GIDA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
KONYA	KONYA ÇİMENTO SANAYİİ A.Ş.	1
KORDS	KORDSA GLOBAL END. İPLİK VE KORD BEZİ SAN. VE TİC. A.Ş.	1
KRSTL	KRİSTAL KOLA VE MEŞRUBAT SANAYİ TİCARET A.Ş.	1
KUTPO	KÜTAHYA PORSELEN SANAYİ A.Ş.	1
LUKSK	LÜKS KADİFE TİCARET VE SANAYİİ A.Ş.	1
MAKTK	MAKİNA TAKIM ENDÜSTRİSİ A.Ş.	1
MRDİN	MARDİN ÇİMENTO SANAYİİ VE TİCARET A.Ş.	1

EK 1. (Devamı)		
MRSHL	MARSHALL BOYA VE VERNİK SANAYİİ A.Ş.	1
MEGAP	MEGA POLİETİLEN KÖPÜK SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
MNDRS	MENDERES TEKSTİL SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
MEMSA	MENSA SİNAİ TİCARİ VE MALİ YATIRIMLAR A.Ş.	0
MERKO	MERKO GIDA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
TIRE	MONDİ TİRE KUTSAN KAĞIT VE AMBALAJ SANAYİ A.Ş.	1
NIBAS	NİĞBAŞ NİĞDE BETON SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
NUHCM	NUH ÇİMENTO SANAYİ A.Ş.	1
OLMIP	OLMUKSAN INTERNATIONAL PAPER AMB. SAN. VE TİC. A.Ş.	1
ORMA	ORMA ORMAN MAHSULLERİ İNTEGRE SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
OTKAR	OTOKAR OTOMOTİV VE SAVUNMA SANAYİ A.Ş.	1
OYLUM	OYLUM SİNAİ YATIRIMLAR A.Ş.	1
OZBAL	ÖZBAL ÇELİK BORU SANAYİ TİCARET VE TAAHHÜT A.Ş.	0
OZRDN	ÖZERDEN PLASTİK SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
PARSN	PARSAN MAKİNA PARÇALARI SANAYİİ A.Ş.	1
PENGĐ	PENGÜEN GIDA SANAYİ A.Ş.	1
PETKM	PETKİM PETROKİMYA HOLDİNG A.Ş.	1
PETUN	PINAR ENTEGRE ET VE UN SANAYİİ A.Ş.	1
PINSU	PINAR SU SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
PNSUT	PINAR SÜT MAMULLERİ SANAYİİ A.Ş.	1
POLTK	POLİTEKNİK METAL SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
PRZMA	PRİZMA PRES MATBAACILIK YAYINCILIK SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
RODRG	RODRİGO TEKSTİL SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
ROYAL	ROYAL HALI İPLİK TEKSTİL MOBİLYA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
RTALB	RTA LABORATUVARLARI BİYOLOJİK ÜRÜNLER İLAÇ VE MAK.SAN.TİC. A.Ş.	1
SAFKR	SAFKAR EGE SOĞUTMACILIK KLİMA SOĞUK HAVA TESİSLERİ İH.İT.SAN. VE TİC. A.Ş.	1
SANFM	SANİFOAM SÜNGER SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
SAMAT	SARAY MATBAACILIK KAĞITÇILIK KIRTASIYECİLİK TİCARET VE SANAYİ A.Ş.	0
SARKY	SARKUYSAN ELEKTROLİTİK BAKIR SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
SASA	SASA POLYESTER SANAYİ A.Ş.	1
SAYAS	SAY YENİLENEBİLİR ENERJİ EKİPMANLARI SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
SEKUR	SEKURO PLASTİK AMBALAJ SANAYİ A.Ş.	0
SELGD	SELÇUK GIDA ENDÜSTRİ İHRACAT İTHALAT A.Ş.	1
SERVE	SERVE KIRTASIYE SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
SEYKM	SEYİTLER KİMYA SANAYİ A.Ş.	1
SILVR	SİLVRLİNE ENDÜSTRİ VE TİCARET A.Ş.	0
SODA	SODA SANAYİİ A.Ş.	1
SODSN	SODAŞ SODYUM SANAYİİ A.Ş.	1
SKTAS	SÖKTAŞ TEKSTİL SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0

EK 1. (Devamı)		
SNPAM	SÖNMEZ PAMUKLU SANAYİİ A.Ş.	1
SUMAS	SUMAŞ SUNİ TAHTA VE MOBİLYA SANAYİ A.Ş.	1
TATGD	TAT GIDA SANAYİ A.Ş.	1
TKURU	TAZE KURU GIDA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
TMPOL	TEMAPOL POLİMER PLASTİK VE İNŞAAT SANAYİ TİCARET A.Ş.	0
TOASO	TOFAŞ TÜRK OTOMOBİL FABRİKASI A.Ş.	1
TRKCM	TRAKYA CAM SANAYİİ A.Ş.	1
TUCLK	TUĞÇELİK ALÜMİNYUM VE METAL MAMÜLLERİ SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
TUKAS	TUKAŞ GIDA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
TMSN	TÜMOSAN MOTOR VE TRAKTÖR SANAYİ A.Ş.	0
TUPRS	TÜPRAŞ-TÜRKİYE PETROL RAFİNERİLERİ A.Ş.	1
PRKAB	TÜRK PRYSMIAN KABLO VE SİSTEMLERİ A.Ş.	1
TTRAK	TÜRK TRAKTÖR VE ZİRAAT MAKİNELERİ A.Ş.	1
TBORG	TÜRK TUBORG BİRA VE MALT SANAYİİ A.Ş.	1
ULUSE	ULUSOY ELEKTRİK İMALAT TAAHHÜT VE TİCARET A.Ş.	1
ULUUN	ULUSOY UN SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
USAK	UŞAK SERAMİK SANAYİİ A.Ş.	1
ULKER	ÜLKER BİSKÜVİ SANAYİ A.Ş.	1
UNYEC	ÜNYE ÇİMENTO SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
VANGD	VANET GIDA SANAYİ İÇ VE DIŞ TİCARET A.Ş.	1
VESBE	VESTEL BEYAZ EŞYA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
VESTL	VESTEL ELEKTRONİK SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
VKING	VİKİNG KAĞIT VE SELÜLOZ A.Ş.	0
YATAS	YATAŞ YATAK VE YORGAN SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
YBTAS	YİBİTAŞ YOZGAT İŞÇİ BİRLİĞİ İNŞAAT MALZEMELERİ TİCARET VE SANAYİ A.Ş.	1
YONGA	YONGA MOBİLYA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
YUNSA	YÜNSA YÜNLÜ SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1

**EK 2. UYGULAMA’DA ÖRNEKLEME DÂHİL EDİLEN İŞLETMELERİN T-2
DÖNEMİ İÇİN BAŞARILI/ BAŞARISIZ DURUMLARI**

Borsa Kodu	İşletme Adı	Başarı Durumu*
ACSEL	ACISELSAN ACIPAYAM SELÜLOZ SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
ADNAC	ADANA ÇİMENTO SANAYİ .A.Ş.	1
ADEL	ADEL KALEMCİLİK TİCARET VE SANAYİ A.Ş.	1
AFYON	AFYON ÇİMENTO SANAYİ T.A.Ş.	1
AKCNS	AKÇANSA ÇİMENTO SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
ATEKS	AKIN TEKSTİL A.Ş.	1
AKSA	AKSA AKRİLİK KİMYA SANAYİİ A.Ş.	1
ALCAR	ALARKO CARRIER SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
ALKIM	ALKİM ALKALİ KİMYA A.Ş.	1
ALKA	ALKİM KAĞIT SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
ALYAG	ALTINYAĞ KOMBİNALARI A.Ş.	0
ANACM	ANADOLU CAM SANAYİİ A.Ş.	1
AEFES	ANADOLU EFES BİRACILIK VE MALT SANAYİİ A.Ş.	1
ASUZU	ANADOLU ISUZU OTOMOTİV SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
ARCLK	ARÇELİK A.Ş.	1
ARSAN	ARSAN TEKSTİL TİCARET VE SANAYİ A.Ş.	1
ASLAN	ASLAN ÇİMENTO A.Ş.	1
AVOD	A.V.O.D. KURUTULMUŞ GIDA VE TARIM ÜRÜNLERİ SANAYİ TİCARET A.Ş.	0
AYES	AYES ÇELİK HASIR VE ÇİT SANAYİ A.Ş.	1
AYGAZ	AYGAZ A.Ş.	1
BAGFS	BAGFAŞ BANDIRMA GÜBRE FABRİKALARI A.Ş.	0
BAKAB	BAK AMBALAJ SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
BALAT	BALATACILAR BALATACILIK SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
BNTAS	BANTAŞ BANDIRMA AMBALAJ SANAYİ TİCARET A.Ş.	1
BANVT	BANVİT BANDIRMA VİTAMİNLİ YEM SANAYİİ A.Ş.	1
BASCM	BAŞTAŞ BAŞKENT ÇİMENTO SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
BTCIM	BATIÇİM BATI ANADOLU ÇİMENTO SANAYİİ A.Ş.	0
BSOKE	BATISÖKE SÖKE ÇİMENTO SANAYİİ T.A.Ş.	0
BRKSN	BERKOSAN YALITIM VE TECRİT MADDELERİ ÜRETİM VE TİCARET A.Ş.	1
BLCYT	BİLİCİ YATIRIM SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
BRKO	BİRKO BİRLEŞİK KOYUNLULULAR MENSUCAT TİC. VE SAN. A.Ş.	0
BRMEN	BİRLİK MENSUCAT TİCARET VE SANAYİ İŞLETMESİ A.Ş.	0
BOLUC	BOLU ÇİMENTO SANAYİİ A.Ş.	1
BRSAN	BORUSAN MANNESMANN BORU SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
BFREN	BOSCH FREN SİSTEMLERİ SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
BOSSA	BOSSA TİCARET VE SANAYİ İŞLETMELERİ T.A.Ş.	1
BRISA	BRİSA BRIDGESTONE SABANCI LASTİK SAN. VE TİC. A.Ş.	1

EK 2. (Devamı)		
BURCE	BURÇELİK BURSA ÇELİK DÖKÜM SANAYİİ A.Ş.	0
BURVA	BURÇELİK VANA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
BUCIM	BURSA ÇİMENTO FABRİKASI A.Ş.	1
CCOLA	COCA-COLA İÇECEK A.Ş.	1
CELHA	ÇELİK HALAT VE TEL SANAYİİ A.Ş.	1
CEMAS	ÇEMAŞ DÖKÜM SANAYİ A.Ş.	0
CEMTS	ÇEMTAŞ ÇELİK MAKİNA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
CMBTN	ÇİMBETON HAZIRBETON VE PREFAB. YAPI EL.SAN.VE TİC. A.Ş.	1
CMENT	ÇİMENTAŞ İZMİR ÇİMENTO FABRİKASI T.A.Ş.	1
CIMSA	ÇİMSA ÇİMENTO SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
CUSAN	ÇUHADAROĞLU METAL SANAYİ VE PAZARLAMA A.Ş.	1
DAGI	DAGI GİYİM SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
DARDL	DARDANEL ÖNENTAŞ GIDA SANAYİ A.Ş.	0
DMSAS	DEMİSAŞ DÖKÜM EMAYE MAMÜLLERİ SANAYİİ A.Ş.	1
DENCM	DENİZLİ CAM SANAYİİ VE TİCARET A.Ş.	0
DERIM	DERİMOD KONFEKSİYON AYAKKABI DERİ SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
DESA	DESA DERİ SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
DEVA	DEVA HOLDİNG A.Ş.	1
DIRIT	DİRİTEKS DİRİLİŞ TEKSTİL SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
DITAS	DİTAŞ DOĞAN YEDEK PARÇA İMALAT VE TEKNİK A.Ş.	1
DOBUR	DOĞAN BURDA DERGİ YAYINCILIK VE PAZARLAMA A.Ş.	0
DGKLB	DOĞTAŞ KELEBEK MOBİLYA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
DOGUB	DOĞUSAN BORU SANAYİİ VE TİCARET A.Ş.	0
DOKTA	DÖKTAŞ DÖKÜMCÜLÜK TİCARET VE SANAYİ A.Ş.	1
DURDO	DURAN DOĞAN BASIM VE AMBALAJ SANAYİ A.Ş.	1
DYOBY	DYO BOYA FABRİKALARI SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
EGEEN	EGE ENDÜSTRİ VE TİCARET A.Ş.	1
EGGUB	EGE GÜBRE SANAYİİ A.Ş.	1
EGPRO	EGE PROFİL TİCARET VE SANAYİ A.Ş.	1
EGSER	EGE SERAMİK SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
EPLAS	EGEPLAST EGE PLASTİK TİCARET VE SANAYİ A.Ş.	1
EKIZ	EKİZ KİMYA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
EMKEL	EMEK ELEKTRİK ENDÜSTRİSİ A.Ş.	0
EMNIS	EMİNİŞ AMBALAJ SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
ERBOS	ERBOSAN ERCİYAS BORU SANAYİİ VE TİCARET A.Ş.	1
EREGL	EREĞLİ DEMİR VE ÇELİK FABRİKALARI T.A.Ş.	1
ERSU	ERSU MEYVE VE GIDA SANAYİ A.Ş.	1
FMIZP	FEDERAL-MOGUL İZMİR PİSTON VE PİM ÜRETİM TESİSLERİ A.Ş.	1
FROTO	FORD OTOMOTİV SANAYİ A.Ş.	1
FORMT	FORMET ÇELİK KAPI SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1

EK 2. (Devamı)		
FRIGO	FRİGO-PAK GIDA MADDELERİ SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
GEDİZ	GİMSAN GEDİZ İPLİK VE MENSUCAT SANAYİİ A.Ş.	1
GENTS	GENTAŞ GENEL METAL SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
GEREL	GERSAN ELEKTRİK TİCARET VE SANAYİ A.Ş.	1
GOODY	GOODYEAR LASTİKLERİ T.A.Ş.	1
GOLTS	GÖLTAŞ GÖLLER BÖLGESİ ÇİMENTO SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
GUBRF	GÜBRE FABRİKALARI T.A.Ş.	1
HATEK	HATEKS HATAY TEKSTİL İŞLETMELERİ A.Ş.	1
HEKTS	HEKTAŞ TİCARET T.A.Ş.	1
HURGZ	HÜRRİYET GAZETECİLİK VE MATBAACILIK A.Ş.	1
IHEVA	İHLAS EV ALETLERİ İMALAT SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
IHGZT	İHLAS GAZETECİLİK A.Ş.	0
ISDMR	İSKENDERUN DEMİR VE ÇELİK A.Ş.	1
IZMDC	İZMİR DEMİR ÇELİK SANAYİ A.Ş.	0
IZFAZ	İZMİR FIRÇA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
IZOCM	İZOCAM TİCARET VE SANAYİ A.Ş.	1
JANTS	JANTSA JANT SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
KAPLM	KAPLAMİN AMBALAJ SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
KRDMA	KARDEMİR KARABÜK DEMİR ÇELİK SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
KARSN	KARSAN OTOMOTİV SANAYİİ VE TİCARET A.Ş.	0
KRTEK	KARSU TEKSTİL SANAYİİ VE TİCARET A.Ş.	0
KRSAN	KARSUSAN KARADENİZ SU ÜRÜNLERİ A.Ş.	0
KARTN	KARTONSAN KARTON SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
KATMR	KATMERCİLER ARAÇ ÜSTÜ EKİPMAN SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
KENT	KENT GIDA MADDELERİ SANAYİİ VE TİCARET A.Ş.	1
KERTV	KEREVİTAŞ GIDA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
KLMSN	KLİMASAN KLİMA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
KNFRT	KONFRUT GIDA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
KONYA	KONYA ÇİMENTO SANAYİİ A.Ş.	1
KORDS	KORDSA GLOBAL END. İPLİK VE KORD BEZİ SAN. VE TİC. A.Ş.	1
KRSTL	KRİSTAL KOLA VE MEŞRUBAT SANAYİ TİCARET A.Ş.	1
KUTPO	KÜTAHYA PORSELEN SANAYİ A.Ş.	1
LUKSK	LÜKS KADİFE TİCARET VE SANAYİİ A.Ş.	1
MAKTK	MAKİNA TAKIM ENDÜSTRİSİ A.Ş.	1
MRDIN	MARDİN ÇİMENTO SANAYİİ VE TİCARET A.Ş.	1
MRSHL	MARSHALL BOYA VE VERNİK SANAYİİ A.Ş.	0
MEGAP	MEGA POLİETİLEN KÖPÜK SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
MNDRS	MENDERES TEKSTİL SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
MEMSA	MENSA SİNAİ TİCARİ VE MALİ YATIRIMLAR A.Ş.	0
MERKO	MERKO GIDA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0

EK 2. (Devamı)		
TIRE	MONDİ TİRE KUTSAN KAĞIT VE AMBALAJ SANAYİ A.Ş.	1
NIBAS	NİĞBAŞ NİĞDE BETON SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
NUHCM	NUH ÇİMENTO SANAYİ A.Ş.	1
OLMIP	OLMUKSAN INTERNATIONAL PAPER AMB. SAN. VE TİC. A.Ş.	1
ORMA	ORMA ORMAN MAHSULLERİ İNTEGRE SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
OTKAR	OTOKAR OTOMOTİV VE SAVUNMA SANAYİ A.Ş.	1
OYLUM	OYLUM SİNAİ YATIRIMLAR A.Ş.	0
OZBAL	ÖZBAL ÇELİK BORU SANAYİ TİCARET VE TAAHHÜT A.Ş.	0
OZRDN	ÖZERDEN PLASTİK SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
PARSN	PARSAN MAKİNA PARÇALARI SANAYİİ A.Ş.	0
PENG	PENGÜEN GIDA SANAYİ A.Ş.	0
PETKM	PETKİM PETROKİMYA HOLDİNG A.Ş.	1
PETUN	PINAR ENTEGRE ET VE UN SANAYİİ A.Ş.	1
PINSU	PINAR SU SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
PNSUT	PINAR SÜT MAMULLERİ SANAYİİ A.Ş.	1
POLTK	POLİTEKNİK METAL SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
PRZMA	PRİZMA PRES MATBAACILIK YAYINCILIK SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
RODRG	RODRİGO TEKSTİL SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
ROYAL	ROYAL HALI İPLİK TEKSTİL MOBİLYA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
RTALB	RTA LABORATUVARLARI BİYOLOJİK ÜRÜNLER İLAÇ VE MAK.SAN.TİC. A.Ş.	1
SAFKR	SAFKAR EGE SOĞUTMACILIK KLİMA SOĞUK HAVA TESİSLERİ İH.İT.SAN. VE TİC. A.Ş.	1
SANFM	SANİFOAM SÜNGER SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
SAMAT	SARAY MATBAACILIK KAĞITÇILIK KIRTASIYECİLİK TİCARET VE SANAYİ A.Ş.	0
SARKY	SARKUYSAN ELEKTROLİTİK BAKIR SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
SASA	SASA POLYESTER SANAYİ A.Ş.	1
SAYAS	SAY YENİLENEBİLİR ENERJİ EKİPMANLARI SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
SEKUR	SEKURO PLASTİK AMBALAJ SANAYİ A.Ş.	1
SELGD	SELÇUK GIDA ENDÜSTRİ İHRACAT İTHALAT A.Ş.	0
SERVE	SERVE KIRTASIYE SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
SEYKM	SEYİTLER KİMYA SANAYİ A.Ş.	1
SILVR	SİLVRLİNE ENDÜSTRİ VE TİCARET A.Ş.	1
SODA	SODA SANAYİİ A.Ş.	1
SODSN	SODAŞ SODYUM SANAYİİ A.Ş.	1
SKTAS	SÖKTAŞ TEKSTİL SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
SNPAM	SÖNMEZ PAMUKLU SANAYİİ A.Ş.	1
SUMAS	SUMAŞ SUNİ TAHTA VE MOBİLYA SANAYİ A.Ş.	1
TATGD	TAT GIDA SANAYİ A.Ş.	1
TKURU	TAZE KURU GIDA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
TMPOL	TEMAPOL POLİMER PLASTİK VE İNŞAAT SANAYİ TİCARET A.Ş.	1

EK 2. (Devamı)		
TOASO	TOFAŞ TÜRK OTOMOBİL FABRİKASI A.Ş.	1
TRKCM	TRAKYA CAM SANAYİİ A.Ş.	1
TUCLK	TUĞÇELİK ALÜMİNYUM VE METAL MAMÜLLERİ SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
TUKAS	TUKAŞ GIDA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
TMSN	TÜMOSAN MOTOR VE TRAKTÖR SANAYİ A.Ş.	0
TUPRS	TÜPRAŞ-TÜRKİYE PETROL RAFİNERİLERİ A.Ş.	1
PRKAB	TÜRK PRYSMIAN KABLO VE SİSTEMLERİ A.Ş.	1
TTRAK	TÜRK TRAKTÖR VE ZİRAAT MAKİNELERİ A.Ş.	1
TBORG	TÜRK TUBORG BİRA VE MALT SANAYİİ A.Ş.	1
ULUSE	ULUSOY ELEKTRİK İMALAT TAAHHÜT VE TİCARET A.Ş.	1
ULUUN	ULUSOY UN SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
USAK	UŞAK SERAMİK SANAYİİ A.Ş.	1
ULKER	ÜLKER BİSKÜVİ SANAYİ A.Ş.	1
UNYEC	ÜNYE ÇİMENTO SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
VANGD	VANET GIDA SANAYİ İÇ VE DIŞ TİCARET A.Ş.	1
VESBE	VESTEL BEYAZ EŞYA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
VESTL	VESTEL ELEKTRONİK SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
VKING	VİKİNG KAĞIT VE SELÜLOZ A.Ş.	0
YATAS	YATAŞ YATAK VE YORGAN SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
YBTAS	YİBİTAŞ YOZGAT İŞÇİ BİRLİĞİ İNŞAAT MALZEMELERİ TİCARET VE SANAYİ A.Ş.	1
YONGA	YONGA MOBİLYA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
YUNSA	YÜNSA YÜNLÜ SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1

**EK 3. UYGULAMA’DA ÖRNEKLEME DÂHİL EDİLEN İŞLETMELERİN T-3
DÖNEMİ İÇİN BAŞARILI/ BAŞARISIZ DURUMLARI**

Borsa Kodu	İşletme Adı	Başarı Durumu*
ACSEL	ACISELSAN ACIPAYAM SELÜLOZ SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
ADNAC	ADANA ÇİMENTO SANAYİ .A.Ş.	1
ADEL	ADEL KALEMCİLİK TİCARET VE SANAYİ A.Ş.	1
AFYON	AFYON ÇİMENTO SANAYİ T.A.Ş.	1
AKCNS	AKÇANSA ÇİMENTO SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
ATEKS	AKIN TEKSTİL A.Ş.	1
AKSA	AKSA AKRİLİK KİMYA SANAYİİ A.Ş.	1
ALCAR	ALARKO CARRIER SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
ALKIM	ALKİM ALKALİ KİMYA A.Ş.	1
ALKA	ALKİM KAĞIT SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
ALYAG	ALTINYAĞ KOMBİNALARI A.Ş.	0
ANACM	ANADOLU CAM SANAYİİ A.Ş.	1
AEFES	ANADOLU EFES BİRACILIK VE MALT SANAYİİ A.Ş.	0
ASUZU	ANADOLU ISUZU OTOMOTİV SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
ARCLK	ARÇELİK A.Ş.	1
ARSAN	ARSAN TEKSTİL TİCARET VE SANAYİ A.Ş.	1
ASLAN	ASLAN ÇİMENTO A.Ş.	1
AVOD	A.V.O.D. KURUTULMUŞ GIDA VE TARIM ÜRÜNLERİ SANAYİ TİCARET A.Ş.	1
AYES	AYES ÇELİK HASIR VE ÇİT SANAYİ A.Ş.	1
AYGAZ	AYGAZ A.Ş.	1
BAGFS	BAGFAŞ BANDIRMA GÜBRE FABRİKALARI A.Ş.	0
BAKAB	BAK AMBALAJ SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
BALAT	BALATACILAR BALATACILIK SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
BNTAS	BANTAŞ BANDIRMA AMBALAJ SANAYİ TİCARET A.Ş.	1
BANVT	BANVİT BANDIRMA VİTAMİNLİ YEM SANAYİİ A.Ş.	1
BASCM	BAŞTAŞ BAŞKENT ÇİMENTO SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
BTCIM	BATIÇİM BATI ANADOLU ÇİMENTO SANAYİİ A.Ş.	1
BSOKE	BATISÖKE SÖKE ÇİMENTO SANAYİİ T.A.Ş.	0
BRKSN	BERKOSAN YALITIM VE TECRİT MADDELERİ ÜRETİM VE TİCARET A.Ş.	1
BLCYT	BİLİCİ YATIRIM SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
BRKO	BİRKO BİRLEŞİK KOYUNLULULAR MENSUCAT TİC. VE SAN. A.Ş.	0
BRMEN	BİRLİK MENSUCAT TİCARET VE SANAYİ İŞLETMESİ A.Ş.	0
BOLUC	BOLU ÇİMENTO SANAYİİ A.Ş.	1
BRSAN	BORUSAN MANNESMANN BORU SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
BFREN	BOSCH FREN SİSTEMLERİ SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
BOSSA	BOSSA TİCARET VE SANAYİ İŞLETMELERİ T.A.Ş.	1
BRISA	BRİSA BRIDGESTONE SABANCI LASTİK SAN. VE TİC. A.Ş.	1

EK 3. (Devamı)		
BURCE	BURÇELİK BURSA ÇELİK DÖKÜM SANAYİİ A.Ş.	0
BURVA	BURÇELİK VANA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
BUCIM	BURSA ÇİMENTO FABRİKASI A.Ş.	1
CCOLA	COCA-COLA İÇECEK A.Ş.	1
CELHA	ÇELİK HALAT VE TEL SANAYİİ A.Ş.	1
CEMAS	ÇEMAŞ DÖKÜM SANAYİ A.Ş.	0
CEMTS	ÇEMTAŞ ÇELİK MAKİNA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
CMBTN	ÇİMBETON HAZIRBETON VE PREFAB. YAPI EL.SAN.VE TİC. A.Ş.	1
CMENT	ÇİMENTAŞ İZMİR ÇİMENTO FABRİKASI T.A.Ş.	1
CIMSA	ÇİMSA ÇİMENTO SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
CUSAN	ÇUHADAROĞLU METAL SANAYİ VE PAZARLAMA A.Ş.	1
DAGİ	DAGİ GİYİM SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
DARDL	DARDANEL ÖNENTAŞ GIDA SANAYİ A.Ş.	0
DMSAS	DEMİSAŞ DÖKÜM EMAYE MAMÜLLERİ SANAYİİ A.Ş.	1
DENCM	DENİZLİ CAM SANAYİİ VE TİCARET A.Ş.	0
DERIM	DERİMOD KONFEKSİYON AYAKKABI DERİ SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
DESA	DESA DERİ SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
DEVA	DEVA HOLDİNG A.Ş.	1
DIRIT	DİRİTEKS DİRİLİŞ TEKSTİL SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
DITAS	DİTAŞ DOĞAN YEDEK PARÇA İMALAT VE TEKNİK A.Ş.	0
DOBUR	DOĞAN BURDA DERGİ YAYINCILIK VE PAZARLAMA A.Ş.	0
DGKLB	DOĞTAŞ KELEBEK MOBİLYA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
DOGUB	DOĞUSAN BORU SANAYİİ VE TİCARET A.Ş.	0
DOKTA	DÖKTAŞ DÖKÜMCÜLÜK TİCARET VE SANAYİ A.Ş.	1
DURDO	DURAN DOĞAN BASIM VE AMBALAJ SANAYİ A.Ş.	0
DYOBY	DYO BOYA FABRİKALARI SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
EGEEN	EGE ENDÜSTRİ VE TİCARET A.Ş.	1
EGGUB	EGE GÜBRE SANAYİİ A.Ş.	1
EGPRO	EGE PROFİL TİCARET VE SANAYİ A.Ş.	1
EGSER	EGE SERAMİK SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
EPLAS	EGEPLAST EGE PLASTİK TİCARET VE SANAYİ A.Ş.	1
EKIZ	EKİZ KİMYA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
EMKEL	EMEK ELEKTRİK ENDÜSTRİSİ A.Ş.	1
EMNIS	EMİNİŞ AMBALAJ SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
ERBOS	ERBOSAN ERCİYAS BORU SANAYİİ VE TİCARET A.Ş.	1
EREGL	EREĞLİ DEMİR VE ÇELİK FABRİKALARI T.A.Ş.	1
ERSU	ERSU MEYVE VE GIDA SANAYİ A.Ş.	1
FMIZP	FEDERAL-MOGUL İZMİR PİSTON VE PİM ÜRETİM TESİSLERİ A.Ş.	1
FROTO	FORD OTOMOTİV SANAYİ A.Ş.	1
FORMT	FORMET ÇELİK KAPI SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1

EK 3. (Devamı)		
FRIGO	FRİGO-PAK GIDA MADDELERİ SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
GEDİZ	GİMSAN GEDİZ İPLİK VE MENSUCAT SANAYİİ A.Ş.	1
GENTS	GENTAŞ GENEL METAL SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
GEREL	GERSAN ELEKTRİK TİCARET VE SANAYİ A.Ş.	1
GOODY	GOODYEAR LASTİKLERİ T.A.Ş.	1
GOLTS	GÖLTAŞ GÖLLER BÖLGESİ ÇİMENTO SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
GUBRF	GÜBRE FABRİKALARI T.A.Ş.	1
HATEK	HATEKS HATAY TEKSTİL İŞLETMELERİ A.Ş.	1
HEKTS	HEKTAŞ TİCARET T.A.Ş.	1
HURGZ	HÜRRİYET GAZETECİLİK VE MATBAACILIK A.Ş.	1
IHEVA	İHLAS EV ALETLERİ İMALAT SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
IHGZT	İHLAS GAZETECİLİK A.Ş.	0
ISDMR	İSKENDERUN DEMİR VE ÇELİK A.Ş.	1
IZMDC	İZMİR DEMİR ÇELİK SANAYİ A.Ş.	0
IZFAZ	İZMİR FIRÇA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
IZOCM	İZOCAM TİCARET VE SANAYİ A.Ş.	1
JANTS	JANTSA JANT SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
KAPLM	KAPLAMIN AMBALAJ SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
KRDMA	KARDEMİR KARABÜK DEMİR ÇELİK SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
KARSN	KARSAN OTOMOTİV SANAYİİ VE TİCARET A.Ş.	0
KRTEK	KARSU TEKSTİL SANAYİİ VE TİCARET A.Ş.	0
KRSAN	KARSUSAN KARADENİZ SU ÜRÜNLERİ A.Ş.	0
KARTN	KARTONSAN KARTON SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
KATMR	KATMERCİLER ARAÇ ÜSTÜ EKİPMAN SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
KENT	KENT GIDA MADDELERİ SANAYİİ VE TİCARET A.Ş.	1
KERTV	KEREVİTAŞ GIDA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
KLMSN	KLİMASAN KLİMA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
KNFRT	KONFRUT GIDA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
KONYA	KONYA ÇİMENTO SANAYİİ A.Ş.	1
KORDS	KORDSA GLOBAL END. İPLİK VE KORD BEZİ SAN. VE TİC. A.Ş.	1
KRSTL	KRİSTAL KOLA VE MEŞRUBAT SANAYİ TİCARET A.Ş.	1
KUTPO	KÜTAHYA PORSELEN SANAYİ A.Ş.	1
LUKSK	LÜKS KADİFE TİCARET VE SANAYİİ A.Ş.	1
MAKTK	MAKİNA TAKIM ENDÜSTRİSİ A.Ş.	0
MRDIN	MARDİN ÇİMENTO SANAYİİ VE TİCARET A.Ş.	1
MRSHL	MARSHALL BOYA VE VERNİK SANAYİİ A.Ş.	0
MEGAP	MEGA POLİETİLEN KÖPÜK SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
MNDRS	MENDERES TEKSTİL SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
MEMSA	MENSA SİNAİ TİCARİ VE MALİ YATIRIMLAR A.Ş.	0
MERKO	MERKO GIDA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0

EK 3. (Devamı)		
TIRE	MONDİ TİRE KUTSAN KAĞIT VE AMBALAJ SANAYİ A.Ş.	1
NIBAS	NİĞBAŞ NİĞDE BETON SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
NUHCM	NUH ÇİMENTO SANAYİ A.Ş.	1
OLMIP	OLMUKSAN INTERNATIONAL PAPER AMB. SAN. VE TİC. A.Ş.	1
ORMA	ORMA ORMAN MAHSULLERİ İNTEGRE SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
OTKAR	OTOKAR OTOMOTİV VE SAVUNMA SANAYİ A.Ş.	1
OYLUM	OYLUM SİNAİ YATIRIMLAR A.Ş.	0
OZBAL	ÖZBAL ÇELİK BORU SANAYİ TİCARET VE TAAHHÜT A.Ş.	0
OZRDN	ÖZERDEN PLASTİK SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
PARSN	PARSAN MAKİNA PARÇALARI SANAYİİ A.Ş.	1
PENG	PENGUEN GIDA SANAYİ A.Ş.	0
PETKM	PETKİM PETROKİMYA HOLDİNG A.Ş.	1
PETUN	PINAR ENTEGRE ET VE UN SANAYİİ A.Ş.	1
PINSU	PINAR SU SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
PNSUT	PINAR SÜT MAMULLERİ SANAYİİ A.Ş.	1
POLTK	POLİTEKNİK METAL SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
PRZMA	PRİZMA PRES MATBAACILIK YAYINCILIK SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
RODRG	RODRİGO TEKSTİL SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
ROYAL	ROYAL HALI İPLİK TEKSTİL MOBİLYA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
RTALB	RTA LABORATUVARLARI BİYOLOJİK ÜRÜNLER İLAÇ VE MAK.SAN.TİC. A.Ş.	1
SAFKR	SAFKAR EGE SOĞUTMACILIK KLİMA SOĞUK HAVA TESİSLERİ İH.İT.SAN. VE TİC. A.Ş.	1
SANFM	SANİFOAM SÜNGER SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
SAMAT	SARAY MATBAACILIK KAĞITÇILIK KIRTASIYECİLİK TİCARET VE SANAYİ A.Ş.	1
SARKY	SARKUYSAN ELEKTROLİTİK BAKIR SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
SASA	SASA POLYESTER SANAYİ A.Ş.	1
SAYAS	SAY YENİLENEBİLİR ENERJİ EKİPMANLARI SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
SEKUR	SEKURO PLASTİK AMBALAJ SANAYİ A.Ş.	1
SELGD	SELÇUK GIDA ENDÜSTRİ İHRACAT İTHALAT A.Ş.	1
SERVE	SERVE KIRTASIYE SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
SEYKM	SEYİTLER KİMYA SANAYİ A.Ş.	1
SILVR	SİLVRLİNE ENDÜSTRİ VE TİCARET A.Ş.	1
SODA	SODA SANAYİİ A.Ş.	1
SODSN	SODAŞ SODYUM SANAYİİ A.Ş.	1
SKTAS	SÖKTAŞ TEKSTİL SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
SNPAM	SÖNMEZ PAMUKLU SANAYİİ A.Ş.	1
SUMAS	SUMAŞ SUNİ TAHTA VE MOBİLYA SANAYİ A.Ş.	1
TATGD	TAT GIDA SANAYİ A.Ş.	1
TKURU	TAZE KURU GIDA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
TMPOL	TEMAPOL POLİMER PLASTİK VE İNŞAAT SANAYİ TİCARET A.Ş.	1

EK 3. (Devamı)		
TOASO	TOFAŞ TÜRK OTOMOBİL FABRİKASI A.Ş.	1
TRKCM	TRAKYA CAM SANAYİİ A.Ş.	1
TUCLK	TUĞÇELİK ALÜMİNYUM VE METAL MAMÜLLERİ SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
TUKAS	TUKAŞ GIDA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
TMSN	TÜMOSAN MOTOR VE TRAKTÖR SANAYİ A.Ş.	1
TUPRS	TÜPRAŞ-TÜRKİYE PETROL RAFİNERİLERİ A.Ş.	1
PRKAB	TÜRK PRYSMIAN KABLO VE SİSTEMLERİ A.Ş.	1
TTRAK	TÜRK TRAKTÖR VE ZİRAAT MAKİNELERİ A.Ş.	1
TBORG	TÜRK TUBORG BİRA VE MALT SANAYİİ A.Ş.	1
ULUSE	ULUSOY ELEKTRİK İMALAT TAAHHÜT VE TİCARET A.Ş.	1
ULUUN	ULUSOY UN SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
USAK	UŞAK SERAMİK SANAYİİ A.Ş.	1
ULKER	ÜLKER BİSKÜVİ SANAYİ A.Ş.	1
UNYEC	ÜNYE ÇİMENTO SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
VANGD	VANET GIDA SANAYİ İÇ VE DIŞ TİCARET A.Ş.	0
VESBE	VESTEL BEYAZ EŞYA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
VESTL	VESTEL ELEKTRONİK SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
VKING	VİKİNG KAĞIT VE SELÜLOZ A.Ş.	0
YATAS	YATAŞ YATAK VE YORGAN SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
YBTAS	YİBİTAŞ YOZGAT İŞÇİ BİRLİĞİ İNŞAAT MALZEMELERİ TİCARET VE SANAYİ A.Ş.	1
YONGA	YONGA MOBİLYA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
YUNSA	YÜNSA YÜNLÜ SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1

**EK 4. UYGULAMA’DA ÖRNEKLEME DÂHİL EDİLEN İŞLETMELERİN T-4
DÖNEMİ İÇİN BAŞARILI/ BAŞARISIZ DURUMLARI**

Borsa Kodu	İşletme Adı	Başarı Durumu*
ACSEL	ACISELSAN ACIPAYAM SELÜLOZ SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
ADNAC	ADANA ÇİMENTO SANAYİ .A.Ş.	1
ADEL	ADEL KALEMCİLİK TİCARET VE SANAYİ A.Ş.	1
AFYON	AFYON ÇİMENTO SANAYİ T.A.Ş.	1
AKCNS	AKÇANSA ÇİMENTO SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
ATEKS	AKIN TEKSTİL A.Ş.	1
AKSA	AKSA AKRİLİK KİMYA SANAYİİ A.Ş.	1
ALCAR	ALARKO CARRIER SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
ALKIM	ALKİM ALKALİ KİMYA A.Ş.	1
ALKA	ALKİM KAĞIT SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
ALYAG	ALTINYAĞ KOMBİNALARI A.Ş.	1
ANACM	ANADOLU CAM SANAYİİ A.Ş.	1
AEFES	ANADOLU EFES BİRACILIK VE MALT SANAYİİ A.Ş.	0
ASUZU	ANADOLU ISUZU OTOMOTİV SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
ARCLK	ARÇELİK A.Ş.	1
ARSAN	ARSAN TEKSTİL TİCARET VE SANAYİ A.Ş.	1
ASLAN	ASLAN ÇİMENTO A.Ş.	1
AVOD	A.V.O.D. KURUTULMUŞ GIDA VE TARIM ÜRÜNLERİ SANAYİ TİCARET A.Ş.	1
AYES	AYES ÇELİK HASIR VE ÇİT SANAYİ A.Ş.	1
AYGAZ	AYGAZ A.Ş.	1
BAGFS	BAGFAŞ BANDIRMA GÜBRE FABRİKALARI A.Ş.	1
BAKAB	BAK AMBALAJ SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
BALAT	BALATACILAR BALATACILIK SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
BNTAS	BANTAŞ BANDIRMA AMBALAJ SANAYİ TİCARET A.Ş.	1
BANVT	BANVİT BANDIRMA VİTAMİNLİ YEM SANAYİİ A.Ş.	0
BASCM	BAŞTAŞ BAŞKENT ÇİMENTO SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
BTCIM	BATIÇİM BATI ANADOLU ÇİMENTO SANAYİİ A.Ş.	1
BSOKE	BATISÖKE SÖKE ÇİMENTO SANAYİİ T.A.Ş.	1
BRKSN	BERKOSAN YALITIM VE TECRİT MADDELERİ ÜRETİM VE TİCARET A.Ş.	1
BLCYT	BİLİCİ YATIRIM SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
BRKO	BİRKO BİRLEŞİK KOYUNLULULAR MENSUCAT TİC. VE SAN. A.Ş.	0
BRMEN	BİRLİK MENSUCAT TİCARET VE SANAYİ İŞLETMESİ A.Ş.	0
BOLUC	BOLU ÇİMENTO SANAYİİ A.Ş.	1
BRSAN	BORUSAN MANNESMANN BORU SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
BFREN	BOSCH FREN SİSTEMLERİ SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
BOSSA	BOSSA TİCARET VE SANAYİ İŞLETMELERİ T.A.Ş.	1
BRISA	BRİSA BRIDGESTONE SABANCI LASTİK SAN. VE TİC. A.Ş.	1

EK 4. (Devamı)		
BURCE	BURÇELİK BURSA ÇELİK DÖKÜM SANAYİİ A.Ş.	0
BURVA	BURÇELİK VANA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
BUCIM	BURSA ÇİMENTO FABRİKASI A.Ş.	1
CCOLA	COCA-COLA İÇECEK A.Ş.	1
CELHA	ÇELİK HALAT VE TEL SANAYİİ A.Ş.	1
CEMAS	ÇEMAŞ DÖKÜM SANAYİ A.Ş.	0
CEMTS	ÇEMTAŞ ÇELİK MAKİNA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
CMBTN	ÇİMBETON HAZIRBETON VE PREFAB. YAPI EL.SAN.VE TİC. A.Ş.	1
CMENT	ÇİMENTAŞ İZMİR ÇİMENTO FABRİKASI T.A.Ş.	1
CIMSA	ÇİMSA ÇİMENTO SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
CUSAN	ÇUHADAROĞLU METAL SANAYİ VE PAZARLAMA A.Ş.	1
DAGI	DAGI GİYİM SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
DARDL	DARDANEL ÖNENTAŞ GIDA SANAYİ A.Ş.	0
DMSAS	DEMİSAŞ DÖKÜM EMAYE MAMÜLLERİ SANAYİİ A.Ş.	1
DENCM	DENİZLİ CAM SANAYİİ VE TİCARET A.Ş.	1
DERIM	DERİMOD KONFEKSİYON AYAKKABI DERİ SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
DESA	DESA DERİ SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
DEVA	DEVA HOLDİNG A.Ş.	1
DIRIT	DİRİTEKS DİRİLİŞ TEKSTİL SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
DITAS	DİTAŞ DOĞAN YEDEK PARÇA İMALAT VE TEKNİK A.Ş.	0
DOBUR	DOĞAN BURDA DERGİ YAYINCILIK VE PAZARLAMA A.Ş.	1
DGKLB	DOĞTAŞ KELEBEK MOBİLYA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
DOGUB	DOĞUSAN BORU SANAYİİ VE TİCARET A.Ş.	0
DOKTA	DÖKTAŞ DÖKÜMCÜLÜK TİCARET VE SANAYİ A.Ş.	1
DURDO	DURAN DOĞAN BASIM VE AMBALAJ SANAYİ A.Ş.	0
DYOBY	DYO BOYA FABRİKALARI SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
EGEEN	EGE ENDÜSTRİ VE TİCARET A.Ş.	1
EGGUB	EGE GÜBRE SANAYİİ A.Ş.	1
EGPRO	EGE PROFİL TİCARET VE SANAYİ A.Ş.	1
EGSER	EGE SERAMİK SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
EPLAS	EGEPLAST EGE PLASTİK TİCARET VE SANAYİ A.Ş.	1
EKIZ	EKİZ KİMYA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
EMKEL	EMEK ELEKTRİK ENDÜSTRİSİ A.Ş.	1
EMNIS	EMİNİŞ AMBALAJ SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
ERBOS	ERBOSAN ERCİYAS BORU SANAYİİ VE TİCARET A.Ş.	1
EREGL	EREĞLİ DEMİR VE ÇELİK FABRİKALARI T.A.Ş.	1
ERSU	ERSU MEYVE VE GIDA SANAYİ A.Ş.	0
FMIZP	FEDERAL-MOGUL İZMİR PİSTON VE PİM ÜRETİM TESİSLERİ A.Ş.	1
FROTO	FORD OTOMOTİV SANAYİ A.Ş.	1
FORMT	FORMET ÇELİK KAPI SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1

EK 4. (Devamı)		
FRIGO	FRİGO-PAK GIDA MADDELERİ SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
GEDİZ	GİMSAN GEDİZ İPLİK VE MENSUCAT SANAYİİ A.Ş.	1
GENTS	GENTAŞ GENEL METAL SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
GEREL	GERSAN ELEKTRİK TİCARET VE SANAYİ A.Ş.	1
GOODY	GOODYEAR LASTİKLERİ T.A.Ş.	1
GOLTS	GÖLTAŞ GÖLLER BÖLGESİ ÇİMENTO SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
GUBRF	GÜBRE FABRİKALARI T.A.Ş.	1
HATEK	HATEKS HATAY TEKSTİL İŞLETMELERİ A.Ş.	1
HEKTS	HEKTAŞ TİCARET T.A.Ş.	1
HURGZ	HÜRRİYET GAZETECİLİK VE MATBAACILIK A.Ş.	1
IHEVA	İHLAS EV ALETLERİ İMALAT SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
IHGZT	İHLAS GAZETECİLİK A.Ş.	1
ISDMR	İSKENDERUN DEMİR VE ÇELİK A.Ş.	1
IZMDC	İZMİR DEMİR ÇELİK SANAYİ A.Ş.	0
IZFAZ	İZMİR FIRÇA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
IZOCM	İZOCAM TİCARET VE SANAYİ A.Ş.	1
JANTS	JANTSA JANT SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
KAPLM	KAPLAMİN AMBALAJ SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
KRDMA	KARDEMİR KARABÜK DEMİR ÇELİK SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
KARSN	KARSAN OTOMOTİV SANAYİİ VE TİCARET A.Ş.	0
KRTEK	KARSU TEKSTİL SANAYİİ VE TİCARET A.Ş.	0
KRSAN	KARSUSAN KARADENİZ SU ÜRÜNLERİ A.Ş.	0
KARTN	KARTONSAN KARTON SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
KATMR	KATMERCİLER ARAÇ ÜSTÜ EKİPMAN SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
KENT	KENT GIDA MADDELERİ SANAYİİ VE TİCARET A.Ş.	1
KERTV	KEREVİTAŞ GIDA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
KLMSN	KLİMASAN KLİMA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
KNFRT	KONFRUT GIDA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
KONYA	KONYA ÇİMENTO SANAYİİ A.Ş.	1
KORDS	KORDSA GLOBAL END. İPLİK VE KORD BEZİ SAN. VE TİC. A.Ş.	1
KRSTL	KRİSTAL KOLA VE MEŞRUBAT SANAYİ TİCARET A.Ş.	1
KUTPO	KÜTAHYA PORSELEN SANAYİ A.Ş.	1
LUKSK	LÜKS KADİFE TİCARET VE SANAYİİ A.Ş.	1
MAKTK	MAKİNA TAKIM ENDÜSTRİSİ A.Ş.	0
MRDİN	MARDİN ÇİMENTO SANAYİİ VE TİCARET A.Ş.	1
MRSHL	MARSHALL BOYA VE VERNİK SANAYİİ A.Ş.	1
MEGAP	MEGA POLİETİLEN KÖPÜK SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
MNDRS	MENDERES TEKSTİL SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
MEMSA	MENSA SİNAİ TİCARİ VE MALİ YATIRIMLAR A.Ş.	0
MERKO	MERKO GIDA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1

EK 4. (Devamı)		
TIRE	MONDİ TİRE KUTSAN KAĞIT VE AMBALAJ SANAYİ A.Ş.	1
NIBAS	NİĞBAŞ NİĞDE BETON SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
NUHCM	NUH ÇİMENTO SANAYİ A.Ş.	1
OLMIP	OLMUKSAN INTERNATIONAL PAPER AMB. SAN. VE TİC. A.Ş.	1
ORMA	ORMA ORMAN MAHSULLERİ İNTEGRE SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
OTKAR	OTOKAR OTOMOTİV VE SAVUNMA SANAYİ A.Ş.	1
OYLUM	OYLUM SİNAİ YATIRIMLAR A.Ş.	0
OZBAL	ÖZBAL ÇELİK BORU SANAYİ TİCARET VE TAAHHÜT A.Ş.	0
OZRDN	ÖZERDEN PLASTİK SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
PARSN	PARSAN MAKİNA PARÇALARI SANAYİİ A.Ş.	1
PENGD	PENGUEN GIDA SANAYİ A.Ş.	0
PETKM	PETKİM PETROKİMYA HOLDİNG A.Ş.	1
PETUN	PINAR ENTEGRE ET VE UN SANAYİİ A.Ş.	1
PINSU	PINAR SU SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
PNSUT	PINAR SÜT MAMULLERİ SANAYİİ A.Ş.	1
POLTK	POLİTEKNİK METAL SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
PRZMA	PRİZMA PRES MATBAACILIK YAYINCILIK SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
RODRG	RODRİGO TEKSTİL SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
ROYAL	ROYAL HALI İPLİK TEKSTİL MOBİLYA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
RTALB	RTA LABORATUVARLARI BİYOLOJİK ÜRÜNLER İLAÇ VE MAK.SAN.TİC. A.Ş.	1
SAFKR	SAFKAR EGE SOĞUTMACILIK KLİMA SOĞUK HAVA TESİSLERİ İH.İT.SAN. VE TİC. A.Ş.	1
SANFM	SANİFOAM SÜNGER SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
SAMAT	SARAY MATBAACILIK KAĞITÇILIK KIRTASIYECİLİK TİCARET VE SANAYİ A.Ş.	0
SARKY	SARKUYSAN ELEKTROLİTİK BAKIR SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
SASA	SASA POLYESTER SANAYİ A.Ş.	1
SAYAS	SAY YENİLENEBİLİR ENERJİ EKİPMANLARI SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
SEKUR	SEKURO PLASTİK AMBALAJ SANAYİ A.Ş.	0
SELGD	SELÇUK GIDA ENDÜSTRİ İHRACAT İTHALAT A.Ş.	0
SERVE	SERVE KIRTASIYE SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
SEYKM	SEYİTLER KİMYA SANAYİ A.Ş.	1
SILVR	SİLVERLİNE ENDÜSTRİ VE TİCARET A.Ş.	1
SODA	SODA SANAYİİ A.Ş.	1
SODSN	SODAŞ SODYUM SANAYİİ A.Ş.	1
SKTAS	SÖKTAŞ TEKSTİL SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
SNPAM	SÖNMEZ PAMUKLU SANAYİİ A.Ş.	1
SUMAS	SUMAŞ SUNİ TAHTA VE MOBİLYA SANAYİ A.Ş.	1
TATGD	TAT GIDA SANAYİ A.Ş.	1
TKURU	TAZE KURU GIDA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
TMPOL	TEMAPOL POLİMER PLASTİK VE İNŞAAT SANAYİ TİCARET A.Ş.	1
TOASO	TOFAŞ TÜRK OTOMOBİL FABRİKASI A.Ş.	1

EK 4. (Devamı)		
TRKCM	TRAKYA CAM SANAYİİ A.Ş.	1
TUCLK	TUĞÇELİK ALÜMİNYUM VE METAL MAMÜLLERİ SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
TUKAS	TUKAŞ GIDA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
TMSN	TÜMOSAN MOTOR VE TRAKTÖR SANAYİ A.Ş.	1
TUPRS	TÜPRAŞ-TÜRKİYE PETROL RAFİNERİLERİ A.Ş.	1
PRKAB	TÜRK PRYSMIAN KABLO VE SİSTEMLERİ A.Ş.	1
TTRAK	TÜRK TRAKTÖR VE ZİRAAT MAKİNELERİ A.Ş.	1
TBORG	TÜRK TUBORG BİRA VE MALT SANAYİİ A.Ş.	1
ULUSE	ULUSOY ELEKTRİK İMALAT TAAHHÜT VE TİCARET A.Ş.	1
ULUUN	ULUSOY UN SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
USAK	UŞAK SERAMİK SANAYİİ A.Ş.	1
ULKER	ÜLKER BİSKÜVİ SANAYİ A.Ş.	1
UNYEC	ÜNYE ÇİMENTO SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
VANGD	VANET GIDA SANAYİ İÇ VE DIŞ TİCARET A.Ş.	0
VESBE	VESTEL BEYAZ EŞYA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
VESTL	VESTEL ELEKTRONİK SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
VKING	VİKİNG KAĞIT VE SELÜLOZ A.Ş.	0
YATAS	YATAŞ YATAK VE YORGAN SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
YBTAS	YİBİTAŞ YOZGAT İŞÇİ BİRLİĞİ İNŞAAT MALZEMELERİ TİCARET VE SANAYİ A.Ş.	1
YONGA	YONGA MOBİLYA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
YUNSA	YÜNSA YÜNLÜ SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1

**EK 5. UYGULAMA’DA ÖRNEKLEME DÂHİL EDİLEN İŞLETMELERİN T-5
DÖNEMİ İÇİN BAŞARILI/ BAŞARISIZ DURUMLARI**

Borsa Kodu	İşletme Adı	Başarı Durumu*
ACSEL	ACISELSAN ACIPAYAM SELÜLOZ SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
ADNAC	ADANA ÇİMENTO SANAYİ .A.Ş.	1
ADEL	ADEL KALEMCİLİK TİCARET VE SANAYİ A.Ş.	1
AFYON	AFYON ÇİMENTO SANAYİ T.A.Ş.	1
AKCNS	AKÇANSA ÇİMENTO SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
ATEKS	AKIN TEKSTİL A.Ş.	1
AKSA	AKSA AKRİLİK KİMYA SANAYİİ A.Ş.	1
ALCAR	ALARKO CARRIER SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
ALKIM	ALKİM ALKALİ KİMYA A.Ş.	1
ALKA	ALKİM KAĞIT SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
ALYAG	ALTINYAĞ KOMBİNALARI A.Ş.	1
ANACM	ANADOLU CAM SANAYİİ A.Ş.	1
AEFES	ANADOLU EFES BİRACILIK VE MALT SANAYİİ A.Ş.	0
ASUZU	ANADOLU ISUZU OTOMOTİV SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
ARCLK	ARÇELİK A.Ş.	1
ARSAN	ARSAN TEKSTİL TİCARET VE SANAYİ A.Ş.	1
ASLAN	ASLAN ÇİMENTO A.Ş.	1
AVOD	A.V.O.D. KURUTULMUŞ GIDA VE TARIM ÜRÜNLERİ SANAYİ TİCARET A.Ş.	1
AYES	AYES ÇELİK HASIR VE ÇİT SANAYİ A.Ş.	1
AYGAZ	AYGAZ A.Ş.	1
BAGFS	BAGFAŞ BANDIRMA GÜBRE FABRİKALARI A.Ş.	1
BAKAB	BAK AMBALAJ SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
BALAT	BALATACILAR BALATACILIK SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
BNTAS	BANTAŞ BANDIRMA AMBALAJ SANAYİ TİCARET A.Ş.	1
BANVT	BANVİT BANDIRMA VİTAMİNLİ YEM SANAYİİ A.Ş.	0
BASCM	BAŞTAŞ BAŞKENT ÇİMENTO SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
BTCIM	BATIÇİM BATI ANADOLU ÇİMENTO SANAYİİ A.Ş.	1
BSOKE	BATISÖKE SÖKE ÇİMENTO SANAYİİ T.A.Ş.	1
BRKSN	BERKOSAN YALITIM VE TECRİT MADDELERİ ÜRETİM VE TİCARET A.Ş.	1
BLCYT	BİLİCİ YATIRIM SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
BRKO	BİRKO BİRLEŞİK KOYUNLULULAR MENSUCAT TİC. VE SAN. A.Ş.	0
BRMEN	BİRLİK MENSUCAT TİCARET VE SANAYİ İŞLETMESİ A.Ş.	1
BOLUC	BOLU ÇİMENTO SANAYİİ A.Ş.	1
BRSAN	BORUSAN MANNESMANN BORU SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
BFREN	BOSCH FREN SİSTEMLERİ SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
BOSSA	BOSSA TİCARET VE SANAYİ İŞLETMELERİ T.A.Ş.	1
BRISA	BRİSA BRIDGESTONE SABANCI LASTİK SAN. VE TİC. A.Ş.	1

EK 5. (Devamı)		
BURCE	BURÇELİK BURSA ÇELİK DÖKÜM SANAYİİ A.Ş.	0
BURVA	BURÇELİK VANA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
BUCIM	BURSA ÇİMENTO FABRİKASI A.Ş.	1
CCOLA	COCA-COLA İÇECEK A.Ş.	1
CELHA	ÇELİK HALAT VE TEL SANAYİİ A.Ş.	0
CEMAS	ÇEMAŞ DÖKÜM SANAYİ A.Ş.	0
CEMTS	ÇEMTAŞ ÇELİK MAKİNA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
CMBTN	ÇİMBETON HAZIRBETON VE PREFAB. YAPI EL.SAN.VE TİC. A.Ş.	1
CMENT	ÇİMENTAŞ İZMİR ÇİMENTO FABRİKASI T.A.Ş.	1
CIMSA	ÇİMSA ÇİMENTO SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
CUSAN	ÇUHADAROĞLU METAL SANAYİ VE PAZARLAMA A.Ş.	1
DAGI	DAGI GİYİM SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
DARDL	DARDANEL ÖNENTAŞ GIDA SANAYİ A.Ş.	0
DMSAS	DEMİSAŞ DÖKÜM EMAYE MAMÜLLERİ SANAYİİ A.Ş.	0
DENCM	DENİZLİ CAM SANAYİİ VE TİCARET A.Ş.	1
DERIM	DERİMOD KONFEKSİYON AYAKKABI DERİ SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
DESA	DESA DERİ SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
DEVA	DEVA HOLDİNG A.Ş.	1
DIRIT	DİRİTEKS DİRİLİŞ TEKSTİL SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
DITAS	DİTAŞ DOĞAN YEDEK PARÇA İMALAT VE TEKNİK A.Ş.	1
DOBUR	DOĞAN BURDA DERGİ YAYINCILIK VE PAZARLAMA A.Ş.	1
DGKLB	DOĞTAŞ KELEBEK MOBİLYA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
DOGUB	DOĞUSAN BORU SANAYİİ VE TİCARET A.Ş.	0
DOKTA	DÖKTAŞ DÖKÜMCÜLÜK TİCARET VE SANAYİ A.Ş.	1
DURDO	DURAN DOĞAN BASIM VE AMBALAJ SANAYİ A.Ş.	0
DYOBY	DYO BOYA FABRİKALARI SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
EGEEN	EGE ENDÜSTRİ VE TİCARET A.Ş.	1
EGGUB	EGE GÜBRE SANAYİİ A.Ş.	1
EGPRO	EGE PROFİL TİCARET VE SANAYİ A.Ş.	0
EGSER	EGE SERAMİK SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
EPLAS	EGEPLAST EGE PLASTİK TİCARET VE SANAYİ A.Ş.	1
EKIZ	EKİZ KİMYA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
EMKEL	EMEK ELEKTRİK ENDÜSTRİSİ A.Ş.	1
EMNIS	EMİNİŞ AMBALAJ SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
ERBOS	ERBOSAN ERCİYAS BORU SANAYİİ VE TİCARET A.Ş.	1
EREGL	EREĞLİ DEMİR VE ÇELİK FABRİKALARI T.A.Ş.	1
ERSU	ERSU MEYVE VE GIDA SANAYİ A.Ş.	0
FMIZP	FEDERAL-MOGUL İZMİR PİSTON VE PİM ÜRETİM TESİSLERİ A.Ş.	1
FROTO	FORD OTOMOTİV SANAYİ A.Ş.	1
FORMT	FORMET ÇELİK KAPI SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1

EK 5. (Devamı)		
FRIGO	FRİGO-PAK GIDA MADDELERİ SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
GEDİZ	GİMSAN GEDİZ İPLİK VE MENSUCAT SANAYİİ A.Ş.	1
GENTS	GENTAŞ GENEL METAL SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
GEREL	GERSAN ELEKTRİK TİCARET VE SANAYİ A.Ş.	1
GOODY	GOODYEAR LASTİKLERİ T.A.Ş.	1
GOLTS	GÖLTAŞ GÖLLER BÖLGESİ ÇİMENTO SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
GUBRF	GÜBRE FABRİKALARI T.A.Ş.	1
HATEK	HATEKS HATAY TEKSTİL İŞLETMELERİ A.Ş.	1
HEKTS	HEKTAŞ TİCARET T.A.Ş.	1
HURGZ	HÜRRİYET GAZETECİLİK VE MATBAACILIK A.Ş.	0
IHEVA	İHLAS EV ALETLERİ İMALAT SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
IHGZT	İHLAS GAZETECİLİK A.Ş.	1
ISDMR	İSKENDERUN DEMİR VE ÇELİK A.Ş.	1
IZMDC	İZMİR DEMİR ÇELİK SANAYİ A.Ş.	0
IZFAZ	İZMİR FIRÇA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
IZOCM	İZOCAM TİCARET VE SANAYİ A.Ş.	1
JANTS	JANTSA JANT SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
KAPLM	KAPLAMİN AMBALAJ SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
KRDMA	KARDEMİR KARABÜK DEMİR ÇELİK SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
KARSN	KARSAN OTOMOTİV SANAYİİ VE TİCARET A.Ş.	0
KRTEK	KARSU TEKSTİL SANAYİİ VE TİCARET A.Ş.	0
KRSAN	KARSUSAN KARADENİZ SU ÜRÜNLERİ A.Ş.	0
KARTN	KARTONSAN KARTON SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
KATMR	KATMERCİLER ARAÇ ÜSTÜ EKİPMAN SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
KENT	KENT GIDA MADDELERİ SANAYİİ VE TİCARET A.Ş.	1
KERTV	KEREVİTAŞ GIDA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
KLMSN	KLİMASAN KLİMA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
KNFRT	KONFRUT GIDA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
KONYA	KONYA ÇİMENTO SANAYİİ A.Ş.	1
KORDS	KORDSA GLOBAL END. İPLİK VE KORD BEZİ SAN. VE TİC. A.Ş.	1
KRSTL	KRİSTAL KOLA VE MEŞRUBAT SANAYİ TİCARET A.Ş.	1
KUTPO	KÜTAHYA PORSELEN SANAYİ A.Ş.	1
LUKSK	LÜKS KADİFE TİCARET VE SANAYİİ A.Ş.	1
MAKTK	MAKİNA TAKIM ENDÜSTRİSİ A.Ş.	0
MRDİN	MARDİN ÇİMENTO SANAYİİ VE TİCARET A.Ş.	1
MRSHL	MARSHALL BOYA VE VERNİK SANAYİİ A.Ş.	1
MEGAP	MEGA POLİETİLEN KÖPÜK SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
MNDRS	MENDERES TEKSTİL SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
MEMSA	MENSA SİNAİ TİCARİ VE MALİ YATIRIMLAR A.Ş.	1
MERKO	MERKO GIDA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1

EK 5. (Devamı)		
TIRE	MONDİ TİRE KUTSAN KAĞIT VE AMBALAJ SANAYİ A.Ş.	1
NIBAS	NİĞBAŞ NİĞDE BETON SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
NUHCM	NUH ÇİMENTO SANAYİ A.Ş.	1
OLMIP	OLMUKSAN INTERNATIONAL PAPER AMB. SAN. VE TİC. A.Ş.	1
ORMA	ORMA ORMAN MAHSULLERİ İNTEGRE SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
OTKAR	OTOKAR OTOMOTİV VE SAVUNMA SANAYİ A.Ş.	1
OYLUM	OYLUM SİNAİ YATIRIMLAR A.Ş.	0
OZBAL	ÖZBAL ÇELİK BORU SANAYİ TİCARET VE TAAHHÜT A.Ş.	0
OZRDN	ÖZERDEN PLASTİK SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
PARSN	PARSAN MAKİNA PARÇALARI SANAYİİ A.Ş.	1
PENG	PENGÜEN GIDA SANAYİ A.Ş.	1
PETKM	PETKİM PETROKİMYA HOLDİNG A.Ş.	0
PETUN	PINAR ENTEGRE ET VE UN SANAYİİ A.Ş.	1
PINSU	PINAR SU SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
PNSUT	PINAR SÜT MAMULLERİ SANAYİİ A.Ş.	1
POLTK	POLİTEKNİK METAL SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
PRZMA	PRİZMA PRES MATBAACILIK YAYINCILIK SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
RODRG	RODRİGO TEKSTİL SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
ROYAL	ROYAL HALI İPLİK TEKSTİL MOBİLYA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
RTALB	RTA LABORATUVARLARI BİYOLOJİK ÜRÜNLER İLAÇ VE MAK.SAN.TİC. A.Ş.	1
SAFKR	SAFKAR EGE SOĞUTMACILIK KLİMA SOĞUK HAVA TESİSLERİ İH.İT.SAN. VE TİC. A.Ş.	1
SANFM	SANİFOAM SÜNGER SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
SAMAT	SARAY MATBAACILIK KAĞITÇILIK KIRTASIYECİLİK TİCARET VE SANAYİ A.Ş.	0
SARKY	SARKUYSAN ELEKTROLİTİK BAKIR SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
SASA	SASA POLYESTER SANAYİ A.Ş.	1
SAYAS	SAY YENİLENEBİLİR ENERJİ EKİPMANLARI SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
SEKUR	SEKURO PLASTİK AMBALAJ SANAYİ A.Ş.	0
SELGD	SELÇUK GIDA ENDÜSTRİ İHRACAT İTHALAT A.Ş.	1
SERVE	SERVE KIRTASIYE SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
SEYKM	SEYİTLER KİMYA SANAYİ A.Ş.	1
SILVR	SİLVERLİNE ENDÜSTRİ VE TİCARET A.Ş.	1
SODA	SODA SANAYİİ A.Ş.	1
SODSN	SODAŞ SODYUM SANAYİİ A.Ş.	1
SKTAS	SÖKTAŞ TEKSTİL SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
SNPAM	SÖNMEZ PAMUKLU SANAYİİ A.Ş.	1
SUMAS	SUMAŞ SUNİ TAHTA VE MOBİLYA SANAYİ A.Ş.	1
TATGD	TAT GIDA SANAYİ A.Ş.	1
TKURU	TAZE KURU GIDA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
TMPOL	TEMAPOL POLİMER PLASTİK VE İNŞAAT SANAYİ TİCARET A.Ş.	1
TOASO	TOFAŞ TÜRK OTOMOBİL FABRİKASI A.Ş.	1

EK 5. (Devamı)		
TRKCM	TRAKYA CAM SANAYİİ A.Ş.	1
TUCLK	TUĞÇELİK ALÜMİNYUM VE METAL MAMÜLLERİ SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
TUKAS	TUKAŞ GIDA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
TMSN	TÜMOSAN MOTOR VE TRAKTÖR SANAYİ A.Ş.	1
TUPRS	TÜPRAŞ-TÜRKİYE PETROL RAFİNERİLERİ A.Ş.	1
PRKAB	TÜRK PRYSMIAN KABLO VE SİSTEMLERİ A.Ş.	1
TTRAK	TÜRK TRAKTÖR VE ZİRAAT MAKİNELERİ A.Ş.	1
TBORG	TÜRK TUBORG BİRA VE MALT SANAYİİ A.Ş.	1
ULUSE	ULUSOY ELEKTRİK İMALAT TAAHHÜT VE TİCARET A.Ş.	1
ULUUN	ULUSOY UN SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
USAK	UŞAK SERAMİK SANAYİİ A.Ş.	1
ULKER	ÜLKER BİSKÜVİ SANAYİ A.Ş.	1
UNYEC	ÜNYE ÇİMENTO SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
VANGD	VANET GIDA SANAYİ İÇ VE DIŞ TİCARET A.Ş.	1
VESBE	VESTEL BEYAZ EŞYA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
VESTL	VESTEL ELEKTRONİK SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
VKING	VİKİNG KAĞIT VE SELÜLOZ A.Ş.	0
YATAS	YATAŞ YATAK VE YORGAN SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	0
YBTAS	YİBİTAŞ YOZGAT İŞÇİ BİRLİĞİ İNŞAAT MALZEMELERİ TİCARET VE SANAYİ A.Ş.	1
YONGA	YONGA MOBİLYA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1
YUNSA	YÜNSA YÜNLÜ SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	1

*Başarılı (1), Başarısız (0)

ÖZGEÇMİŞ

Kişisel Bilgiler

Adı Soyadı : Şafak Sönmez SOYDAŞ

Doğum Yeri ve Tarihi :

Eğitim Durumu

Lisans Öğrenimi : Dumlupınar Üniversitesi İİBF Fakültesi İşletme Bölümü
(2002-2006)

Yüksek Lisans Öğrenimi : Erzincan Üniversitesi Hukuk Fakültesi Mali Hukuk
Bölümü (2008-2013)

Bildiği Yabancı Diller : İngilizce

Bilimsel Faaliyetler :

Çam, A. V., Kalkan, Y., Soydaş, Ş. S. ve Taşdemir S. S.
(2018). Marka değerinin hesaplanmasında farklı bir
yaklaşım: Geliştirilmiş hırose yöntemi. The Journal of
International Scientific Researches, 3(4), 194–202.

Çam, A. V., Kalkan, Y., Soydaş, Ş. S. ve Taşdemir S. S.
(2018). Marka değeri ve firma değeri ilişkisi finansal
tabanlı bir model. The Journal of International Scientific
Researches, 3(4), 203–207.

İş Deneyimi

Çalıştığı Kurumlar : Gümüşhane Üniversitesi İrfan Can Köse MYO

Tarih : 17.09.2021