

**SEKTÖRLERE ÖZGÜ FİNANSAL BAŞARISIZLIK
ÖNGÖRÜ MODELİ ÖNERİSİ**

Koray YAPA

Doktora Tezi

Danışman: Prof. Dr. Metin Çoşkun

Eskişehir 2023

**SEKTÖRLERE ÖZGÜ FİNANSAL BAŞARISIZLIK ÖNGÖRÜ MODELİ
ÖNERİSİ**

Koray YAPA

DOKTORA TEZİ

**İşletme Anabilim / Finansman Bilim Dalı
Danışman: Prof. Dr. Metin ÇOŞKUN**

**Eskişehir
Anadolu Üniversitesi
Sosyal Bilimler Enstitüsü
Haziran 2023**

Bu tez çalışması BAP Komisyonunca kabul edilen 1903E015 no.lu proje kapsamında desteklenmiştir

JÜRİ VE ENSTİTÜ ONAYI

Koray YAPA'nın "Sektörlere Özgü Finansal Başarısızlık Öngörü Modeli Önerisi" başlıklı tezi 13/06/2023 tarihinde, aşağıdaki jüri tarafından değerlendirilerek Anadolu Üniversitesi Lisansüstü Eğitim-Öğretim ve Sınav Yönetmeliğinin ilgili maddeleri uyarınca, İşletme Anabilimi Finansman bilim dalında doktora tezi olarak kabul edilmiştir.

<u>Unvanı Adı Soyadı</u>	<u>İmza</u>
Üye (Tez Danışmanı): Prof. Dr. Metin ÇOŞKUN
Üye : Prof. Dr. Murat ERTUĞRUL
Üye : Doç. Dr. İsmail Onur BAYCAN
Üye : Doç. Dr. Ünal BATTAL
Üye : Doç. Dr. Hakan ÇELİKKOL

Enstitü Müdürü

Prof. Dr. Saime ÖNCE

ÖZET

SEKTÖRLERE ÖZGÜ FİNANSAL BAŞARISIZLIK ÖNGÖRÜ MODELİ ÖNERİSİ

Koray YAPA

İşletme Anabilim Dalı
Finansman Doktora Programı

Anadolu Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Haziran 2023

Danışman: Prof. Dr. Metin Çoşkun

Finansal başarısızlık kavramının genel kabul görmüş bir tanımı olmamasına karşın kişilerin, işletmelerin veya kuruluşların finansal açıdan belirlenen hedeflere ulaşamaması veya finansal performansının istenen düzeyde olmaması durumlarını ifade eden genel bir kavramdır. Finansal başarısızlık sadece sorunun ortaya çıktığı işletmeyi değil sosyal, ekonomik ve politik çevreleri de etkilemektedir. Bu durumundan kaynaklanan sorunları önlemek adına çok sayıda finansal başarısızlık öngörü modeli oluşturulmuştur. Sektör ayrımı gözetmeksizin sınırlı sayıda örneklem kullanılarak geliştirilen bu modellerin günümüz koşullarında verimlilikleri sorgulanmaktadır. Bu çalışma kapsamında her bir sektör için geniş veri setleri kullanılarak alternatifli yöntemler yardımıyla sektöre özgü finansal başarısızlık öngörü modelleri geliştirilmiştir. TCMB tarafından verileri paylaşılan 17 sektörde 4 farklı finansal başarısızlık tanımı kullanılarak öngörü modelleri elde edilmiştir. Sektöre özgü modellerde yer alacak finansal oranlar 3 değişken azaltma yöntemi yardımıyla seçilmiştir. Sektöre özgü geliştirilen öngörü modellerinin performansları dört farklı sınıflandırma yöntemi yardımıyla gerçekleştirilmiştir. Kârlılık, net işletme sermayesi ve öz kaynak kavramları kullanılarak geliştirilen modellerde her bir sektörün finansal yapısı ve dinamiği öngörü modellerinde yer bulmuştur. Sektörlere özgü öngörü modellerinin ortalama doğruluk oranı %95.7, hassasiyet oranı %98.1 olarak tespit edilmiştir. Sektörlere özgü finansal başarısızlık öngörü modellerinde kullanılan yöntemler bakımından genel değerlendirme yapıldığında Rastgele orman yöntemi diğer yöntemlere nazaran çok daha başarılı sınıflandırmalar yapmıştır.

Anahtar Kelimeler: *Sektör, Finansal oran, Finansal başarısızlık, Öngörü modeli*

ABSTRACT

A PROPOSAL of SECTOR-SPECIFIC FINANCIAL FAILURE FORECAST MODEL

Koray YAPA

Department of Business Administration
Programme in Finance

Anadolu University Graduate School of Social Sciences, June 2023

Advisor: Prof. Dr. Metin oşkun

Although there is no generally accepted definition of the concept of financial failure, it is a general concept that expresses the situations where individuals, businesses or organizations cannot reach the financially determined targets or the financial performance is not at the desired level. Financial failure affects not only the business where the problem arises, but also the social, economic and political environments. In order to prevent the problems arising from this situation, many financial failure prediction models have been created. The efficiency of these models, which were developed using a limited number of samples, regardless of sector, is questioned in today's conditions. Within the scope of this study, sector-specific financial failure prediction models were developed with the help of alternative methods using a large data set for each sector. Foresight models were obtained by using 4 different definitions of financial failure in 17 sectors whose data were shared by the CBRT. The financial ratios to be included in the sector-specific models were selected with the help of 3 feature selection methods. The performances of the prediction models developed specifically for the sector were performed with the help of four different classification methods. In the models developed using the concepts of profitability, net working capital and equity, the financial structure and dynamics of each sector were included in the forecasting models. The average accuracy rate of sector-specific forecasting models was 95.7%, and the precision rate was 98.1%. When a general evaluation is made in terms of the methods used in sector-specific financial failure prediction models, the Random forest method has made much more successful classifications than other methods.

Key Words: Industry, Financial ratios, Financial failure, Early warning models

ÖNSÖZ

Tezin başlangıç noktasından bitiş noktasına kadar ki uzun ve yorucu süreç boyunca yardımları ve yorumları ile destek olan danışmanın Prof. Dr. Metin Çoşkun'a, tez izleme toplantılarında tezin şekillenmesinde emekleri olan Prof. Dr. Murat Ertuğrul ve Doç. Dr. İsmail Onur Baycan'a, TÜİK verilerinin düzenlenmesi sürecinde yanımda olan Dr. Öğr. Üyesi Gürkan Küçükyıldız'a, verilerin işlenmesi sürecinde teknik destek sunan Dr. Yavuz Aşçı'ya, yorum ve önerileri ile metin düzenlemelerinde yardımcı olan Dr. Merve Balcıoğlu'na ve TÜİK İzmir Bölge Müdürlüğü Veri Araştırma Merkezi çalışanlarına teşekkür ederim.

Bu ve bundan önceki süreçlerde eğitim hayatım boyunca maddi ve manevi yardımlarını esirgemeyen annem Sebahat Yapa, babam Selahattin Yapa, abim Caner Yapa, eşim Seden Yapa ve çocuklarım Kaan Kartal ve Mert Efe'ye sonsuz teşekkürler...

Koray YAPA

ETİK İLKE VE KURALLARA UYGUNLUK BEYANNAMESİ

Bu tezin bana ait, özgün bir çalışma olduğunu; çalışmamın hazırlık, veri toplama, analiz ve bilgilerin sunumu olmak üzere tüm aşamalarında bilimsel etik ilke ve kurallara uygun davrandığımı; bu çalışma kapsamında elde edilen tüm veri ve bilgiler için kaynak gösterdiğimi ve bu kaynaklara kaynakçada yer verdiğimi; bu çalışmanın Anadolu Üniversitesi tarafından kullanılan “bilimsel intihal tespit programı”yla tarandığını ve hiçbir şekilde “intihal içermediğini” beyan ederim. Herhangi bir zamanda, çalışmamla ilgili yaptığım bu beyana aykırı bir durumun saptanması durumunda, ortaya çıkacak tüm ahlaki ve hukuki sonuçları kabul ettiğimi bildiririm.

Koray YAPA

** Bu belgenin ciltlenmiş tezin “Abstract”tan sonraki sayfasında ıslak imzanız ile (fotokopi olmayacak) yer alması gerekmektedir.*

İÇİNDEKİLER

DOKTORA TEZİ	iii
JÜRİ VE ENSTİTÜ ONAYI	iv
ÖZET	v
ABSTRACT	vi
ÖNSÖZ.....	vii
ETİK İLKE VE KURALLARA UYGUNLUK BEYANNAMESİ.....	viii
İÇİNDEKİLER.....	ix
TABLolar DİZİNİ	xii
ŞEKİLLER DİZİNİ	xiv
SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ.....	xv
GİRİŞ.....	1
1 FİNANSAL BAŞARISIZLIK TANIMI VE KAPSAMI	6
1.1 Finansal Başarısızlık Nedenleri.....	9
1.1.1 Finansal Başarısızlığın İşletme İçi Nedenleri.....	10
1.1.2 Finansal Başarısızlığın İşletme Dışı Nedenleri	15
1.2 Finansal Başarısızlığın Maliyetleri	19
1.3 Finansal Başarısızlıkta Öngörü ve Önemi	22
1.3.1 İşletme yönetimi	23
1.3.2 Yatırımcılar	23
1.3.3 Alacaklılar ve Kredi Verenler.....	24
1.3.4 Devlet ve Düzenleyici Kurumlar	25
1.4 Finansal Başarısızlığı Durumunda Alınabilecek Önlemler.....	26
1.4.1 Dönüşüm	29
1.4.2 Tasfiye	36
1.5 Finansal Başarısızlık Modelleri.....	37
2 LİTERATÜR.....	44
3 YÖNTEMLER ve VERİ	54
3.1 Yöntemler.....	56
3.1.1 Veri azaltma yöntemleri	56

3.1.2	Finansal Başarısızlık Tanımları.....	62
3.1.3	Finansal Oranlar	64
3.1.4	Değişken azaltma yöntemleri	68
3.1.5	Sınıflandırma Yöntemleri.....	73
3.1.6	Performans Değerlendirme Yöntemleri.....	79
3.2	Veri İşleme	84
3.2.1	Veri temizleme/ayıklama I - Yatay düzlem.....	85
3.2.2	Veri filtreleme.....	86
3.2.3	Finansal başarısızlık tanımlama	87
3.2.4	Finansal oran hesaplama	88
3.2.5	Veri temizleme/ayıklama II - Dikey düzlemde	88
3.2.6	Korelasyon ve Aykırı değer tespiti	91
3.2.7	Değişken azaltma işlemleri	96
3.2.8	Model Kurma	99
3.2.9	Sınıflandırma işlemleri	103
4	UYGULAMA	108
4.1	Uygulamanın Önem ve Amacı	108
4.2	Uygulama Kapsamı ve Kısıtları.....	109
4.3	Sektör Uygulama Sonuçları	111
4.3.1	Tarım, Ormanlık ve Balıkçılık.....	111
4.3.2	Madencilik ve Taş Ocaklığı	119
4.3.3	İmalat	122
4.3.4	Elektrik, Gaz, Buhar ve İklimlendirme Üretimi ve Dağıtım.....	125
4.3.5	Su Temini; Kanalizasyon, Atık Yönetimi ve İyileştirme Faaliyetleri .	127
4.3.6	İnşaat.....	129
4.3.7	Toptan ve Perakende Tic.; Mot. Kara Taşıt ve Motosiklet Onarımı .	132
4.3.8	Ulaştırma ve Depolama.....	135
4.3.9	Konaklama ve Yiyecek Hizmeti Faaliyetleri.....	137
4.3.10	Bilgi ve İletişim.....	140
4.3.11	Gayrimenkul Faaliyetleri	142
4.3.12	Mesleki, Bilimsel ve Teknik Faaliyetler	144
4.3.13	İdari ve Destek Hizmet Faaliyetleri.....	147
4.3.14	Eğitim.....	150
4.3.15	İnsan Sağlığı ve Sosyal Hizmet Faaliyetleri.....	152
4.3.16	Kültür, Sanat, Eğlence, Dinlenme ve Spor	154
4.3.17	Diğer Hizmet Faaliyetleri	157

5 SONUÇ VE ÖNERİLER.....	160
KAYNAKÇA	169

TABLolar DİZİNİ

Tablo 1.1. <i>Finansal Başarısızlık Göstergeleri</i>	9
Tablo 3.1. <i>IQR ve IDR Uygulamaları</i>	61
Tablo 3.2. <i>Likidite Oranları</i>	65
Tablo 3.3. <i>Devir Hızı Oranları</i>	66
Tablo 3.4. <i>Finansal Yapı Oranları</i>	66
Tablo 3.5. <i>Kârlılık Oranları</i>	68
Tablo 3.6. <i>Toplama Fonksiyonları</i>	76
Tablo 3.7. <i>Yapay sinir ağları aktivasyon fonksiyonları</i>	77
Tablo 3.8. <i>Sınıflandırma Matrisi</i>	81
Tablo 3.9. <i>Sektörlere ait gözlem sayıları</i>	85
Tablo 3.10. <i>Sektörlere ait ayıklanmış gözlem sayıları</i>	86
Tablo 3.11. <i>Finansal oranların kayıp oranları</i>	90
Tablo 3.12. <i>Finansal oran limitleri ve aykırı değer sayıları</i>	91
Tablo 3.13. <i>A Sektörü FBT_1 tanımı değişken korelasyon matrisi</i>	93
Tablo 3.14. <i>FBT_1 tanımı değişkenlerine ilişkin temel istatistikler</i>	95
Tablo 3.15. <i>FBT_1 için rastgele orman yöntemi değişken önem dereceleri</i>	97
Tablo 3.16. <i>FBT_1 için KNN yöntemi değişken önem dereceleri</i>	98
Tablo 3.17. <i>FBT_1 tanımı öngörü modeli değişken havuzu</i>	99
Tablo 3.18. <i>FBT_2 tanımı değişken azaltma yöntem sonuçları</i>	100
Tablo 3.19. <i>FBT_3 tanımı değişken azaltma yöntem sonuçları</i>	101
Tablo 3.20. <i>FBT_4 tanımı değişken azaltma yöntem sonuçları</i>	102
Tablo 3.21. <i>FBT_1 için RF, LR, KNN ve ANN sınıflandırma matrisleri</i>	105
Tablo 3.22. <i>FBT_1 tanımı sınıflandırma matrisi ölçütleri</i>	107
Tablo 4.1. <i>A Sektörü FBT_1 için sınıflandırma matrisi ve ölçütler</i>	113
Tablo 4.2. <i>A Sektörü FBT_2 için sınıflandırma matrisi ve ölçütler</i>	114

Tablo 4.3. <i>A</i> Sektörü <i>FBT_3</i> için sınıflandırma matrisi ve ölçütler	116
Tablo 4.4. <i>A</i> Sektörü <i>FBT_4</i> için sınıflandırma matrisi ve ölçütler	117
Tablo 4.5. <i>B</i> Sektörü <i>FBT_4</i> için sınıflandırma matrisi ve ölçütler	121
Tablo 4.6. <i>C</i> Sektörü <i>FBT_2</i> için sınıflandırma matrisi ve ölçütler	123
Tablo 4.7. <i>D</i> Sektörü <i>FBT_2</i> için sınıflandırma matrisi ve ölçütler	126
Tablo 4.8. <i>E</i> Sektörü <i>FBT_4</i> için sınıflandırma matrisi ve ölçütler	128
Tablo 4.9. <i>F</i> Sektörü <i>FBT_3</i> için sınıflandırma matrisi ve ölçütler	131
Tablo 4.10. <i>G</i> Sektörü <i>FBT_4</i> için sınıflandırma matrisi ve ölçütler	133
Tablo 4.11. <i>H</i> Sektörü <i>FBT_4</i> için sınıflandırma matrisi ve ölçütler	136
Tablo 4.12. <i>I</i> Sektörü <i>FBT_4</i> için sınıflandırma matrisi ve ölçütler	138
Tablo 4.13. <i>J</i> Sektörü <i>FBT_4</i> için sınıflandırma matrisi ve ölçütler	141
Tablo 4.14. <i>L</i> Sektörü <i>FBT_4</i> için sınıflandırma matrisi ve ölçütler	143
Tablo 4.15. <i>M</i> Sektörü <i>FBT_4</i> için sınıflandırma matrisi ve ölçütler	146
Tablo 4.16. <i>N</i> Sektörü <i>FBT_4</i> için sınıflandırma matrisi ve ölçütler	148
Tablo 4.17. <i>P</i> Sektörü <i>FBT_3</i> için sınıflandırma matrisi ve ölçütler	151
Tablo 4.18. <i>Q</i> Sektörü <i>FBT_2</i> için sınıflandırma matrisi ve ölçütler	153
Tablo 4.19. <i>R</i> Sektörü <i>FBT_3</i> için sınıflandırma matrisi ve ölçütler	156
Tablo 4.20. <i>S</i> Sektörü <i>FBT_4</i> için sınıflandırma matrisi ve ölçütler	158

ŞEKİLLER DİZİNİ

Şekil 1.1. <i>Finansal başarısızlık durumunda alınacak önlemler</i>	28
Şekil 3.1. <i>Korelasyon türleri (Torres & Wong, 2022)</i>	59
Şekil 3.2. <i>Rastgele Orman değişken önem sıralaması</i>	71
Şekil 3.3. <i>Adım adım İleri-Geri Seçim Regresyon analizi sonucu</i>	72
Şekil 3.4. <i>K-en Yakın Komşuluk değişken önem sıralaması</i>	73
Şekil 3.5. <i>Yapay Sinir Ağları İşleyişi (https://data-flair.training)</i>	76
Şekil 3.6. <i>K-en yakın komşuluk yöntemi (Atallah, Badawy & El-Sayed, 2019)</i>	78
Şekil 3.7. <i>A Sektörü FBT_1 tanımı finansal oran korelasyon görseli</i>	92

SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ

AIC	: Akaike Information Criteria, Akaike Bilgi Kriteri
ANN	: Artificial Neural Network, Yapay Sinir Ağları
BİST	: Borsa İstanbul
CSI	: Critical Success Index, Kritik Başarı Endeksi
FMI	: Fowlkes – Mallows Index
IDR	: Interdecile Range, Desilller arası açıklık
IQR	: Interquartile Range, Çeyrekler arası açıklık
İMKB	: İstanbul Menkul Kıymetler Borsası
KAP	: Kamuyu Aydınlatma Platformu
KNN	: K Nearest Neighbour, K-en Yakın Komşuluk
LR	: Logistic Regression, Lojistik Regresyon
MCC	: Matthews Corelation Coefficient
MSE	: Mean Squared Error, Hata Kareleri Ortalaması
NASDAQ	: National Association of Securities Dealers Automated Quotations
NPV	: Negative Predicted Value
PPV	: Positive Predicted Value, Kesinlik
RF	: Random Forest, Rastgele Orman
SFBS	: Stepwise Forward and Backward Selection
TCMB	: Türkiye Cumhuriyet Merkez Bankası
TMSF	: Tasarruf Mevduatı Sigorta Fonu
TNR	: True Negative Rate, Gerçek Negatif Oran
TPR	: True Positive Rate, Gerçek Pozitif Oran
TÜİK	: Türkiye İstatistik Kurumu

GİRİŞ

Küreselleşen dünyada ülkelerin rekabet ettiği en önemli cepheyi ekonomiler oluşturmaktadır. Ekonomik olarak güçlü olan devletler modern öncesi dönemden bugüne kadar pek çok unsuru kontrol etmiş ve yönlendirmiştir. Dolayısıyla ekonomi tek başına bir unsur olarak düşünülmemelidir. Ekonominin sosyolojiden psikolojiye, politikadan savaflara varan geniş bir etki alanı olmaktadır. Bunun bir sonucu olarak ekonomi ülkeler için hem fırsat hem de kriz unsuru olarak görülmektedir. Ekonominin durumu ülkelerin yanı sıra hem insanları hem de işletmeleri etkilemektedir. Benzer şekilde hem insanların hem de işletmelerin durumları ekonomiyi etkilemektedir. Ekonominin ana damarlarını işletmeler oluşturmaktadır. İşletmeler ekonomik beklentilerine göre hangi ürünleri üreteceklerine, nasıl fiyatlandıracaklarına, kaç kişiyi istihdam edeceklerine, bu çalışanlara ne kadar ödeme yapacaklarına, işi ne kadar büyüteceklerine kadar pek çok karar verirler. Tıpkı insan vücudunda yer alan, görevleri, sorumlulukları, boyutları ve işlevleri farklılaşan damarlar gibi işletmeler de kendi içerisinde çeşitlilikleri olan ve gelişen makro ve mikro ekonomik değişiklikleri farklı görev ve sorumluluklarda hisseden yapılardır.

İşletmeler, insanların istek ve ihtiyaçlarının düzenli ve sürekli biçimde karşılamak üzere kurulan, arz edilen iktisadi mal ve hizmet fiyatlarının piyasa koşullarında oluşması ve bunun sonucunda kâr elde etmek amacıyla ortaya çıkan kuruluşlardır (Aydın, Başar & Çoşkun, 2015). İşletmelerin kuruluş amaçları sosyal ve ekonomik olarak iki gruba ayrılabilir. Ülke refahını artırmak, istihdamı artırmak, sosyal sorumluluk projelerinde yer almak, toplum bilincini artırmak gibi ögeler sosyal amaçları arasındadır. İktisadi amaçlar arasında ise üretimi ve satışları artırmak, işletmenin büyümesini sağlamak, pazar payını artırmak, sürekliliğini sağlamak, kârını artırmak ve en önemlisi işletmenin değerini artırmak yer almaktadır. Bu tez kapsamında, işletmelerin sosyal ve iktisadi amaçlarının gerçekleştirilebilmesi için hayati derecede öneme sahip bir amaç ele alınacaktır. Bu amaç işletmelerin sürekliliğidir. Yukarıda yer alan ve daha da artırılabilir olan amaçların, işletme sürekliliğinin olmadığı ortam ve şartlarda sağlıklı olarak gerçekleştirilmeleri pek mümkün olmamaktadır. İşletme sürekliliği kavramı, Türkiye Muhasebe Standartları (TMS) kavramsal çerçevesinin ilgili maddesinde, “Mali tablolar normal olarak işletmenin devamlılığı ve öngörülebilir bir gelecekte de faaliyetlerini sürdüreceği varsayımına dayanılarak hazırlanır” şeklinde yer almaktadır. Bu noktadan hareket ile işletmelerin

sürekliliği hem sosyal anlamda hem de ekonomik anlamda önem arz etmektedir. Modern işletme anlayışında işletmeler sadece genel amaçlarına ulaşmak noktasından ziyade bu amaçların sürdürülebilmesini de göz önüne alarak hareket etmektedirler. Tüm bu unsurların yanı sıra işletmelerin de tıpkı insanlar gibi bir yaşam döngüsüne sahip olduğu unutulmamalıdır. İşletme yaşam döngüsü, bir işletmenin zaman içinde aşamalar halinde ilerlemesidir ve yaygın olarak beş aşamaya ayrılır: Giriş, büyüme, olgunluk, sarsılma (durgunluk), ve düşüş (ölüm) (Gort & Klepper, 1982). Hiç kuşku yok ki bu aşamalar içerisinde düşüş/ölüm diğerlerinden farklılaşmaktadır. İşletmelerin düşüş ve sonrasında olası kapanma süreçleri gerek sosyal gerekse de iktisadi anlamda çeşitli olumsuzlukları beraberinde getirmektedir. Düşüşe geçen bir işletmenin akıbeti, sadece sahiplerini değil, çalışanları ve ailelerini kısacası halkı ve aynı zamanda devleti de ilgilendirmektedir. Çünkü bu işletmelerin düşüşe geçmesi ve sonucunda kapanması yalnız işletme çalışanlarını değil, tüm çevresine zarar vermektedir. İşletmeye kredi vermiş bankalar, beraber iş yapan diğer işletmeler, rakip olan işletmeler, işletmenin tahvillerini/ hisse senedini almış bireysel ve kurumsal yatırımcılar, çalışanlar, müşteriler ve son olarak da vergi alacakları tehlikeye giren devlet bu durumdan olumsuz etkilenen çevreyi oluşturmaktadır. Kısacası tüm paydaşlar ve hissedarlar batan bir işletmeden olumsuz anlamda etkilenmektedir. Dolayısıyla kapanan işletmeler, halkı doğrudan ilgilendiren bir kamu meselesi haline gelmektedir (Cansen, 2003). Fransa'da yasal finansal başarısızlıkların aylık olarak raporlandığı Banque de France verilerine göre iflas eden şirketler tarafından çekilen krediler 2006'da aylık ortalama 200 milyon Avro, 2007'de ortalama 250 milyon Avro iken 2009'da yaklaşık 400 milyon Euro'ya ulaşmıştır. Yıllık sadece kredi maliyeti 4.5 milyar Avro'ya ulaşmıştır (Banque de France, 2010). İşletme dışı faktörler neticesinde yaşanan finansal başarısızlığa en güncel örnek Covid-19 pandemisidir. Tüm dünyada çok ciddi sorunlara neden olan pandemi özellikle küçük ve orta ölçekli işletmeleri derinden etkilemiştir. Bu işletmelerin finansal başarısızlık sonucunda ekonomiye getireceği maliyeti önceden görüp bu işletmelere destekler verilmiştir. Amerika Birleşik Devletleri Paycheck Protection Program (PPP) adı altında bir koruma programı geliştirmiş ve ilk aşamada 349 milyar doları, ikinci aşamada ise 250 milyar doları işletmelere çalışan ücretleri, kira ve diğer giderleri karşılayabilmeleri için ödemiştir (Michener, 2020). Dünya Bankası 2021 verilerini kullanarak devletlerin pandemi sürecinde kısa vadeli periyotta gelir desteği, borç moratoryumu ve merkez bankaları tarafından yapılan varlık satın alma gibi destekleri ülkenin gayri safi yurtiçi

hasılasına oranladığına ilk sırada % 46 ile İtalya yer almaktadır. Japonya % 45 ile ikinci olurken sıralama Birleşik Krallık ve ABD şeklinde devam etmektedir. Türkiye’de ise bu oran % 13 olarak hesaplanmıştır (Dünya Bankası, 2022). Son olarak, PricewaterhouseCoopers denetim şirketinin 2023 yılının ilk çeyreği için yayımladıkları İflas Barometresi verilerine göre, 2022 yılında başarısızlık yaşayan işletmelerin ekonomiye olan maliyeti 1.8 milyar dolar iken 2023 yılında yaklaşık 3 ile 4 milyar dolar arasında öngörmektedir (PricewaterhouseCoopers, 2023). Dolayısıyla finansal başarısızlıkların ciddi boyutta ekonomik ve sosyal maliyetleri göz önüne alındığında finansal başarısızlık öngörü modellerine olan ilgi ve talep her daim söz konusu olmaktadır.

Ülke ekonomilerinin can damarlarının başında büyük veya küçük ölçekli de olsa işletmeler yer almaktadır. Bu karşılıklı etkileşim sürdürülebilir olması adına daha evvel bahsi geçen tüm paydaşlara birtakım sorumluluklar düşmektedir. İşletme içinde yer alan çalışanlardan başlamak üzere şirket üst yönetimi, müşteriler, rakipler, yatırımcılar ve devlet işletmelerin yaşamlarını devam ettirmeleri hususunda ellerinden geleni yapmak durumundadırlar. Bunlar içerisinde işletme içi paydaşlar ve devlet diğerlerine nazaran daha önemli bir rol üstlenmektedir. İşletme içi paydaşların işletmenin hangi yaşam döngüsünde olduğu ve olası düşüş aşamasından önce ne tür çalışmalar yapması gerektiği hususunda bilinçli ve uyanık olmaları gerekmektedir. Benzer şekilde devletin kamu kurum ve kuruluşları ile meslek örgütleri gibi organizasyonların da işletmelerin olası düşüşleri öncesinde tespit, teşhis ve tedavi noktalarında hazırlıklı olmaları ve işletme kapanmalarının ülke ekonomilerine olumsuz etkilerini en aza indirmeleri hususunda kontrol mekanizması rolü üstlenmeleri gerekmektedir.

İşletmelerin faaliyette buldukları dönemlere ilişkin finansal performanslarının ölçülmesi son derece önemli bir değerlendirme yöntemidir. Kuruluş amaçlarında yer alan hedeflere ulaşıp ulaşamadıklarının tespiti noktasında pek çok performans analiz çalışması yapılmaktadır. Şirketler belirli dönemler sonunda muhasebe hesapları yardımıyla temel mali tablolar (Bilanço ve Gelir tablosu) ve ek mali tablolar (Fon akım, Nakit akım, kâr dağıtım tabloları vb.) elde etmektedirler. İşletmelerin analizin yapılış amacı, biçimi ve sunulacağı kitleye göre farklı analiz türleri yapmaları mümkündür. Literatürde sınıflandırma farklılıkları olmasına karşın genellikle dört temel analiz türü yer almaktadır. Bunlar; Oran (Rasyo) Analizi, Dikey Analiz, Yatay Analiz ve Trend Analizi şeklindedir.

İşletmedeki değişim yönünü görebilmek adına trend analizi tercih edilirken, aynı sektördeki rakipler ile karşılaştırma ve sektör ortalamasına göre performans değerlendirme imkânı sunması açısından dikey analiz tercih edilebilir. İşletmenin farklı dönemlerdeki performanslarının kıyaslanmasında ise yatay analiz edilebilir. Son olarak hem literatürde hem de piyasalarda sıklıkla tercih edilen ve bu tezin temel kavramlarından biri olan oran analizi yer almaktadır. Finansal başarısızlık çalışmalarının büyük çoğunluğunda oran analizi için kullanılan finansal oranlar kullanılmaktadır.

Bu kapsamda literatürde çok sayıda finansal başarısızlık öngörü modeli yer almaktadır. Dünya ekonomisi tarihinin en yıkıcı kriz dönemi olarak adlandırılan Büyük Buhran (Great Depression)'dan sonra bu tür öngörü modelleri yapılmaya başlanmış ve bu çabalar dönemin mevcut istatistik ve matematiksel yöntem kısıtları sebebiyle daha sonraki çalışmalara bir temel teşkil etmiştir. 1960'lardan sonra özellikle Beaver (1966) ve Altman (1968)'in öncülüğünü yaptığı öngörü modelleri gerek yöntem gerekse de uygulanan istatistiksel teknikler bakımından farklılaşarak kendini geliştirmiştir. İlk başlarda tek değişkenli olarak tasarlanan modeller daha sonra çok değişkenli modellere yerini bırakmıştır. Modeller geliştirilen istatistiksel yöntemler çerçevesinde hala gelişmekte ve işletmelere gelecek hakkında önemli düzeyde bilgiler vermektedirler. Yapılan çalışmalarda kullanılan teknikler arasında Tek Değişkenli Diskriminant Analizi, Çok Değişkenli Diskriminant Analizi, Çoklu Regresyon Tekniği, Markov Zincir Analizi, Lojistik Regresyon Modeli, Logit Modeli, Probit Modeli ve Faktör Analizi gibi tekniklerin yanı sıra mühendislik alanında uygulanan; ancak son yıllarda finans alanında da başarılı performanslar ortaya koyan Yapay Sinir Ağları, Rastgele Orman, K-en Yakın Komşuluk ve Destek Vektör Makineleri gibi makine öğrenme teknikleri de yer almaktadır. Yapılan çalışmalarda pek çok sayıda farklı ülke ve firma değerlendirmeye alınmıştır. Türkiye'de yapılan çalışmalarda genellikle Borsa İstanbul (BİST)'de faaliyet gösteren işletmeler tercih edilmiştir (Yıldız, 1999; Keskin 2002; Aktaş, 2003; Altaş & Giray, 2005; Benli, 2005; İçerli & Akkaya, 2006; Çelik, 2009; Terzi, 2011; Yakut & Elmas, 2013). Bunların dışında az sayıda, mali tablolarını kamuoyu ile paylaşma zorunluluğu olan bankacılık ve bölgesel işletmeleri konu edinen çalışmalar bulunmaktadır. BİST şirketleri ile çalışmanın en belirgin avantajı, düzenli ve güvenilir veri elde etme kolaylığıdır. Ancak, Kamuyu Aydınlatma Platformu'na (KAP) göre 2023 yılı başı itibarıyla BİST'te işlem gören işletme sayısı 482'dir. Bu şirketler ile yapılan çalışmaların kısıtlılığı ve kapsama alanı dar olmaktadır. BİST'te faaliyet gösteren

sektörler ile ilgili yapılan çalışmalarda sınırlı şirket sayısı sektörü temsil etmede ciddi manada bir dezavantaj sağlamaktadır. Örnek olarak, 2023 yılı Mayıs ayı itibariyle Tarım ve Hayvancılık sektöründen üç, Madencilik sektöründe altı, İnşaat ve Bayındırlık sektöründe on iki, Lokanta ve Otel sektöründe yer alan on bir işletme ile yapılan çalışmalarda elde edilen sonuçları sektöre özgü sonuçlar olarak değerlendirmek sağlıklı bir yaklaşım olmamaktadır. Aynı zamanda bu işletmeler ile faaliyette buldukların sektörde geride kalan işletmeler arasında gerek finansal gerekse de yapısal anlamda ciddi farklılıklar yer almaktadır. Diğer yandan, sektör gözetmeksizin başarılı ve başarısız işletmelerden elde edilen veri neticesinde yapılan çalışmalarda da sektöre özgü dinamiklerin finansal oranlar kapsamında değerlendirmeye alınmaması başka bir sorun ortaya çıkarmaktadır. Bazı finansal oranlar sektörlerin kendi dinamiklerine bağlı olarak diğer sektörlerden farklılık göstermektedir. Büyük tesis ve altyapı faaliyetlerinde yer alan bir işletme ile perakende sektöründe faaliyet gösteren bir işletmenin aynı finansal oranlar açısından farklılık göstermesi kaçınılmazdır.

Tüm bu bilgilerin ışığında, sektörleri oluşturan büyük veya küçük çok sayıda işletmenin yer aldığı, sektörlerle özgü dinamikleri içerisinde barındıran finansal oranların kullanıldığı ve geliştirilmiş modern yöntemlerin kullanıldığı finansal başarısızlık öngörü modelleri oluşturulması ihtiyacı hâsıl olmuştur. Bu ihtiyacı karşılamak adına sektöre özgü finansal oranların kullanılmasının yanı sıra 4 farklı finansal başarısızlık tanımı, 3 farklı değişken azaltma yöntemi ve 4 farklı sınıflandırma yöntemi yardımıyla işleme tabi tutularak çeşitli ve alternatifli bir modeller tasarlanmıştır. Bu sayede her sektörün kendine özgü olarak tasarlanan modelleri kullanılarak işletmelerin gelecekte karşılaşmaları potansiyel başarısızlık risklerini hemen öngörmeleri ve gerekli düzenlemeler ile bu risklerden kaçınmalarına olanak sağlamaları hedeflenmektedir. Çalışmanın ilk bölümünde finansal başarısızlık tanımı, kavramı ve kapsamı hakkında bilgiler yer almaktadır. İkinci bölümde bu alanda 1960'lı yıllardan 2023 yılına kadar ki süreç içerisinde çeşitli yöntemler, sektörler, tanımlar ve periyotlar kullanılarak gerçekleştirilen çalışmalar özetlenmektedir. Üçüncü bölümde çalışmada kullanılan tüm yöntemler ve verilere uygulanan tüm aşamalar ayrıntılı biçimde anlatılmaktadır. Dördüncü bölümde veri işleme sonrasında her sektörün kendine özgü veri setine çeşitli yöntemler uygulanarak elde edilen analiz ve sonuçlar sektörlerle ait alt başlıklar altında yer almaktadır. Beşinci bölümde ise sektörlerle özgü finansal başarısızlık öngörü modellerine ilişkin genel değerlendirmeler ve öneriler bulunmaktadır.

BİRİNCİ BÖLÜM

1 FİNANSAL BAŞARISIZLIK TANIMI VE KAPSAMI

Finansal başarısızlık çalışmaları 1930'lu yıllardan başlayarak günümüze kadar gelmiştir. Değişen ekonomik koşullar, teknolojik ve teknik gelişmeler neticesinde, bu çalışmalar giderek farklılaşmakta ve özgünleşmektedir. Tek bir finansal oran ile işletme başarısızlığının ölçüldüğü dönemlerden öğrenme süreçlerinin otomatikleştiği makine öğrenme tekniklerine kadar geniş bir yelpazede çalışmalar yapılmaktadır.

Finansal başarısızlık kavramı, işletmelerin karşılaştığı pek çok özel durumu içerisinde barındırması veya ilişkili olması sebebiyle, araştırmacılar tarafından üzerinde uzlaşmış bir kavram değildir. İşletmelerin tedarik, üretim, pazarlama ve yönetim gibi fonksiyonlarındaki aksamalar işletmelerin ileride başarısızlık ile karşılaşma olasılığını artırmaktadır. Bu fonksiyonların yanında finansman fonksiyonu, hem kendi başına hem de diğer fonksiyonlar ile bir araya gelerek bu başarısızlıklara zemin hazırlayabilmektedir. Dolayısıyla, finansal başarısızlık kavramının genel bir tanımının yapılması konusunda bazı zorluklar bulunmaktadır. Ancak; literatürde bir işletmenin geçici bir likidite sorunu yaşamasından ötürü mali yükümlülüklerini ödeme süresi içinde tam olarak yerine getirememesiyle sonuçlanan bazı zorluklarla karşılaşması gibi tanımlamalar yer almaktadır. Bunun yanı sıra literatürde, finansal başarısızlıklar borçların veya imtiyazlı temettünün ödenememesi, banka mevduatlarının fazla açılması, alacaklıların menfaatleri için tasfiye ve hatta yasal iflas davasına girme gibi kavramlar ile de açıklanmıştır (Beaver, 1966; Altman, 1968; Deakin, 1972).

Başarısızlık, bir işletmenin sıkıntılı olduğu dönemdeki yasal süreci tasvir etmekte veya işletmenin yaşadığı ekonomik sorunları sınıflandırma girişimlerinde farklı farklı tanımlanmıştır. Altman & Hotchkiss (2005) literatürde yaygın olarak dört temel kavram olduğunu ve bu kavramların birbirleri ile karıştırılmaması gerektiğini söylemektedir. Bu kavramlar başarısızlık (failure), teknik iflas (insolvency), temerrüt (default), iflas (bankruptcy) olarak belirlenmiştir. Bu kavramlar çoğu zaman birbirinin yerine kullanılsa da aralarında farklılıklar olduğunu belirtmişlerdir.

Başarısızlık (failure), ekonomik ölçütlere göre, yatırılan sermayeye ait getiri oranının risk değerlendirmeleri de hesaba katıldığında, benzer yatırımlardaki oranlardan sürekli olarak ve büyük ölçüde düşük olduğu anlamına gelmektedir. Bu durum,

işletmenin varlığını devam ettirmesi ya da sonlandırması hakkında yeterince bilgi vermez; çünkü işletmenin beklenen getirileri ve değişken maliyetleri karşılama yeteneği faaliyetlerin sürdürülüp sürdürülmeyeceği konusunda etkili olabilir. Bir işletme senelerce ekonomik olarak başarısız olabilir; ancak, hukuksal olarak icra edilmesini gerektiren bir borcunun olmaması durumunda mevcut sorumluluklarını yerine getirmede başarısız sayılmaz.

Teknik İflas/Mali Yetersizlik/Borcunu Ödeyemezlik (Insolvency), işletme performansındaki olumsuzluğu teknik olarak tanımlamak için kullanılır. Eğer bir işletme vadesi gelen borç yükümlülüklerini ödemekte güçlük ile karşılaşıyorsa teknik acze düşmüş sayılmaktadır. Likidite eksikliği olarak da tanımlanan bu durum, cari borçlara göre net nakit akışının dikkate alınmasının önemini ortaya koymaktadır. Teknik iflas, tam anlamıyla şirketin iflası anlamına gelmese de iflasın eşiğinde olduğunu gösterir.

Temerrüde Düşme (Default) (borcu zamanında ödeyememe), borçlu işletme ile alacaklı taraf arasındaki ilişkiyi içerir. Teknik temerrüt, borçlunun bir alacaklı ile yaptığı anlaşmadaki bir koşulunu ihlal etmesi durumunda oluşur ve yasal işlemlerin başlatılması için bir gerekçe olabilir. Bu ihlallerden biri olan yükümlülüklerini vaktinde gerçekleştirememesi neticesinde icra, haciz veya rehin işlemlerine maruz kalması söz konusudur (Frederikslust, 1978). Borçlu işletmenin cari oranı veya borç oranı gibi bir kredi sözleşmesinin ihlali de teknik bir temerrüdün göstergesi olarak kabul edilebilir. Bu temerrütler genellikle yeniden görüşülür ve kötüleşen işletme performansının sinyallerini vermek için kullanılır.

İflas (Bankruptcy) ise, bir işletmenin toplam borçlarının toplam varlıklarından çok olması durumunda ortaya çıkar. İşletmenin borçlarını ödeme gücünden yoksun kalması neticesinde iflasın, mahkeme tarafından resmi olarak ilan edilmesi gerekmektedir. İflas ilanı sonucunda, işletme varlıklarının elden çıkarıldığı tasfiye süreci veya yeniden yapılandırma süreçleri söz konusu olmaktadır (Ward & Foster, 1997). İflasta, işletmenin gerçek net değeri negatiftir. Teknik iflas daha kolay bir şekilde tespit edilebilirken, gerçek iflas durumu işletmenin varlık tasfiyesi düşünüle kadar üstlenilmeyen kapsamlı bir analizi içerir.

Bu kavramların yanında pek çok farklı kavram da finansal başarısızlığın tanımlanmasında kullanılmıştır. Nakit iflas (Laitinen, 1992), kredi temerrüdü (Ward & Foster, 1997), sermaye yeniden yapılandırmaları, büyük çaplı kapanışlar, firmanın büyük

bölümlerinin zorla elden çıkarılması, gayri resmi hükümet desteği veya kredi sözleşmesinin yeniden yapılandırılması (Taffler & Agarwal, 2003) gibi kavramlar da kullanılmıştır. Brigham, Gapenski & Ehrhardt (1998) ve Altman & Hotchkiss (2005) çalışmalarında, işletmenin toplam borçlarının toplam varlıklarından büyük olması durumunda ortaya çıkan negatif net değeri kullanmışlardır.

Finansal başarısızlık kavramı, tanımlanması güç olmasının yanı sıra aynı zamanda araştırmacıya da geniş bir yelpazede tanımlama imkânı sunmaktadır. Belirlenen bir tanımın yüzde yüz kabulü söz konusu olmadığı için bu alanda çalışmalar hem devam etmekte hem de çeşitli yöntemler yardımıyla çeşitlilik göstermektedir. Finansal başarısızlık tanımlamalarına örnek olması açısından Salur (2015) çalışmasında aşağıdaki durumlardan herhangi biri ile karşılaşan şirketleri başarısız olarak sınıflamıştır.

- İki yıl art arda zarar etme,
- Borsada işleme kapanma,
- Borsada kottan çıkarılma veya gözaltı pazarına alınma,
- İki yıl arasında aktif büyüklüğünde en az %10 azalma,
- İki yıl arasında öz kaynaklarda en az %10 azalma,
- Sermayede 1/2 veya 2/3 oranında kaybolma,
- Negatif net işletme sermayesine sahip olma.

Finansal başarısızlık kavramını tanımlamada kullanılan göstergeler, temel olarak iki başlık altında toplanmaktadır. Aksoy (2018) çalışmasında başarısızlık göstergelerini finansal tablolara dayalı göstergeler ve finansal tablolara dayalı olmayan özel durum göstergeleri olarak Tablo 1.1'de görüldüğü gibi değerlendirmiştir. Görüldüğü üzere finansal başarısızlık kavramını net bir tanım ile sınırlandırmak söz konusu değildir. Ancak, bu konuda teorik ve uygulama olmak üzere iki ana fikirden bahsedilmektedir (Sun, Li, Huang & He, 2014). Teorik analiz açısından bakıldığında, finansal başarısızlıkların farklı düzeyleri bulunmaktadır. Finansal başarısızlık sadece geçici nakit akışı zorluğu olabilirken, işletme başarısızlığı veya iflasa varan boyutta da değerlendirilebilmektedir. Finansal başarısızlığı hisseden bir işletmenin, yukarıdaki iki uç nokta arasında farklı konumlarda ve şartlarda finansal başarısızlığı yaşamaya da mümkündür. Dolayısıyla finansal başarısızlık bir sonuç olmanın yanı sıra aynı zamanda

süregelen dinamik bir süreç olarak da değerlendirilmektedir. Uygulama açısından bakıldığında, araştırma örnekleminin kriterlerini açıklığa kavuşturmak veya mevcut veri ile ilgili kısıtlamalardan kaynaklı finansal başarısızlıklar; genellikle kamu haczi, yasal iflas ve faaliyet durdurma gibi işletmenin sorununu açıkça gösteren bazı durumlar olarak tanımlanmaktadır. Bu bilgiler ışığında, finansal başarısızlığı tek bir kavram ile açıklamak veya tek bir tanım ile sınırlandırmamak adına bu çalışmada üç kavram ve bu kavramların farklı biçimlerde bir araya gelmesi ile oluşan dört adet tanım kullanılmıştır.

Tablo 1.1. Finansal Başarısızlık Göstergeleri

Finansal Tablolara Dayalı Olan Finansal Başarısızlık Göstergeleri	Öz kaynakların negatif değerde olması
	Öz sermayenin en az 2/3'ünün azalması
	Toplam aktiflerin %10 ve daha fazla oranda azalması
	Son iki veya daha fazla yılda şirketin üst üste zarar etmesi
Finansal Tablolara Dayanmayan Özel Durum Açıklaması ile Belirtilen Finansal Başarısızlık Göstergeleri	BİST'te işlem sırasının kalıcı olarak kapatılması
	Finansal kurumlar, alacaklı şirketler ve varlık yönetim firması ile borçların yeniden yapılandırılması
	Haciz ve ihtiyati tedbir kararı
	Tahvillerin temerrüdü ve yapılandırılması
	Dönem zararından dolayı imtiyazlı pay senetlerine kâr payı dağıtılmaması
	Gözaltı pazarına alınma ya da gözaltı pazarından çıkma talebinin reddedilmesi
	Finansal tabloların bağımsız denetiminde denetçinin görüş bildirmekten kaçınması
	Geçmiş yıl zararlarına mahsuben sermaye azalımı
	Toplu işçi çıkarılması
	Kamu haczi
	Alacaklı bankalarla görüşme
	İflâs davası açılması veya iflâs erteleme reddi
	MDV satışı (Makine, teçhizat, fabrika binası, arsa satışı) veya finansal kiralama şirketine MDV satışı ve yeniden kiralanması
Faaliyetlerin tamamen durdurulması	

1.1 Finansal Başarısızlık Nedenleri

İşletmelerde finansal başarısızlığa yol açabilecek pek çok faktör bulunmaktadır. Finansal başarısızlık genel itibariyle iki unsurun çatısı altında toplanmaktadır. Bunlar işletme içi nedenler ve işletme dışı nedenler olarak değerlendirilmektedir (Karacan & Savcı, 2011). Her ne kadar finansal başarısızlık adı altında toplanmış olsa da işletme içindeki tüm fonksiyonların işleyişi işletmenin ileride karşılaşılabileceği bir finansal

başarısızlığın kaynağı olabilmektedir. Bunun yanı sıra işletme tarafından kontrol edilmesi mümkün olmayan durumlar da işletmenin finansal başarısızlığa uğramasında önemli rollere sahip olabilmektedir.

Gerek içsel gerekse de dışsal nedenlerle gerçekleşebilecek finansal başarısızlığın sadece işletme ve paydaşları için değil ekonomik çevresi bakımından da ciddi maliyetleri söz konusu olmaktadır. Kapanan her işletmenin hem sosyal hem de mali açıdan genel ekonomiye etkisi olmaktadır. Devletin vergi gelirinin azalması yanında ortaya çıkacak işsizlik durumunun getireceği ilave yükler makro ve mikro düzeyde olumsuz sonuçlar doğurmaktadır. Bu durumun oluşturacağı yüksek maliyetlerden korunmanın bir yolu işletmelerin finansal başarısızlık nedenlerini anlamak ve bunlara çözümler üretmektir.

1.1.1 Finansal Başarısızlığın İşletme İçi Nedenleri

Çok sayıda işletme kaynaklı finansal başarısızlık nedenlerinden bahsetmek mümkündür. İşletmenin kontrolü altında olan bu nedenler bazı zamanlarda tek başına finansal başarısızlığın nedeni olurken bazı zamanlarda birbirlerini tetikleyerek birden fazla nedenden ötürü finansal başarısızlığa sebebiyet vermektedir. Literatürde sıklıkla yer alan nedenlerden bazıları yetersiz beşerî sermaye, sermaye yetersizliği, aşırı borçlanma, yönetsel hatalar, operasyonel riskler, yetersiz nakit akışı, yetersiz finansal (bütçe) kontrolü, yetersiz maliyet sistemi ve denetim eksikliği şeklinde yer almaktadır. Bu nedenlerden birçoğunun birbirleri ile etkileşimli alanlarda meydana gelmesi nedeniyle iç içe geçme durumları söz konusudur. Beşerî veya işletme sermayesini etkileyen bir süreç aynı zamanda sermaye yetersizliği konusuna da etki etmektedir. Benzer şekilde etkin yönetim kontrolüne ilişkin bir husus iç kontrol kapsamına da girmektedir.

Yetersiz beşerî sermaye: Beşerî sermaye işletmelerin en önemli unsurlarından biridir. İşletmenin her kademesinde çalışanların yetersizliği işletmeler için risk teşkil etmektedir. Nasıl işletmeler sosyal birer olgu ise bu olguyu besleyen beşerî sermayenin yetersizliği, modern yönetim anlayışına sahip olmaması, işletme hedeflerine ulaşmak için gerekli bilgi, beceri ve uzmanlıktan uzak olması, karar alma, yönetme ve geliştirme gibi süreçlerde sorun olması durumunda işletmelerin başarısızlık yaşaması da yüksek ihtimaldir (Akgüç, 2010). İşletme yöneticilerinin gerekli bilgi ve tecrübeye sahip olmamaları, çalışanlar arası çıkar çatışmaları, çalışanların eşgüdünden yoksun olmaları ve araştırma-geliştirme faaliyetlerine gereken önemin verilmemesi işletmeleri

başarısızlığa götüren önemli nedenler arasındadır (Ural, Gürarda & Önemli, 2015). Bunların yanı sıra üst kademe yöneticilerin işletmelerin uzmanlık alanına uygun kısa ve uzun vadeli planların tutarlılığı ve kar-rekabet dengesinin dikkate alınmaması başarısızlığa sebebiyet vermektedir (İçerli & Akkaya, 2006). Dolayısıyla, beşeri sermayenin yetersizliği ve niteliğinin eksikliği bir işletme için tehdit oluştururken varlığı ve niteliğinin yüksekliği de bir güce dönüşmektedir.

Yetersiz İşletme Sermayesi: Yetersiz işletme sermayesi, bir işletmenin finansal başarısızlık potansiyeli üzerinde önemli bir etkiye sahip olabilmektedir (Akgüç, 2010). İşletme sermayesi, işletmelerin olağan faaliyetlerinin devamlılığı adına kullanılan ve kısa sürede nakde dönüşebilen nakit ve benzeri varlıklardan oluşmaktadır (Aydın, Başar & Çoşkun, 2015). Yetersiz işletme sermayesinin; finansal yükümlülüklerin yerine getirilememesi, büyüme yatırım yapma yeteneğinin azalması, yeni pazarlara giriş fırsatlarına yatırım yapma yeteneğinin sınırlanması, rekabet ve büyüme gücünün etkili olamaması, kredi verenler ve yatırımcılar açısından olumsuz öngörü oluşması gibi sonuçları olmaktadır. Tüm bunlar, işletmelerin kısa vadeli finansal yükümlülüklerini yerine getirememesi veya büyüme fırsatlarına yatırım yapmak için yeterli nakit akışına sahip olamaması neticesinde finansal başarısızlığa uğrama riskini artırabilmektedir.

Sermaye yetersizliği: İşletme - sermaye ilişkileri, finansal başarısızlık olasılığının belirlenmesinde önemli bir rol oynayabilmektedir. Finansal başarısızlık, bir firma finansal yükümlülüklerini yerine getiremediğinde ve iflas başvurusunda bulunmak veya yeniden yapılandırmaya gitmek zorunda kaldığında ortaya çıktığı göz önüne alındığında sermaye yeterliliğinin ne derece önemli olduğu görülmektedir (Uzun, 2005). Finansal başarısızlığa neden olabilecek önemli bir faktör de sermaye yapısıdır. İşletmelerin faaliyetlerini finanse etmek için kullandığı borç ve öz sermayenin oluşturduğu yapıyı ifade eden sermaye yapısı, işletmenin likiditesini düzenleyen, ödeme gücünü ortaya koyan, kârlılığını koruyan ve işletmenin sürekliliğin sağlayan en önemli faktörlerin başında gelmektedir (Raheman, Afza, Qayyum & Bodla, 2010). Bir işletmenin öz sermayesine göre daha fazla borcu varsa, finansal başarısızlığa karşı daha savunmasız olmaktadır. Tersine bir durumda ise sermayenin âtil kullanımı söz konusu olmaktadır. Gereğinden fazla tutulan öz sermaye, çeşitli yatırım olanakları ile değerlendirilerek alternatif maliyetin düşürülmesinde kullanılabilir. Dolayısıyla işletmelerin bu dengeyi en optimal seviyede tutması önem arz etmektedir. Sermaye yapısına ek olarak, işletmelerin

yatırımcı ve borç verenlerle olan ilişkileri de finansal başarısızlık olasılığını belirlemede kilit bir rol üstlenebilmektedir. Sermayenin yetersiz kalması halinde düşük maliyetli kredi ile borçların finanse edilmesi finansal başarısızlıkta sermaye yapısı kadar önemli bir unsur haline gelmektedir.

Aşırı Borçlanma: Bir işletmenin finansal yükümlülüklerini yerine getirememesi faaliyetlerini sürdürmesini zorlaştırabileceğinden, aşırı borçlanma finansal başarısızlık üzerinde önemli bir etkiye sahip olabilmektedir (Ural, Gürarda & Önemli, 2015). Bir işletme aşırı borçlu olduğunda, faiz ödemeleri ve anapara ödemeleri yapması gerektiğinde, bu durumun nakit akışını zorlaması, büyüme fırsatlarının kaçırmasına neden olması veya piyasadaki değişikliklere yanıt verme yeteneğini sınırlandırması söz konusu olmaktadır (Frade & Lopes, 2009). Aşırı borçlanmanın olası sonuçlarından bir tanesi işletmenin borç yükümlülüklerini yerine getirememesidir. Bu durum kredilerin temerrüde düşmesi, alacaklılar tarafından yasal işlem yapılması, firmanın kredi notunun zarar görmesi, öz sermaye kârlılığının azalması ve hatta iflas veya tasfiye süreçlerinin yaşanmasına sebep olabilmektedir (Uluyol, Lebe & Akbaş, 2014). Aşırı borçlanma, yatırımcıların güvenini aşındırması ve hatta hisse/tahvil fiyatlarının düşmesine neden olabilmektedir. Bu nedenle, firmaların sürdürülebilir bir borç seviyesini korumaları ve aşırı borçlanmayı önlemek için borç seviyelerini düzenli olarak izlemeleri ve yönetmeleri önemlidir (Yıllancı, Yıldız, & Kiracı, 2002).

Yönetimsel hatalar: Yönetimsel hatalar, bir işletmede finansal, operasyonel ve stratejik sorunlara yol açabileceğinden, finansal başarısızlık üzerinde önemli bir etkiye sahip olmaktadır (Ceylan, 1993; Terzi, 2011; Ceylan & Korkmaz, 2015). En yaygın yönetimsel hatalardan bazıları kaynakların yanlış tahsis edilmesi, stok ve tahsilat politikalarındaki yanlışlıklar, işletme içi çıkar çatışmaları, koordinasyonsuzluk, aşırı borçlanma ve finansal riskler belirlenmeden yatırım kararları alınması şeklindedir (Selimoğlu & Orhan, 2015; Ural, Gürarda, & Önemli, 2015). Örneğin, bir işletme nakit akışını düzgün bir şekilde yönetemezse, bu durum kısa vadeli yükümlülüklerini yerine getirmekte zorlanmasına, bu da kredilerinin temerrüde düşmesine veya tedarikçilerin ödemelerinin gecikmesine neden olabilmektedir. Diğer bir yönetimsel hata türü ise stratejik hatalardır. Kâr getirmeyen ticari girişimlere girmek, çok hızlı büyümek, koordinasyonsuzluk, değişen piyasa koşullarına uyum sağlayamamak bu tür hatalara örnek olmaktadır. Yönetimsel hatalar, işletmelerin itibarını ve paydaşlarla olan ilişkisini

de etkileyebilmektedir. Bu nedenle, firmaların bu yönetsel hata risklerini belirlemek ve azaltmak için güçlü ve etkili yönetim uygulamalarına sahip olmaları kritik öneme sahiptir.

Yönetim kontrolü: Yönetim kontrolü, bir işletmenin finansal başarısızlığı üzerinde önemli bir etkiye sahip olabilmektedir. Etkili yönetim kontrolü, bir işletmenin/kuruluşun hedeflerine ulaşmak için operasyonlarını, kaynaklarını ve risklerini izleme ve yönetme sürecidir (Bouwens & Abernethy, 2000). Yönetim kontrolünün kilit yönlerinden biri, etkin ve verimli bir şekilde kullanılmasını sağlamak amacıyla firmanın finansal kaynaklarının izlenmesini ve yönetilmesini içeren mali kontroldür (İçerli & Akkaya, 2006). Mali kontrol sistemleri, işletmelerin yükümlülüklerini yerine getirmek ve büyüme fırsatlarına yatırım yapmak için yeterli kaynaklara sahip olmasını sağlamak için kritik olan bütçeleme, maliyet yönetimi ve nakit akışı yönetimini içermektedir. Bunun yanı sıra etkili yönetim kontrolü, yöneticilerin firmanın üretim, tedarik zinciri ve dağıtım süreçlerini izlemek ve yönetmek için kullandıkları süreç ve sistemleri ifade eden operasyonel kontrolü de kapsamaktadır. Operasyonel kontrol, firma operasyonlarının verimli, rekabetçi, güvenilir, kârlılığı artırıcı, finansal başarısızlık riskini azaltıcı ve müşteri ihtiyaçlarına duyarlı olmasını sağlamak için önemlidir (Langfield-Smith, 1997). Bir diğer önemli kontrol de işletmelerin karşı karşıya olduğu risklerin tanımlanmasını, değerlendirilmesini ve önlenmesini içeren risk yönetimidir. İşletmelerin beklenmedik olaylara yanıt verebilmesini ve finansal başarısızlık riskini azaltabilmesini sağlamak için kritik olan iç kontroller, uyum, izleme ve kriz yönetim planlarını içermektedir. Sonuç olarak işletmelerin güçlü yönetim kontrol sistemlerine sahip olmaları ve işletmelerin ihtiyaçlarını karşıladıklarından emin olmak için bunların etkinliğini düzenli olarak izlemeleri, güncellemeleri ve değerlendirmeleri kritik öneme sahiptir.

Operasyonel Riskler: Operasyonel riskler, insanlar, süreçler ve sistemler dâhil olmak üzere işletmelerin günlük operasyonlarıyla ilişkili risklerdir (Aker, 2021). Finansal başarısızlığa yol açabilecek operasyonel risk örnekleri arasında, bir üretim kesintisi, tedarik zincirinin kesintiye uğraması, teslimatların gecikmesi, zayıf kalite kontrolü, yetersiz envanter yönetimi, yasa ve yönetmeliklere uyumsuzlukla sonuçlanarak yasal/düzenleyici cezalar, itibarın zarar görmesi, yetersiz siber güvenlik önlemleri, veri ihlalleri ile ilgili yasal/düzenleyici cezalar yer almaktadır. Örneklerde de görüldüğü gibi operasyonel riskler, iş kesintisine, verimsiz operasyonlara, uyum ve yasal risklere neden

olarak bir firmanın finansal başarısızlığa uğramasında işletme içi nedenlerden biri olabilmektedir. Bu nedenle, firmaların finansal başarısızlığı önlemek için operasyonel riskleri belirlemeye ve azaltmaya yönelik etkin risk yönetimi süreçlerine sahip olması işletmeler açısından gereklidir.

Yetersiz nakit akışı: Nakit akışının iyi belirlenmemesi bir işletmenin finansal başarısızlığı üzerinde önemli bir etkiye sahip olmaktadır (McLaney, 1994). Nakit akışı, bir işletmeye giren ve çıkan nakit miktarıdır. İşletmelerin günlük operasyonları, harcamaları, ödemeleri ve gelecekteki büyüme beklentisine yatırım yapması için hayati öneme sahiptir. İşletmeler yetersiz nakit akışıyla karşılaştığında, faturalarını ödemekte, çalışan ücretlerini karşılamakta ve yeni fırsatlara yatırım yapmakta zorlanabilmektedir (Tekok, 1985). Bu durum finansal yükümlülükleri yerine getirememe, büyüme fırsatlarına yatırımın azalması ve beklenmeyen olaylara yanıt verme yeteneğinin azalması ve hatta iflas gibi sorunlara sebep olmaktadır (Esin, 2015). Dolayısıyla, firmaların nakit akışlarını etkin bir şekilde yönetmeleri ve finansal başarısızlıktan kaçınmak için olasılıkları planlamaları gerekmektedir.

Yetersiz maliyet sistemi: Maliyet sistemleri, mal ve hizmet üretme maliyetlerini ölçmek, kaydetmek ve analiz etmek için kullanılmaktadır. Yetersiz bir maliyet sistemi ve kontrolü yanlış maliyet bilgilerine yol açmakla kalmayıp işletmenin finansal yapısı üzerinde önemli bir etkiye sahip olmaktadır (Mello & Santos, 2016). Yetersiz maliyet sisteminin olumsuz sonuçlarından bazıları ürün ve hizmetleri rekabetçi bir şekilde fiyatlandıramama, yüksek maliyetleme ve azalan kârlılık, üretim ve satış noktalarında yetersiz karar verme ve kâr getirmeyen ürün veya hizmetleri belirleyememe şeklinde gerçekleşmektedir (Kishalı & Işıklılar, 1999). Bu nedenle, firmaların finansal başarısızlıktan kaçınmak için etkin bir maliyet sistemine sahip olmaları kritik öneme sahiptir.

İç Denetim eksikliği: İç denetim, işletme içinde yapılan varlıklarını korumak, finansal raporlamanın doğruluğunu sağlamak ve yasa ve yönetmeliklere uyumu teşvik etmek için uyguladığı politikalar, prosedürler ve sistemler anlamına gelmektedir (Ergin, Çetinoğlu & Kurnaz, 2008). Etkili bir iç kontrol sistemi; gereksinim ve hedeflerin belirlenmesi, uyumlu çalışma planının oluşturulması, birim yöneticileri ile görüşülerek, desteklerinin alınması, teknolojik çözümlerin, yazılım ve donanım ihtiyacının tespit ve temin edilmesi, uzman ihtiyacının saptanması, veri ihtiyacının belirlenmesi ve erişiminin

sağlanması, denetim ekibinin oluşturulması, yetiştirilmesi ve görev tanımlarının belirlenmesi aşamalarından oluşmaktadır (Sevimli, 2009). Bu yapı elde edildikten sonra yetkisiz işlemlerin tespit edip önlenmesi, görevlerin uygun şekilde ayrılmasının sağlanması, işletme içinde etik davranışların teşvik edilmesi, doğru finansal raporlama yapılması, muhasebe standartları ve düzenlemelerine uygunluğun sağlanması, finansal raporlamada şeffaflığı ve hesap verebilirliği artırılması, işletme varlıklarının korunmasını, uygun şekilde kullanılmasını ve zamanında bakımını sağlayarak korunması gibi konularda fayda sağlamaktadır. Bunların biri ya da birkaçının finansal başarısızlığa yol açmasının önlenmesi işletme için son derece öneme sahiptir. İşletmelerin finansal başarısızlıktan kaçınmak için etkin bir iç denetim sistemine sahip olmaları kritik öneme sahiptir.

1.1.2 Finansal Başarısızlığın İşletme Dışı Nedenleri

İşletmelerin kontrolü altında olmayan ve buldukları sektörlerden, çevresinden, genel ekonomik koşullardan, teknolojik etkilerden veya doğal afetlerden kaynaklanan durumlar finansal başarısızlık nedenleridir. İşletme içi nedenlerden farklı olarak kontrol altına alınamaması ve maruz kalınması gibi zor şartlar söz konusudur. Dolayısıyla işletmelerin bu durumlar karşısında kalabileceği varsayımı altında çeşitli yönetsel ve finansal planlamalar yapması, bunları güncel tutması ve gerektiği zamanda uygulaması hususlarına önem vermesi gerekmektedir. İşletme içi nedenlerde de bu başlık altındaki kimi unsurların farklı sınıflandırmalar dâhilinde değerlendirilmesi söz konusu olabilmektedir.

Makroekonomik gelişmeler: Makroekonomik gelişmeler, bir ülke veya bölgedeki Gayri Safi Yurt İçi Hâsıla (GSYİH), enflasyon, faiz oranları ve döviz kurları gibi geniş kitleleri ilgilendiren ekonomik kavramları ifade etmektedir. Makroekonomik gelişmeler işletmelerin finansal başarısızlığı noktasında birçok unsuru barındırmaktadır (Everett & Watson, 1998). Bunlardan bazıları; ekonomik bir gerileme sırasında tüketici talebindeki değişiklikler, işletmelerin borçlanma maliyetlerini artıracak faiz oranlarındaki değişiklikler, işletmelerin rekabet gücünü ve kârlılığını etkileyecek döviz dalgalanmaları ve mevzuat değişiklikleridir (Korol & Korodi, 2010; Gordon & Shoven, 1982). Finansal başarısızlıktan kaçınmak için işletmelerin makroekonomik gelişmeleri takip etmesi ve stratejilerini buna göre güncel tutması ve düzenlemesi gerekmektedir.

Mikroekonomik gelişmeler: Tıpkı makroekonomik gelişmeler gibi mikroekonomik gelişmelerin de finansal başarısızlık üzerinde etkiye sahip olması söz konusudur (Açıkgöz, 2012). Mikro ekonomik gelişmeler, bir işletmenin faaliyetlerini etkileyen rekabet, fiyatlandırma ve pazar dinamikleri gibi belirli faktörleri ifade etmektedir (Çoban, 2018). Artan rekabet, bir işletme için daha düşük satış fiyatlarına ve azalan kâr marjlarına yol açabilmektedir. Bu durum ilerleyen zamanlarda pazar payı kaybına ve gelirlerin azalmasına da yol açması ve işletmenin finansal başarısızlığa uğramasına sebebiyet verebilmektedir. Fiyatlandırma baskıları da önemli bir etkiye sahiptir. Rekabet baskısı veya diğer faktörler nedeniyle artan maliyetleri satış fiyatlarına yansıtamama, kârlılık düşüşünden finansal başarısızlığa varan bir süreç etki etmektedir (Gör, 2019). İşletmelerin buldukları pazar dinamiklerindeki değişiklikler de bir başarısızlık nedeni olabilmektedir. İşletmelerin mikro ekonomik gelişmeleri takip etmeleri ve stratejilerini buna göre düzenlemeleri kırılğanlıklarının azalmasında fayda sağlamaktadır.

Hukuki ve Politik Çevre: Yasal ve politik çevre, bir işletmenin ticari faaliyetlerini, siyasi istikrarı ve genel iş ortamını etkileyen devlet düzenlemelerini, politikalarını ve kanunları kapsamaktadır. Özellikle yasal mevzuatı tam olarak düzenlenmemiş sektörlerde kırılğanlık diğer sektörlerle nazaran daha yüksektir. Devlet düzenlemeleri ve politikaları, işletme başarısızlıklarını etkileyen bazı büyük maliyetleri içermektedir (Kılıç, 2011). Bu konudaki en bilindik örnek asgari ücrettir. Belirlenen asgari ücret pek çok sektörde üretim maliyetleri içinde önemli yer edinmektedir. Bunun yanı sıra fikri mülkiyet, kartel ve anti tröst gibi konularla ilgili davalar, para cezaları, hükümet ile ilgili yolsuzluk ve istikrarsızlık gibi güven ortamını sarsıcı süreçler, vergi ve teşvik politikalarındaki değişikliklerin finansal başarısızlığa etki etmesi muhtemeldir (Avcı, 1988; Güvenek, 2009). Hukuki ve politik çevre hakkında işletmelerin çok kısıtlı bir öngörü imkânı söz konusudur. Ancak işletmelerin ihtiyatlılık özelliğinin bir sonucu olarak yukarıda söz edilen değişiklikler ile karşılaşılması durumunda ilgili planlamaların ve stratejilerin hazırda tutulmasının finansal başarısızlığa yakalanma olasılığını azaltması beklenir.

Toplumsal (Sosyal) Çevre: Toplumsal çevre, demografi, kültürel normlar, sosyal ve dini eğilimleri içerisinde barındıran bir olgudur. Bu eğilimler, işletme açısından itibarından ve marka imajına kadar tüketici açısından tüketim davranışından mal ve hizmetlere olan talebine kadar geniş yelpazede etki alanına sahiptir. Demografi ve sosyal

eğilimlerdeki değişiklikler ile örf ve adetler, işletmelerin gelirini etkileyebilecek değişikliklere yol açabilmektedir (Bakhshiyev, 2009; Çoban, 2018). Düşük gelir seviyesinin olduğu durumlarda daha ucuz ürünlerin tercih edilmesi, lüks sayılabilecek ürünlerin taleplerinin azalması buna örnek olmaktadır. İşletmeler açısından ise itibar ve marka imajı toplumda bu işletmelerin nasıl algılandıkları ile ilgili bir durumdur (Arslan, 2019). Olumsuz tanıtım, sosyal medya kampanyaları, tüketici mağduriyetleri veya hassasiyetlerinin göz ardı edilmesi gibi durumlar işletme imajına zarar vermesinde ve işletmenin başarısızlığa yakalanmasında önemli rol oynamaktadır (Uzun, 2005). Bu konuda özellikle tüketici boykotları dikkat çekmektedir. Politik, dini ve sosyal nedenlerden dolayı bazı işletmelerin ürünlerine organize ve örgütlü biçimde yapılan protestolar işletmeler açısından sorun olmaktadır.

Rekabet: Rekabet, hayatın pek çok yerinde olduğu gibi işletmelerin de doğasında yer almakta olup finansal başarısızlığın önemli nedenleri arasında sayılmaktadır (Aktaş, 1993). Rekabetin muhatabı sektördeki rakipler, ikame ürün sağlayıcıları veya piyasaya yeni giren işletmeler olabilmektedir. Rekabet, güçlü olanlar açısından bir fırsata dönüşebilirken görece daha zayıf olan işletmeler açısından da bir tehdit olması söz konusudur. Rekabetçi bir pazarda, pazar payı ve rekabet gücünü korumak için satış fiyatlarının belirli bir dönem düşürülmesi durumunda bunu tazmin edebilecek finansal yapıya sahip olunması gerekmektedir (Korkmaz, Baykara & Akman, 2012). Aksi durumda işletme, başarısızlık nedenlerinden birçoğuna zemin hazırlanmaktadır (du Jardin, 2009). Öte yandan sektördeki pazar payını korumak adına ilave harcamaların ve yatırımların da işletme üzerinde olumsuz etkileri olmaktadır. Gerek pazar payını gerekse de rekabet gücünü korumak adına rakiplerinden farklılaşmaya çalışırken araştırma ve geliştirme yatırımlarının sağlıklı biçimde değerlendirilmemesi finansal başarısızlığa zemin hazırlamaktadır (Sartori, Mazzucchelli & Gregorio, 2016). İşletmelerin içerisinde buldukları rekabet ortamının farkında olması ve alternatifli stratejiler geliştirmesi finansal başarısızlık risklerini azaltmasına olanak sunmaktadır.

Teknolojik etkiler: Teknolojik gelişmeler her ne kadar büyüme ve inovasyon için yeni fırsatlar yaratsa da bazı işletmeler açısından bir tehdit olması söz konusudur. Teknolojik gelişmelere yeterli düzeyde adapte olamayan işletmeler öncelikle gelirlerinde sonrasında ise pazar payında sorun yaşamaları muhtemeldir (Karacan & Savcı, 2011). Sadece ürün üzerinden teknolojik gelişmeler değil üretim yöntemleri bakımından da bu

gelişmelerin yakalanamaması durumunda işletmeler zor durumda kalmaktadır. Örneğin yeni teknolojileri mevcut sistemine adapte etmede başarısız olan işletmelerin daha yüksek maliyetler ile karşı karşıya kalmaları ve pazar payını kaybetmeleri ile sonuçlanacak bir sürece girmeleri yüksek olasılıktır (Arslan, 2019). Sonuç olarak, teknolojik gelişme bir işletme için hem fırsat hem de tehdit olarak ortaya çıkmaktadır. İşletmelerin bu fırsat ve tehditlerin farkında olması ve finansal başarısızlık risklerini azaltmak için teknolojik gelişmelerden yararlanacak stratejiler geliştirmesi gerekmektedir.

Sosyo-ekonomik gelişmeler: Sosyo-ekonomik gelişmeler, bir toplumdaki ekonomik koşullar ile demografik, kültürel değerler ve sosyal tutumlardaki değişiklikleri ifade etmektedir. Diğer ekonomik koşullarda da olduğu üzere, sosyo-ekonomik koşulların da işletmeler üzerinde önemli derecede etkileri söz konusudur (Torun, 2007). Yöneticilerin işletmelere ait sosyo-ekonomik analizleri doğru biçimde yapamaması işletmeleri ve kendi ticari ilişkilerini zor durumda bırakmalarına neden olabilmektedir (Yürük, 2019). Sosyo-ekonomik gelişmelerin bir işletmenin finansal başarısızlığını nasıl etkileyebileceği örneklerinden bazıları şunlardır: Bir işletmenin satışlarını ve gelirini etkileyebilecek olan tüketici tercihleri değişiklikleri, nitelikli işgücünün mevcudiyeti, işgücü maliyetleri, yasal işgücü düzenlemeleri, çevresel sürdürülebilirliğe yönelik tutumlardaki değişiklikler ve siyasi istikrarsızlıklar gibi durumlardır. İşletmelerin sosyal bir olgu olduğu bilgisi ışığında sosyo-ekonomik gelişmelerin izlenmesi, değerlendirilmesi ve bunlarla ilgili stratejilerin belirlenmesi finansal başarısızlıktan kaçınmak için önem arz etmektedir.

Doğal Afet ve Felaketler: Doğal afetler ve felaketler, felaketin yeri ve ciddiyetinin yanı sıra sektöre ve belirli işletmelerin koşullarına bağlı olarak işletmelerin finansal performansı ve başarısızlık potansiyeli üzerinde önemli bir etkiye sahip olmaktadır (Christmann, 2004). İşletmelerin bina, makine/teçhizat, envanter ve işgücü gibi varlıklarında meydana gelen fiziksel hasarlar başarısızlıkta önemli rol oynamaktadır. Bunlardan her birinin üretim maliyetleri üzerindeki etkisi işletmenin sağlıklı işleyişini engellemektedir. İşletmelerin operasyonlarını, tedarik zincirini ve dağıtım kanallarını kesintiye uğratan doğal afetler öte yandan işgücü bakımından da sorun teşkil etmektedir. İşletme dışı nedenler içerisinde gerçekleşme olasılığı diğerlerine nazaran daha düşük olan doğal afetlerin sonuçları itibariyle daha büyük bir etki alanına sahip olması ve işletmeleri çaresiz bırakmaları da söz konusudur (Selimoğlu & Orhan, 2015). Bu etki alanını en aza

indirmek adına işletmelerin çeşitli sigorta sözleşmelerine ve acil durum planlarına sahip olmaları gerekmektedir.

1.2 Finansal Başarısızlığın Maliyetleri

Finansal başarısızlığın çok çeşitli boyutlarda yansımaları olmaktadır. Bunları genel bir çerçevede içinde sosyal, politik ve ekonomik olarak gruplandırmak mümkündür. Ancak bu başlıklar net bir ayrımı temsil etmediği gibi pek çok unsur birbirine temas etmektedir. Örneğin, finansal başarısızlık sonucu kapanan bir işletmenin sebep olacağı işsizlik sorunu hem ekonomik hem de sosyal maliyetler barındırmaktadır. Bu bakış açısı ile finansal başarısızlığın maliyetleri kısaca özetlenmiştir.

İşletmelerin en temel unsurlarının başında gelen iş gücü hem ekonomik hem de sosyal boyutta önemli bir role sahiptir. Kapanan bir işletmenin çalışanlarının karşılaştığı sorunların başında finansal zorluk gelmektedir. İş kayıpları çalışanlar ve aileleri için geçinememek, kredi, borç ve faturalarını ödeyememek ve günlük masraflarını karşılayamamak gibi sonuçları doğurmaktadır ve bu durum yüksek stres, endişe ve diğer olumsuz zihinsel sağlık sonuçlarına yol açabilmektedir. İşsizliğin ekonomik boyutunda ise pek çok etki yer almaktadır. İşsiz kalan çalışanlar daha az harcanabilir gelire sahip olabileceğinden, iş kayıpları tüketici harcamalarının azalmasına neden olabilmektedir. Bu zincirleme bir etkiye sahip olup potansiyel olarak daha fazla iş kaybına yol açabilir. Öte yandan hem işletme hem de çalışanlar açısından devletin vergi gelirlerinde de azalmaya yol açmaktadır. İşsizlik yardımları veya diğer devlet yardımları göz önüne alındığında kamunun sosyal yardım harcamalarının artması söz konusu olmaktadır. İş kayıpları piyasa güvenini de etkileyebilmektedir. Bu durum yatırımın azalmasına, daha düşük ekonomik büyümeye ve potansiyel olarak bir durgunluğa yol açabilmektedir.

Sosyal maliyetler açısından bir başka unsur da itibar kaybıdır. Bu durumu güven unsuru ile birlikte değerlendirmekte fayda vardır. Finansal başarısızlığa uğrayan işletmenin ve sahiplerinin piyasadaki güven ve itibarı da zarar görmektedir. Bu durum iç ve dış paydaşlar açısından değerlendirildiğinde ciddi maliyetleri ortaya çıkarmaktadır. İşletmenin tedarikçileri, yatırımcıları, kredi verenleri ve tüketicileri için itibar ve güven kaybı sonunda işletmeye bakış açılarının değişmesi, işletme açısından telafisi mümkün

olmayan maliyetleri içermektedir. Tüketici harcamaları, yatırım kararları ve borçlanma maliyetleri gibi pek çok unsur işletme için sorun teşkil edebilmektedir.

Sosyal ve ekonomik boyutların artması ve bu durumun münferit değil de uygulanan politikalar sonrası gerçekleştiği algısı politik maliyetleri oluşturmaktadır. Finansal başarısızlıkların, özellikle hükümet veya politikacılardan kaynaklandığı düşünülüyorsa, bu gelişmeler halkın tepkisine, soruşturma çağrılarına, yetkililerinin istifasına hatta finansal krizlere yol açabilmektedir. Bu durum, halkın hükümete ve iş dünyasına olan güveninin aşınması, diğer işletmeleri ve endüstrileri etkileyebilecek yasa ve yönetmeliklerde değişikliklere neden olması, hükümete verilen desteğin azalması ve kamuoyu eleştirisinin artması gibi bir dizi olumsuz sonucu doğurabilmektedir. Türkiye’de 2001 yılında ekonomik sıkıntılar neticesinde finansal başarısızlığa uğrayan bir işletme sahibinin hükümet yetkilisine yapmış olduğu protesto gösterisi politik maliyetler bakımından yakın zamandaki en önemli örnekler arasında yer almaktadır.

Finansal başarısızlığın en ciddi maliyetlerinin başında ekonomik boyut yer almaktadır. Her ne kadar bu maliyetlerin net biçimde ölçülmesi pek mümkün olmasa da literatürde bu konuda çalışmalar yer almaktadır. Olayın ekonomik boyutunda çok fazla unsur yer almaktadır. Bir işletme finansal başarısız olduğunda, yatırım fonları, krediler ve diğer finansman türleri de dâhil olmak üzere sermaye kaybına neden olmaktadır. Bunun, finansman veya yatırım açısından işletmeye bağımlı olan diğer işletmeler üzerinde zincirleme bir etkisi olabilmektedir. Başarısızlıkların, özellikle işletmenin bulunduğu yerel bölgede ekonomik faaliyette azalmaya yol açması da söz konusudur. Bunun doğal bir sonucu olarak tüketici harcamalarında azalma, iş kayıpları ve hükümet için vergi gelirlerinde azalma kaçınılmaz olmaktadır. Özellikle başarısız olan işletme yerel veya ulusal ekonomide önemli bir paya sahipse, ekonomik büyüme üzerinde de olumsuz bir etkiye sahip olabilmektedir. Finansal başarısızlıkların bankalar, yatırımcılar ve tedarikçiler dâhil olmak üzere alacaklılar üzerinde de önemli bir maliyeti olması muhtemeldir.

Finansal başarısızlığın maliyetleri konusunda literatürde bazı çalışmalar yer almaktadır. Yukarıda da bahsedildiği gibi pek çok farklı ve iç içe geçen boyutlardan bir maliyet hesabı çıkarmak oldukça güçtür. Ancak belli ölçeklerle bu hesaplamalar yapılmaktadır. Finansal başarısızlık kavramının hem sonuç hem de süreç içermesi göz önüne alındığında, ilk başlardaki araştırmalarda finansal başarısızlığın bir sonuç olarak

değerlendirildiği ve iflas ile sonuçlanan durumlara ait maliyetler dikkate alınarak tahminlerde bulunulmuştur (Warner, 1977; Ang, Chua & McConnell, 1982; Altman, 1984). Ancak 1990 ve sonrasında yapılan araştırmalarda, hesaplanan bu maliyetin gerçekleşen toplam maliyetin görece küçük bir oranına denk geldiği düşüncesi yaygınlık kazanmıştır (Weiss, 1990; Gilson, John & Lang, 1990; Betker, 1997). Böylelikle finansal başarısızlık maliyetleri dolaylı ve doğrudan maliyetler olarak farklılaşarak araştırma konusu olmuştur. Dolaylı maliyetler, iflas veya tasfiye süreçlerine gelmeden önce işletmelerin katlandığı ve bir süreç içeren maliyetleri barındırırken, doğrudan maliyetler ise iflas ve tasfiyenin gerçekleştiği durumlarda işletmelerin katlandıkları maliyetleri tanımlamaktadır (Pindado & Rodrigues, 2005).

Doğrudan maliyetin dolaylı maliyete göre hesaplanması ve yorumlanması görece daha kolaydır. Mahkeme kararı ile iflası ilan edilen ve tasfiye sürecine giren işletmenin tüm varlıkları ve borçları belirlendikten sonra bu sürecin maliyetinin hesaplanması zor olmamaktadır. Sayılğan & Coşkun (2009) çalışmalarında, işletmelerin resmi iflas müracaatı dışında yeniden yapılandırma maliyetlerinin, resmi iflas süreci maliyetlerinden daha az olduğu görüşünü ortaya koymuşlardır. Tercih edilen yöntem, işletmenin büyüklüğü, genel ekonomik koşullar, planlanan süre, sermaye yapısı gibi pek çok farklı unsur söz konusu maliyeti belirleyen faktörler arasındadır.

Dolaylı maliyetlerin hesaplanması doğrudan maliyete göre çok daha fazla faktör ve unsur içermektedir. İşletmeleri finansal başarısızlığa sürükleyen unsurlar göz önüne alındığında ne kadar çok birbirileri ile etkileşimli faktörün olduğu görülmektedir. Örneğin ödeme gücüne düşen bir işletmenin ilk olarak borçlanma maliyetlerinin artması beklenir. İşletmenin piyasadan uygun şartlarda kaynak elde edememesi durumunda kendi varlıklarına yönelmesi söz konusu olmaktadır. Bu noktada ilk olarak likit varlıklar tercih edilmektedir. Ancak borçları karşılayamaması durumunda likit olmayan varlıkların değerinin altında satılma olasılığını içeren ilave maliyetler söz konusu olmaktadır. Öte yandan işletmenin faaliyetlerini sürdürmesi neticesinde nakit akışını hızlandırmak adına iskontolu satışlar yapması veya tedarikçilerin yaşanan finansal sıkıntıdan haberdar olup daha kısa vadeli tahsilat politikaları belirlemeleri gibi maliyetler de ortaya çıkmaktadır. Tüm bunların yanı sıra yapılan her tercihin alternatif maliyetleri de göz ardı edilmemelidir. İşletmenin her türlü yatırım ve büyüme fırsatını kaçırmaması, bağlı olduğu sektördeki rekabet gücü ve pazar payını kaybetmesi ve tüketici gözünde marka itibarını

ve güvenin kaybedilmesinin maliyetleri işletmeler açısından oldukça ağır olmaktadır. İşletme dışı için geçerli olan ödeme güçlüğü'nün işletme çalışanlarını da etkilemesi neticesinde işgücü kaybı, verimlilik düşüşü ve motivasyon eksikliklerinden kaynaklı maliyetler de dolaylı maliyetler içinde yer almaktadır.

1.3 Finansal Başarısızlıkta Öngörü ve Önemi

Finansal başarısızlığın sosyal, politik ve ekonomik maliyetleri göz önüne alındığında finans literatüründe finansal başarısızlık öngörü çalışmalarının ne denli önemli ve hayati bir yer kapladığı daha net biçimde anlaşılmaktadır. Sadece bir işletmenin finansal başarısızlığının bulaşma etkisi (contagion effect) veya zincirleme etkisi ile nasıl ciddi maliyetler haline dönüştüğünün pek çok örneği bulunmaktadır (Çelik, 2009). Amerika Birleşik Devletleri merkezli Xerox, Enron, Merrill Lynch, Salomon, Smith Barney, Credit Suisse, Goldman Sachs, J.P. Morgan, Lehman Brothers, Wells Fargo, Avustralya merkezli HIH Sigorta ve One Tel telekomünikasyon, Fransa merkezli Vivendi, Japonya merkezli Toshiba ve Almanya merkezli Wirecard gibi şirketler çeşitli sebepler ile başarısızlıklar yaşamış ve ülkeye sosyal ve ekonomik anlamda ciddi maliyetler yüklemiştir. Dolayısıyla hem akademide hem de uygulamada finansal başarısızlık çalışmaları güncel teknik ve bilgiler ışığında devam etmektedir.

Finansal başarısızlık öngörü modellerinin işletmenin iç ve dış tüm paydaşları bakımından önemi ortadadır. Ancak genel itibarıyla bu öngörü modelleri işletmelerin finansal başarısızlıklarını tahmin ederek çok geç olmadan düzeltici önlemler alınması, olası bir krizin önlenmesi ve kayıpların en aza indirilmesine yardımcı olabilmektedir. İşletmelerin gelecek için stratejik plan yapmasına yardımcı olmakta, acil durum planları geliştirmelerine ve uzun vadeli sürdürülebilirliği sağlamak için gerekli düzenlemeleri ayarlamalarına olanak sağlamaktadır. Yatırım kararları verirken finansal tablolara ve tahminlere şeffaflık sağlayarak güveni artırma ve belirsizliği azaltmaya yardımcı olabilmektedir. Finansal başarısızlığı önceden tahmin etmek, işletmelerin itibarlarını ve marka imajlarını korumak için önleyici hamleler yapılmasına imkân tanıyabilmektedir.

1.3.1 İşletme yönetimi

Finansal başarısızlık tahmini, işletme yönetiminin karar verme süreçlerinin önemli bir parçasıdır. Erken müdahale ve düzeltici eylemlere izin vererek, işletmelerin potansiyel finansal zorlukları kritik hale gelmeden önce belirlemesine ve önlemesine yardımcı olabilirler. Finansal yönetime yönelik bu önleyici yaklaşım, işletmelerin itibarlarını korumalarına, müşteri ve yatırımcı güvenini sürdürmelerine ve uzun vadeli sürdürülebilirlik sağlamalarına yardımcı olabilir.

İşletme yönetimi için finansal başarısızlık tahmininin önemi birkaç şekilde anlaşılabilir. İlk olarak, finansal başarısızlık tahmini, bir şirketin finansal performansı hakkında fikir vermeye ve yöneticilerin iş ve operasyonlar hakkında bilinçli kararlar vermelerine olanak sağlaması bakımından stratejik bir öneme sahiptir (Gilson, 1989; Torun, 2007). Bu bilgiler işletme performansını optimize etmek, verimliliği artırmak, maliyetleri azaltmak, uygun kaynak bulmak veya uygun iyileştirme adımları atmak için kullanılabilir (Gepp, Kumar & Bhattacharya, 2010). Buna ilave olarak yöneticilerin iş modellerindeki potansiyel zayıflıkları belirlemelerine ve finansal zorluklara yol açmadan önce bunları ele almak için harekete geçmelerine yardımcı olabilir. İkincisi, finansal başarısızlık tahmini risk yönetimi için de çok önemlidir. İşletmeler, potansiyel riskleri belirleyerek ve bunlara karşı stratejileri geliştirerek mali kayıplara maruz kalma oranlarını azaltabilir. Bu vesile ile işletmeler olası finansal veya itibari zararlara karşı kendilerini koruyabilirler. Risk yönetimi açısından, işletmelerin rekabet avantajlarını korumalarına ve yeni fırsatlardan yararlanmalarını sağlamaları noktasında da ayrı bir öneme sahiptir. Ayrıca, finansal başarısızlığın önceden tespit edilmesi durumunda erken önlemler alınarak değer kayıplarına mahal vermeden birleşmeler veya optimal yeniden yapılandırma kararları alınması noktalarında önem arz etmektedir (Foster, 1986).

1.3.2 Yatırımcılar

Finansal başarısızlık öngörüsü, yatırım kararı vermede kilit bir noktaya sahiptir. Yatırımcıların yatırımlarıyla ilgili potansiyel riskleri ve getirileri değerlendirmelerine, finansal sıkıntı uyarı işaretlerini belirlemelerine ve yatırımlarını potansiyel finansal kayıplara karşı korumak için harekete geçmelerine olanak tanımaktadır (Mirza, 2006). İlk olarak, yatırımcılar için finansal başarısızlık öngörüsünün birincil faydalarından biri, bir işletmenin finansal performansı hakkında bilgi sağlamasıdır. Yatırımcılar, mali tabloları,

nakit akışı tablolarını ve diğer mali verileri analiz ederek elde edilen öngörü sonucunda bir işletmenin mevcut mali durumunu değerlendirebilir. Bu bilgi, bilinçli yatırım kararları almak açısından önemlidir. Yatırımcılar için finansal başarısızlık öngörüsünün bir diğer önemli faydası, yatırımcılar potansiyel riskleri belirleyebilir ve yatırımlarını potansiyel kayıplara karşı korumak için harekete geçebilir kılmasıdır. Örneğin, bir şirketin yüksek düzeyde borcu ve düşük düzeyde nakit rezervi varsa, bu durum, gelecekte olası finansal zorluklar için bir risk oluşturabilir. Yatırımcılar, maruz kaldıkları finansal riskleri azaltmak için hisselerini satmak veya şirkete yaptıkları yatırımı azaltmak gibi önlemler alabilirler. Ek olarak, finansal başarısızlık öngörüsü, yatırımcıların belirli bir şirkette hisse almak veya satmak için en uygun zamanı belirlemeleri noktasında öneme sahiptir. Yatırımcılar, bir şirketin gelecekteki finansal performansını öngörerek, hisselerin mevcut piyasa fiyatının şirketin gerçek değerini doğru bir şekilde yansıtmadığını değerlendirebilirler (Çelik, 2009; Akkoç, 2007). Piyasa fiyatı gerçek değerinden düşükse, yatırımcılar şirketten hisse almaya karar verebilir (Salur, 2015). Tersine, piyasa fiyatı gerçek değerinden yüksekse, yatırımcılar hisselerini satmaya karar verebilir.

1.3.3 Alacaklılar ve Kredi Verenler

Finansal başarısızlık öngörüsü, finansal risklerin azaltılmasına ve finansal istikrarın sağlanmasına yardımcı olduğu için hem kredi şirketleri hem de alacaklılar için önemlidir. Kredi şirketleri için finansal başarısızlık öngörüsü, potansiyel kredi risklerini belirlemeye ve kredi risklerini yönetmeye yardımcı olduğu için kritik öneme sahiptir (Yıldırım, 2006). Kredi şirketleri, işletmelere ve bireylere kredi ve kredi imkânları sağlamakta ve bu nedenle önemli bir kredi riskine maruz kalmaktadır. Finansal başarısızlık öngörüsü, kredi şirketlerinin potansiyel borçluların kredibilitelerini ölçmelerine, mevcut kredi portföylerinin kredi riskini değerlendirmelerine ve uygun borç verme şart ve koşullarını belirlemelerine yardımcı olmaktadır. Kredi şirketleri, finansal başarısızlık olasılığını tahmin ederek, hangi borçlulara borç verecekleri, ne kadar kredi verecekleri ve hangi faiz oranlarını uygulayacakları konusunda bilinçli kararlar alabilirler. Bu durum, kredi şirketlerinin kredi riskini etkin bir şekilde yönetmelerine, temerrüt olasılığını azaltmalarına ve finansal kayıpları en aza indirmeleri noktalarında son derece öneme sahiptir (Atiya, 2001).

Finansal başarısızlık öngörüsü, alacaklılar için de en az kredi verenler kadar önemlidir. Alacaklılar grubunu satıcılar, tedarikçiler, çalışanlar ve hizmet sağlayıcılar içermektedir. Alacaklılar, işletmelerin finansal başarısızlık olasılığını tahmin ederek, kendi mali durumlarını korumak ve alacakların ödenmeme riskini en aza indirmek için önleyici adımlar atabilirler. Örneğin, bir alacaklının bir işletme ile mal veya hizmet sağlamak için bir sözleşmesi varsa, işletmenin ödememe riskini değerlendirmek için finansal başarısızlık öngörüsüne ihtiyacı olabilir. Alacaklı, işletmenin mali sıkıntı yaşayabileceğini tahmin ederse, ödemeyi peşin talep etmek veya ödeme sıklığını artırmak gibi kendini koruyan adımlar atabilir. Son olarak, finansal başarısızlık öngörüsü alacaklıların kendi işletme sermayelerini etkin bir şekilde yönetmelerine yardımcı olabilir. Alacaklılar, beklenen nakit giriş ve çıkışlarını tahmin ederek, kendi operasyonel ihtiyaçlarını ve giderlerini karşılamak için yeterli fonlara sahip olup olmadıklarının kontrolünü sağlayabilir. Bu durum özellikle borçlulardan gelen ödemelere büyük ölçüde bağımlı olan küçük işletmelerin finansal istikrarlarını sürdürmek için önemlidir.

1.3.4 Devlet ve Düzenleyici Kurumlar

Finansal başarısızlık öngörüsü, pek çok nedenden dolayı devlet ve düzenleyici kurumlar için önemlidir. Hem devlet hem de devlet dışı düzenleyici kurumlar, finansal sistemlerin istikrarını sağlamaktan ve halkın çıkarlarını koruma sorumluluğu gereği ekonominin temellerini oluşturan işletmelerin finansal başarısızlıkları hakkında öngörüye sahip olmaları son derece önemlidir (Salur, 2015). Bu sorumluluğun bir sonucu olarak bu hedeflere ulaşılmasında finansal başarısızlık öngörüsü kritik bir rol oynamaktadır. İlk olarak, finansal başarısızlık öngörüsü, devlet ve düzenleyici kurumların finansal istikrara yönelik potansiyel tehditleri belirlemesine yardımcı olabilir. Bankalar, sigorta şirketleri, acenteler ve diğer finansal kurumlar gibi finansal sistemdeki kilit oyuncuların finansal sağlığını izleyerek, finansal sıkıntının uyarı sayılan sinyallerini belirleyebilir ve sistematik risklerin gelişmesini önleyici adımlar atabilir. Örneğin, bir düzenleyici kurum, büyük bir bankanın iflas etme riskiyle karşı karşıya kalabileceğini öngörürse, bankanın potansiyel bir krizi atlattak için yeterli sermaye rezervine sahip olmasını sağlamak için adımlar atabilir veya diğer finansal kuruluşlar üzerinde domino etkisini önlemek için başka önlemler alabilir (Kılıç, 2011). İkinci olarak, finansal başarısızlık öngörüsü, devlet ve düzenleyici kurumların politikalarının ve düzenlemelerinin etkinliğini

değerlendirmelerine yardımcı olabilir. Bu durum, düzenleyici çerçevelerin değişen ekonomik koşullara duyarlı olmasını ve kamu çıkarlarını korumada etkili olmasını sağlamaya yardımcı olabilir. Örneğin, finansal başarısızlıkların bir sonucu olarak doğabilecek işsizlik sorunu devletin sosyal ve ekonomik açıdan değerlendirmesi ve önlem alması gereken önemli hususların başında gelmektedir (Aktan, 2012). Finansal başarısızlık öngörüsü kullanılarak devletin potansiyel vergi gelirlerinin hesaplanması ve kamu harcamalarının planlanması ve düzenlenmesi noktalarında önemli bir faktördür. Üçüncüsü, bu kurumların tüketicilerin ve yatırımcıların çıkarlarını korumalarına yardımcı olabilir. Finansal ürün ve hizmetler sunan şirket ve kurumların finansal sağlığını izleyerek tüketiciler ve yatırımcılar için potansiyel riskleri belirleyebilir ve bunları korumak için adımlar atabilir. Örneğin, bir düzenleyici kurum bir şirketin iflas etme riskiyle karşı karşıya olabileceğini öngörürse, tüketicilerin ve yatırımcıların risklerin farkında olmalarını ve kendilerini korumak için uygun önlemleri almalarını sağlamak için adımlar atabilir. Son olarak, finansal başarısızlık öngörüsü, devlet ve düzenleyici kurumların ekonomik büyümeyi ve gelişmeyi desteklemesine yardımcı olabilir. Finansal sisteme yönelik potansiyel riskleri belirleyerek ve önleyici adımlar atarak, işletmeler ve yatırımcılar için istikrarlı ve öngörülebilir bir ortam yaratılmasına yardımcı olabilir. Bu durum finansal sisteme olan güveni artırmaya ve yatırımı teşvik etmeye yardımcı olabilir, sonuçta ekonomik büyüme ve gelişmeyi destekler.

1.4 Finansal Başarısızlığı Durumunda Alınabilecek Önlemler

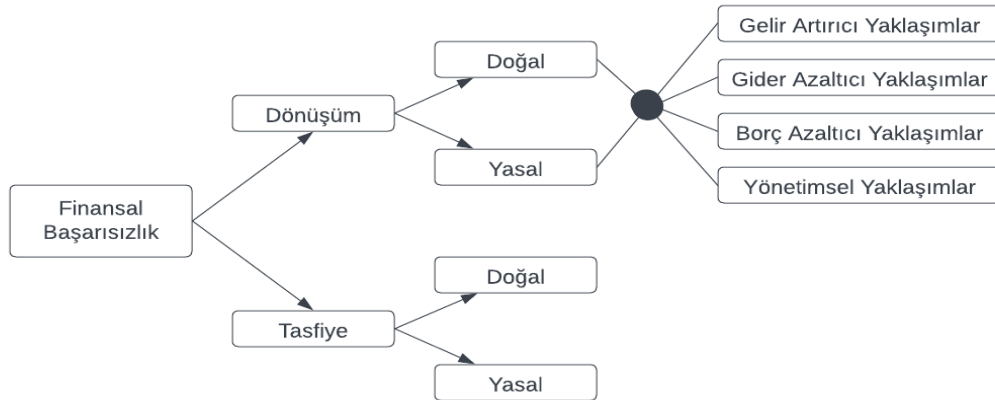
Finansal başarısızlık durumunda gerek iç gerekse de dış paydaşların katlanacakları olası maliyetler göz önüne alındığında kuruluş aşamasında faaliyet süresi sonsuz olarak kabul edilen işletmelerin hayatlarına devam etmesi son derece önemlidir. Bu maliyetlerin bulaşma etkisi ile ilk olarak bulunduğu sektördeki diğer işletmelere sonrasında tedarikçi ve etkileşim içindeki işletmelere sirayet etmesi ve son olarak genel ekonomik düzeni bozması ile pek çok alana etki etmesi ve yayılması söz konusu olmaktadır. Bu yüzden finansal başarısızlık çalışmaları işletmeler var olduğu sürece varlığını koruyacak ve yeni gelişmelerin ışığında gelişimine devam etmesi kaçınılmaz olacaktır. Kaçınılmaz olan bir başka unsur da bazı işletmelerin iç veya dış nedenlerle finansal başarısızlığa uğramasıdır.

Bu çalışma ile işletmelerin finansal başarısızlık durumuna düşmelerine engel olmak amacıyla çeşitli modeller üretilmiştir. Bağlı buldukları sektörün dinamiklerini barındıran öngörü modelleri ile işletmelerin finansal başarısızlık durumuna maruz kalıp kalmayacaklarını önceden öğrenebilmeleri söz konusu olmaktadır. Bu bilgi işletmelerin gelecek planlamalarında önemli bir yer teşkil etmektedir. İşletme açısından durumlar her zaman istenildiği veya beklendiği gibi gerçekleşmemesi halinde işletme yönetiminin ne gibi hareket imkânlarının olduğuna dair bazı önlemler bu başlık altında yer almaktadır. Literatürde alınacak önlemler ile ilgili çalışmaların bazılarında bu önlemler herhangi bir sınıflandırma yapılmadan sıralanırken (Soydaş, 2021; Aksoy, 2018; Yıldız, 2021) bazılarında ise mahkeme dışı süreçler ve yasal süreçler şeklinde sınıflandırma (Sayılğan & Çoşkun, 2009; Demirhan, 2021) yapılarak açıklanmıştır. Yapılan sınıflandırma süreç odaklı olarak belirlenmiştir. Literatürde daha önce karşılaşılmayan bir sınıflandırma bu çalışmada tercih edilmiştir. Süreç odaklı sınıflandırmada gerek mahkeme dışı gerekse de yasal süreçlerde hem yeniden yapılandırma hem de tasfiye süreçleri yer almaktadır. Bu noktadan hareket ile işletmenin geleceğini merkeze alarak sonuç odaklı bir sınıflandırma yöntemine gidilmiştir.

Tıpkı insanlar gibi işletmeler de kendilerine ait ortamda doğal şartlarda hayatlarını sürdürürler. İnsan için geçerli olan yaşam eğrisi işletmeler için de geçerlidir. Doğal yaşam içerisinde bazı anlarda istenilmeyen durumlar ve hatta bir son ile neticelenen durumlar ile karşılaşılması söz konusu olmaktadır. Bu durumlar varlığa ait doğal ortamda gerçekleşmesi sebebiyle doğal durumlar olarak nitelendirilmektedir. Buna karşın bazı durumlarda özgürlüklerin belirli oranlarda kısıtlandığı veya kontrolün kısmen elde olmadığı durumlar ile karşılaşıldığı görülmektedir. Tüm bu betimlemelerin ışığında işletmelerin finansal başarısızlık durumunda alınabilecek önlemler işletmelerin geleceğine doğrudan etki etmesi noktasından hareket ile sonuç odaklı olarak “dönüşüm” ve “tasfiye” olarak sınıflandırılmıştır.

Ulusal literatürde yeniden yapılandırma adı altında kullanılan ve pek çok önlemi içerisinden barındıran bir kavram kullanılırken, uluslararası literatürde restructuring, reorganization veya recapitalization kavramları kullanılarak benzer önlemlerden bahsedilmektedir. Dolayısıyla aslında pek çok kavram iç içe geçmekte ve birbirlerinin yerine kullanılmaktadır. Literatür ve yönetmeliklerde kullanılan yeniden yapılandırma kavramı İngilizce restructuring kelimesinden gelmektedir. Benzer şekilde reorganization

kavramı da sıkça kullanılmaktadır. Bu iki kavram arasında farklılık söz konusudur. Her iki kavram da bir şeyde değişiklik yapmayı ifade etmesine karşın yeniden yapılanma (restructuring) bir şeyin yapısının tamamen değiştirilmesi olarak tanımlanırken uzun vadeli hedeflere dayanmaktadır. Bu kavram ile bir şeyin tüm yapısında temel değişiklikler yapılırken, yeniden düzenleme (reorganization) iyileştirme amacıyla bir şeyde yapılan küçük ama önemli ve kısa vadede sonuç üreten değişiklikleri ifade etmektedir (Langeek.co, 2020). Dolayısıyla bir işletmenin finansal başarısızlık sonrası faaliyetine devam etmeye karar vermesi ile birlikte tercih edeceği düzenlemeler farklılık göstermektedir. Özellikle işletmenin içerisinde bulunduğu sıkıntının derecesi, ortalama vadesi ve genel ekonomik durum gibi pek çok faktör göz önüne alınarak yeniden yapılandırma mı yeniden düzenleme mi yapılması gerektiği kararlaştırılmalıdır. 5411 sayılı Bankacılık Kanununda finansal yeniden yapılandırmanın, borçlu olan işletmenin makul bir süre içinde borçlarını geri ödeme kabiliyeti kazanabilmesi ve istihdama katkıda bulunmaya devam edebilmesi amacıyla gerçekleştirileceği ifade edilmektedir (Bankacılık Kanunu, 2005). Kanunda yeniden yapılandırma kavramı geçmesine karşın makul süre olarak bir zaman kısıtı konulmamıştır. Sonuç olarak, finansal başarısızlık durumunda olan ve tasfiye olmayan işletmenin tüm yapısını değiştirecek köklü bir dönüşüme mi yoksa bazı yönetsel ve operasyonel alanlarda palyatif (geçici) dönüşüme mi ihtiyaç duyacağı belirsizliği dikkate alındığında “dönüşüm” sözcüğünün tüm bu süreçleri içerisinde barındırması sebebiyle uygun bir tercih olduğu düşünülmektedir. Finansal başarısızlık durumunda alınacak önlemlere ilişkin görsel Şekil 1.1’de görüldüğü gibi düzenlenmiştir.



Şekil 1.1. Finansal başarısızlık durumunda alınacak önlemler

1.4.1 Dönüşüm

Dönüşüm (Conversion) sözcüğü Türk Dil Kurumuna (TDK) ait sözlükte “başka bir biçime girme, başka bir durum alma” anlamına gelmekte olup işletmelerin finansal başarısızlığına neden olan süreçlerde bir dönüşüme ihtiyacı olacağı noktasından hareket ile tanımlanmıştır. Finansal başarısızlık durumunda işletmenin genel itibari ile iki seçeneği bulunmaktadır. Bunlardan biri faaliyetine son vermek ve tasfiye sürecine girmek iken diğeri ise işletmenin mevcut durumuna karşın faaliyete devam ederek yaşamını sürdürmeye çalışmasıdır. İşletmeler için ikinci olan sürecin her zaman için mümkün olmamasına karşın başarı ile sonuçlanması durumunda yukarıda bahsi geçen pek çok sosyal, politik ve ekonomik maliyetlerden kurtulması anlamına gelmektedir. O yüzden çok kıymetli ve önemli bir seçenektir. İşletmeleri finansal başarısızlık durumuna düşüren nedenlerin tespiti ve bunlara yönelik önlem alınması işletmeler açısından bir dönüm noktası olmaktadır. Bu bakımdan da işletmelerin çeşitli önlemler alarak faaliyetlerine devam edebilmeleri dönüşüm süreci olarak tanımlanmıştır.

Dönüşüm süreci de tıpkı tasfiye süreci gibi işletmenin doğal bir tercihi olabileceği gibi yasal bir süreç de olabilmektedir. Bunlardan ilki işletmenin finansal başarısızlığa ait nedenlerini tespit ederek mümkün olan en uygun vadede işletmeyi eski haline getirmek adına bir takım doğal dönüşümler gerçekleştirmesidir. Ancak bu sürecin işleyişi ve yönetimi her zaman istenilen düzeyde gerçekleşmeyebilmektedir. İşletmelerin borçlu oldukları taraflar ile iyi ilişkilerin ve karşılıklı iyi niyetlerin olması esastır. Ancak bu her zaman mümkün olamamaktadır. Bu noktada yasal dönüşüm devreye girmektedir. Borçlu ve alacaklılar için yasalar çerçevesinde belirli kurallar ile belirlenen ve sorumluluk sınırları çizilmiş dönüşüm planları söz konusu olmaktadır. Bu tür düzenlemeler ülkeden ülkeye değişen özellikler barındırmasına karşın pek çok ülkede iflas ve dönüşüm süreçleri ayrı başlıklar altında toplanmaktadır (Ayvaz Taşpınar, 2006). Türkiye’de bu düzenleme 2001 krizi sonrasında ortaya çıkan ve ülkeye katma değerli mal veya hizmet üreten işletmelerden finansal olarak sıkıntı yaşayanların bir takım dönüşümler neticesinde faaliyetlerine devam etmelerini sağlayan İstanbul Yaklaşımı ile gündeme gelmiştir (Aydın, Başar & Çoşkun, 2015). Bu yaklaşım, 1970’lerde İngiltere’de yüksek enflasyon sonrası ortaya çıkan olumsuzluklara çözüm bulmak amacı ile geliştirilen Londra yaklaşımından esinlenerek yasal iflas süreci başlatmak zorunda kalan işletmelere bir takım yardımlar yapılarak son bir fırsat sunulması amacıyla ortaya çıkmıştır (Gürçal,

2018). Daha sonrasında Bankacılık Düzenleme ve Denetleme Kurumu (BDDK) tarafından hazırlanan “*Finansal Yeniden Yapılandırma Çerçeve Anlaşmalarının Onaylanması, Kabulü ve Uygulanmasına İlişkin Genel Şartlar Hakkında Yönetmelik*” 2007 yılında Resmi Gazete’de yayımlanmıştır. Zaman içerisinde gerçekleşen değişiklikler ile birlikte Türkiye Bankalar Birliği (TBB) tarafından 2018 yılında yayınlanan “Finansal Yeniden Yapılandırma Programı” düzenlenmiştir. Son düzenleme ile finansal yükümlülüklerini yerine getirmekte güçlük yaşayan işletmelerin eski güçlerine kavuşması ve istihdama katkıda bulunmaya devam etmeleri amaçlanmıştır (Gürçal, 2018).

Gerek doğal dönüşüm gerekse yasal dönüşüm süreçlerinde işletmelerin alabilecekleri önlemler benzerlik taşımaktadır. Hangisinin tercih edileceği ise farklılıklarına bakılarak karar verilmektedir. Bu iki süreç kendi aralarında kıyaslandığında üç temel unsur ortaya çıkmaktadır. Bunlardan ikisi maliyet ve süredir. Doğal dönüşüm yasal dönüşüme göre daha az maliyetli ve daha kısa zamanda sonuç alınma olasılığı barındırmaktadır (Sayılğan & Coşkun, 2009). Ancak üçüncü unsur olan direnme problemi doğal dönüşümün en belirgin olumsuz özelliğidir. Borçlu olan işletmelerin dönüşüm sürecinde teklif edilen planı kabul etmemesi ve bunun herhangi bir yasa, yönetmelik ve protokol ile yapılmaması durumunda daha az maliyet ve daha kısa zamanda çözüm bulma avantajları kaybolmaktadır. Öte yandan 2004 yılında İcra ve İflas Kanunu kapsamında düzenlenen konkordato kavramı, finansal yapısı bozulmuş olan işletmenin yetkili mahkemeler tarafından onaylanan ve tarafların mutabakatı ile düzenlenen bir ödeme anlaşmasının yürütülme sürecini ifade etmektedir. Süreç tercihten sonra alınacak önlemlerin biri yasal diğeri ise doğal bir süreç olması dışında önlemler bakımından benzerlik göstermektedir. Dolayısıyla bu başlık altında başarısızlık durumunda alınacak önlemler doğal veya yasal süreç ayrımı yapılmaksızın paylaşılmıştır.

Finansal Sektöre Olan Borçların Yeniden Yapılandırılması Hakkında Yönetmelik kapsamında alınabilecek önlemler aşağıdaki gibidir.

- a) Söz konusu kredi borçlarının vadelerini uzatmak.
- b) Borçluların kredilerini yenilemek.
- c) Borçlulara ilave kredi vermek.
- ç) Anapara, faiz, temerrüt faizi ve kâr payları ile kredi ilişkisinden doğan diğer her türlü alacağı indirmek veya bunlardan vazgeçmek.

d) Anapara, faiz veya kâr payı alacaklarını; kısmen veya tamamen iştirake çevirmek, aynı, nakdî ya da tahsil şartına bağlı bir bedel karşılığı devir veya temlik etmek, borçlu ya da üçüncü kişilere ait aynı değerler karşılığında kısmen veya tamamen tasfiye etmek, satmak, bilanço dışına çıkarmak.

e) Diğer bankalarla ve alacaklılarla birlikte hareket ederek protokoller yapmak.

Finansal Yeniden Yapılandırma Programı kapsamında daha ziyade finansal kredi sağlayan işletmeler ile ilişkileri düzenleyen önlemler içermektedir. Bunların yanı sıra literatürde pek çok çalışmada finansal başarısızlık durumunda alınacak önlemler bulunmaktadır. Literatürde tüm bu önlemler çeşitli kriterler ile sıralanmalarına karşın belirli başlıklar altında toplanmamıştır. Bu çalışmada tüm bu önlemler her ne kadar bazı durumlarda birbirleri ile etkileşimde olsalar da dört temel yaklaşım altında toplanmışlardır. Bu yaklaşımlara karar vermeden önce literatürde genel kabul görmüş bir finansal başarısızlık tanımının olmadığı gerçeği önemli bir noktadır. Yapılan incelemeler neticesinde finansal başarısızlık tanımlarında sıklıkla kullanılan işletme zararı, negatif işletme sermayesi, öz sermaye daralması, aktif azalması gibi finansal tablolardan elde edilen sinyaller tespit edilmiştir. Gelirlerdeki azalma, giderlerdeki artış, borçlardaki artış ve yönetimden kaynaklanan hataların finansal başarısızlık tanımlarını oluşturduğu noktasından hareket ile işletmelerin başarısızlık durumunda alabileceği önlemler Gelir artırıcı, Gider azaltıcı, Borç azaltıcı ve Yönetimsel yaklaşımlar başlıkları altında toplanmıştır.

1.4.1.1 Gelir Artırıcı Yaklaşımlar

Gelir, işletmenin kârlılığını ve sürdürülebilirliğini doğrudan etkileyen en önemli unsurların başında gelmektedir. Gelirin bir işletme üzerinde çeşitli etkileri bulunmaktadır. Bir işletmenin finansal istikrarını sürdürmesi için istikrarlı bir gelir akışı şarttır. Yüksek gelirli bir işletme beklenmedik giderlere veya ekonomik sıkıntılara karşı daha dirençli olmaktadır. Faaliyetlerini genişletmek, daha fazla istihdam yaratmak, yeni makine ve teçhizat satın almak veya yeni ürün ve hizmetler geliştirmek için yüksek gelirin kârından faydalanabilmektedir. Çalışanlarına daha iyi yan haklar, ikramiyeler ve maaşlar sağlayarak çalışanların moralini ve motivasyonunu artırarak daha yüksek üretkenlik ve iş tatminine yol açabilmektedir. Gelirini artıran işletmeler ürünlerini, hizmetlerini ve marka imajını iyileştirmek için araştırma ve geliştirme, pazarlama ve diğer alanlara

yatırım yaparak rakiplerine karşı rekabet avantajı elde edebilmektedir. Tüm bunlar işletmenin içine düşeceği finansal başarısızlık sürecinin daha az maliyetle aşılmasına yardımcı olmaktadır.

Bir işletmede nakit akışı damarlarda dolaşan kan gibidir. Yeteri düzeyde olmaması veya her noktaya ulaşamaması durumunda sorun çıkarmaktadır. Finansal başarısızlıklarda bu noksanlık belki temel sebep olarak görülmeyebilir ancak temel sebebin varoluş sürecinde bir etkisi söz konusu olmaktadır. Dolayısıyla finansal başarısızlık durumunda işletmelerin faaliyetine devam ederken dönüşüm yaşaması gereken faktörlerden bir tanesi gelir artırıcı yaklaşımlardır. Finansal başarısızlık durumunda geliri artırmanın en basit yollarından biri satışları artırmaktır. İşletmeler bunu yeni ürünler veya hizmetler geliştirerek, müşteri tabanlarını genişleterek, pazarlama stratejilerini iyileştirerek ve indirimler veya promosyonlar sunarak başarabilirler. Geliri artırmanın bir başka yolu riskli bir strateji olan fiyatları yükseltmektir. Bu durum ürün veya hizmete olan talebin azalmasına neden olabileceği için ürün veya hizmetlerinin fiyat esnekliği değerlendirilmeden bu strateji hayata geçirilmemelidir. Lisanslama veya franchising olarak tanımlanan ve diğer işletmelerin marka, ürünler veya hizmetleri bir ücret karşılığında kullanmasına izin vermeyi içeren bu yaklaşım ek sermaye yatırımına ihtiyaç duymadan işletme için gelir sağlayabilmektedir. Diğer işletmelerle ortaklık veya ortak girişime girmek, yeni pazarlara, müşterilere ve kaynaklara erişim sağlayabilir. İşletmenin aktif olarak kullanmadığı varlıkların satışından da uzun soluklu olmasa da bir gelir elde etmesi mümkündür. Öte yandan maddi ve mali duran varlıkların bir kısmının satışında kısa süreli bir gelir elde edilebilmektedir. Maddi duran varlıkların satışından ziyade sektördeki diğer işletmelere uzun vadeli kiralanması da işletmenin gelirini artıran bir yaklaşım olarak sayılmaktadır. Alacakların tahsilatı ile ilgili bir planlama ve strateji geliştirilerek daha kısa tahsilat süresi veya vadesi gelmeyen alacakların düşük bir iskonto bedeli ile erken tahsilatı söz konusu olabilmektedir. Tüm bu yaklaşımlar işletmenin kısa sürede ihtiyaç duyacağı nakit akışını artırmak ve hızlandırmak suretiyle finansal başarısızlık durumundan kurtulmasına yardımcı olmaktadır. Bu yaklaşımların tercihi ve işleyişi işletmeden işletmeye ve içinde bulunduğu şartlara göre farklılık göstermektedir.

1.4.1.2 Gider Azaltıcı Yaklaşımlar

Finansal başarısızlık tanımlarında yer alan işletmenin zarar etmesi durumu iki taraflı değerlendirilmek zorundadır. Söz konusu taraflar gelir ve gider olup ve işletmenin kârlılığı üzerinde direkt etkileri vardır. İşletmenin finansal başarısızlığına konu olan zarar ya gelir artırılarak ya da gider azaltılarak hafifletilebilir. Önceki başlıkta gelir artırıcı yaklaşımlardan bahsedildi ancak tercih edilen yaklaşım neticesinde daha yüksek bir gider ortaya çıkması durumunda finansal başarısızlık daha ağır sonuçlar doğurabilir. Öte yandan gelir artırıcı yaklaşımlar her işletme için kolay uygulanabilir ve hemen sonuç alınabilen bir yaklaşım olmayabilir. Bu noktada devreye gider azaltıcı yaklaşımlar girmektedir.

Gider basit anlamda bir işletmenin faaliyetleri için gerekli mal veya hizmetleri elde etmek için harcadığı parayı ifade etmektedir. İşletmenin kârlılığı üzerinde önemli bir etkiye sahiptir. Yüksek giderler kâr marjlarını düşürürken, düşük giderler kârlılığı artırmaktadır. Bu nedenle giderleri düzenli olarak kontrol etmek ve yönetmek çok önemlidir. Yüksek gider, bir işletmenin nakit akışını zorlayarak büyümeyi, yeni yatırımlar yapmayı veya finansal yükümlülükleri yerine getirmeyi zorlaştırabilir. Giderleri, işletmenin tedarikçileri ile arasındaki ilişki de etkileyebilir. Tedarikçilerle sağlıklı ve iyi ilişkiler, daha uygun fiyatlara, daha iyi teslimat sürelerine ve daha kaliteli mal veya hizmetlere yol açabilir.

Bir işletme finansal başarısızlıkla karşı karşıya kaldığında, finansal istikrarı yeniden kazanmak için giderleri azaltmak önemli bir adım sayılmaktadır. İşletmenin gider kalemleri çeşitlilik arz etmekle birlikte bu kısımda daha ziyade faaliyet ile ilgili direkt giderlere ilişkin yaklaşımlar değerlendirilmiştir. Örneğin işletmenin borcuna ilişkin faiz yükünün bir kısmından kurtulması gider azaltıcı yaklaşıma girmesine karşın borç azaltıcı yaklaşımlar başlığı altında değerlendirilmiştir. Bir işletme için en büyük giderlerden biri işçilik maliyetleridir. Başarısızlık durumunda küçülme veya bazı faaliyetlerin askıya alınması kararı verildiğinde bu kısımlar ile alakalı işten çıkarmalar, ücretsiz izinler veya azaltılmış çalışma saatleri gibi gider azaltıcı yaklaşımlar da tercih edilmektedir. Tedarikçilerle daha uygun fiyatlar, ödeme koşulları, birleştirilmiş siparişler ve toplu alımlar için indirim talepleri veya uzun vadeli ödeme koşulları da bu yaklaşımda yer almaktadır. Bunların dışında işletmelerin ana faaliyet alanı dışındaki seyahat masrafları, eğlence masrafları veya kritik olmayan hizmet abonelikleri gibi gerekli olmayan giderler

veya işletmenin her türlü kirayı azaltma, erteleme veya geçici bir indirim ile ödeme imkânları da gider azaltıcı yaklaşım altında değerlendirilmektedir.

1.4.1.3 Borç Azaltıcı Yaklaşımlar

İşletmelerin kuruluş aşamasında ilk olarak öz sermaye ortaya konulmaktadır. Daha sonrasında işletme faaliyetleri için kısa ve uzun vadeli borçlanmalar ile yatırım yapma ve büyüme imkânları elde edilmektedir. Sektörlerin ve işletmelerin yapıları farklılık göstermesine karşın borç ve öz sermayenin belirli oranlarda dengede tutulması gerekmektedir. Sermaye yoğun işletmelerde bu oran daha yüksek bir denge noktasında konumlanırken emek yoğun işletmelerde daha düşük bir denge noktası ile karşılaşılması muhtemeldir. Bu oran aynı zamanda Borçlanma Katsayısı olarak da kullanılmaktadır. Bu denge noktası pek çok işletme içi ve işletme dışı faktörden etkilenmektedir. İşletmenin finansmanında kullanılan uzun veya kısa vadeli yabancı kaynakların borçlanma maliyetleri ile öz sermayenin korunması ile elde edilecek kâr ile aralarındaki ilişki de göz ardı edilmemelidir.

Uzun vadeli ve kısa vadeli yükümlülükler, bir işletmenin finansal yapısının en temel unsurlarından biridir. Bunun bir sonucu olarak yükümlülüklerin varlığı ve yokluğu işletmeleri çeşitli düzeylerde etkilemektedir. Hem kısa vadeli hem de uzun vadeli yükümlülükler tipik olarak faiz giderleri taşımaktadır. Bu faiz giderlerinin, bir işletmenin kârlılığını ve nakit akışını azaltıcı etkisi olmaktadır. Kısa vadeli yükümlülükler, işletmenin nakit akışını zorlayabileceği gibi yatırım yapma veya yükümlülükleri yerine getirmeyi zorlaştırabilir. Bunun yanı sıra yüksek bir borçlanma katsayısı işletmenin finansman bulmasını veya yatırımcıları çekmesini zorlaştırabilir. Yüksek borç seviyeleri veya sıkıntılı ödeme geçmişi, işletmenin gelecekte kredi bulmasını zorlaştırır.

Bir işletme finansal başarısızlıkla karşı karşıya kaldığında, yükümlülükleri azaltmak finansal istikrarı eski haline getirmek adına önemli bir adımdır. İşletmelerin borç azaltıcı yaklaşımları buldukları sektöre, işletme yapısı ve genel ekonomik koşullara göre çeşitlilik göstermektedir. Literatürde sıklıkla geçen ve işletmelerin ilk olarak başvurdukları yaklaşım ödeme koşullarını yeniden müzakere etmektedir. İşletmeler, faiz oranlarını düşürmek, ödeme sürelerini uzatmak veya borçlu olunan tutarın altında bir borç ödemesi yapmak için alacaklılarıyla ödeme koşullarının yeniden görüşülmesi veya bir alacaklı komitesi kurarak bu süreçleri iyi niyet çerçevesinde

yürütmesi söz konusu olabilmektedir. İşletmenin parçalı biçimde farklı faiz oranlarına sahip yükümlülüklerin bir araya getirilerek daha uygun bir maliyetle alınan borç ile kapatılması da toplam borç yükünü azaltıcı bir etkiye sahip olmaktadır. Bu noktada kamu teşvikleri veya düzenlemelerinden faydalanılarak düşük faiz oranlı ve uzun vadeli krediler kullanılarak parçalı ve yüksek maliyetli yükümlülüklerden kaçınmak mümkün olmaktadır. Literatürde yer almasına karşın çok tercih edilmese de borçlu olunan kesime borcuna karşılık öz sermayeden iştirak veya pay vermek de borç azaltıcı bir yaklaşımdır. Türkiye’de pek rastlanılmasa da işletmelerin çıkarmış oldukları sabit faiz yüklü tahvillere karşı pay senedi veya kâra iştirakli tahvil teklifi de borçların azaltılma sürecine yardımcı olmaktadır.

1.4.1.4 Yönetimsel Yaklaşımlar

İşletmelerin hemen her noktasında yönetimin bir unsuru yer almaktadır. Aslında yukarıda bahsedilen gelir artırıcı, gider azaltıcı ve borç azaltıcı yaklaşımların tamamı yönetimin bilgi ve onayı durumunda uygulanmaktadır. Finansal başarısızlık yaşayan işletmelerin bu duruma karşı alabileceği yönetimsel planlar bu başlık altında toplanmıştır. Örneğin işletmenin küçülme kararı alması veya bazı faaliyetleri askıya alma her ne kadar işletmenin diğer fonksiyonları ile de görüşülse de işletme yönetimi tarafından uygulamaya alınacak kararlardır. Daha önce de belirtildiği gibi bazı önlemler birbirleri ile etkileşim içinde oldukları için net bir ayrıma gidilmesi her zaman mümkün olmayabilmektedir.

İşletme finansal başarısızlıkla karşılaştığında, yöneticiler bu sorunun temel nedenlerini derinlemesine incelemek, teşhis ve tedavi hakkında ayrıntılı bir planlama ile işletmeyi yeniden başarılı yapabilmek için hızlı ve kararlı adımlar atmalıdır. İlk olarak maliyetlerin azaltılması adına hem borç hem de gider azaltıcı önlemleri organize etmesi gerekmektedir. Personel sayısını azaltmak, sözleşmeleri yeniden müzakere etmek, gerekli olmayan harcamaları tespit etmek ve ortadan kaldırmak gibi faaliyetlerin belirli bir strateji içinde planlanması ve uygulamaya konulması önemli bir adım olarak görülmektedir. Diğer bir yaklaşım da verimliliği artırmaktır. İşletmenin faal tüm operasyonları ve fonksiyonlarının verimliliğini artırmak, maliyetleri düşürmeye ve geliri artırmaya yardımcı olmaktadır. Performansları optimize etmek için süreçleri yeniden değerlendirme, kolaylaştırma ve sadeleştirme veya işleyişin yapısını yeniden düzenleme

yönetimsel yaklaşımlar arasında gösterilebilir. İşletmenin, operasyonları finanse etmek, mevcut kısa vadeli borçlarını ödemek veya yatırım yapmak için krediler veya öz sermaye yatırımı gibi dış finansman yöntemlerini işletmenin yapısına uygun olacak şekilde planlayabilir. İşletmeye yeni ortak alınması, sermaye yapısının güçlendirilmesi, sermaye artırımı, şirket birleşmeleri, statü değişiklikleri diğer yaklaşımlar olarak sıralanabilir. Yönetim, tüm bu maliyet azaltımı, verimlilik artırımı, dış finansman ve diğer yaklaşımlarda profesyonel yardıma da başvurabilir. İşletme tarafından alınacak tüm önlemlerin ciddiyet ve titizlikle takip edilmesi, raporlanması, revize edilmesi ve dinamik bir yapı ile izlenmesi son derece önemlidir. Bununla ilgili bir izleme komitesi kurulması da yönetimsel yaklaşımlardan bir tanesi olarak değerlendirilmektedir. Finansal başarısızlık durumunda, işletmeler stratejik ve proaktif bir yaklaşımların yanında gerektiğinde profesyonel tavsiye ve yardım almak suretiyle başarısızlık durumlarını iyileştirebilir ve uzun vadeli başarı elde etmeleri mümkün olabilmektedir.

1.4.2 Tasfiye

İşletmelerin faaliyetlerini sonlandırarak tüm hesaplarının kapatılma süreci tasfiye olarak tanımlanmaktadır. İşletmelerin finansal başarısızlık durumunda ortaya çıkan ikinci seçenek tasfiye sürecidir. İşletmenin iç ve dış paydaşları şartlar ne olursa olsun işletmenin sürekliliğini sağlamak adına adımlar atmaktadırlar. Devletler bu sürecin ekonomik, sosyal ve politik maliyetlerini göz önüne alarak gerekli teşvik ve destekleri sunmaktadır. Ancak tüm bu şartlara rağmen bazen kuruluş aşamasında sonsuz süreli olarak değerlendirilen işletmeler faaliyetlerine son vermek durumunda kalabilmektedir. Bu durum yasal veya doğal süreçler sonunda gerçekleşmektedir. İşletmenin varlıklarını elden çıkardıktan sonra varsa yükümlülüklerin yerine getirilmesi sonucunda işletme doğal bir süreç ile faaliyetine son verebilmektedir. Tasfiye süreci bakımından en kolay şekilde tasfiyesi gerçekleşen işletme türü şahıs işletmeleri iken limited şirketler ve anonim şirketlerde kanun ve şirket ana sözleşmesinde yazılı hallerin meydana gelmesi veya ortaklar kurulu kararı ile faaliyete son verilmektedir (Güdücü, 2023). Öte yandan tasfiye bir yasal süreç sonunda da gerçekleşebilmektedir. İşletme iflası, işletmenin borçlarını ödeyememesi veya işletmenin varlıklarının borçlarını karşılamak için yeterli olmaması durumunda işletmenin kendi isteğiyle veya alacaklılar tarafından istenilebilmektedir. İflas sürecinde, alacaklıların borçlarını tahsil etmek amacıyla bir iflas masası

oluşturulmaktadır. İflas masası, işletmenin varlıklarını satarak nakit elde etmeye ve borçların öncelik sırasına göre ödenmesi amacıyla faaliyet yürütür. Bu sıralama İcra ve İflas Kanunu'nun 206. maddesinde açıklanmıştır. Finansal başarısızlık durumunda alınacak önlemler başlığı altında tasfiyenin olması bu sürecin bir önlem mi yoksa bir sonuç mu olduğu açısından bakıldığında hem bir önlem hem de bir sonuç olarak yer almaktadır. İşletmenin dönüşüm süreçlerini uygulaması bazen istenilen sonuçları vermemekle kalmayıp daha ağır durumlar yaratması söz konusu olmaktadır. Böyle durumlarda daha başka dönüşüm önlemleri almaktansa işletmenin tasfiye sürecine girmesi işletme ve alacaklıları bakımından daha uygun olmaktadır. Başka bir ifade ile işletmenin finansal başarısızlık yaşayan mevcut piyasa değeri, tasfiye değerinin altına düşmesi, borçlular açısından arzu edilen bir durum olmamaktadır (Petty, Keown & Martin, 2011).

1.5 Finansal Başarısızlık Modelleri

Finansal başarısızlık modellerinin sorunlarının en temeli, işletmenin ödeme gücü hakkında hiçbir ekonomik teorinin olmamasıdır. Bu genel teori yoksunluğu, ampirik çalışmalarda iflası açıklayabilen göstergelerin neler olduğu konusunda da fikir ayrılıklarını doğurmaktadır. Dolayısıyla yapılan ampirik çalışmalarda atılan ilk adım, herhangi bir ekonometrik modelin uygulanmasından önce oranların belirlenmesidir. Oran gruplarının aynı pay ve paydayı paylaştığı düşünüldüğünde, oranların sağladığı bilgilerin fazlalığı ve tahminlerde çoklu bağlantı sorunları oluşturan değişkenler arasındaki korelasyon nedeniyle önemli sorunlar ortaya çıkabilmektedir. Çoklu bağlantı, ekonometrik modellerin tahmin edilen katsayılarında, tahminlerin kesinliğini olumsuz yönde etkileyecek yüksek standart hatalar üretir. Ancak, en eksiksiz bilgiyi içeren oranları tespit edebilecek ve aynı zamanda hataların tekrarını önleyebilecek herhangi bir mantıksal prosedür mevcut değildir (Acosta-González & Fernández-Rodríguez, 2014).

Finansal başarısızlığın tahmin edilmesi için kullanılacak modellerin büyük bir çoğunluğu, kriter olarak gönüllü ya da zorunlu iflas olarak tanımlamaktadır. Bunun temel nedeni, iflas durumlarında mali kayıpların yaşanması ve işten çıkarmaların artışı söz konusu olur ve bu durum yasal süreçle birlikte geldiğinden nesnel olarak ölçülebilir olmasındandır. Fakat tek başına bu kriterin finansal başarısızlık tahmin modellerinin

oluşturulması için yeterli olmadığı söylenebilir. Şu bir gerçektir ki, işletmenin temerrüde düşmesi, borçlarını sürekli olarak ödeme sıkıntısı yaşaması gibi farklı finansal başarısızlık biçimleri gerçek başarısızlık ya da iflas ile sıkı sıkıya ilişkilidir (Keasey & Watson, 1991). Dolayısıyla tahmin modelleri oluşturulurken farklı karar boyutlarının ve başarısızlık kriterlerinin ele alınması gerekmektedir.

Literatürde yer alan çalışmaların çok büyük çoğunluğu Borsa İstanbul'da işlem gören işletmelerin verilerinden istifade etmiştir. Bu durumda finansal başarısızlık tanımı için her iki tür göstergeden de faydalanılması söz konusu olmaktadır. Bu noktanın hem verilerin güvenilirliği hem de erişim ve şeffaflık anlamında birtakım avantajlar sunmasının yanında işletmelerin sektörleri temsil yeterliliği anlamında bir dezavantaja da sahip olduğu gerçeği söz konusu olmaktadır. Literatürdeki bu boşluğu kısmen de olsa giderebilmek adına her sektörü, Borsa İstanbul'da işlem gören şirketlerin yanı sıra çok daha fazla sayıda borsa dışı şirketleri de göz önüne alarak değerlendirmek hedeflenmiştir. Bu durum kapsamında TÜİK ile yapılan protokol çerçevesinde maskelenmiş veriler ile çalışılması, tez çalışmasının bazı kısıtlara maruz kalmasına sebep vermektedir.

Matematik –istatistik, test ve seçim yöntemlerine dayanan başarısızlığın önceden belirlenmesinde kullanılan oranlar sistemindeki temel kriter; oranın başarısızlıktan önce bilgi verme gücü yani tahminin kalitesi olarak ifade edilir. Yapılan araştırmaların çoğu sağlam ve hasta işletmelerin ayırımına değinmektedir. Bu amaçla yapılan bazı çalışmalardaki modellere aşağıda yer verilmektedir.

Altman modeli; finansal başarısızlığı öngörmek için çok değişkenli bir model olan diskriminant analizini kullanmıştır. Araştırmada; likidite, kârlılık, etkinlik ve kaldıraç etkisi oranlarına ağırlık verilmiştir. Araştırmada kullanılan analiz farklı oranlar ile çeşitli ağırlıkları birbiriyle ilişkilendirir. Böylece işletmenin kredi değerliliği ve riski için bir değer hesaplanır. Altman, 33 başarılı ve 33 başarısız işletme ile yaptığı çalışmasında; 22 finansal oran saptamıştır. Saptamış olduğu bu finansal oranları yaptığı analizlerle ve kendi yargısıyla işletmeler için en iyi sonucu veren 5 orana indirgemıştır. Ödeme durumları iyi ve kötü olarak değerlendirilen çalışmada kullanılan model aşağıda verilmiştir.

$$Z = 1.2A + 1.4B + 3.3C + 0.6D + 0.999E$$

Z= İşletmenin nokta değeri

A= Çalışma Sermayesi / Toplam Varlıklar

B= Dağıtılmış Kârlar / Toplam Varlıklar

C= Faiz ve Vergiden Önceki Kâr / Toplam Varlıklar

D= Pay Senetlerinin Pazar Değeri / Dış Kaynaklar

E= Satışlar / Toplam Varlıklar

Altman modeline göre; Z değeri > 2.99 ise işletmenin iflas ihtimalinin düşük olduğu, Z değeri <1.81 ise işletmenin yüksek iflas ihtimali taşıdığını, Z değeri 2.675 olarak hesaplanırsa işletme durumunun netlik kazanmadığı olarak yorumlanmaktadır. Ayrıca yapılan analizlerle modelin doğruluk derecesi uygulanan örneklem dâhilinde %95 olarak hesaplanmıştır.

Beaver modeli; finansal başarısızlığın tahmininde kullanılan tek boyutlu çalışmaların başında gelmektedir. 1954-1964 yılları arasında 79 başarısız ve 79 başarısız olmayan işletme ile eşlemeli örnekleme tekniği kullanılmıştır. Araştırmada likit rezervlerinin önemli olduğu vurgulanmış ve kredi değerliliğinin belirlenmesinde bu rezervlerin önemli rol oynadığı belirtilmiştir. Araştırmada 30 finansal oran kullanılarak inceleme yapılmış daha sonra başarısız olmayan işletmeleri başarısız olanlardan ayırmada 6 oranın daha önemli olduğu saptanmıştır. Bu oranlar aşağıda verilmiştir;

Nakit Akışı / Dış Kaynak

Net Kâr / Toplam Sermaye

Dış Kaynak / Toplam Sermaye

Dönen Varlıklar / Kısa Süreli Borçlar

Net İşletme Sermayesi / Amortismanlar Dışındaki İşletme Giderleri

Çalışma Sermayesi / Toplam Sermaye

Beaver beklenen faydanın alınabilmesi için araştırmada işletmenin nakit sıkıntısı başlamadan en az beş yıl öncesinin ele alınması gerektiğini vurgulamıştır. Araştırmada en yüksek tahmin gücüne sahip oranın Nakit Akışı / Dış Kaynak oranı olduğu ve başarısız olmayan işletmelerin başarısız işletmelere nazaran daha kolay olduğu saptanmıştır. Araştırma sonuçlarında, rezerv arttıkça ve satışlar sonucu nakit akışları arttıkça ödememe olasılığının azaldığı ortaya konmuştur. Bununla birlikte dış kaynağın oranının yükselmesi

ve işletme giderlerinin yükselişi ödememe olasılığını artırdığı gözlemlenmiştir. Araştırmada ayrıca, sorunlu kredilerin sayısının az olması ve kredilerin maliyeti sorunsuz olanlardan fazla olmasından kaynaklı kredi kararları alınırken iki etkenin dengelenememesi, likit varlık akış modelinin formüle edilmemiş olması, modelin tek değişkenli olup sadece likiditeyi ilgilendiren oranların kullanılması bu model için yapılan eleştirilerdir.

Springate modeli; 1978 yılında 40 işletme üzerinden çok değişkenli diskriminant analizini kullanılarak geliştirilmiştir. Bu modelde dört temel oran kullanarak başarılı ve başarılı olmayan işletmeler için Z değeri hesaplamıştır. Springate'nin kullandığı model aşağıda verilmiştir.

$$Z = 1.30A + 3.07B + 0.66C + 0.4D$$

A = Çalışma Sermayesi / Toplam Varlıklar

B = Faiz ve Vergiden Önceki Kâr / Toplam Varlıklar

C = Faiz ve Vergiden Önceki Kâr / Kısa Vadeli Borçlar

D = Satışlar / Toplam Varlıklar

Araştırmada kullanılan modele göre Z değeri <0.862 ise işletmenin başarısız olduğunu belirtmiştir. Araştırmanın sonucunda örneklem dâhilinde modelin başarı derecesini % 92.5 olarak saptamıştır. Daha sonra Springate modelini araştırmasında kullanan Botheras (1979) aktif büyüklüğü 2.5 milyon dolar üzerinde olan 50 işletme için modelin doğruluk derecesini %88 olarak saptamışken, Sands (1980) ise aktif büyüklüğü 63.4 milyon dolar üzerinde 24 işletme ile yaptığı çalışmada modelin doğruluk derecesini %83.3 olarak belirlemiştir (Aydın, Başar & Çoşkun, 2015).

Weibel (1973) modeli; bilanço kalemleri analizi ile İsviçre bankası müşterileri olan 36 başarılı ve 36 başarılı olmayan küçük işletmeyi karşılaştırmıştır. Başarılı ve başarılı olmayan işletmelerin tercihinde iş kolu, işletme büyüklüğü, işletmenin yaşı, hukuki şekli, kuruluş yeri, konjonktür ve taşınmazların sahipliği kriterleri kullanılarak Wilcoxon testi yardımıyla 42 oran analiz edilmiştir (Aydın, Başar & Çoşkun, 2015). Araştırmada tutarlılık bakımından 42 orandan 20 tanesinin ayrıntılı olarak test edilmesine olanak sağlanmıştır. 20 oranda 6 tane grup elde edilmiş olup bu gruplar aşağıda belirtilmiştir.

Nakit Akışı / Kısa Süreli Borçlar

Dönen Varlıklar / Kısa Süreli Borçlar

Dönen Varlıklar- Borçlar / Nakit Çıkışı Gerektiren Giderler

Ortalama Stok Tutarı \times 365 / Alışlar

Ortalama Kredi Tutarı \times 365 / Alışlar

Borçlar / Toplam Varlıklar

Araştırmada Wilcoxon yöntemindeki çift gözlemlerden yararlanılarak toplanan verilerin amaca uygun olmadığı, örneklem bağımsızlığının göz ardı edildiği ve değişkenler arasındaki ilişkilerin dikkate alınmadığı gibi unsurlardan dolayı araştırmada sonuçların yorumu kesin bir kurala bağlanamamıştır (Aydın, Başar & Çoşkun, 2015).

Fulmer ve arkadaşlarının (1984) geliştirdiği modelde çok değişkenli diskriminant analizi kullanılmıştır. Modelde ortalama aktif büyüklüğü 455 milyon dolar olan 30 başarılı ve 30 başarısız işletme ele alarak bir denklem ile H değeri hesaplanmıştır. Modelde kullanılan denklem aşağıda verilmiştir.

$$H = 5.528 (V1) + 0.212 (V2) + 0.073 (V3) + 1.270 (V4) - 0.120 (V5) + \\ 2.335 (V6) + 0.575 (V7) + 1.083 (V8) + 0.894 (V9) - 6.075$$

V1 = Dağıtılmamış Kârlar / Toplam Varlıklar

V2 = Satışlar / Toplam Varlıklar

V3= Vergi Öncesi Kâr / Öz Sermaye

V4 = Nakit / Toplam Borçlar

V5 = Borçlar / Toplama Varlıklar

V6 = Kısa Vadeli Borçlar / Toplam Varlıklar

V7 = Log (Maddi Varlıklar)

V8 = Çalışma Sermayesi / Toplam Borçlar

V9 = Log (Faiz ve Vergi Öncesi Kârlar / Faizler)

Modelde H skorunun negatif elde edilmesi durumunda işletme başarısız olarak kabul edilmiştir (Aydın, Başar & Çoşkun, 2015).

CA-Skoru (Kanada Skoru) modeli; 1987 yılında geliştirilmiş ve modelde çok değişkenli diskriminant analizi kullanılmıştır. 30 finansal oranın kullanıldığı çalışmada yıllık satış düzeyleri 1-20 milyon dolar olan 173 üretim işletmesi ele alınmıştır. Kanada Skor modeli denklemi aşağıdaki gibidir (Aydın, Başar, & Çoşkun, 2015).

$$CA \text{ Skoru} = 4.5913*(C1) + 4.5080*(C2) + 0.3936*(C3) - 2.7616$$

$$C1 = \text{Ortakların Yatırımları}^{**} / \text{Toplam Varlıklar}[t-1]$$

$$C2 = (\text{Faaliyetlerden Olağan Kâr ya da Zarar} + \text{Faiz Giderleri}[t-1]) / \text{Toplam Varlıklar}[t-1]$$

$$C3 = \text{Satışlar}[t-2] / \text{Toplam Varlıklar}[t-2]$$

Denklemden ** olarak gösterilen oran; ortakların yatırımları öz sermaye payına, işletmeye verilen net borç eklenerek bulunmaktadır. Formülde yer alan t-1 ifadesi bir yıl öncesini, t-2 ifadesi ise iki yıl öncesini ifade etmektedir. Araştırmada CA skoru < -0.3 ise firma başarısız olarak değerlendirilmiştir (Aydın, Başar & Çoşkun, 2015).

Edmister (1972) modelinin yer aldığı çalışmada ikili regresyon modelini geliştirilmiştir. Çalışmada birden fazla analiz kullanmış ve başarısızlıkların önceden tahmin edilmesi amaçlanmıştır. 1954-1969 yılları arasında ABD’de SBA (küçük işletmeler idaresi) adlı organizasyona borçlu olan firmalardan 42 finansal başarısız, 562 finansal başarılı firma ele alınmıştır. Yapılan çalışmada 19 finansal oran saptanıp dört hipotez test edilmiştir. Test edilen hipotezler aşağıda verilmiştir.

Başarısızlığın tahmininde rasyoların katkı payı

Başarısızlığın tahmininde rasyoların üç yıllık trend etkisi

Başarısızlığın tahmininde rasyoların üç yıllık ortalama etkisi

Başarısızlığın tahmininde rasyoların endüstrideki trendlerle kombinasyonu

Çalışmada istatistiksel olarak modelin anlamlılığını artırmak amacıyla çoklu bağlantı sorunu sınırlandırılmıştır. Bu nedenle modeldeki değişkenler arasındaki korelasyon 0.31’den yüksek ise o değişken modelden çıkarılmıştır. Analiz kapsamında yedi bağımsız değişkenden oluşan bir regresyon modeli oluşturulmuştur. Araştırmada kullanılan model aşağıda verilmiştir.

$$Z = 0.951 - 0.423*X1 - 0.293*X2 - 0.482*X3 + 0.277*X4 - 0.452*X5 - 0.352*X6 - 0.924*X7$$

X1 = Yıllık nakit girişi / dönen varlıklar oranı 0.5'ten küçük ise 1, değilse 0.

X2 = Öz sermaye / satışlar oranı 0.7'den küçük ise 1, değilse 0.

X3 = Net işletme sermayesi / satışlar oranı -0.2'ten küçük ise 1, değilse 0.

X4 = Dönen varlıklar / öz sermaye oranı 0.48'ten küçük ise 1, değilse 0.

X5 = Stoklar / satışlar oranı 0.04'ten küçük ise 1, değilse 0.

X6 = Likidite Oranı 0.34'ten küçük ise 1, değilse 0

X7 = Likidite Oranı/ Endüstri Likidite Oranı sonucu yükselişte ise 1, değilse 0

Araştırma sonucunda doğru sınıflandırma oranı %90'ın üzerinde hesaplanmıştır. Bulunan tahmin modelinin güçlü çıkmasının sebeplerinden en önemlisi analitik yöntem ve oranların belirlenmesi olduğu öne sürülmüştür.

Ohlson (1980) çalışmasında 1970 - 1976 yılları arasında faaliyet gösteren 105 başarılı olmayan ve 2058 başarılı işletme ile logit modeli kullanılarak bir model geliştirmiştir. Modelde değişken olarak kullanılan oranlar aşağıda verilmiştir.

İşletme Büyüklüğü (Log(Toplam Varlıklar/ GSMH Fiyat Endeksi)),

Toplam borç / toplam varlıklar,

Çalışma sermayesi / toplam varlıklar,

Kısa vadeli borçlar / dönen varlıklar,

Toplam borçların toplam varlıkları aştığı durumda 1 aksi durumda 0 değeri alan kukla değişken,

Net kâr / toplam varlıklar,

Faaliyet kârı / toplam borçlar,

Son iki yılın zarar olduğunda 1, aksi durumda 0 değeri alan kukla değişken,

Son iki yılın net satış farkının mutlak değer toplamlarına oranı

Logit modeli ile gerçekleştirilen bu çalışmada bir yıl içinde iflası öngörülenler, ikinci yıl içinde iflası öngörülenler ve bir veya iki yıl içinde iflası öngörülenler olarak üç model oluşturulmuştur. Çalışma sonucunda üç model için sırasıyla %96.12, %95.55 ve %92.84 oranlarında doğru sınıflama tespit edilmiştir.

İKİNCİ BÖLÜM

2 LİTERATÜR

Finansal başarısızlığa yönelik çalışmaların ilk örneklerinden biri olan Beaver (1966) finansal başarısızlığı firmanın ödemesi gereken yükümlülüklerini vadesi geldiğinde ödeyememesi olarak ifade ettiği çalışmasında finansal başarısızlığı tahmin etmede kullanılabilecek finansal oranları inceleyip geliştirmiştir. Başarılı ve başarılı olmayan 79 işletmenin analize tabii tutulduğu çalışmada oran analizinin başarısızlıktan en az beş yıl öncesine kadar firma örneklerinin %78'ini doğru bir şekilde sınıflandırdığı sonucuna ulaşılmıştır.

Altman (1968) finansal başarısızlığı yasal olarak iflas etmiş ve denetçi atanmış firmalar olarak tanımladığı çalışmada, 1946-1965 yılları arasında faaliyet gösteren imalat sektörü işletmelerini kullanmıştır. Sektördeki 33 başarılı ve 33 başarısız firmaya çok değişkenli diskriminant analizini uygulamıştır. Çalışmanın sonuçları; iflasın fiili başarısızlığından iki yıl öncesine kadar tahmin edilebilir olduğunu öngörmüştür. İflastan önceki yılda gelecekteki iflasları seçmede %95 oranında etkili olduğu sonucuna ulaşılmıştır. Bununla birlikte başarısızlıktan önceki yılların sayısı arttığında kullanılan modelin tahmin yeteneğinin azaldığını belirtilmiştir.

Meyer ve Pifer (1970), 1948-1965 yılları arasında ABD'de 39 finansal başarısız, 39 finansal başarılı banka ile yaptıkları çalışmada çoklu regresyon tekniğini kullanarak önceki yıllardaki başarısızlıkları değil de gelecekte olabilecek iflasları tahmin etmeyi amaçlamışlardır. Başarısızlığı iflas yasasına göre iflas eden firmalar olarak tanımlamıştır. Araştırmanın sonucunda iflastan 1 ve 2 yıl öncesine kadar bankaların % 80 oranında doğru sınıflara ayrıldığı saptanmıştır.

Wilcox (1971); yaptığı çalışmasında başarısızlığı belirlenen iki nokta arasında işletmelerin varlıklarında oluşan azalma olarak tanımlamıştır. Markov zinciri kavramına dayanarak matematiksel ve istatistiksel teknikler kullanıp kuramsal bir model geliştirmeyi amaçladığı çalışmada Feller'in klasik "Kumarbazın İflası" modelini işletme riskini hesaplamak için uyarlamıştır. Çalışmanın sonucunda iflastan 1, 2, 3, 4 ve 5 yıl öncesi için doğru sınıflandırma oranlarını tahmin etmiştir. Bu oranlar sırasıyla; %94, %89, %89, %91 ve %76 olarak saptanmıştır.

Deakin (1972) başarısızlığı iflas etme ve tasfiye sürecine girme olarak tanımladığı çalışmada, 1964-1970 yılları arasında 32 başarısız firmayı ele alıp çok değişkenli diskriminant analizini kullanmıştır. Analizin sonucunda başarısızlığın üç yıl öncesine kadar tahmin edilebilir olduğunu belirtmiştir.

Sinkey (1975), 1969-1972 yılları arasında Amerika’da faaliyet gösteren 220 banka ile yaptığı çalışmada başarılı ve başarısız bankalar arasındaki farklılıkları saptamak için çok değişkenli diskriminant analizini kullanmıştır. Başarısızlığı Federal Mevduat Sigorta Kurumu tarafından tanımlanmış olan problemlili bankalar olarak tanımlamaktadır. Araştırmanın sonucunda iflastan bir yıl öncesini %80’e kadar doğru sınıflandırma olarak belirlemiştir.

Ohlson (1980), 1970- 1976 yılları arasında bir endüstri kolunda faaliyet gösteren 105 başarısız ve 2058 başarılı işletme ile yaptığı çalışmada; hangi şirketlerin iflas edeceğini ve iflas edecek şirketlerin iflas olasılıklarını lojistik regresyon analizi uygulayarak hesaplamayı amaçlamıştır. Başarısızlığı yasal olarak iflas başvurusunda bulunmak olarak tanımlamaktadır. Araştırmanın sonucunda; geliştirdiği modelin %92.12 oranında doğru sınıflandırma yaptığını saptamıştır.

Gökten (1981)’in çalışması, Türkiye’de finansal başarısızlığın tahmininde çok değişkenli diskriminant analizi ile yapılmış ilk çalışmadır. 1976-1980 yılları arasında 25 başarılı ve 14 başarısız işletme ile yaptığı çalışmada iflastan 4 yıl öncesine kadar tahmin edilmeye çalışılmıştır. Başarısızlığı iflas etmiş firmalar olarak tanımlamaktadır. Araştırma sonucunda; iflastan 1 yıl öncesini %92.9, 2 yıl öncesini %89.7, 3 yıl öncesini %84.6 ve 4 yıl öncesini %85.2 oranı ile doğru sınıflandırma yaptığını saptamıştır.

Aktaş (1993), başarısızlığı; art arda 3 yıl zarar etme, finansal krizden kaynaklı üretimin durması olarak tanımladığı çalışmada 1980-1989 yılları arasında 25 başarısız işletme ve 35 başarılı işletmeyi ele alarak doğrusal ve kuadritik diskriminant analizini, 0-1 doğrusal çoklu regresyon modeli, probit ve logit modellerini kullanmıştır. Araştırmanın sonucunda doğrusal diskriminant analizi bulgularının daha üstün olduğunu saptamıştır. Doğrusal diskriminant analizi ile bir yıl önceki başarısızlığı tahmin etme olasılığı %90, iki yıl önceki başarısızlık tahmini %87.5, üç yıl önceki başarısızlığı tahmin etme olasılığını %87 olarak saptamıştır.

Jo vd. (1997), başarısızlık kriteri olarak iflas etmeyi tanımladıkları çalışmada veri seti olarak Kore’de 1990-1992 yılları arasında 272 iflas etmiş, 272 iflas etmemiş toplam

554 işletmeyi ele almışlardır. Araştırmalarında yapay sinir ağı modeli, Case-Based Reasoning, Diskriminant analizlerini kullanarak tahmin yöntemi geliştirmeyi amaçlamışlardır. Araştırmanın sonucunda yapay sinir ağı analiz sonuçlarının daha üstün olduğunu saptamışlardır. Yapay sinir ağı modeli ile başarısızlığın bir yıl öncesinde doğru sınıflandırma oranı %83.79 olarak bulunmuştur.

Canbaz (1998), finansal başarısızlığı tanımlarken ilgili dönemi zararlar kapatan firmaları başarısız, kârla kapatan firmaları başarılı olarak tanımladığı çalışmasında 1984-1988 yılları arasında faaliyet gösteren 60 şirketi çok boyutlu istatistiksel analizler ile incelemiştir. Çalışmasında 15 tane finansal oran kullanmıştır. Araştırmanın sonucunda; çok boyutlu diskriminant analizi ile doğru sınıflandırma oranını % 95.7, faktör analizi ile doğru sınıflandırma oranını %91.7, çok boyutlu regresyon modeli ile sınıflandırma oranını %92 bularak en yüksek sınıflandırma performansının çok boyutlu diskriminant analizi olduğunu saptamıştır.

Şen (1988), finansal başarısızlığı TMSF' ye devredilen bankalar olarak tanımladığı çalışmasında 1985-1996 yılları arasında 11 finansal başarısız, 42 finansal başarılı toplamda 53 banka ile çalışmıştır. Araştırmada çok boyutlu regresyon modeli, çok boyutlu diskriminant analizi ve logit modelini kullanarak başarısızlığı 3 yıl öncesinden tahmin edebilmeyi amaçlamıştır. Araştırmanın sonucunda; çok boyutlu regresyon analizi için finansal başarısızlıkları sırasıyla 1, 2, 3 yıl öncesinden tahmin oranlarını %98, %96, %94, çoklu diskriminant analizi için tahmin oranlarını %98.2, %92, %96 olarak saptamıştır.

Yıldız (1999), başarısızlığı iflas, sermayenin yarısına düşmesi, aktif tutarın %10'nun kaybedilmesi, borçları ödemenin zorlaşması, üretimin durması, 3 yıl art arda zarar etme, borçların aktifi geçmesi olarak tanımladığı çalışmasında 1983-1997 yılları arasında İMKB'de işlem gören 53 finansal başarılı, 53 finansal başarısız işletme ile yapay sinir ağı modeli kullanarak işletmelerin finansal başarısızlığa düşmeden 1 yıl öncesi tahmin etmeyi amaçlamıştır. Araştırmanın sonucunda yapay sinir ağı ile doğru sınıflandırma oranını %94.4 olarak saptamıştır.

Zhang vd. (1999), yaptıkları çalışmada finansal başarısızlığı iflas olarak ele almışlardır. 1980-1991 yılları arasında Amerika'da NASDAQ Borsa'sında faaliyet gösteren 110 iflas etmiş, 110 iflas etmemiş firma ile iflas tahminindeki doğru sınıflandırma oranlarını lojistik regresyon ve yapay sinir ağı modeli ile

karşılaştırmışlardır. Araştırmanın sonucunda yapay sinir ağı için doğru sınıflandırma oranını %80.46, lojistik regresyon için doğru sınıflandırma oranını %78.18 hesaplayarak yapay sinir ağı ile geliştirdiği modelin tahmininin daha iyi sonuç verdiği saptamışlardır.

Atiya (2001), tarafından yapılan çalışmada 444 başarısız, 716 başarılı toplamda 1160 firmayı ele alıp iflası 1-36 ay öncesine kadar tahmin eden modeller geliştirmek amacıyla yapay sinir ağı tekniğini kullanarak modeller oluşturmuştur. Yaptığı çalışmada geleneksel finansal oranlar ile sermaye piyasa oranları olmak üzere iki örneklem ortaya koymuştur. Araştırmanın sonucunda sermaye piyasası oranları ile yaptığı modelde doğru sınıflandırmayı %85.5, geleneksel finansal oranla yaptığı modeldeki doğru sınıflandırmayı %81.46 olarak saptamıştır.

Keskin, 2002, yaptığı çalışmada finansal başarısızlığı iflas, art arda 3 yıl zarar etmek, İMKB’de işlem sırasının kapatılması ve kottan çıkarılması olarak tanımladığı çalışmasında 1992-2002 yılları arasında İMKB’de işlem gören 142 firmayı ele almıştır. İşletmelerdeki finansal başarısızlığı 1, 2, 3 önceden tahmin etmek amacıyla çok değişkenli diskriminant analizi, lojistik regresyon analizi ve yapay sinir ağı modellerini kullanmıştır. Araştırmanın sonucunda yapay sinir ağları modelinin daha üstün olduğu sonucunu saptamıştır.

Aktaş (2003), 1983-1997 yılları arasında 53 finansal başarılı, 53 finansal başarısız işletme ile yaptığı çalışmada işletmelerin finansal başarısızlığa düşmeden 1 yıl öncesini tahmin etmek için yapay sinir ağları ile çoklu regresyon, diskriminant ve logit analizlerini karşılaştırmıştır. Finansal başarısızlığı; iflas, sermayenin yarısını kaybedilmesi, aktif tutarın %10’u kaybetmesi, 3 yıl üst üste zarar etmek, bor ödeme zorluğu içine düşülmesi, üretimi durdurma ve borçların aktif geçmesi olarak tanımlamıştır. Araştırmanın sonucunda yapay sinir ağları modelinin %95.71 oranında doğru sınıflandırma yaptığı saptanmıştır.

Altaş & Giray (2005), mali başarısızlığı; ilgili dönemi zararlar kapatma olarak tanımladıkları çalışma kapsamında; İMKB’de 2001 yılında faaliyet gösteren 33 tekstil firmasının bilançolarından elde edilen rasyoları kullanılmıştır. Tekstil sektöründe mali başarısızlık riski taşıyan işletmeleri saptayacak model için faktör analizi ve lojistik regresyon analizini kullanmışlardır. Araştırmanın sonucunda; faktör analizi ile elde edilen rasyoların %80 açıklama oranına sahip olduğu belirlenmiştir. Lojistik regresyon analizi

ile mali başarısızlığı belirlemedeki en önemli faktörün likidite faktörü olduğu bulunmuştur. Doğru sınıflandırma olasılığı %74.2 olarak saptanmıştır.

Benli (2005), başarısızlık kriterini TMSF'ye devredilen bankalara olarak tanımladığı çalışmasında 1997-2001 yılları arasında TMSF'ye devredilen 17 özel sermayeli ticaret bankası ve faaliyetine devam eden 21 özel sermayeli ticaret bankasını ele alarak lojistik regresyon ve yapay sinir modelleri ile finansal başarısızlık tahmininde bulunmuştur. Araştırmanın sonucunda yapay sinir ağı ile geliştirilen modelde doğru sınıflandırma oranı %87, lojistik regresyon modeli için doğru sınıflandırma oranı %84.2 hesaplanarak yapay sinir ağı modelinin performansının daha yüksek olduğu saptanmıştır.

İçerli & Akkaya (2006) yaptıkları çalışmada finansal başarısızlığı üç yıl art arda zarar etmek ve iflas etmiş olmakla tanımlamışlardır. Çalışmanın verileri 1990-2003 yılları arasında İMKB'de işlem gören 40 başarılı 40 başarısız endüstri işletmesini kapsamaktadır. Başarılı ve başarısız olarak iki grupta incelenen model için önce finansal oranlar hesaplanmış daha sonra Z testini uygulanmıştır. Çalışmanın sonuçları; iki grup arasında farklılık bulunan oranlar, cari oran, asit-test oranı ve alacak devir hızı olarak saptanmış ve yabancı kaynaklar/toplam aktifler oranının iki grup için önemli farklılıklar barındırdığı bulunmuştur. En önemli sonuç olarak iki grup arasındaki farklılıkların çok az olması durumunda başarılı işletmelerin iyi yönetilememesi durumunda başarısızlığa düşmelerinin hızlıca olacağını, başarısız işletmelerin de yasal olarak iflas etmemeleri durumunda daha iyi bir yönetimle başarıya ulaşılacabileceği belirtilmiştir.

Yazıcı (2007), finansal başarısızlığı 90 gün içinde kredi borcu ödeyememe olarak tanımladığı çalışmasında 1993-2004 yılları arasında 42 finansal başarısız, 52 finansal başarılı işletme ile KOBİ'lere yönelik tahmin geliştirmek amacıyla yapay sinir ağı modeli, lojistik regresyon ve diskriminant analizlerini kullanmıştır. Araştırmanın sonucunda yapay sinir ağı modeli için doğru sınıflandırma oranını %96 olarak hesaplayarak diğer modellerden daha yüksek tahmin sonucunu verdiğini saptanmıştır.

Torun (2007), finansal başarısızlığı iflas etmek, borsada işlem sıranın kapanmış, faaliyetlerinin durdurulmuş olması, art arda 2 yıl ya da daha fazla yılda zarar etmek olarak tanımladığı çalışmasında, 1992-2004 yılları arasında İMKB'de işlem gören sanayi işletmelerini baz alarak çok değişkenli diskriminant analizi, lojistik regresyon ve yapay sinir ağı modeli kullanarak işletmelerin finansal başarısızlığını beş yıl öncesine kadar

tahmin etmeyi amaçlamıştır. Araştırmanın sonucunda yapay sinir ağları modelinin daha iyi sonuç verdiğini saptamıştır.

Çelik (2009), 1992-2008 yılları arasında İMKB’de kayıtlı bulunan 355 firma ile yaptığı çalışmada firmaların finansal başarısızlığa düşmeden 1, 2 ve 3 yıl öncesinin tahmin edilmesi için Altman’ın Z puanı modeli, diskriminant analizi ve yapay sinir ağı modelleri oluşturmuştur. Finansal başarısızlığı; üst üste 3 yıl zarar edilmesi, öz sermayenin en az 2/3 oranında azalması ve toplam aktiflerin %10 oranında azalması olarak tanımlamıştır. Araştırmanın sonucunda; yapay sinir ağları modelinin tahminde daha üstün olduğunu saptamıştır. Başarılı ve başarısız firmalar için tahmin edilme oranı %91.4 olarak bulunmuştur.

Wu vd. (2010), başarısızlığı bir yıl içinde iflas başvurusunda bulunmak olarak tanımladığı çalışmasında Çin’de faaliyet gösteren 32 firmayı başarılı ve başarısız olarak iki sınıfta ele almıştır. Çoklu diskriminant ve yapay sinir ağları kullanılan modelde 7 finansal oran geliştirilerek işletmelerin 1 ve 3 yıl öncesinden başarısızlıkları tahmin edilmesi amaçlanmıştır. Araştırmanın sonucunda yapay sinir ağı modeli ile geliştirilen modelin tahmin oranının yüksek olduğu saptanmıştır.

Terzi (2011), yaptığı çalışmada İMKB gıda sektöründe 2009-2010 yılları arasında faaliyet gösteren 22 firmanın finansal başarısızlığını belirlemek için Altman Z skoru kriterini kullanmıştır. Çalışma kapsamında 19 finansal orandan 6 tanesinin modele dâhil edildiği araştırmada modelin doğruluk oranının %91’e yakın olduğu saptanmıştır.

Yakut & Elmas (2013), yaptıkları çalışmada finansal başarısızlığı iflas etmiş olmak, borsada tahtasının kapanmış olması ve faaliyetlerinin durdurulmuş olması, art arda 2 yıl veya daha fazla yılda zarar etmek olarak tanımlamışlardır. Çalışmada 2005-2008 yılları arasında İMKB’de işlem gören 38 başarısız, 102 başarılı toplamda 140 sanayi işletmesi ele alınarak veri madenciliği ve diskriminant analizleri uygulanmıştır. Araştırmanın sonucunda veri madenciliği analizinin diskriminant analizine göre daha iyi sonuç verdiği saptanmıştır.

Altınöz (2013), 1997-2002 yılları arasında 18 finansal başarılı, 18 finansal başarısız olmak üzere 36 banka ile yaptığı çalışmada yapay sinir ağları analizini kullanarak firmaların başarısızlığa düşmeden 1 ve 2 yıl öncesinden tahmin edilmesini amaçlayan model geliştirmiştir. Finansal başarısızlığı TMSF’ye devrolan bankalar olarak tanımlamıştır. Araştırmanın sonucunda yapay sinir ağları modeli için güçlü tahmin oranı

saptanmıştır. Başarısızlığı 1 yıl öncesinde tahmin etme oranı %88, 2 yıl önceden tahmin etme oranı %77 olarak belirlenmiştir.

Civan & Dayı (2014), yaptıkları çalışmada mali başarısızlığı geçmiş yıl zararlarının aktif toplamının %10'unu aşması ve öz sermayenin 2/3 oranında azalması olarak tanımladıkları çalışmada Zonguldak Kamu Hastaneleri Birliği'ne bağlı sağlık işletmelerinin 2008-2012 yılları mali başarısızlıkları için tahmin geliştirmişlerdir. Çalışmada yapay sinir ağı modeli ve Altman Z skoru analizi uygulanmıştır. Araştırma sonucunda yapay sinir ağı modelinin %85 doğru sınıflandırma oranıyla Altman Z skoru analizinden daha üstün sonuç verdiği saptanmıştır.

Salur (2015), 2008-2013 yılları arasında BİST'te işlem gören 72 finansal başarılı, 72 finansal başarısız 144 işletmeyi kapsayan çalışmasında yapay sinir ağı modeli kullanarak işletmeleri başarısızlığa düşmeden önce uyarıcı bir model geliştirmeyi amaçlamıştır. Finansal başarısızlığı; işletmenin en az iki yıl üst üste zarar etmesi, BİST'te işlem sırasının kapanması, kottan çıkarılma veya gözaltı pazarına alınması, işletmedeki aktif büyüklüğün ve öz kaynaklarının bir önceki yıla göre en az %10 azalma göstermesi, sermayenin yarısının veya 2/3'ünün kaybolması, net işletme sermayesinin negatif olması olmak üzere yedi kriterle tanımlamıştır. Çalışmanın sonucunda yapay sinir ağı modelinin başarılı olan işletmeleri %100 oranında doğru sınıflandırdığı, başarısız işletmeleri %91.66 oranında sınıflandırdığı toplamda uygulanan modelin %95.83 oranında doğru sınıflandırma yaptığı saptanmıştır.

Ural, Gürarda & Önemli (2015), BİST'te 2005-2012 yılları arasında faaliyet gösteren gıda, içki ve tütün şirketlerinin finansal başarısızlık tahminlerini 1, 2 ve 3 yıl öncesinden öngörmeyi hedeflemişlerdir. Bu kapsamda lojistik regresyon yöntemini kullanmışlardır. Finansal başarısızlık tanımı üç yıl art arda zarar, öz kaynakların negatif olması, işlem sırasının kalıcı olarak kapatılması, gözaltı piyasasına alınması, faaliyetlerin durması ve iflasının açıklanması koşullarından birine bu süreç içerisinde sahip olması olarak değerlendirilmiştir. Araştırma neticesinde bir yıl öncesinde tahmin performansı %91, 2 yıl öncesinde %91 ve 3 yıl öncesinde ise %74.5 olarak gerçekleşmiştir. Bu sonuçlar lojistik regresyonun işletme başarısızlığı tahmininde başarılı bir model olabileceğini göstermektedir.

Güriş, Çağlayan Akay, Ün & Kızıllarlan (2017) çalışmalarında BİST'te 2012-2015 yılları arasında faaliyet gösteren imalat sektörü işletmelerinin finansal başarısızlık

olasılıkları tahmin etmeye çalışmışlardır. Çalışmada üç farklı finansal başarısızlık tanımı işletmenin sermayesinin yarısını kaybetmesi, iki yıl üst üste zarar etmesi ve üç yıl üst üste zarar etmesi olarak değerlendirilmiştir. Araştırma neticesinde sermaye ile ilişkili modelde 1, iki yıl zarar olması ile ilişkili modelde 4 ve üç yıl zarar olması ile ilişkili modelde ise 5 finansal oran istatistiki olarak anlamlı bir ilişki içinde tespit edilmiştir. Çalışmada finansal başarısızlık göstergelerinin farklı sayıda ve türde orandan etkilendiği sonucuna varılmıştır.

Yakıcı Ayan & Değirmenci (2018) BİST’te 2013-2016 yılları arasında faaliyet gösteren sınıai endeksi şirketlerinin 1, 2 ve 3 yıl önceden finansal başarısızlıklarını öngörmeyi hedeflemişlerdir. Finansal başarısızlık tanımı üç yıl üst üste zarar etmesi, öz sermayenin en az $2/3$ oranında azalması veya toplam aktiflerinin %10 azalması koşullarından birine sahip olması şeklinde değerlendirilmiştir. Lojistik regresyon modeli kullanılarak yapılan analizler neticesinde 1 yıl önceden yapılan tahminde 2 ve 3 yıl önceden yapılan tahminlere nazaran daha başarılı tahminler elde edildiği sonucuna varılmıştır.

Büyükarıkan & Büyükarıkan (2018) çalışmalarında BİST’te 2010-2014 yılları arasında faaliyet gösteren kimya sektörü şirketlerinin logit, probit, diskriminant ve regresyon yöntemlerine dayalı finansal başarısızlık tahminleri incelemişlerdir. Çalışmada 22 adet şirket 29 adet finansal oran kullanılarak dört farklı yöntem ile analize tabi tutulmuş ve logit modeli % 89.1, probit modeli % 87.27, diskriminant analizi % 88.2 ve regresyon modeli % 86.4 oranında doğruluk oranları elde etmişlerdir. Birbirlerine yakın doğruluk oranlarına sahip olmalarına karşın ön koşul gerektirmemesi ve görece daha başarılı performans göstermesi sebebiyle logit modelinin finansal başarısızlık tahminlerinde kullanılması önerilmiştir.

Çavuş & Başar (2020), BİST’te 2018 yılında imalat sektöründe faaliyet gösteren 178 şirketi inceleyerek finansal başarısızlık ve nakit akış oranları arasında bir ilişkinin olup olmadığını tespit etmeyi hedeflemişlerdir. Finansal başarısızlık, Altman Z skorunun 1.81’den düşük olması olarak tanımlanmıştır. Çalışma sonucunda ikili lojistik regresyon yöntemi yardımıyla işletme faaliyeti nakit akışı/dönen varlıklar, işletme faaliyeti nakit akışı/kısa vadeli, yabancı kaynak ve işletme faaliyeti nakit akışı/uzun vadeli yabancı kaynak oranlarının işletmenin başarılı olma olasılığını artırdığı belirtilmiştir.

Zizi, Oudgou & El Moudden (2020) çalışmalarında, KOBİ'lerdeki finansal başarısızlık göstergelerini ve sinyallerini belirlemeyi amaçlamıştır. Fas'da faaliyet gösteren bankalardan bir örneklem oluşturmuştur. Çalışma neticesinde, özerklik oranı, satış faizi, aktif devir hızı, alacak gün sayısı ve ticari borçların süresi finansal başarısızlık olasılığını artıran, geri ödeme kapasitesi ve aktif getirisi ise başarısızlık olasılığını azaltan göstergeler olarak tespit etmişlerdir. Bu göstergeler ile yapılan analizler sonucunda başarısızlıktan üç yıl önce için %91.11, iki yıl ve bir yıl öncesi için %84.44'lük doğru sınıflandırma oranı elde edilmiştir.

Tutkavul & Karahan (2021) çalışmalarında, BİST'te 2016-2018 yılları arasında sınai endeksinde faaliyet gösteren 153 şirketin lojistik regresyon yöntemi ile finansal başarısızlık durumlarını önceden tahmin etmeyi amaçlamışlardır. Finansal başarısızlık tanımı iflas, net zarar, yetersiz Altman Z skor değeri, öz sermayenin yarısının kaybı ve varlıkların % 10 kaybı koşullarından herhangi birine sahip olması olarak değerlendirilmiştir. Bu kapsamda 3 adet likidite oranı, 4 adet finansal yapı, 3 adet faaliyet oranı, 3 adet kârlılık oranı ve 1 adet piyasa oranı olmak üzere 14 oran kullanılmıştır. Çalışma sonucunda 2016 yılı ortalama tahmin oranı % 90.8, 2017 yılı ortalama tahmin oranı % 93.5 ve 2018 yılı ortalama tahmin oranı % 88.9 olarak hesaplanmıştır.

Aker (2021) çalışmasında 2015-2018 yılları arasında Türkiye'de faaliyet gösteren KOBİ'lerin finansal başarısızlık durumlarını tespit etmek amacıyla lojistik regresyon, karar ağacı, rastgele ormanlar, destek vektör makineleri ve k en yakın komşu yöntemlerini kullanmıştır. Finansal başarısızlık kavramı olarak iflas etmiş olma veya konkordato kararı verilme kriterleri kullanılmıştır. Çalışma sonucunda karar ağacı modelinde bir yıl öncesinde %90 ve 2 yıl öncesinde %97 doğruluk oranı ile diğer yöntemlere nazaran daha başarılı performans gösterdiği görülmüştür.

Soydaş (2021) çalışmasında BİST'te 2015-2019 yılları arasında imalat sektöründe faaliyet gösteren şirketlerin makine öğrenme ve Altman Z skoru ile finansal başarısızlıklarının önceden tahmin etmeyi hedeflemişlerdir. Çalışma kapsamında 24 adet finansal oran kullanılırken başarısızlık tahminleri beş yıl öncesinden bir yıl öncesine kadar 5 farklı süreçte değerlendirilmiştir. Çalışma sonucunda makine öğrenme yöntemlerinden rastgele orman yönteminin başarısızlıktan 1, 2, 3, 4 ve 5 yıl öncesine kadar hem yapay sinir ağları, destek vektör makinaları ve karar ağaçları gibi diğer makine

öğrenme yöntemlerinden hem de Altman Z-Skorundan daha başarılı performans gösterdiği görülmüştür.

Pardeshi (2022) çalışmasında başarısızlığa neden olan finansal faktörleri tespit etmeyi ve Hindistan'daki Merkezi Kamu Sektörü İşletmelerinin (CPSE) finansal başarısızlığını öngörmeyi hedeflemiştir. Çalışmada on yıldır faaliyet gösteren 27 ağır, orta ve hafif mühendislik işletmesi kullanılmıştır. Analizler için ikili lojistik regresyon kullanılmıştır. Analiz sonucunda başarısızlığı tahmin etmede %83,9'luk bir doğruluk oranına ulaşılmıştır. Ayrıca başarısızlık olasılığını etkileyen faktörler arasında işletme sermayesi, net kâr, aktif getirisi, kullanılan sermayeye brüt katma değer, satışlara işçilik maliyeti, sermaye-çıktı oranı ve toplam aktiflere satışlar oranları yer almaktadır.

ÜÇÜNCÜ BÖLÜM

3 YÖNTEMLER ve VERİ

Finansal başarısızlık tahmin çalışmaları çok temel istatistiksel yöntemlerin kullanılması ile başlanmasına karşın gelişen yeni yöntemlerin de kullanılması ile birlikte çok daha kompleks yapıya kavuşmuştur. Bu çalışmalarda finansal başarısızlık tanımları, veri azaltma yöntemleri, değişken azaltma yöntemleri ve sınıflandırma yöntemleri farklı periyot, sektör, piyasa ve işletmelerde kullanılmıştır. Bu çalışma kapsamında literatürde yer alan çalışmalardan farklı olarak işletmeler bir bütün olarak değil de sektörlerin kendi dinamikleri göz önüne alınarak yukarıdaki unsurlar kullanılarak finansal başarısızlıklar tahmin edilmektedir. Finansal başarısızlık çalışmaları temel olarak altı unsurun tamamının veya bir kısmının bir araya gelmesi ile ortaya çıkmaktadır. Bunlar işletme çeşitliliği, zaman tercihi, finansal başarısızlık tanımları, veri azaltma, değişken azaltma ve sınıflandırma yöntemleridir.

Bu bölüm yöntem ve veri işleme süreci olarak iki başlıktan oluşmaktadır. Yöntem başlığının ilk kısmında analizlerde kullanılmak üzere T.C. Merkez Bankası tarafından Sektör Bilançoları başlığı altında yayımlanan 17 sektöre ait mali tablolar TÜİK ile gerçekleştirilen protokol çerçevesinde kullanılmıştır. Sektörlere bağlı işletme sayılarındaki farklılıklar ve veri kalitesi açısından gerçekleştirilen süreçler bu kısımda değerlendirilmiştir. Gerçekleştirilen protokol çerçevesinde 2009 yılından itibaren tüm sektörlerde yer alan işletmelere ait maskelenmiş veriler analizlere tabi tutulmuştur. Verilerin TCMB tarafından toplanma süreci ile ilgili değişikliklerin yapılması ve önceki formattan farklı biçimde sunulmasından kaynaklanabilecek sorunlar göz önüne alındığında TÜİK tarafından 2009-2019 yıllarına ait veriler ile tek bir formatta çalışma imkânı sağlanmıştır. Sonuç olarak işletme çeşitliliği ve zaman tercihleri sonucunda elde edilen verilerin temizlenme ve ayıklanma süreçlerine ait değerlendirmeler ilk kısımda yer almaktadır. İkinci kısımda ise finansal başarısızlık tanımları yer almaktadır. Bu tanımlar için literatürde sıklıkla kullanılan kavramlardan faydalanılmıştır. Finansal başarısızlık tanımları neticesinde başarılı ve başarısız olarak tanımlanan işletmeler oluşturulan denklemin bağımlı değişken veya çıktı değişkeni olarak değerlendirilmiştir. Bağımlı değişkeni etkileyen ve onunla illiyet bağı olan bağımsız değişkenler olarak işletmelerin dönem sonu bilanço ve gelir tablolarından elde edilen finansal oranlara ait bilgiler üçüncü kısımda yer almıştır. Dördüncü kısımda bu oranlarının çokluğu ve çeşitliliği göz önüne

alındığında gerek işlem maliyeti gerekse de yöntemlerin performansları bakımından bazı finansal oranların çıkartılarak bağımlı değişken ile ilintili olanların kalmasını sağlamak adına değişken azaltma yöntemleri yer almaktadır. Beşinci kısımda bu yöntemler sonucunda finansal başarısızlık tanımları ile ilişkili ve sadece o sektörlerle ait veriler yardımıyla elde edilen finansal oranlar kullanılarak gelecekteki başarısızlığı öngörmeye yardımcı olacak dört sınıflandırma yöntemleri yer almaktadır. Altıncı kısımda ise çalışmada kullanılan yöntemlerin performanslarının değerlendirilme ölçütleri hakkında bilgiler bulunmaktadır.

Veri işleme başlığı altında yukarıda bahsi geçen altı unsurun analiz sürecine hangi noktada ve ne ölçüde katıldığı ile ilgili işleyiş yer almaktadır. TÜİK tarafından sunulan verilerin öncelikle hatalı veya eksik girilenlerinin çıkarılması veri temizleme kısmında açıklanmıştır. Hatalı girilen veya geçersiz verilerin ayıklanması sonrasında veri kalitesinin artırılması amacıyla filtreleme yöntemi kullanılmıştır. Mali tablolardan sağlıklı veriler alabilmek için bazı muhasebe hesaplarına ilişkin limitler belirlenmiştir. Tüm sektörler için benzer süreçler yapıldıktan sonra literatürde genel kabul görmüş bir finansal başarısızlık tanımı olmaması münasebetiyle bu çalışma kapsamında daha önceki çalışmalarda öngörü modellerinde yer alan kavramlar kullanılarak dört farklı finansal başarısızlık tanımı ortaya konmuştur. Bu tanımlar ışığında her sektörde başarısız ve başarısız olmayan işletmeler ikili değişken (binary) kullanılarak kodlanmıştır. İkili değişkenin açıklanmasında kullanılmak üzere TCMB tarafından sektör ortalamalarının yayınlanmasında kullanılan finansal oranlar, TÜİK'ten elde edilen maskelenmiş mali tablolardan araştırmacı tarafından hesaplanmıştır. Sektörler için tek tek hazırlanan veri setleri birinci kısımda yer alan yöntemlerin uygulanması için hazır hale getirilmiştir. Finansal oranların çok çeşitli olması ve kullanım alanlarındaki farklılıkların gözetilmesi sebebiyle sayıca fazla olan oranların çeşitli yöntemler ile azaltması ve hesaplanan finansal oranlardan aykırı değerlere sahip olup, kullanılan yöntemlerin performansını etkileyen işletme verileri tespit edilerek veri setinden çıkarılmıştır. Bu işlemlerden sonra elde edilen veri setinde işletme başarısızlık durumu bağımlı değişken, finansal oranlar da bağımsız değişken olarak değerlendirilerek değişken azaltma yöntemlerinin uygulanmasıyla finansal başarısızlık tanımlarına ait öngörü modelleri ortaya çıkmıştır. Son aşamada ise sektörler için bu tanımlar ve öngörü modelleri kullanılarak dört farklı sınıflandırma yöntemi mevcut veri setinden elde edilen test verileri ile analiz edilerek başarısız veya başarısız değil olarak sınıflandırılmaları sonucunda değerlendirilmiştir.

3.1 Yöntemler

Veri ayıklama ve temizleme süreçleri sonucunda elde edilen ham verilere bu başlık altında yer alan yöntemlerin uygulanması sonucunda finansal başarısızlık öngörü modellerinin oluşturulması planlanmıştır. Çalışmada öngörü modelleri oluşturulması amacıyla kullanılan tüm yöntemler ve süreçler hakkında genel bilgilendirme bu kısımda yer alacaktır. Veri azaltma kısmında ilk olarak filtreleme yöntemi hakkında bilgi yer almaktadır. Daha sonrasında bağımsız değişkenler arasındaki ilişkileri ölçebilmek adına korelasyon analizi ve aykırı değerlere sahip gözlemlerin tespit edilebilmesi bakımından desiller (ona bölünler) arası açıklık yöntemlerine yer verilmiştir. Finansal başarısızlık alt başlığında literatürde sıklıkla kullanılan kârlılık, net işletme sermayesi ve öz kaynak değerleri kullanılarak oluşturulan tanımlar yer almaktadır. İşlem maliyeti ve sınıflandırma yöntem performanslarını etkilememesi adına öngörü modellerinde kullanılmak üzere elde edilen finansal oranların azaltılması adına Rastgele Orman, Adım Adım İleri-Geri Seçim ve K-En Yakın Komşuluk yöntemleri kullanılmıştır. Son olarak sektörlere özgü elde edilen öngörü modellerine uygulanan ve literatürde uzun zamandan beri kullanılan Lojistik Regresyon ve makine öğrenme algoritmalarından yararlanan Rastgele Orman, Yapay Sinir Ağları ve K-En Yakın Komşuluk yöntemleri yer almaktadır.

3.1.1 Veri azaltma yöntemleri

Veri ayıklama işlemi sonrasında elde edilen veriler her bir sektör için veri matrisi şeklinde değerlendirilmiştir. Sütun kısmında finansal başarısızlık ikili değişkeni ve hesaplanan tüm finansal oranlar yer alırken satır kısmında işletmeler yer almaktadır. Çalışmada yer alan analiz yöntemlerinin daha sağlıklı çalışması ve işlem maliyetlerinin asgari düzeye indirilmesi noktasında bazı yöntemlere ihtiyaç duyulmuştur. Hem satır hem de sütun sayılarının çok sayıda olması sebebiyle bazı gözlem ve değişkenlerin veri setinden çıkarılması daha sağlıklı ve verimli analiz imkânı sunmaktadır. Farklı dosyaların tek bir dosya haline getirilmesi sonucu üzerinde çalışma yapılacak ham verilere uygulanan finansal filtreleme, korelasyon analizi ve desiller arası açıklık yöntemleri aşağıda yer almaktadır.

3.1.1.1 Finansal filtreleme

Sağlıklı biçimde birleştirilerek elde edilen ham verilerin tamamının sektörlere özgü finansal öngörü modellerinde kullanılmak üzere elverişli olmadıkları tespit edilmiştir. Bazı muhasebe hesaplarına ait değerlerin finansal oranların hesaplanmalarını tanımsız veya sıfır olarak hesaplanmasına sebebiyet vermesini engelleyebilmek adına söz konusu muhasebe hesaplarına ilişkin alt limitler belirlenerek veri seti daha etkin hale getirilmiştir. Filtreleme yönteminde kullanılan hesaplar ve belirlenen limitler aşağıda yer almaktadır.

- FF1: Tüm verilerden stoklar hesabı 1000 TL altındaki gözlemler veri setinden çıkarılmıştır. Özellikle likidite oranlarının hesaplanmasında rol alan stoklar hesabı bu hali ile daha sağlıklı sonuçlar üretmektedir.
- FF2: Pasif/Aktif toplamı 5000 TL'den küçük gözlemler çıkarılmıştır. Bu işlem ile Likidite, Finansal yapı ve Kârlılık oranları daha etkin kullanılmıştır.
- FF3: Kısa vadeli yabancı kaynaklar hesabı kalanı dönem sonunda 500 TL altında olan gözlemler veri setinden çıkarılmıştır. Özellikle likidite oranlarında önemli yeri olan kısa vadeli yabancı kaynaklar, bu oranların daha doğru temsil edilmesinde önemli rol üstlenmektedir.
- FF4: Öz kaynaklar hesabı toplamı 5000 TL altında kalan gözlemler de veri setinden çıkarılmıştır. Özellikle finansal yapı ve devir hızı oranlarının daha nitelikli biçimde hesaplanmasında kullanılmıştır.
- FF5: Dönem Kâr /Zarar hesabının dönem sonu kalanı sıfır olan gözlemler veri setinden çıkarılmıştır. Kârlılık oranlarının tanımsız veya sıfır çıkmasının engellenmesi amacıyla bu filtre kullanılmıştır.
- FF6: Net satışlar toplamı 1000 TL altında olan gözlemler de veri setinden çıkarılmıştır. Devir hızı oranlarında çoğunlukla kullanılan net satışların bu şekilde düzenlenmesi ile hesaplanan oranlar daha gerçekçi sonuçlar üretmiştir.

Bu filtreleme işlemlerinden sonra hesaplanan finansal oranlar sektöre özgü finansal başarısızlık öngörü modellerinin daha etkin, sağlıklı ve doğru sonuçlar üretmesine yardımcı olması beklenmektedir. Filtreleme yönteminde tercih edilen muhasebe hesapları ve uygulanan alt limitler, araştırmacının tecrübesi ve eldeki verilere uygulanan temel istatistiksel yöntemlerin ışığında belirlenmiştir.

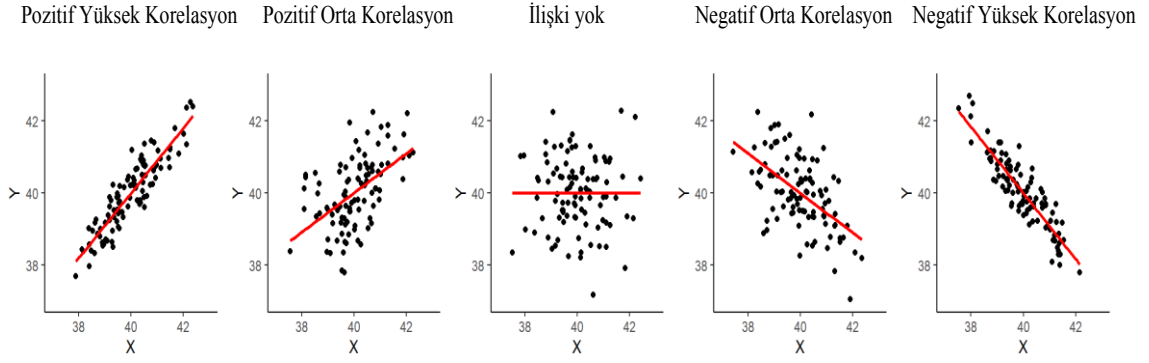
3.1.1.2 Korelasyon

İki değişken arasındaki olası doğrusal ilişkilerin varlığı, yönü ve şiddeti hakkında bilgi veren bir analiz türüdür. Literatürde sıklıkla kullanılan korelasyon türleri; Pearson korelasyonu, Kendall sıra korelasyonu, Spearman korelasyonu ve Nokta Çift-Serili (Point-Biserial) korelasyonudur. Bunlardan Pearson ve Nokta Çift-Serili korelasyon türleri değişkenlerin normal dağıldığı varsayımlı durumlardan tercih edilirken, Kendall ve Spearman korelasyonları ise non-parametrik olup varsayımlara dayalı olmayan durumlarda tercih edilmektedir. Bu çalışmada korelasyon analizi adı altında Pearson analizi kullanılmıştır.

İkili olarak analizi gerçekleştirilen korelasyon katsayısı, değişkenlere ait kovaryansların değişkenlerin her birinin standart sapma çarpımlarına oranlanması ile elde edilmektedir. Kovaryans analizi değişkenlerin birbirleriyle ilişkilerini ortaya koymasına karşın ilişkinin gücünü açıklamak konusunda etkin bir analiz değildir. Bu sebepten kovaryansların standart sapma çarpımlarına bölünmesi ile +1 ve -1 aralığında normalleştirilmiş değerler elde edilerek korelasyon katsayıları yorumlanmaktadır. Korelasyon katsayısının hesaplanmış formülü aşağıdaki gibidir.

$$r_{x,y} = \frac{Kovar(x,y)}{\sqrt{var(x)}\sqrt{var(y)}} = \frac{n.\Sigma(xy) - (\Sigma x)(\Sigma y)}{\sqrt{(n.\Sigma x^2 - (\Sigma x)^2) * (n.\Sigma y^2 - (\Sigma y)^2)}} \quad (3.1)$$

Hesaplamalar sonucunda elde edilen katsayının sıfır veya sıfıra yakın değerler çıkması durumunda iki değişkenin birbirleri ile ilişkisiz olduğunu sonucuna varılmaktadır. Katsayı pozitif bir değer aldığı anda iki değişkenin hareket yönünün aynı olduğu, negatif olması durumunda ise ters yönlü hareket ettiği sonucuna varılmaktadır. Katsayı sıfırdan bire doğru yaklaştıkça değişkenlerin birlikte hareket gücü artmaktadır. Elde edilen katsayı +1 ise pozitif mükemmel ilişki, -1 olduğunda ise negatif mükemmel ilişki olarak adlandırılmaktadır. Katsayı 0 elde edildiğinde ise bu iki değişken birbirinden bağımsız veya ilişkisiz olarak değerlendirilmektedir. İki değişkene ait korelasyon türleri ve ikili koordinat düzleminde gösterimleri Şekil 3.1’te görülmektedir.



Şekil 3.1. *Korelasyon türleri (Torres & Wong, 2022)*

Literatürde katsayıların bir veya sıfır arasında değer alması durumunda ilişkinin gücü için farklı gruplandırmalar yer almaktadır. Analizin bağlamına göre değişmekle birlikte genellikle katsayının mutlak değeri 0 ile 0.19 arası çok zayıf, 0.20-0.39 arası zayıf, 0.40-0.59 arası orta, 0.60-0.79 arası yüksek, 0.80-1 arası ise çok yüksek ilişki olarak değerlendirilmektedir. Bazı çalışmalarda 0.90-1 arası çok yüksek ilişki olarak değerlendirilirken, 0-0.35 arası ile çok düşük ilişkili olarak değerlendirilmiştir (Weber & Lamb, 1970; Lind, Marchal & Wathen, 2018).

Yüksek korelasyona sahip değişkenler ile analiz yapılması durumunda karşılaşılan sorunların başında eş doğrusallık (multicollinearity) yer almaktadır. Değişkenler arası doğrusal ilişkilerin çeşitli varsayımlar altında incelenmesi için kullanılan regresyon analizinde bağımsız değişkenler arası yüksek korelasyon olması durumunda modelin kurulumu ve sonuçlarının yorumlanmasında sorunlar teşkil etmektedir. Bunun yanı sıra makine öğrenmesi gibi tekrarlı ve öğrenmeli yöntemlerde birbirleri ile çok benzer hareketler gösteren değişkenlerin çokluğu hem işlem hem de zaman maliyeti açısından sorun teşkil etmektedir. Dolayısıyla yüksek ilişkili değişkenlerden birinin veri setinden çıkarılması ile daha sağlıklı analizler yapılmasına olanak sunulmaktadır. Korelasyon katsayıları yüksek olan iki değişkenden hangisinin veri setinden çıkarılacağı hususunda farklı uygulamalar olmak ile birlikte bu çalışmada bu iki değişkenin kendileri dışındaki değişkenler ile aralarındaki katsayıların ortalaması alınarak yüksek olan değişken veri setinden çıkarılmıştır.

3.1.1.3 Desiller arası açıklık

Finansal başarısızlık öngörü modellerinin oluşturulmasında kullanılan finansal oranlar çeşitli muhasebe hesaplarının bir amaç kapsamında birbirlerine oranlanması ile elde edilmektedir. Bu oranlar paydaşlar tarafından farklı amaçlar için kullanılmaktadır. Dolayısıyla finansal oranların doğru ve güvenilir biçimde hesaplanması hayati önem taşımaktadır. Çalışma kapsamında elde edilen ham verilerin bazıları hatalı giriş bazıları da aşırı uç değerlere sahip olması sebebiyle aykırı değer tespiti daha verimli ve etkin analiz imkânı sunmaktadır.

Aykırı değer tespiti noktasında literatürde çok sayıda farklı yöntem uygulanmaktadır. Bunlardan en çok kullanılanları Grubbs's test, Rosner's test, Tietjen-Moore Test, Hampel filtresi, IQR (Inter Quartile Range) ve IDR (Inter Desile Range) testleridir. Yöntemler aykırı değer tespit edilecek veri setinin yapısına uygun biçimde tercih edilmesi gerekmektedir. Bu yöntemlerin dışında basit manada verinin standart sapma ve ortalaması kullanılarak yapılan yöntem de mevcuttur. Yöntemlerin büyük çoğunluğunda veri ortalaması referans alınarak çeşitli matematiksel ve istatistiksel hesaplamalar yapılmaktadır. Ancak çalışma kapsamında kullanılan finansal oranların yapısı göz önüne alındığında veri ortalaması üzerinden yapılacak aykırı değer tespiti doğru sonuçlar vermemesi muhtemeldir.

Finansal oranlar her sektör ve işletmeye göre farklılık göstermesine karşın belirli aralıklarda değerler alması beklenmektedir. Örneğin cari oranın ideal değerinin 2, minimum değerinin ise 1'den az olmaması gerekir (Akgüç, 2010). Dolayısıyla cari oran için 1000, 5000 vb. değerler idealden çok uzak değerlerdir. Aykırı değerlerin uç noktalarda olduğu verilerde, ortalama ve standart sapma gibi istatistiksel hesaplamalar da bu değerlerden etkilenmektedir. Bu sorunu aşmanın yollarından biri de ortalama bazlı değil de sıralama bazlı çalışan yöntemlerin tercih edilmesidir. Böylelikle verileri sahip olduğu değerlerden ziyade veri dağılımı göz önüne alınmaktadır.

Literatürde sıklıkla kullanılan çeyrekler arası açıklık (IQR) yönteminde 1. ve 3. Kartiller (çeyrekler) arasında kalan fark IQR olarak tespit edildikten sonra kullanılan veri türüne uygun c katsayısı ile alt ve üst limitler belirlenir. Daha sonra bu alt ve üst limit (I_{max} , I_{min}) aralığının dışında kalan değerler aykırı değer olarak değerlendirilmektedir. Çalışma kapsamında kullanılan finansal oranların yapısı gereği IQR yönteminde tercih

edilen kartiller yerine ilk ve son desiller baz alınarak bir aralık hesaplanmaktadır. Elde edilen bu aralık daha sonra bu desillerde kullanılarak ideal veri aralığı oluşturulmaktadır. Yönteme ilişkin hesaplamalar aşağıda yer almaktadır.

$$IDR = Q(0.90) - Q(0.10) \quad (3.2)$$

$$I_{MAX} = Q(0.90) + c*IDR \quad (3.3)$$

$$I_{MIN} = Q(0.10) - c*IDR \quad (3.4)$$

Formüllerde yer alan I_{min} ve I_{max} , aykırı değeri bulmak için eşiklerdir ve c katsayısı genellikle 1.5 (hafif aykırı) veya 3 (aşırı aykırı) değerlerini alan sabit katsayıdır. Çalışma kapsamında c katsayısı 1.5 alınmıştır. Sektörlerden birine ait ve her bir finansal oran grubundan birer orana uygulanan IQR ve IDR yöntemleri sonucu Tablo 3.1’de görüldüğü gibidir.

Tablo 3.1. IQR ve IDR Uygulamaları

Ham Veri						
	Min	Mak	Ortalama			
LO_1	-6	3572	8			
FY_3	-79	3582	7			
DH_4	-382221	15384	-15			
KO_1	-195.88	1.36	-0.1			
IQR (Inter Quartile Range)						
	Min	Mak	Ortalama	Aykırı D. Sayısı	I_{min}	I_{mak}
LO_1	0.28	4.06	1.24	2941	-1.26	4.39
FY_3	0.01	1.62	0.50	1100	-0.75	1.62
DH_4	-13.71	17.18	1.32	1304	-13.72	17.26
KO_1	-0.10	0.18	0.04	825	-0.14	0.21
IDR (Inter Decile Range)						
	Min	Mak	Ortalama	Aykırı D. Sayısı	I_{min}	I_{mak}
LO_1	-0.43	15.90	1.61	1127	-8.74	15.91
FY_3	0.01	5.41	0.71	567	-3.14	5.41
DH_4	-46.16	51.36	1.64	867	-46.17	51.44
KO_1	-0.72	0.81	0.06	333	-0.77	0.82

Tabloda ilk bölümde oranların ham verilerine ait minimum, maksimum ve ortalama değerleri yer almaktadır. Görüldüğü üzere finansal açıdan yorumlanması oldukça zor oranlara rastlanılmıştır. İkinci bölümde kartilleri kullanan IQR yöntemine ait alt limit, üst limit, aykırı değer sayısı ve bu limitler dışında kalan gözlemlerin veri setinden çıkarılması sonucunda elde edilen yeni verilere ait minimum, maksimum ve ortalama değerler yer almaktadır. Kartiller arası açıklığın düşük çıkması sebebiyle alt ve üst limit aralığının darlığı çok sayıda gözlemin veriden atılmasına sebebiyet vermiştir. Bu yöntem tüm finansal oranlara uygulandığında 21115 adet olan ham veri 1884 adet veriye dönüşmektedir. Bu noktadan hareket ile kartiller arası açıklığı artırmanın bir yolu olarak desiller tercih edilmiştir. Kartiller arası açıklık 0.111 olarak hesaplanırken desiller arası açıklık 0.342 olarak hesaplanmıştır. Bu bilgi ışığında ham veriye IDR yönteminin uygulanması sonucu elde edilen sonuçlar tablonun son bölümünde yer almaktadır. Görüldüğü üzere oranlara ait alt ve üst limitlerin arası açılmış ve aykırı değer sayıları daha az tespit edilmiştir. Örnek bağlamında ham veriye IDR yöntemi uygulanması sonucunda 11138 adet gözlem ayıklanmış veri setinde yer almıştır. Sonuç olarak daha yüksek sayıda gözleme sahip olma ve başarısız olarak tanımlanan gözlemlerin de sayıca azalmaması gereklilikleri göz önüne alındığında IDR yönteminin finansal oranlardaki aykırı değerlerin tespitinde kullanılması uygun görülmüştür.

3.1.2 Finansal Başarısızlık Tanımları

Finansal başarısızlık kavramı 1960'lerden itibaren literatürdeki çeşitli çalışmalarda yer almaktadır. Çalışmaların yapıldığı tarihten günümüze kadar gerek başarısızlık kavramı gerekse de uygulanan yöntemler değişerek ve gelişerek devam etmektedir. İlk başlarda vadesi gelen yükümlülüklerin ödenememesi, yasal olarak iflas edilmesi, işletme varlıklarında azalması gibi durumları finansal başarısızlık olarak tanımlarken son zamanlarda bu tanımlamalar hem çeşitlenmiş hem de karmaşıklaşmıştır. Yukarıda geçen kavramların yanında daha pek çok başarısızlık göstergesi öne sürülmesi mümkündür.

Literatürde genel kabul görmüş bir finansal başarısızlık tanımı olmaması sebebiyle bu çalışmada daha önceki çalışmalarda sıklıkla kullanılmış olan bazı kavramlardan elde edilen kombinasyonlar ile tanımlar türetilmiştir. Borsada faaliyet göstermeyen işletmeler için borsadan çıkarılma kavramı içeren bir başarısızlık modeli kullanışlı olmayacaktır.

Öte yandan işletme dışı kavramların kullanıldığı öngörü modelleri de pek çok işletme için faydalı olamayabilir. Çalışma kapsamında Türkiye’de faaliyet gösteren ve TCMB tarafından sektör ortalaması hesaplamalarında yer alan işletmelerden elde edilen ve sektördeki tüm işletmeler için de kullanılabilir finansal öngörü modellerinin oluşturulması için özkaynaklar, net işletme sermayesi ve kârlılık kavramları kullanılarak dört farklı finansal başarısızlık tanımları oluşturulmuştur. Bu tanımlara ve içerisinde kullanılan kavramlara ilişkin bilgiler aşağıda yer almaktadır. Kavramlar KZ, ÖZK ve NİS olarak kısaltılmış olup t ve t-1 indisleri cari yıl ve bir yıl öncesini temsil etmektedir.

Kârlılık (KZ): İşletmenin dönem sonu bilançosundaki Net Dönem Kâr/Zararı hesabı kalanını ifade etmektedir. Kalan pozitif bir sayı olması durumunda kâr, negatif bir sayı olması durumunda zarar olarak değerlendirilmiştir.

Öz kaynaklar (ÖZK): İşletme varlıklarının tüm yükümlülükleri dışında kalan ve işletmenin net değerini ifade eden bir hesaptır.

Net İşletme Sermayesi (NİS): İşletmenin dönen varlıklarından kısa vadeli yükümlülüklerinin çıkarılması sonucunda elde edilen değeri ifade etmektedir.

1. **Finansal başarısızlık tanım 1 (FBT_1):** İşletmenin dönem net kâr/zararı hesabında iki yıl art arda zarar çıkması ve öz kaynaklar hesabında bir önceki yıla nazaran yüzde on azalma olması durumunda işletme o yıl için başarısız olarak tanımlanmıştır. Aşağıdaki gibi formüle edilmiştir.

$$FBT_1 = \begin{cases} 1; & KZ_{t-1}, KZ_t < 0 \text{ ve } \frac{\text{ÖZK}_t - \text{ÖZK}_{t-1}}{\text{ÖZK}_{t-1}} < -0.1 \\ 0; & \text{yukarıdaki şartlar gerçekleşmez ise} \end{cases}$$

2. **Finansal başarısızlık tanım 2 (FBT_2):** İşletmenin dönem net kâr/zararı hesabında iki yıl art arda zarar çıkması ve net işletme sermayesinin iki yıl art arda negatif olması durumunda işletme o yıl için başarısız olarak tanımlanmıştır. Aşağıdaki gibi formüle edilmiştir.

$$FBT_2 = \begin{cases} 1; & KZ_{t-1}, KZ_t < 0 \text{ ve } NİS_{t-1}, NİS_t < 0 \\ 0; & \text{yukarıdaki şartlar gerçekleşmez ise} \end{cases}$$

3. **Finansal başarısızlık tanım 3 (FBT_3):** Net işletme sermayesinin iki yıl art arda negatif olması ve öz kaynaklar hesabında bir önceki yıla nazaran yüzde

on azalma olması durumunda işletme o yıl için başarısız olarak tanımlanmıştır. Aşağıdaki gibi formüle edilmiştir.

$$FBT_3 = \begin{cases} 1; & NİS_{t-1}, NİS_t < 0 \text{ ve } \frac{ÖZK_t - ÖZK_{t-1}}{ÖZK_{t-1}} < -0.1 \\ 0; & \text{yukarıdaki şartlar gerçekleşmez ise} \end{cases}$$

4. **Finansal başarısızlık tanım 4 (FBT_4)**: İşletmenin dönem net kâr/zararı hesabında iki yıl art arda zarar çıkması, net işletme sermayesinin iki yıl art arda negatif olması ve öz kaynaklar hesabında bir önceki yıla nazaran yüzde on azalma olması durumunda işletme o yıl için başarısız olarak tanımlanmıştır. Aşağıdaki gibi formüle edilmiştir.

$$FBT_4 = \begin{cases} 1; & KZ_{t-1}, KZ_t < 0 \text{ ve } NİS_{t-1}, NİS_t < 0 \text{ ve } \frac{ÖZK_t - ÖZK_{t-1}}{ÖZK_{t-1}} < -0.1 \\ 0; & \text{yukarıdaki şartlar gerçekleşmez ise} \end{cases}$$

3.1.3 Finansal Oranlar

Literatürde öngörü modelleri için kullanılan pek çok kriter yer almaktadır. Piyasa bazlı, muhasebe kaynaklı pek çok kriterler öngörü modellerinde çeşitli amaçlar doğrultusunda kullanılmıştır. Çalışma verilerinin kaynağı olan TÜİK ve TCMB, sektörel bazda çok sayıda finansal oran ile raporlamalar yapmakta ve bunları düzenli Sektör Bilançoları İstatistikleri başlığı altında paylaşmaktadır. Paylaşılan veriler yıllık bazda işletme ortalamalarından elde edilen ve sektör toplamından elde edilen olarak iki farklı yapıda sunulmaktadır. Çalışma kapsamında sektördeki işletmelerin finansal başarısızlık öngörülerinin yapılması için işletmelere ait finansal oranlar ile çalışılması tercih edilmiştir. Bu amaç doğrultusunda mali tablolarda yer alan Dönen Varlıklar, Hazır Değerler, Menkul Kıymetler, Ticari Alacaklar, Diğer Alacaklar, Stoklar Cari Dönem, Stoklar Önceki Dönem, Gelecek aylara ait Gider Gelir, Gelecek aylara ait Giderler, Diğer Dönen Varlık, Duran Varlıklar, Ticari Alacaklar, Maddi Duran Varlıklar, Aktif Toplamı, Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar, Kısa Vadeli Banka Kredileri, Uzun Vadeli Kredi ve Anapara Faiz, Uzun Vadeli Yabancı Kaynaklar, Uzun Vadeli Banka Kredileri, Özkaynaklar, Pasif Toplamı, Net Satışlar, Satışların Maliyeti, Brüt Satış Kârı/Zararı, Faaliyet Giderleri, Faaliyet Kârı/Zararı, Finansman Giderleri, Dönem Kârı/Zararı, Dönem Net Kârı/Zararı (Bilanço ve Gelir tablosundan) hesapları kullanılarak finansal oranlar hesaplanmıştır.

TCMB tarafından paylaşılan finansal oranlar dört başlık altında toplanmaktadır (Türkiye Cumhuriyet Merkez Bankası, 2022). Bunlar likidite oranları, finansal yapı oranları, devir hızları ve kârlılık oranlarıdır. Çalışma kapsamında 8 adet likidite oranı, 17 adet finansal yapı oranı, 8 adet devir hızları ve 14 adet kârlılık oranı olmak üzere 47 adet finansal oran hesaplanmıştır. Bu oranlardan bazılarının birbirileri ile benzer yapıda olması veya mali tablolarındaki bozukluk ve yanlışlıklardan dolayı yeterli katkıyı sağlayamamaları nedeniyle çalışma veri setinden gerekli analizler neticesinde çıkarılmıştır. Örneğin kârlılık oranlarından Birikmeli Kârlılık Oranı hesaplamasında kullanılan Dağıtılmamış Kârlar Toplamı verisine ait çok az sayıda gözlem olduğu tespit edilmesinden ötürü bu oran finansal oran grubundan çıkarılmıştır.

Likidite oranları, işletmelerin mevcut varlıkları ile kısa vadeli borçlarını karşılayabilme gücünü ölçmeye yarayan oranlardır (Aydın, Başar & Çoşkun, 2015). Bunlardan bazıları literatürde ve uygulamada sıklıkla kullanılması sonucu cari oran, asit test ve nakit oran gibi isimler olarak kullanılmaktadır. Çalışma kapsamında kullanılan oranlar ve hesaplama formülleri aşağıdaki Tablo 3.2’de yer almaktadır.

Tablo 3.2. Likidite Oranları

Oran	Oran Hesaplama
LO_1	$\text{Cari Oran} = \frac{\text{Dönen Varlıklar}}{\text{Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar}}$
LO_2	$\text{AsitTest} = \frac{\text{Dönen varlıklar} - (\text{Stoklar} + \text{Gelecek Aylara Ait Giderler} + \text{Diğer Dönen Varlıklar})}{\text{Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar}}$
LO_3	$\text{Nakit Oran} = \frac{\text{Hazır Değerler} + \text{Menkul Kıymetler}}{\text{Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar}}$
LO_4	$\frac{\text{Stoklar}}{\text{Dönen Varlıklar}}$
LO_5	$\frac{\text{Stoklar}}{\text{Aktif Toplamı}}$
LO_6	$\frac{\text{Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar} - (\text{Hazır Değerler} + \text{Menkul Kıymetler})}{\text{Stoklar}}$
LO_7	$\frac{\text{Kısa Vadeli Ticari Alacaklar} + \text{Diğer Kısa Vadeli Alacaklar}}{\text{Dönen Varlıklar}}$
LO_8	$\frac{\text{Kısa Vadeli Ticari Alacaklar} + \text{Diğer Kısa Vadeli Alacaklar}}{\text{Aktif Toplamı}}$

Literatürde etkinlik oranları, faaliyet oranları veya verimlilik oranları olarak da adlandırılan devir hızı oranları, işletmelerin varlıklarının ne ölçüde etkin kullanıldığı

tespit etmekte yararlanılan oranlardır (Aydın, Başar & Coşkun, 2015). Çalışma kullanılan 8 adet devir hızı oranları ve hesaplama formülleri Tablo 3.3'te yer almaktadır.

Tablo 3.3. Devir Hızı Oranları

Oran	Oran Hesaplama
DH_1	$\text{Stok D. H.} = \frac{\text{Satışların Maliyeti (Cari Yıl) /}}{(\text{Önceki Yıl Stok} + \text{Cari Yıl Stok}) / 2}$
DH_2	$\text{Alacak D. H.} = \frac{\text{Net Satışlar /}}{\text{Kısa Vadeli Ticari Alacaklar} + \text{Uzun Vadeli Ticari Alacaklar}}$
DH_3	$\text{Çalışma Sermayesi D. H.} = \frac{\text{Net Satışlar}}{\text{Dönen Varlıklar}}$
DH_4	$\text{Net Çalışma Sermayesi D. H.} = \frac{\text{Net Satışlar}}{\text{Dönen Varlıklar} - \text{Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar}}$
DH_5	$\text{Maddi Duran Varlıklar D. H.} = \frac{\text{Net Satışlar}}{\text{Maddi Duran Varlıklar(Net)}}$
DH_6	$\text{Duran Varlıklar D. H.} = \frac{\text{Net Satışlar}}{\text{Duran Varlıklar}}$
DH_7	$\text{Öz Kaynak D. H.} = \frac{\text{Net Satışlar}}{\text{Öz Kaynaklar}}$
DH_8	$\text{Aktif D. H.} = \frac{\text{Net Satışlar}}{\text{Aktif Toplamı}}$

Finansal yapı oranları işletmelerin mali yapılarını ortaya koyan ve uzun vadede işletme yükümlülüklerini yerine getirme gücünü ortaya koyan oranlardır (Aydın, Başar, & Coşkun, 2015). Likidite oranlarına nazaran daha uzun vadeli bir bakış açısına sunan finansal yapı oranları özellikle işletmelerin uzun vadeli kredibilitelerinin tespitinde kullanılmaktadır. Bu oranlara ilişkin hesaplama formülleri Tablo 3.4'te görüldüğü gibidir.

Tablo 3.4. Finansal Yapı Oranları

Oran	Oran Hesaplama
FY_1	$\text{Kaldıraç Oranı} = \frac{\text{Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar} + \text{Uzun Vadeli Yabancı Kaynaklar}}{\text{Aktif Toplamı}}$
FY_2	$\frac{\text{Öz Kaynaklar}}{\text{Aktif Toplamı}}$
FY_3	$\frac{\text{Öz Kaynaklar}}{\text{Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar} + \text{Uzun Vadeli Yabancı Kaynaklar}}$
FY_4	$\frac{\text{Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar}}{\text{Pasif Toplamı}}$
FY_5	$\frac{\text{Uzun Vadeli Yabancı Kaynaklar}}{\text{Pasif Toplamı}}$
FY_6	$\frac{\text{Uzun Vadeli Yabancı Kaynaklar}}{\text{Uzun Vadeli Yabancı Kaynaklar} + \text{Öz Kaynaklar}}$

<i>FY_7</i>	<u>Maddi Duran Varlıklar (Net)</u> Öz Kaynaklar
<i>FY_8</i>	<u>Maddi Duran Varlıklar (Net)</u> Uzun Vadeli Yabancı Kaynaklar
<i>FY_9</i>	<u>Duran Varlıklar</u> Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar + Uzun Vadeli Yabancı Kaynaklar
<i>FY_10</i>	<u>Duran Varlıklar</u> Öz Kaynaklar
<i>FY_11</i>	<u>Duran Varlıklar</u> Uzun Vadeli Yabancı Kaynaklar + Öz Kaynaklar
<i>FY_12</i>	<u>Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar</u> Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar + Uzun Vadeli Yabancı Kaynaklar
<i>FY_13</i>	<u>Kısa V. Banka Kredileri + Uzun V. Kredi Ana Para Taksit ve Faizleri + Uzun V. Banka Kredileri</u> Aktif Toplamı
<i>FY_14</i>	<u>Kısa Vadeli Banka Kredileri + Uzun Vadeli Kredilerin Ana Para Taksit Ve Faizleri</u> Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar
<i>FY_15</i>	<u>Kısa V. Banka Kredileri + Uzun V. Kredi Ana Para Taksit ve Faizleri + Uzun V. Banka Kredileri</u> Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar + Uzun Vadeli Yabancı Kaynaklar
<i>FY_16</i>	<u>Dönen Varlıklar</u> Aktif Toplamı
<i>FY_17</i>	<u>Maddi Duran Varlıklar</u> Aktif Toplamı

Kârlılık oranları, işletmelerin almış oldukları yatırım ve finansman kararlarının ne ölçüde gerçekleştiğini ölçmede kullanılmasının yanı sıra işletmeye ortak olmak isteyenler, kredi verecek kurumlar ve işletme ortaklarının dikkatle izlediği oranlardır. Kârlılık oranları yorumlanırken yatırım ve finans kararlarının alternatif maliyeti, genel ekonomi koşulları (enflasyon, ekonomik büyüme vb.), aynı sektördeki rakip işletmelerin kârlılık performansları, işletmenin hedeflediği kârlılık planı ve sermaye maliyetleri göz önünde bulundurularak değerlendirilmesi gerekmektedir (Aydın, Başar & Çoşkun, 2015). Kârlılık oranları varlıklar, satışlar ve yükümlülükler üzerinden olmak üzere üç grupta toplanmaktadır. Çalışmada kullanılan kârlılık oranları ve hesaplanış biçimleri Tablo 3.5'te görüldüğü gibidir. İlk altı oran varlıkları baz alırken, 7-12 arası oranlarda satışlar, 13 ve 14. oranlar da ise finansal yükümlülükler temel alınarak hesaplamalar yapılmıştır. Özellikle uluslararası literatürde oldukça sık kullanılan öz kaynak kârlılığı (Return on Equity, ROE) KO_1 kısaltması ile, aktif (varlık) kârlılığı (Return on Asset, ROA) KO_4 ve son olarak satış kârlılığı (Return on Sales, ROS) KO_9 olarak çalışmada yer almaktadır.

Tablo 3.5. Kârlılık Oranları

Oran	Oran Hesaplama
KO_1	$ROE = \frac{\text{Net Kâr}}{\text{Öz Kaynaklar}}$
KO_2	$\frac{\text{Vergiden Önceki Kâr}}{\text{Öz Kaynaklar}}$
KO_3	$\frac{\text{Vergiden Önceki Kâr} + \text{Finansman Giderleri}}{\text{Pasif Toplamı}}$
KO_4	$ROA = \frac{\text{Net Kâr}}{\text{Aktif Toplamı}}$
KO_5	$\frac{\text{Faaliyet Kârı}}{\text{Aktif Toplamı} - \text{Mali Duran Varlıklar}}$
KO_6	$\frac{\text{Dağıtılmamış Kârlar Toplamı}}{\text{Aktif Toplamı}}$
KO_7	$\frac{\text{Faaliyet Kârı}}{\text{Net Satışlar}}$
KO_8	$\frac{\text{Brüt Satış Kârı}}{\text{Net Satışlar}}$
KO_9	$ROS = \frac{\text{Net Kâr}}{\text{Net Satışlar}}$
KO_10	$\frac{\text{Satışların Maliyeti}}{\text{Net Satışlar}}$
KO_11	$\frac{\text{Faaliyet Giderleri}}{\text{Net Satışlar}}$
KO_12	$\frac{\text{Finansman Giderleri}}{\text{Net Satışlar}}$
KO_13	$\frac{\text{Vergiden Önceki Kâr} + \text{Finansman Giderleri}}{\text{Finansman Giderleri}}$
KO_14	$\frac{\text{Net Kâr} + \text{Finansman Giderleri}}{\text{Finansman Giderleri}}$

3.1.4 Değişken azaltma yöntemleri

Sektörlere özgü finansal başarısızlık öngörü modellerinin en önemli aşamalarının başında değişken azaltma süreci yer almaktadır. Daha önce bağımsız değişkenlerde ya da diğer bir ifade ile başarısızlığı açıklamaya çalışan finansal oranlarda korelasyon analizi yardımıyla değişkenlerin kendi aralarındaki benzerliklerini göz önüne alarak belirli sayıda değişken azaltma yoluna gidilmiştir. Yöntemlere ait performanslar, varsayımlar, işlem ve zaman maliyetleri bakımından azalan değişken bu aşamada bağımlı değişken olan ve bir önceki kısımda tanımlanan finansal başarısızlık değişkeni değerleri ile ilişkileri tespit edilerek değişken azaltma yoluna gidilmektedir. Bu vesile ile her bir sektör için tanımlanan finansal başarısızlık tanımı için uygun finansal oranlar ile sınıflandırma işlemine gidilmektedir. Değişken azaltma işlemi için literatürde sıklıkla kullanılan yöntemlerden Rastgele Orman, Adım Adım İleri-Geri Seçim ve K-En Yakın Komşuluk

yöntemleri tercih edilmiştir. Değişkenlerin tespiti noktasında her üç yöntem tarafından da seçilen değişkenler o sektöre özgü öngörü modelinin kurulmasında kullanılmıştır.

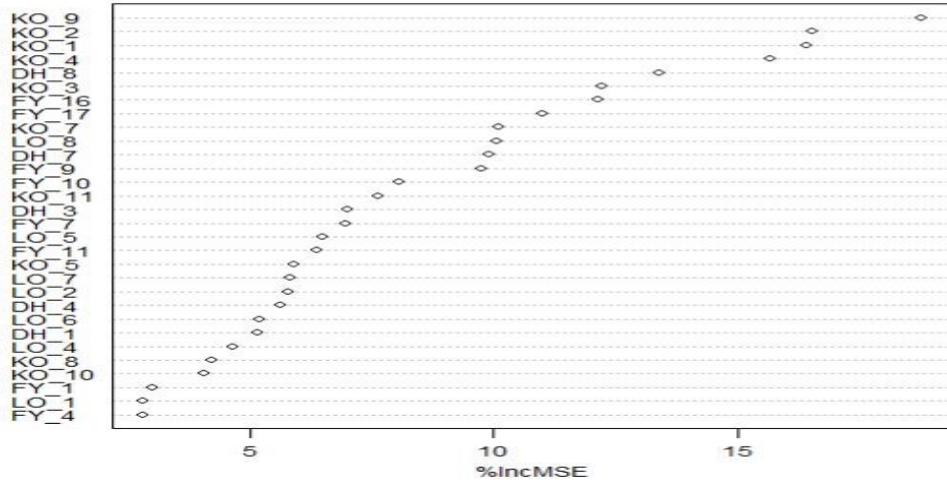
3.1.4.1 Rastgele orman yöntemi

Rastgele orman (Random Forest, RF) yöntemi makine öğrenme yöntemleri içerisinde yer alan denetimli öğrenme yöntemidir. Yöntem, literatürde sıklıkla sınıflandırma veya regresyon çalışmalarında kullanılmakla birlikte hem kategorik hem de sürekli girdi ve çıktı değişkenleri için çalışmaktadır. Genellikle doğrusal olmayan ilişkilerin yer aldığı modellerde kullanılan ve performans bakımından diğer makine öğrenme yöntemlerinden farklılaşan bir yöntemdir. Yöntem, Karar ağacı modelinden esinlenerek geliştirilen ve zenginleştirilen bir yöntemdir. Karar ağacı yönteminde bir ağaç üzerinden model oluşturulurken rastgele orman yönteminde bu ağaçların çok sayıda ve farklı yapıda oluşturulması ve bunların içerisindeki en yüksek değere sahip olanının kullanılması ile daha alternatifli ve sağlıklı sonuçlar üretmektedir. Hassasiyeti ve hızının yüksekliği, gürültüye ve aykırı değerlere karşı direnci gibi sebeplerden ötürü literatürde sıklıkla kullanılmaktadır. (Breiman, 2001; Cutler vd, 2007). Yöntem, bir topluluk olarak çalışan çok sayıda bireysel karar ağacından oluşup, her bir ağacın yaptığı tahminlerini yayar ve en çok oyu alanı modelin tahmini olarak değerlendirmektedir.

Bağımlı değişkeni açıklamaya çalışan çok sayıda bağımsız değişken (öz nitelik) içerisinde farklı sayıda kümeler seçip içlerinden en iyi ayırma noktasını kullanarak düğümler elde etmektedir. Daha sonra bu düğümler yardımıyla belirli sayıda ek düğümler elde edilerek bir küme haline getirilmektedir (Iban & Şentürk, 2022). Kalabalık bir küme olarak çalışan yöntem, birbirleri ile ilişkisiz rastgele karar ağaçları (modeller) oluşturmaktadır. Ağaçlardan bazıları düşük performans gösterirken çok sayıdaki diğer ağaçların yüksek performans göstermesi bir grup olarak ağaçların doğru yönde hareket etmesine imkân tanımaktadır. Ağaçlar arasındaki düşük korelasyon ve bir küme olarak bir araya gelmesi daha doğru analizler üretmesine sağlamaktadır. Bazı gerçek sinyaller barındırması ve ağaçlar (modeller) tarafından yapılan tahmin ve hataların birbirleriyle düşük korelasyona sahip olması ön koşullarını sağlaması durumunda rastgele ormanın iyi performans göstermesi beklenmektedir (Yiu, 2019).

Hem sınıflandırma hem de regresyon problemlerinde yüksek performans sağlanan rastgele orman yöntemi çalışma kapsamının hem değişken azaltma noktasında hem de sınıflandırma analizlerinde kullanılmıştır. Finansal başarısızlık ile ilişkili değişkenlerin tespiti noktasında yönteme ait değişkenlerin önem dereceleri kullanılmıştır. Rastgele orman yönteminde eğitim gerçekleştirildikten sonra, değişkenlerin tahmin güçlerine bakılmaktadır. Yüksek öneme sahip değişkenler tahmin performansını artırırken düşük öneme sahip olanların tahmin performansına katkısı sınırlı kalmasının yanında işlem ve zaman maliyetlerinin de artışlarına sebep olmaktadır.

Rastgele ormanda yönteminde iki tür önem ölçüsü hesaplanmaktadır. Bunlardan birincisi değişkenin önerilen kümeden eklenip çıkarılması durumunda model doğruluğun (accuracy) ne ölçüde azaldığını hesaplamaktadır. Her ağacın belirli bir değişkenin önemini hesaplamak için tahmin doğruluğu ölçülmektedir. Daha sonra, küme dışındaki değişkenin etkisini tespit edebilmek adına, diğer tüm değişkenler aynı tutularak tekrar tahmin doğruluğu hesaplanmaktadır. Hesaplanan bu iki doğruluk arasındaki fark, küme dışındaki değişkenin önem derecesi olarak ifade edilmektedir. İkinci ölçü ise bir değişkenin ağaç düğümlerinin, ormandaki tüm ağaçlar ile arasındaki kirliliği ne kadar azalttığına bakılarak hesaplanan bir değeridir. Bir ağaç oluşturulduğunda, her düğümde hangi değişkenin bölüneceğine Gini endeksine bakılarak karar verilmektedir. Değişken bir ağaçtaki düğümü bölmek için her seçildiğinde Gini endeksindeki düşüşler toplanarak ormandaki ağaç sayısına bölünerek bir değer elde edilmektedir. Yöntem, tüm değişkenler için bu değeri hesaplamaktadır (Şirin, 2020). Çalışma kapsamında çıktı değişkenin nominal veya oran olmasına göre farklılık gözetmesine karşın doğruluktaki azalma veya hata kareleri ortalamasındaki artış (%IncMSE) değişkenlerin önem derecesi olarak değerlendirilmiştir. Yöntemin değişken önem derecelerine ait görsel Şekil 3.2’de görülmektedir.



Şekil 3.2. Rastgele Orman değişken önem sıralaması

3.1.4.2 Adım adım ileri-geri seçim

Çok değişkenli regresyon analizlerinde bağımlı değişken ile ilişkisi olmayan değişkenlerin varlığı her kadar R^2 uyumluluğu derecesini artırsa da modele ait katsayılar ve yorumlamalarda sorun çıkarmaktadır. Bu noktadan hareket ile adım adım ileri-geri seçim (SFBS) regresyon yöntemi ile değişkenlerin bağımlı değişkene ve modele katkıları tespit edilebilmektedir. İleri ve geri seçim olmak üzere iki farklı uygulama yapılması söz konusu olmaktadır. İleri seçim uygulamasında ilk aşamada sabit değişkenli regresyon yapılmaktadır. Daha sonrasında etkili değişkenler ilk modele eklenmektedir. Etkili değişkenlerin tespiti noktasında en düşük p-değeri, uyumluluk değerinde en yüksek artış veya modelin hata ölçütlerinde en yüksek düşüşe neden olması gibi unsurlar kullanılmaktadır. Değişken ekleme süreci tüm değişkenler ekleninceye veya modelin durma kuralına kadar devam etmektedir. Durma kuralı değişkenlerin belirlenen bir p-değerinin altında olması veya AIC (Akaike Bilgi Kriteri) veya BIC (Bayesian Bilgi Kriteri) değerlerine bakılarak belirlenmektedir (Choueiry, 2019). Benzer bu süreç geri uygulamasında da gerçekleşmektedir. İlk aşamada tüm değişkenlerden oluşan tam model regresyona tabi tutulmaktadır. İkinci aşamada ise en etkisiz değişkenler ilk modelden çıkarılmaktadır. Etkisi değişkenleri tespiti noktasında en yüksek p-değerine sahip olma, uyumluluk değerinde az düşüşe sebep olma veya modelin hata ölçütlerinde düşük bir artışa sebebiyet olma gibi durumlar göz önüne alınmaktadır. Son aşamada ise belirlenen güven aralığı baz alınarak modeldeki tüm değişkenlerin belirlenen p-değerinden az

olması durumunda geri seçim uygulaması son bulmaktadır. Her iki seçimin de farklı uygulama alanları olmakla birlikte çalışma kapsamında adım adım regresyon yöntemi her iki yönlü seçimi kullanarak gerçekleştirilmiştir. Elde edilen sonuçtaki bağımsız değişkenler sektöre özgü finansal başarısızlık öngörü modelinin oluşturulmasında kullanılmıştır. Rastgele orman yönteminden farklı olarak tüm değişkenlerin yer almadığı ve değişkenler arası herhangi bir sıralamanın olmadığı sonuçlar üretmektedir. Yönteme ilişkin R çıktısına ait görsel Şekil 3.3'te yer almaktadır.

```
Call:
lm(formula = FF_1 ~ KO_4 + DH_8 + KO_9 + KO_2 + FY_3 + FY_10 +
    KO_10 + KO_1 + KO_3 + KO_5 + FY_11 + LO_7 + LO_5 + LO_4 +
    DH_3 + LO_3 + LO_8 + FY_9, data = A_Oranlar_FF1)

Coefficients:
(Intercept)      KO_4      DH_8      KO_9      KO_2      FY_3      FY_10
  0.27712    -1.80513   -0.05176   -0.00904   -0.46866    0.04153    0.00183
    KO_10     KO_1     KO_3     KO_5     FY_11     LO_7     LO_5
 -0.00614    0.45974    0.67800   -0.21516    0.00216   -0.06594   -0.20015
    LO_4     DH_3     LO_3     LO_8     FY_9
  0.02628   -0.00290   -0.04823   -0.09807   -0.04272
```

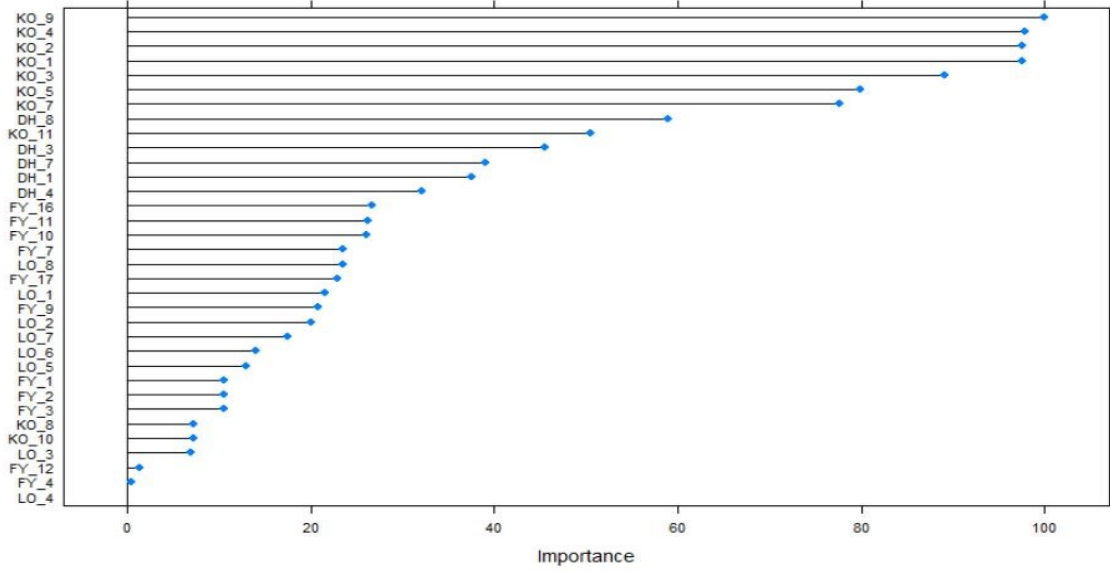
Şekil 3.3. Adım adım İleri-Geri Seçim Regresyon analizi sonucu

3.1.4.3 K-en yakın komşuluk

Sınıflandırma ve regresyon problemlerinde sıklıkla kullanılan bir başka yöntem de K-en yakın komşuluk (KNN) yöntemidir. Temel çalışma prensibi test edilen gözleme en yakın k adet gözlemin sayıca hangi sınıfa ait olduğunun tespiti şeklindedir. Finansal başarısızlık öngörü modellerinin sınıflandırılması kısmında da kullanılan yöntem hakkındaki açıklamalar ilgili kısımda yer almaktadır.

Sınıflandırma işlemi gerçekleştirildikten sonra pek çok makine öğrenme yöntemlerinde olduğu gibi modeli meydana getiren unsurların modele katkıları hesaplanabilmektedir. KNN yöntemi de benzer bir mantık ile değişkenlerin önem derecelerini hesaplamaktadır. Genellikle iki şekilde hesaplama yapılmaktadır. Bunlardan ilki bir önceki başlıkta yer alan adım adım ileri-geri seçim yönteminde olduğu gibi ileri veya geri seçim şeklinde olmaktadır. Modele eklenen veya çıkarılan değişkenin modelin performansına etkisi ölçülerek değerlendirme yapılmaktadır. İkinci yöntem ise her bir gözlemin diğer gözlemlere olan mesafeleri ağırlıklandırıldıktan sonra ortalaması alınarak bir önem derecesi hesaplamaktadır. Çalışma kapsamında kullanılan *caret* paketinde ikinci yöntem

hesaplanarak tüm deęişkenlerin önem dereceleri sıralanmaktadır. Yöntemin deęişkenleri önem derecelerine göre sıraladığına ilişkin görsel Şekil 3.4'te görüldüğü gibidir.



Şekil 3.4. K-en Yakın Komşuluk deęişken önem sıralaması

3.1.5 Sınıflandırma Yöntemleri

3.1.5.1 Rastgele orman

Rastgele orman yönteminin hem regresyon hem de sınıflandırma problemlerinde kullanıldığına dair bilgiler deęişken azalma yöntemleri başlığının altında deęişken önem derecelerinin tespiti noktasında deęinilmiştir. Sınıflandırma problemlerinde kullanılan rastgele orman yönteminin çalışma prensipleri bu kısımda deęerlendirilmektedir.

Yöntem, karar ağacı modelinin sahip olduęu düşük taraflılık ve yüksek varyans özelliklerinden her ikisini de kullanıp bunlardan düşük taraflılığı aynen koruyup, yüksek varyansı da toplanma (aggregation) özellięi ile düşük varyansa çevirmeyi başararak pek çok çalışmada yüksek performans göstermiştir. Yöntemin aşamalarını çalışma özelinde açıklamak gerekirse veri setinin sütun kısmında çok sayıda finansal oran, satır kısmında ise işletmelerin ilgili yılları yer almaktadır. İlk aşama önyükleme (**bootstrap**) olarak adlandırılan kısımda $m \times n$ şeklindeki veri setinden satır sayısı m 'den küçük sütun sayısı n 'den küçük veri örnekleri alınmaktadır. İkinci aşamada bu ağaçlar Karar ağaçları teknięi ile eğitilmektedir. Üçüncü aşamada test veri setinden gelen bilgiler ışığında bu ağaçlar bir

çıktı üretmektedir. Çalışmada olduğu gibi eğer ikili bir değişken ile çalışılıyorsa sonuçlar 0 ve 1 gibi çıktılar, sürekli veriler ile çalışılıyor ise sürekli çıktılar üretecektir. Son aşama ise toplanma olarak adlandırılmakta olup ağaçların üretmiş oldukları çıktıları eğer ikili değişkenli bir problem ise çoğunluk oylaması (Majority Voting), sürekli değişken içeren bir problem ise çıktıların ortalama alınması ile sonuçlanmaktadır (Sruthi, 2021). Son aşamada gerçekleşen çok sayıdaki karar ağacının çoğunluk veya ortalama ile bir sonuca varması ile karar ağacı yöntemindeki yüksek varyans düşürülmekte ve daha isabetli tahminlere üretmesine vesile olmaktadır. Değişken azaltmada kullanılan rastgele orman yönteminde 500 karar ağacı, sınıflandırma yönteminde ise 100 karar ağacı kullanılmıştır.

3.1.5.2 Lojistik regresyon

Lojistik Regresyon etkin olması ve fazla hesaplama kaynağı gerektirmemesi nedeniyle yaygın olarak kullanılan bir regresyon ve sınıflandırma yöntemidir. Lojistik Regresyon yöntemi aslında bir regresyon analiz yöntemidir. Klasik regresyondan ayrılan tarafları ise bağımlı değişkenin kesikli veya ikili değişken olması ve bağımlı ile bağımsız değişkenler arasında doğrusal olmayan bir ilişkiye sahip olmasıdır. Bazı durumlarda ikiden çok veya sıralı değişkenlerin olduğu çalışmalarda da kullanılmaktadır. Birbirinden ayrılmış 0 veya 1 ile temsil edilen sınıfları tahmin etmede sıklıkla kullanılmaktadır (Gujarati & Porter, 2009). Yöntem klasik ekonometrik yöntemlerden bağımlı değişkenin logaritması alınarak hesaplamaya katılması ile ayrılmakta ve bağımsız değişkenler ile doğrusal değil S şekilli bir eğri ile ilişki kurmaktadır. Bu durum yöntemde kullanılan sigmoid fonksiyonunun bir sonucudur.

Lojistik regresyon değerinin 0 ile 1 arasında olması aynı zamanda modelin olasılıksal açıdan yorumlanmasına olanak sunmaktadır. Regresyon çalışmalarında bu iki değer arasındaki sürekli veriler kullanılırken, sınıflandırma çalışmalarında belirlenen eşik veya eşikler arası baz alınarak sınıf ayrımları elde edilmektedir. Çalışmada kullanılan diğer sınıflandırma yöntemlerine göre daha kısıtlı kalmasına karşın modelde kullanılan değişkenlere ait katsayı belirlemesi ile ayrılmaktadır. Makine öğrenme yöntemlerinin rassal katsayılar kullanılarak çalışmasının bir sonucu olarak üretmiş olduğu tahminde değişkenlere ait katsayı yer almamaktadır. Ancak lojistik regresyon yönteminde modelde yer alan finansal oranlara ilişkin katsayılar yöntem tarafından sunulmaktadır. Bu da daha kolay hesaplama ve yorumlama imkânı sunmaktadır. Çalışma kapsamında finansal

başarısızlık yaşayan işletmeler 1, yaşamayanlar ise 0 değerini almaktadır. Yöntemin hesaplanması ilişkin tek değişkenli model örneği aşağıda gibidir. Eğer sadece cari oranın finansal başarısızlık ile ilişkisi üzerinden bir lojistik regresyon modeli kurulursa regresyon denklemi şu şekilde olmaktadır.

$$P_{Başarısızlık} = \frac{1}{1+e^{-(\beta_1+\beta_2.Cari\ Oran)}} \quad (3.4)$$

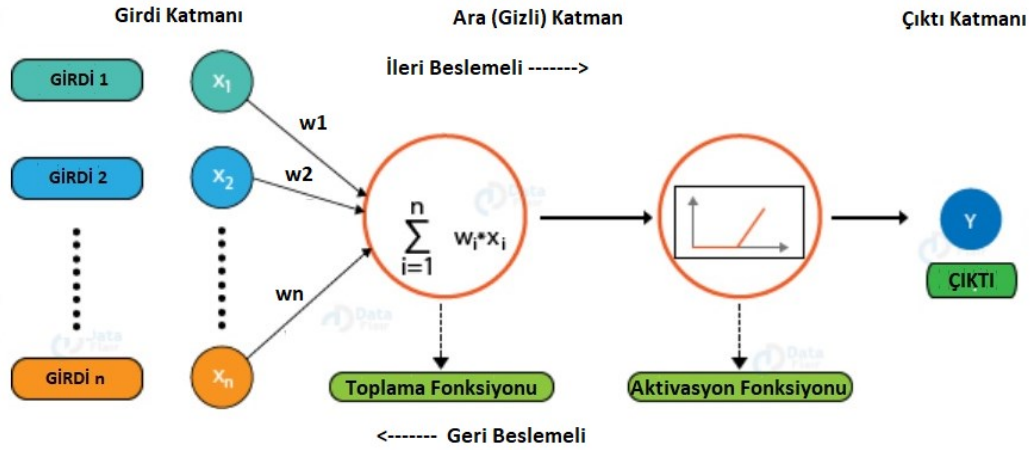
$$\ln\left(\frac{P_{Başarısızlık}}{1-P_{Başarısızlık}}\right) = \beta_1 + \beta_2.Cari\ Oran \quad (3.5)$$

Denklem sonucunda elde edilen 0 ile 1 arası değer işletmelerin finansal başarısızlığa yakalanma olasılığını vermektedir. Analizler neticesinde çıkan sonucun 0.5'ten büyük olması durumunda finansal başarısız, 0.5'ten küçük olması durumunda ise finansal başarısız olmayacağı şeklinde sınıflandırması yapılmıştır. Aynı zamanda ihtiyaç durumunda yönteme ait modellerden elde edilen finansal oran katsayıları da değerlendirilmeye tabi tutulmaktadır.

3.1.5.3 Yapay sinir ağları

Yapay sinir ağlarının temel çıkış noktası insan beynin ve sinir sisteminin işleyişini taklit etmesiyle sınıflandırma, kümelenme, değişken indirgenme ve tahmin çalışmalarında sıklıkla kullanılmaktadır (Fausett, 1994). Denetimli ve Denetimsiz olarak çalışma özeliğine sahip bir yöntemdir. Denetimli öğrenmelerde hem girdi hem de çıktı değerleri öğrenme sürecine katılırken, denetimsiz öğrenmede ise girdiler arasındaki ilişkilere göre çalışmaktadır.

Yöntemin temel çalışma prensibi paralel olarak oluşturulmuş olan üç katmanın çeşitli fonksiyonlar ile birbirlerine bir ağ yapısı ile bağlanması ve sonuç üretmesi şeklinde olup Şekil 3.5'te özetlenmektedir. İlk katman olan girdi katmanında, problemin çözümüne yönelik sisteme sokulan veriler yer almaktadır. İki katman ise ara veya gizli katman olarak değerlendirilmektedir. Bu katmanda girdi katmanında yer alan bilgiler çeşitli ağırlıklar ile işleme sokularak bir toplam üretmektedir. Son katman ise çıktı katmanıdır.



Şekil 3.5. Yapay Sinir Ağları İşleyişi (<https://data-flair.training>)

Şekil 3.5'te görüldüğü gibi yöntemin ileri ve geri beslemeli seçenekleri mevcuttur. İşlem akışının yönüne göre bu durum değerlendirilmektedir. Yapay sinir ağları yönteminin içerdiği unsurlar itibariyle amacına göre farklılaştırılması söz konusudur. Toplama fonksiyonu, aktivasyon fonksiyonu, öğrenme stratejisi ve öğrenme kuralları gibi farklılaştırılabilen kısımlarda çalışma konusuna göre tercihler yapılarak farklı yapay sinir ağları modelleri elde edilmektedir (Öztemel, 2012). Değiştirilebilir kısımlardan biri olan toplama fonksiyonuna ilişkin literatürde çalışma konusunda göre tercih edilen toplama fonksiyonlarına ilişkin formüller Tablo 3.6'da görülmektedir.

Tablo 3.6. Toplama Fonksiyonları

Fonksiyon adı	Fonksiyon
Ağırlıklı Toplam	$NET = \sum w_i x_i$
Çarpım	$NET = \prod w_i x_i$
Maksimum	$NET = maks(w_i x_i)$
Minimum	$NET = min(w_i x_i)$
Artımlı Toplam	$NET_k = NET_{k-1} + \sum w_i x_i$

Bir diğer değiştirilebilir kısım da aktivasyon fonksiyonudur. Çalışma konusunun gerektirdiği farklı fonksiyonlar yapay sinir ağlarında kullanılmaktadır. Girdilerin

belirlenen A katsayı ile çarpılması ile elde edilen doğrusal fonksiyon, hiperbolik tanjantı hesaplanarak -1 ile 1 arasında değerler elde edilen Tanh fonksiyonu, fonksiyon sonucu 0 ile 1 arası değerler elde edilen Logistik fonksiyon, girdilerin negatif olması durumunda 0, pozitif olması durumunda kendi değeri elde edilen Doğrultulmuş Doğrusal Birim fonksiyonu (ReLU), girdilerin sinüs dağılımı olarak elde edildiği sinüs fonksiyonu veya girdilerin belirlenen bir A değerine göre 0 veya 1 değeri almaları ile elde edilen Adım fonksiyonu ve daha pek çok fonksiyon literatürde kullanılmaktadır. Adı geçen fonksiyonlara ilişkin hesaplama fonksiyonları Tablo 3.7’de görülmektedir.

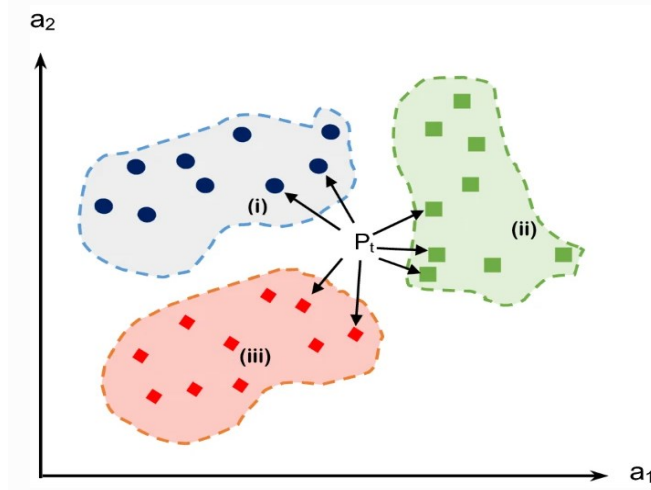
Tablo 3.7. *Yapay sinir ağları aktivasyon fonksiyonları*

Doğrusal Fonksiyon:	$f(x) = A \cdot x$
Tanh F.	$f(x) = \frac{2}{1 + e^{-2x}} - 1$
Sigmoid (Log) F.	$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$
ReLU (Doğrultulmuş Doğrusal Birim)	$f(x) = \begin{cases} 0, & \text{eğer } x < 0 \\ x, & \text{eğer } x \geq 0 \end{cases}$
Sinüs F.	$f(x) = \sin(x)$
Adım F.	$f(x) = \begin{cases} 0, & \text{eğer } x < A \\ 1, & \text{eğer } x \geq A \end{cases}$

Diğer bir kısım ile besleme yönü bakımından farklılaştırılmaktadır. İleri beslemeli sinir ağları sinyal akışı tek yönlü gerçekleşmekte ve çoğu katmanlar halinde organize edilirken, geri beslemede ise hücrelerden en az birinin çıkışı kendisine ya da diğer hücrelere giriş olarak verilmekte ve besleme süreci bir katmandaki hücreler arasında olduğu gibi katmanlar arasındaki hücreler arasında da olabilmektedir (Kabalcı, 2014). Çalışma kapsamında kullanılan yapay sinir ağı algoritmasında toplama fonksiyonu olarak Ağırlıklı toplam, aktivasyon fonksiyonu olarak Sigmoid fonksiyon ve ileri beslemeli tek gizli katman kullanılmıştır. Çıktının 0.5’ten büyük olması durumunda finansal başarısızlık yaşadığı, 0.5’ten küçük olması durumunda ise finansal başarısızlık yaşamadığı şeklinde değerlendirilmiştir.

3.1.5.4 K-en yakın komşuluk

K-en yakın komşuluk yöntemi de tıpkı rastgele orman yönteminde olduğu gibi hem sınıflandırma hem de regresyon problemlerinde kullanılan denetimli öğrenme yöntemlerinden biridir. Dolayısıyla bu yöntem çalışma kapsamında hem değişken azaltma yöntemi hem de finansal başarısızlık sınıflandırılmasında kullanılmaktadır. Yöntem verilerin birbirlerine benzerliklerini veya yakınlıklarını baz alarak çalışmaktadır. Veriler eğitim aşamasında belirlenen sınıflar itibariyle kümelenmektedir. Daha sonrasında bu kümelerde yer almayan ve test veri setinde yer alan yeni gözlemin K olarak belirlenen en yakın komşuları temel alınarak hangi sınıfa dâhil olması gerektiğine karar verilmektedir. Yöntemin uygulanmasına ilişkin görsel Şekil 3.6'da görülmektedir.



Şekil 3.6. K-en yakın komşuluk yöntemi (Atallah, Badawy & El-Sayed, 2019)

İlk aşamada tüm gözlemler örneklem uzayına yayılmaktadır. Daha sonrasında belirlenen sınıf sayısına göre merkez noktaları belirlenip bu merkez noktalarına göre uzaklıklar hesaplanarak sınıflandırma işlemi gerçekleştirilmektedir. Son aşamada ise test verine ait gözlem belirlenen sayıdaki komşularının buldukları sınıfa bakılarak değerlendirilmektedir. Şekildeki örnekte 3 sınıf yer almaktadır. Sınıfları tahmin edilmeye çalışana P_t gözlemi için K değeri 7 olarak belirlenmiş olup bu gözlemin en yakınındaki 7 gözlem belirlenmiştir. En yakın komşulardan iki tanesi i ve iii numaralı sınıflarda yer alırken üç tanesi ii numaralı sınıfta yer almıştır. Sonuç olarak P_t gözleminin ii numaralı sınıfa ait olduğu tahmin edilmektedir (Atallah, Badawy & El-Sayed, 2019). Yöntem ile

ilgili iki tercih yöntemin performansını etkilemektedir. Bunlardan ilki k sayısının belirlenmesidir. R programında kullanılan paket kapsamında k sayısının optimal değeri için doğruluk oranı (accuracy) temel alınmaktadır. Diğer bir tercih de gözlemler arası mesafenin ölçme yöntemidir. Literatürde Euclidean, Manhattan, Minkowski, Cosine, Jaccard veya Hamming ölçütleri sıklıkla kullanılmaktadır. Çalışma kapsamında Euclidean ölçütü kullanılmış olup ikili koordinat düzlemindeki $A(x_1, y_1)$ ve $B(x_2, y_2)$ noktalarının arasındaki mesafe olan d hesaplaması aşağıdaki gibidir. Çalışmanın kapsamına göre diğer ölçütler de kullanılmaktadır.

$$d = \sqrt{(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2} \quad (3.6)$$

3.1.6 Performans Değerlendirme Yöntemleri

Gerek değişken azaltma gerekse de sınıflandırma yöntemlerinde tercih edilen tüm yöntemlerin performansları değerlendirmek amacıyla bazı kriter ve yapılar kullanılmaktadır. Ekonometrik temelli modellerde kullanılan AIC kriteri, diğer modellerde kullanılan hata ölçütleri ve sınıflandırma yöntemlerinde kullanılan sınıflandırma matrisi (confusion matrix) ile ilgili bilgiler bu kısmın altındaki başlıklarda açıklanmaktadır.

3.1.6.1 Akaike Bilgi Kriteri (AIC)

Regresyon analizlerin modelin performansını ölçen unsurların başında R^2 uyumluluk derecesi gelmektedir. Bu derece 0 ile 1 arasında değer alıp bağımsız değişkenlerin bağımlı değişkeni açıklama gücü olarak yorumlanmaktadır. Uyumluluk derecesi ile eleştirilerin başında modele eklenecek ve bağımlı değişken ile alakalı olmayan yeni bir bağımsız değişkenin modelin R^2 uyumluluk derecesi hesaplama biçiminden kaynaklı bir artış olması durumudur. Bu eleştirilere karşı Akaike tarafından 1973 yılında ortaya konulan AIC kriteri ile regresyon modellerinin performansları değerlendirilmeye başlanmıştır. AIC kriterine ilişkin iki farklı hesaplama yöntemi aşağıdaki gibidir.

$$AIC = e^{2k/n} \sum e_i^2/n = e^{2k/n} RSS/n \quad (3.7)$$

$$AIC = -2 \log(L) + 2k \quad (3.8)$$

Hesaplamalarda yer alan k değişken sayısını (sabit terim dâhil), n gözlem sayısını, e hata terimini, RSS hata terimi kareler toplamını, L benzerlik (Likelihood) fonksiyonun maksimum değerini temsil etmektedir (Akaike, 1973). Model performansları kıyaslandığında en düşük AIC değerine sahip modelin daha iyi performans gösterdiği kabul edilmektedir. Daha sonrasında BIC (Bayes Bilgi Kriteri) ve SIC (Schwarz Bilgi Kriteri) gibi ölçütler geliştirilmiş ve modellerin kıyaslanmasında kullanılmıştır. Çalışma kapsamında değişken azaltma yöntemlerinden Adım Adım İleri-Geri Seçim yöntemi ve sınıflandırma yöntemlerinden Lojistik regresyon yönteminde AIC kriteri kullanılmıştır.

3.1.6.2 Hata Kareleri Ortalaması

Yöntemlerin performanslarının değerlendirilmesi kullanılan bir başka ölçüt de Hata Kareleri Ortalamasıdır (MSE). Yöntemlerden üretilen tahminler ile gerçekleşen değerler arasındaki fark hata olarak adlandırılmaktadır. Toplu olarak hataların bir araya gelmesi ile yöntemlerin performansları değerlendirilmektedir. Tahmin ile gerçek değer arasındaki fark negatif veya pozitif sayılar olabileceğinden, bunların bir araya getirilmesinden kaynaklanan problemin aşılması için hataların mutlak değerinin alınması veya karelerinin hesaplamaya katılması gibi uygulamalar söz konusu olmaktadır. Ortalama hata (Mean Error, ME) veya toplam hatada negatif ve pozitif sayıların beraber değerlendirilmesi sonucu birbirilerinin etkilerini azaltmalarının önüne geçebilmek için Ortalama Mutlak Hata (Mean Absolute Error, MAE), Ortalama Mutlak Yüzde Hata (Mean Absolute Percentage Error, MAPE), Hata Kareleri Ortalaması (Mean Squared Error, MSE) ve Ortalama Hata Kareleri Toplamı Kökü (Root Mean Squared Error, RMSE) gibi daha pek çok hata ölçütü geliştirilmiştir. Çalışma kapsamında değişken azaltmada kullanılan rastgele orman yönteminde kullanılan hata kareleri ortalamasının hesaplanması aşağıdaki gibidir. Formüldeki x_t gerçekleşen değeri, \hat{x}_t tahmin edilen değeri ve n ise gözlem sayısını temsil etmektedir.

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (x_t - \hat{x}_t)^2 \quad (3.9)$$

3.1.6.3 Sınıflandırma Matrisi

Sınıflandırma problemlerinde tahmin edilen sonuç ile gerçek sonuç arasında bir kesikli bir ilişki söz konusudur. Örneğin ikili değişkenden oluşan bir çalışmada gerçek

değer 0 iken tahmin değerleri 0 veya 1 değeri alabilmektedir. Diğer bir seçenek sonuç da gerçek değer 1 iken tahmin değerleri 0 veya 1 değeri alabilmektedir. Gerçekleşen bu dört durumun özetlendiği tabloya sınıflandırma matrisi veya karışıklık matrisi (Confusion matrix) denilmektedir. Sınıflandırma matrisine ilişkin görsel Tablo 3.8’de görülmektedir. Sınıflandırma yöntemlerinin performans ölçümünde matris kullanılarak hesaplanan ölçütler ve hesaplanış formüllerine ilişkin bilgiler aşağıdaki gibidir. Uluslararası literatürde de sıklıkla kullanılması sebebiyle tablodaki ve formüllerdeki kısaltmalar İngilizce karşılıkları üzerinden yazılmıştır.

Tablo 3.8. Sınıflandırma Matrisi

		Tanıma göre gerçek değer	
		Fin. Başarısız Değil (0)	Finansal Başarısız (1)
Tahmin	Fin. Başarısız Değil (0)	TN	FN
	Finansal Başarısız (1)	FP	TP

- Gerçek değeri 1 ve tahmin değeri 1 ise Gerçek Pozitif (True Positive, TP),
- Gerçek değeri 1 ve tahmin değeri 0 ise Yanlış Negatif (False Negative, FN),
- Gerçek değeri 0 ve tahmin değeri 0 ise Gerçek Negatif (True Negative, TN),
- Gerçek değeri 0 ve tahmin değeri 1 ise Yanlış Pozitif (False Positive, FP).

Gerçek pozitif ve gerçek negatif durumlarında tahmin ile gerçek değer örtüşürken, yanlış pozitif olması durumunda gerçekte finansal başarısız olmayan işletmenin finansal başarısız olarak tahmin edilmesinden kaynaklı Tip 1 hata, yanlış negatif olması durumunda gerçekte finansal başarısız olan işletmeyi finansal başarısız olmayan olarak tahmin edilmesinden kaynaklı Tip 2 hata gerçekleşmektedir. Sınıflandırma yapılan çalışmanın konusu ve kapsamına göre bu hata türleri önem kazanmaktadır. Tıp literatüründe pek çok hastalık çalışmasında sınıflandırma matrisi kullanılmaktadır. Özellikle kanser hastalarının tespit ve tahmininde Tip 1 ve Tip 2 hata önem kazanmaktadır. Maliyetleri bakımından diğer ölçütlere göre daha hassas olunması gereken hata türleridir.

Doğruluk Oranı (Accuracy): Tahmin edilen ve gerçek değerlerin aynı olması durumunun tüm tahminlere oranlanması sonucu doğru sınıflanan verilerin yüzdesini ifade etmektedir. Tanıma göre finansal olarak başarısız olanları başarısız, başarısız olmayanları ve başarısız olmayan olarak sınıflandırma neticesinde elde edilen doğruluk oranı aşağıdaki gibi hesaplanmaktadır.

$$\text{Doğruluk Oranı} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (3.10)$$

Yanlışlık Oranı: Yöntemlerin sınıflandırması sonrasında hangi oranda yanlış sınıflandırma yapıldığı ortaya koyan orandır. Doğruluk oranının 1'den çıkarılması ile de hesaplanabilmektedir. Doğruluk oranı üzerinden kolaylıkla hesaplanabilmesinde ötürü analizler kısmında ayrıca yer almamaktadır.

$$\text{Yanlışlık Oranı} = \frac{FP+FN}{TP+TN+FP+FN} \quad (3.11)$$

Gerçek Pozitif Oran (TPR): Tanıma göre gerçekte 1 olan gözlemlerin hangi oranda doğru sınıflandırıldığını gösteren orandır. Hassasiyet (Sensitivity) oranı olarak da adlandırılmaktadır. Finansal başarısızlık olan gözlemlerin hangi oranda doğru tahmin edildiğini göstermektedir. Tip 2 hata ile ilişkilidir.

$$\text{Hassasiyet (TPR)} = \frac{TP}{TP+FN} \quad (3.12)$$

Gerçek Negatif Oran (TNR): Tanıma göre gerçekte 0 olan gözlemlerin hangi oranda doğru sınıflandırıldığını gösteren orandır. Özgüllük (Specificity) olarak da adlandırılmaktadır. Gerçekte başarısız olmayanların doğru tahmin edilme oranını göstermektedir. Tip 1 hata ile ilişkilidir.

$$\text{Özgüllük Oranı (TNR)} = \frac{TN}{TN+FP} \quad (3.13)$$

Kesinlik (PPV): Tahminler üzerinden hesaplanan bir ölçüttür. Finansal başarısız olarak tahmin edilenlerin ne oranda doğru sınıflandırıldığını gösteren orandır. Tip 1 hata ile ilişkilidir.

$$\text{Kesinlik (PPV)} = \frac{TP}{TP+FP} \quad (3.14)$$

Negatif Tahmin Değeri (NPV): Yöntem tarafından finansal başarısız olmayan olarak tahmin edilen gözlemlerin ne oranda doğru sınıflandırıldığını gösteren orandır. Tip 2 hata ile ilişkilidir.

$$\text{Neg. Tahmin Değeri (NPV)} = \frac{\text{TN}}{\text{TN} + \text{FN}} \quad (3.15)$$

Sınıflandırma matrislerinin değerlendirilmesinde literatürde çoğunlukla yukarıda yer alan ölçütler kullanılmaktadır. Ancak matrisin yapısı, dağılımı ve araştırma sorusunun hedefine bağlı olarak yukarıdaki ölçütlerin yanıltıcı olabileceği durumlar göz önüne alınarak bu ölçütlerden türetilmiş pek çok ölçüt yer almaktadır. Bunlara ilişkin hesaplamalar aşağıda yer almaktadır.

F1 Skoru: Kesinlik ve Hassasiyet oranlarının harmonik ortalaması olup dengeli ve dengesiz matrislerde Doğruluk oranından daha fazla bilgi sunduğu öne sürülmektedir (Witten & Frank, 2005). Özellikle dengeli dağılmayan sınıflandırma durumlarında doğruluk oranında ortaya çıkması muhtemel yanılgıların giderilmesi amacıyla hesaplanarak yorumlanmaktadır.

$$\text{F1 Skoru} = 2 * \frac{\text{PPV} * \text{TPR}}{\text{PPV} + \text{TPR}} \quad (3.16)$$

Matthews Korelasyon Katsayısı (MCC): İkili sınıflandırma problemlerinde kullanılan ve tıpkı korelasyon katsayısında olduğu gibi -1 ile +1 arasında değerler alan bir ölçüttür. Katsayının +1 olması veya yakın olması durumunda sınıflandırmanın başarılı olduğunu gösterirken, -1'e yakın olması durumunda ise başarısız bir sınıflandırma olduğu ortaya konulmaktadır. Eğer katsayı 0'a yakın değerler alıyorsa sınıflandırmanın tesadüfi gerçekleştiği sonucuna varılmaktadır.

$$\text{MCC} = \sqrt{\text{TPR} * \text{TNR} * \text{PPV} * \text{NPV}} - \sqrt{(1 - \text{TPR}) * (1 - \text{TNR}) * (1 - \text{PPV}) * (1 - \text{NPV})} \quad (3.17)$$

Sınıflandırma Başarı Endeksi (CUI): Sınıfa özgü simetrik bir ölçüttür. Tip 1 ve Tip 2 hataları ile ilişki olan TPR ve PPV ölçütleri ile hesaplanır. Endeks -1'e yaklaştıkça her iki ölçütteki hataların maksimum olduğunu, +1'e yaklaştıkça ise minimuma yaklaştığı varsayılmaktadır. Kulczynski ölçütü olarak da adlandırılmaktadır (Labatut & Cherif, 2011).

$$\text{CUI} = \text{TPR} + \text{PPV} - 1 \quad (3.18)$$

Fowlkes–Mallows Endeksi (FMI): Sınıflandırma matrisinin performansını değerlendirmek için kullanılan endeks TPR ve PPV ölçütlerinin geometrik ortalamalarından elde edilen bir ölçüttür. Endeks 0 ile 1 arasında değerler almakta olup 1'e yaklaştıkça sınıflandırmanın başarılı olduğunu göstermektedir. Özellikle yüksek

sayıda deęişkenin ve ilişkisiz verilerin olduęu sınıflandırmalarda daha iyi sonuçlar vermektedir (Bihari, Tripathi & Deepak, 2019).

$$FMI = \sqrt{TPR * PPV} \quad (3.19)$$

Kritik Başarı Endeksi (CSI): Tehdit skoru olarak da adlandırılan ölçüt, Gerçek Pozitiflerin performansının hesaplanmasında kullanılmaktadır. Ölçüt 0 ile 1 arasında deęerler almakta olup sıfıra yaklaştıkça kötü, 1'e yaklaştıkça iyi performans olduğunu göstermektedir (Schaefer, 1990).

$$CSI = \frac{TP}{TP+FN+FP} \quad (3.20)$$

3.2 Veri İşleme

Türkiye literatüründe finansal başarısızlık çalışmalarının büyük çoğunluğu BİST'te faaliyet gösteren şirketler ile yapılmıştır. Bu şirketler sektörlerinin öncüleri konumundadır ancak sektörün kendisini tamamen temsil ettiğini söylemek güçtür. Bu noktadan hareketle gerek literatürde var olan çalışmalardan farklılaşmak gerek sektörleri daha iyi temsil edecek şirketlere ulaşmak açısından BİST dışında ve halka arz olmayan işletmelerin de yer alacağı bir veri setine ulaşmak noktasında TÜİK ile 29.03.2021 tarihinde imzalanan bir protokol yapılmıştır (Eklerde yer almaktadır).

Anadolu Üniversitesi ve TÜİK arasında imzalanan protokol çerçevesinde TÜİK Veri İzleme Merkezi'nde sektörlere ait mali tablolar analiz edilmiştir. Veriler TÜİK tarafından işletme bilgileri kimlik numarası ile maskelenmiş biçimde üç farklı dosyada sunulmuştur. Bunlar bilanço, gelir tablosu ve genel bilgiler dosyalarıdır. Mali tablolara ilişkin dosyalarda Girişim No ve Yıl bilgileri sabit olmak üzere devamında mali tablolara ait bilgiler yer alırken Genel Bilgiler dosyasında Sektör Harf Kodu, Çalışan Sayısı, Hukuki Durum ve KOBİ bilgileri yer almaktadır. İlk olarak bu iki dosyada yer alan işletme kimlik numarası (ör. 2000048017) ve yıllardan (ör. 2012) oluşturulan yeni kimlik numaraları (ör. 20000480172012) eşleştirilerek tek bir dosya haline getirilmesi sağlanmıştır. Her bir sektör için düzenlenen bu dosyalardan elde edilen gözlem sayılarına ilişkin bilgiler Tablo 3.9'da yer almaktadır.

Tablo 3.9. Sektörlere ait gözlem sayıları

Sektör Kodu	Sektör Adı	Gözlem Sayısı
A	Tarım, Ormancılık ve Balıkçılık	80688
B	Madencilik ve Taş Ocakçılığı	48618
C	İmalat	1033196
D	Elektrik, Gaz, Buhar ve İklimlendirme Üretimi ve Dağıtım	59347
E	Su Temini; Kanalizasyon, Atık Yönetimi ve İyileştirme Faaliyetleri	13979
F	İnşaat	961441
G	Toptan ve Perakende Ticaret; Motorlu Kara Taşıtlarının ve Motosikletlerin Onarımı	2097150
H	Ulaştırma ve Depolama	369155
I	Konaklama ve Yiyecek Hizmeti Faaliyetleri	307206
J	Bilgi ve İletişim	165153
L	Gayrimenkul Faaliyetleri	92131
M	Mesleki, Bilimsel ve Teknik Faaliyetler	441848
N	İdari ve Destek Hizmet Faaliyetleri	240077
P	Eğitim	98722
Q	İnsan Sağlığı ve Sosyal Hizmet Faaliyetleri	123131
R	Kültür, Sanat, Eğlence, Dinlence ve Spor	36242
S	Diğer Hizmet Faaliyetleri	61681
	Toplam	6229765

Bu noktadan sonraki kısımlarda yer alan veri işleme süreçleri tüm sektörler için aynı gerçekleşmiştir. Zaman ve yer tasarrufu açısından veri işleme süreçlerinin işleyişi sadece Tarım, Ormancılık ve Balıkçılık sektörü (A Sektörü) örneği üzerinden düzenlenmiştir. R programı kullanılarak yazılan algoritma tüm sektörler için aynen uygulanmıştır. A sektörüne ilişkin R algoritması çalışma sonunda yer alan Ekler kısmında yer almaktadır.

3.2.1 Veri temizleme/ayıklama I - Yatay düzlem

İşletmelere ait bilgilerin bir kısmı gönüllülük esasına dayalı biçimde elde edilmesinden kaynaklı veri sürekliliği sorunu, hatalı ve tekrarlı girilen hesap kalanları gibi veri kalitesini düşüren durumlara karşın gerekli düzenlemeler yapılmıştır. Her sektörde farklı sayı ve düzeyde hatalı girilen veya tekrarlı girilen veriler rastlanılmıştır. Özellikle her dosyada sadece bir kere yer alması gereken “Yeni kimlik” numaralarının (20000480172012) mükerrer giriş yapılmasından kaynaklı sorunları aşmak için tüm dosyalardaki yeni kimlik numaralarının eşleşmesi ve bilançodan elde edilen Dönem Net Kâr/Zarar hesabı ile gelir tablosundan gelen Dönem Net Kâr/Zarar kalanlarının eşit

olması durumları baz alınarak gerekli kodlar geliştirilerek veri setlerine uygulanmıştır. Yapılan bu düzenlemelerden sonra sektörlere ait ham veri sayıları ve kaybedilen veri oranları Tablo 3.10’da görülmektedir. Toplam veri bazında %3.6’lık bir kayıp söz konusu olurken, en çok veri kayıp oranı Tarım, Ormancılık ve Balıkçılık sektöründe (%6.2), en az kayıp ise Eğitim sektöründe (%2.1) gerçekleşmiştir. Tarım, Ormancılık ve Balıkçılık sektörü bazında değerlendirildiğinde veri seti 80688 gözlemden 75668 gözleme düşmüştür.

Tablo 3.10. *Sektörlere ait ayıklanmış gözlem sayıları*

Sektör Kodu	Sektör Adı	Gözlem Sayısı	Veri Kayıp Oranı
A	Tarım, Ormancılık ve Balıkçılık	75668	6.2%
B	Madencilik ve Taş Ocakçılığı	46089	5.2%
C	İmalat	1005116	2.7%
D	Elektrik, Gaz, Buhar ve İklimlendirme Üretimi ve Dağıtımı	57420	3.2%
E	Su Temini; Kanalizasyon, Atık Yönetimi ve İyileştirme Faaliyetleri	13563	3.0%
F	İnşaat	911775	5.2%
G	Toptan ve Perakende Ticaret; Motorlu Kara Taşıt. ve Moto.Onar.	2023309	3.5%
H	Ulaştırma ve Depolama	351191	4.9%
I	Konaklama ve Yiyecek Hizmeti Faaliyetleri	298456	2.8%
J	Bilgi ve İletişim	160603	2.8%
L	Gayrimenkul Faaliyetleri	88446	4.0%
M	Mesleki, Bilimsel ve Teknik Faaliyetler	430526	2.6%
N	İdari ve Destek Hizmet Faaliyetleri	233175	2.9%
P	Eğitim	96645	2.1%
Q	İnsan Sağlığı ve Sosyal Hizmet Faaliyetleri	119183	3.2%
R	Kültür, Sanat, Eğlence, Dinlenme ve Spor	35034	3.3%
S	Diğer Hizmet Faaliyetleri	59366	3.8%
	Toplam	6005565	3.6%

3.2.2 Veri filtreleme

TÜİK tarafından sunulan veriler ayrıntılı biçimde incelendiğinde bazı hesap kalanlarının veri kalitesini düşürdüğü tespit edilmiştir. İşletmenin aktif toplamının çok küçük olması veya hesaplar arasındaki uyumsuzluklar ve aykırılıklardan kaynaklanan sorunların aşılması için bazı muhasebe hesaplarına alt limitler belirlenerek veri filtreleme yoluna gidilmiştir. Bu yöntem ile kısa süre faaliyet göstermiş veya farklı amaçlar için kurulmuş olan ve mali tabloları düzensiz ve bozuk olan işletmeleri sektörleri temsil etmesinden kaynaklanabilecek sorunların asgari düzeye indirilmeye çalışılmıştır. Sonuç

olarak ilgili sektörde, o sektörü temsil yeteneği daha çok işletmelere yer verilmiş olmaktadır. Temsil ile ilgili benzer bir sorun BİST’te faaliyet gösteren işletmeler ile yapılan çalışmalarda sınırlı sayıdaki işletme üzerinden sektör üzerine yorum yapılmasıdır. Bu sorunu aşmak adına, sektörlerde yer alan farklı boyutlardaki tüm işletmeleri çalışmaya dâhil ederek bir sektör genellemesi elde edilmektedir. Sağlıklı ve kaliteli verilere ulaşabilmek için ham verilere uygulanan altı filtre aşağıda yer almaktadır.

Filtre 1: Stoklar hesabı kalanı 1000 TL’den az olması,

Filtre 2: Pasif/Aktif toplamı 5000 TL’den az olması,

Filtre 3: Kısa vadeli yabancı kaynaklar hesabının 500 TL’den az olması,

Filtre 4: Özkaynaklar hesabının 5000 TL’den az olması,

Filtre 5: Dönem Kâr/Zarar hesabının 0 TL olması

Filtre 6: Net Satışların 1000 TL’den az olması

Yukarıda geçen filtrelerin Tarım, Ormancılık ve Balıkçılık sektörü üzerindeki sonuçları şu şekildedir. Stok hesabı kalanı 1000TL’den az olan işletmeler veri setinden çıkarılması sonucunda elde kalan gözlem sayısı 75.668’den 46.178’e düşmüştür. Kalan veriye pasif toplamı ile ilgili filtre uygulandığında 46.117, kısa vadeli yabancı kaynaklar ile ilgili filtre uygulandığında 44.876, özkaynaklar ile ilgili filtre uygulandığında 37.375, dönem kâr/zararı ile ilgili filtre uygulandığında veri kaybı olmamış, net satışlar ile ilgili filtre uygulandığında 32.125 gözlem kalmıştır.

3.2.3 Finansal başarısızlık tanımlama

Ham verilere uygulanan filtreleme işlemleri neticesinde elde edilen veriler baz alınarak literatürde sıklıkla kullanılan özkaynaklar, net işletme sermayesi ve kârlılık kavramları yardımıyla dört adet farklı finansal başarısızlık tanımı oluşturulmuştur. Bu tanımlar kullanılarak tanım gereği finansal başarısız işletmeler 1 (bir) değeri finansal başarısız olmayanlar 0 (sıfır) değeri alacak şekilde kodlamalar yapılmıştır. Bu tanımların oluşturulmasında cari ve önceki dönemlerin birlikte kullanılmasından kaynaklı veri kayıpları da söz konusu olmaktadır. Örneğin bir işletmenin 2009-2019 yıllarına ait verileri kullanılarak hesaplanacak iki yıl art arda zarar etme durumunda işletmenin 2009 yılı verisi sadece 2010 yılı hesaplamasında kullanılacak olmasından ötürü 2009 yılı

gözlemi veri setinden çıkarılmaktadır. Tüm bu hesaplamalardan sonra finansal başarısızlık tanımları eklenen veri setinde 21115 gözlem kalmıştır.

Kârlılık ve öz kaynak hesapları dikkate alınarak oluşturulan 1. tanımda 931 adet gözlem finansal başarısız olarak tespit edilmiştir. Kârlılık ve net işletme sermayesi hesapları baz alınarak oluşturulan 2. tanımda 1128 gözlem, net işletme sermayesi ve öz kaynaklar hesaplarına bakılarak oluşturulan 3. tanımda 1343 gözlem finansal başarısız olarak belirlenmiştir. İlk üç tanıma göre görece daha katı kriterler baz alınarak her üç unsuru da içerisinde barındıran 4. tanımda ise 606 gözlem ikili değişkenlerden 1 değerini alarak finansal başarısız olarak sınıflandırılmıştır. Aynı tanımlamalar tüm sektörler için benzer biçimde gerçekleştirilmiştir.

3.2.4 Finansal oran hesaplama

Finansal başarısızlık tanımlarına ilişkin kukla değişkenlerin tanımlanması ve hesaplanması sürecinden sonra başarısızlıkları tahmin etmede kullanılan finansal oranların hesaplanmasına geçilmiştir. TCMB ve TÜİK'in sektör bilançolarına ait analizlerde kullanılmak üzere 8 adet likidite oranı, 17 adet finansal yapı oranı, 8 adet devir hızı ve 17 adet kârlılık oranı olmak üzere 47 finansal oran bulunmaktadır. Dağıtılmamış Kâr hesabı aktif ve kullanıma elverişli verisi olan işletmelerin çok az sayıda olmasında ötürü KO_6 oranı tüm sektörlerde oran hesaplanmadan çıkarılmıştır. Çalışma kapsamında kârlılık oranlarından KO_6 oranı haricinde diğer tüm oranların hesaplanması ile 46 adet finansal oran finansal başarısızlık öngörü modeli analizleri için hazır hale getirilmiştir. Finansal oranların hesaplanması neticesinde bazı gözlemler muhasebe hesaplarının yanlış girişi veya hatalı olması sonucunda sonsuz, sıfır ve tanımsız gibi değerleri almakta ve analizlerin yapılmasına engel teşkil etmektedir. Bu sorunun giderilmesi için veri ayıklama işlemine ihtiyaç duyulmaktadır.

3.2.5 Veri temizleme/ayıklama II - Dikey düzlemde

Ham veriler içerisinden yatay düzlemde yer alan işletmelere ait tekrarlı, hatalı ve bozuk verilerin temizlenmesinden sonra finansal oranlar hesaplanmıştır. Finansal oranların elde edilmesinde otuzu aşkın muhasebe kalemi kullanılmıştır. Ancak bunlardan bazılarının tüm işletmelerde kullanılmaması ve veri girişi yapılmaması sebebiyle

hesaplanan finansal oranların genel yapısını ve kalitesi olumsuz etkilenmektedir. Bu noktada sadece işletme yeni kimlik numarası ve hesaplanan 46 adet finansal orandan oluşan bir veri matrisi oluşturulmuştur. Finansal oranların hesaplanmasını güçleştiren veya sonucu sıfır olarak elde edilen oranların tespiti için aşağıdaki dört filtre kullanılmıştır.

Filtre 1: Finansal oranı sıfıra eşit olanlar,

Filtre 2: Finansal oranı sonsuz olarak hesaplananlar,

Filtre 3: Finansal oranı eksi sonsuz olarak hesaplananlar,

Filtre 4: Finansal oranı hesaplanamayanalar (NA).

Bu filtreler tüm finansal oranlar için uygulanmıştır. Dört filtreden elde edilen gözlem sayısı toplam gözlem sayısına oranlanarak her bir finansal oranın veri setindeki kayıp oranı elde edilmiştir. Veri kaybını azaltmak ve kalitesini artırmak adına değişkenlerin kayıp oranı %20'yi aşanlar tespit edilerek değişken havuzundan çıkarılmıştır. Tarım, Ormancılık ve Balıkçılık sektöründe hesaplanan finansal oranlara uygulanan filtrelere ilişkin kayıp oranları ve çıkarılma durumları Tablo 3.11'de yer almaktadır.

Finansal oranların kayıp oranları dikkate alındığında finansal yapı oranlarından FY_5, FY_6, FY_8, FY_13, FY_14 ve FY_15, devir hızı oranlarından DH_2 ve kârlılık oranlarından KO_12, KO_13 ve KO_14 oranları veri setinden çıkarılmıştır. Çıkarılan finansal oranların ortalama kayıp oranı %49.51 olarak hesaplanmıştır. Bu oranların çıkarılmaması durumu değişken azaltma ve sınıflandırma işlemlerinde tüm finansal oranların yarısına yakınının veri setinden çıkarılmasına ve finansal oranların başarısızlık durumu ile ilişkisinin yeterli ve sağlıklı düzeyde gerçekleşmemesine vesile olması muhtemeldir.

Tarım, Ormancılık ve Balıkçılık sektörü özelinde değerlendirildiğinde finansal başarısızlık tanımları için yukarıda adı geçen oranların çıkarılması sonucunda 8 adet likidite, 11 adet finansal yapı, 7 adet devir hızı ve 10 adet kârlılık oranı olma üzere toplam 36 adet oran kullanılmaktadır. Öte yandan gözlem sayısında da yapılan değişikliklerden sonra her dört tanım için 36 adet finansal oran, 1 adet finansal başarısızlık değişkeni ve 21115 adet gözlemden oluşan veri setleri oluşturulmuştur. Tanımlara ait veriler arasında sadece finansal başarısızlık değişkeni farklılık göstermektedir.

Tablo 3.11. Finansal oranların kayıp oranları

Finansal Oranlar	Filtre 1	Filtre 2	Filtre 3	Filtre 4	Kayıp oranı	Karar
	Sıfır (%)	+ Sonsuz (%)	- Sonsuz (%)	Boş (NA)		
LO_1	0	0	0	0	0	
LO_2	0.07	0	0	0	0.07	
LO_3	0.29	0	0	0	0.29	
LO_4	0	0	0	0	0	
LO_5	0	0	0	0	0	
LO_6	0	0	0	0	0	
LO_7	17.29	0	0	0	17.29	
LO_8	17.29	0	0	0	17.29	
FY_1	0	0	0	0	0	
FY_2	0	0	0	0	0	
FY_3	0	0	0	0	0	
FY_4	0	0	0	0	0	
FY_5	54.32	0	0	0	54.32	ÇIKAR
FY_6	54.32	0	0	0	54.32	ÇIKAR
FY_7	0.58	0	0	0	0.58	
FY_8	0.58	54.06	0.26	0	54.91	ÇIKAR
FY_9	0.3	0	0	0	0.3	
FY_10	0.3	0	0	0	0.3	
FY_11	0.3	0	0	0	0.3	
FY_12	0	0	0	0	0	
FY_13	40.32	0	0	0	40.32	ÇIKAR
FY_14	52.07	0	0	0	52.07	ÇIKAR
FY_15	40.32	0	0	0	40.32	ÇIKAR
FY_16	0	0	0	0	0	
FY_17	0.58	0	0	0	0.58	
DH_1	4.56	0	0	0	4.56	
DH_2	0	57.61	0	0	57.61	ÇIKAR
DH_3	0	0	0	0	0	
DH_4	0	0	0	0	0	
DH_5	0	0.58	0	0	0.58	
DH_6	0	0.3	0	0	0.3	
DH_7	0	0	0	0	0	
DH_8	0	0	0	0	0	
KO_1	0.02	0	0	0	0.02	
KO_2	0.01	0	0	0	0.01	
KO_3	0	0	0	0	0	
KO_4	0.02	0	0	0	0.02	
KO_5	0.01	0	0	0	0.01	
KO_7	0.01	0	0	0	0.01	
KO_8	0.14	0	0	0	0.14	
KO_9	0.02	0	0	0	0.02	
KO_10	4.56	0	0	0	4.56	
KO_11	1.45	0	0	0	1.45	
KO_12	47.07	0	0	0	47.07	ÇIKAR
KO_13	0	34.47	12.6	0	47.07	ÇIKAR
KO_14	0	34.4	12.67	0	47.07	ÇIKAR

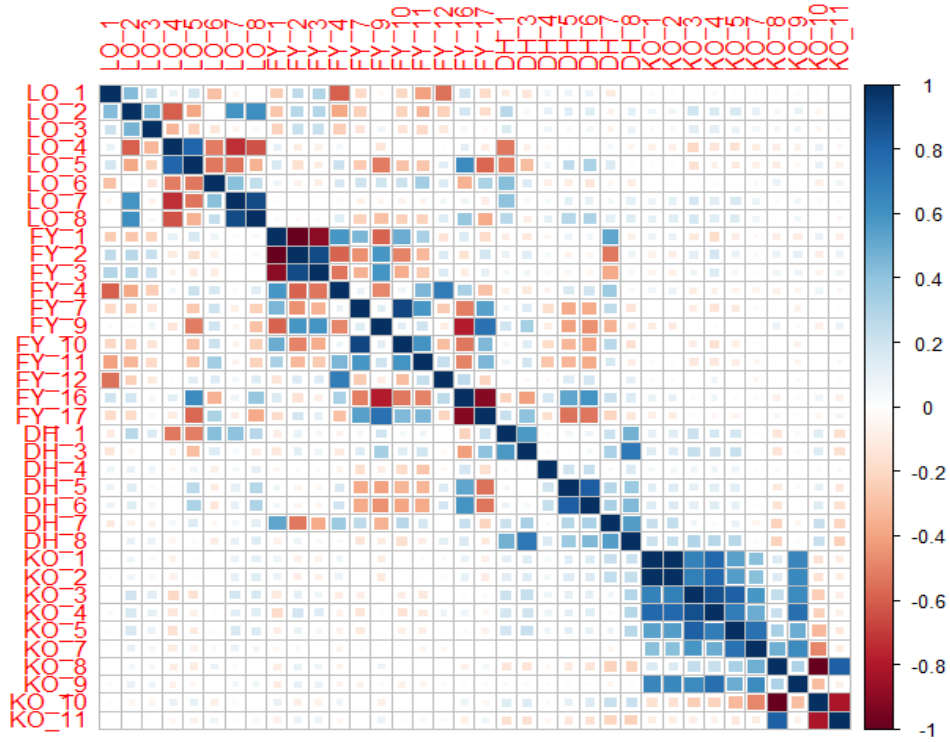
3.2.6 Korelasyon ve Aykırı değer tespiti

Bu aşama ve sonrasında analizlerde her bir finansal başarısızlık tanımı için hazırlanan veriler kullanılmaktadır. Değişkenler arası ilişkinin tespiti korelasyon analizi yardımıyla gerçekleştirilmektedir. Ancak bu analizden önce korelasyon analizinin performansını olumsuz etkilemesi söz konusu olan değişkenlere ait aykırı değerlerin ayıklanması gerekmektedir. Bu işlem için IDR yöntemi tercih edilmiştir. Sadece finansal oranların yer aldığı veri setine IDR yönteminin uygulanması sonucu tüm finansal oranlara ilişkin aykırı değer sınırları ve sayısı Tablo 3.12’de görüldüğü gibidir. En çok aykırı değer (AD) sayısına sahip oran üzerinden örnek vermek gerekirse, LO_1 oranına ait Q(0.90) değeri 6.67, Q(0.10) değeri ise 0.51 olarak tespit edilmiştir. Desiller arası fark bu durumda 6.16 olarak hesaplanmıştır. Bu değer 1.5 katsayısı ile çarpılarak Q(0.90) değerine eklenerek üst limit, Q(0.10) değerinden çıkarılarak alt limit elde edilmektedir. Bu işlemler neticesinde LO_1 oranına ait üst limit (I_{MAX}) 15.910, alt limit (I_{MIN}) ise -8.742 olarak hesaplanmıştır. Bu işlem tüm finansal oranlara uygulanmış ve sırası ile aykırı değerler veri setinden çıkarılmıştır. Bu işlemler neticesinde 9977 adet gözlem aykırı değer içerdiği için çıkarılmış ve korelasyon analizi için 11138 gözlem kalmıştır.

Tablo 3.12. *Finansal oran limitleri ve aykırı değer sayıları*

Fin Oran	AD Sayısı	I_{min}	I_{max}	Fin Oran	AD Sayısı	I_{min}	I_{max}
LO_1	1127	-8.742	15.910	FY_17	0	-0.957	1.666
LO_2	594	-2.540	4.270	DH_1	498	-16.238	27.812
LO_3	724	-0.723	1.208	DH_3	237	-4.606	8.317
LO_4	15	-1.125	2.156	DH_4	867	-46.170	51.444
LO_5	0	-1.033	1.816	DH_5	731	-46.323	78.052
LO_6	863	-15.245	26.449	DH_6	379	-22.146	37.613
LO_7	4	-0.998	1.664	DH_7	289	-12.825	22.320
LO_8	2	-0.732	1.219	DH_8	63	-2.074	3.761
FY_1	0	-0.623	1.871	KO_1	333	-0.774	0.820
FY_2	0	-0.871	1.623	KO_2	61	-0.719	0.854
FY_3	567	-3.136	5.410	KO_3	159	-0.207	0.284
FY_4	0	-0.841	1.935	KO_4	86	-0.174	0.202
FY_7	509	-6.155	10.562	KO_5	73	-0.238	0.303
FY_9	158	-1.956	3.412	KO_7	564	-0.566	0.578
FY_10	170	-5.864	10.193	KO_8	0	-0.587	1.052
FY_11	314	-3.041	5.411	KO_9	405	-0.309	0.332
FY_12	0	-0.585	1.951	KO_10	0	-0.007	1.558
FY_16	0	-0.778	2.003	KO_11	185	-0.498	0.872

Aykırı değerler veri setinden çıkarıldıktan sonra bağımsız değişkenlerin kendi aralarındaki ilişkilerinin gücü ve yönünü tespit etmek için korelasyon analizi uygulanmıştır. Bir kaç finansal oranlarda benzer muhasebe kalemlerinin kullanılmasının bir sonucu olarak bazı değişkenlerin benzer şekilde hareket ettikleri gözlemlenmiştir. Korelasyon analizlerinde eşik değeri olarak mutlak değer 0.95 kullanılmıştır. Negatif veya pozitif yönde 0.95 değerini aşan ilişki tespit edilmesi durumunda değişkenlerden hangisinin diğer değişkenler ile olan korelasyon katsayı ortalaması yüksek ise o değişken veri setinden çıkarılmıştır. Tarım, Ormancılık ve Balıkçılık sektörü özelinde FBT_1 tanımını veri setinde yer alan 36 finansal orana ilişkin korelasyon analizi sonuçları Tablo 3.13'te ve bu analize ilişkin görsel Şekil 3.7'de yer almaktadır.



Şekil 3.7. A Sektörü FBT_1 tanımı finansal oran korelasyon görseli

Görsel ve tabloda görüldüğü üzere 6 adet finansal oran 0.95 üzeri korelasyon katsayısına sahiptirler. Yüksek korelasyon olan ikililer FY_1-FY_2 ($Kor_{FY_1-FY_2} = -1.00$), KO_1-KO_2 ($Kor_{KO_1-KO_2} = 0.99$) ve KO_8-KO_10 ($Kor_{KO_8-KO_10} = -1.00$) olarak tespit edilmiştir. Bu ikililerden hangilerinin veri setinden çıkarılacağını tespit etmek için bu altı oranın diğer oranlar ile korelasyon katsayılarının ortalamalarına bakılmaktadır. Bu korelasyon ikililerinden iki tanesi mükemmel ve negatif yönlü ilişkiye sahiptir. Bu durum korelasyona konu olan iki finansal oranın doğrusal ilişkili olduğu ortaya koymaktadır. Bunlardan sadece birine bakıldığında, FY_1 oranı hesaplanırken pay kısmında toplam yabancı kaynaklar (Kısa vadeli Y.K + Uzun vadeli Y.K) yer alırken payda kısmında aktif toplamı yer almaktadır. FY_2 oranının da ise bahsi geçen iki hesap arasındaki farktan hesaplanan öz kaynak hesabı pay kısmında, aktif toplamı da payda kısmında yer almaktadır. Sonuç olarak FY_1 ve FY_2 oranları toplamının bire eşit olması sebebiyle oranlar arasında mükemmel bir ilişki söz konusu olmaktadır. Benzer durum KO_8 ve KO_10 oranları için de geçerlidir. Diğer yüksek korelasyon ikilisi olan KO_1 ve KO_2 arasındaki ilişki şu şekildedir. KO_1 oranında pay kısmında net kâr yer alırken, KO_2 oranında ise vergi öncesi kâr yer almaktadır. Eğer işletme kâr elde ettiyse belirli oranda vergi ödemesi yapması sebebiyle iki oranın pay kısımları tabi olunan vergi dilimi farklılığı göz ardı edildiğinde doğrusala yakın bir ilişki içinde olması beklenmektedir. İşletme zarar etmesi durumunda ise bu iki oranda da pay kısmı aynı olacaktır. Bunların bir sonucu olarak paydaları öz kaynak hesabı olan bu oranların çok yüksek korelasyon katsayısına sahip olması doğaldır. Bu bağlamda KO_1 oranının diğer oranlar ile korelasyon katsayısı ortalaması 0.1057 olarak hesaplanırken KO_2 için bu ortalama 0.1100 bulunmuştur. Bu durumda diğer oranlar ile görece daha yüksek ilişkiye sahip KO_2 oranı ve rastgele seçilen FY_1 ve KO_10 oranları veri setinden çıkarılmıştır.

Aykırı değer ve korelasyon analizleri neticesinde Tarım, Ormancılık ve Balıkçılık sektörü FBT_1 tanımı veri setinde 33 adet finansal oran, 1 adet tanım değişkeni ve 11138 adet gözlem kalmıştır. Bu işlemlerden sonra kalan değişkenlere ilişkin minimum, maksimum, medyan ve ortalama değerleri Tablo 3.14'te görüldüğü gibidir. Bu işlemler gerçekleşmeden önce değişkenlere ilişkin temel istatistik değerlerine bakıldığında büyük farklılıklar göze çarpmaktadır. Örneğin bazı oranlara ilişkin maksimum değerlere bakıldığında LO_1 oranının maksimum değeri 3572.12 iken 15.90, LO_2 oranında 2322.08 iken 4.26, FY_3 oranında 3582.02 iken 5.41, DH_1 oranında 25447.23 iken 27.77 olarak gerçekleşmiştir. Minimum değerlere bakıldığında ise LO_6 oranında

minimum deęer - 498.12 iken -14.55, DH_6 oranında -2765 iken -13.25, KO_1 oranında -195.88 iken -0.72 olarak gerekleŖmiŖtir.

Tablo 3.14. *FBT_1 tanımı deęiŖkenlerine iliŖkin temel istatistikler*

	Minimum	Medyan	Ortalama	Maksimum
FF_4	0.000	0.000	0.024	1.000
LO_1	-0.434	1.196	1.613	15.902
LO_2	-0.687	0.332	0.509	4.263
LO_3	-0.722	0.032	0.113	1.199
LO_4	-0.247	0.599	0.576	1.756
LO_5	0.001	0.337	0.376	1.283
LO_6	-14.552	1.336	2.477	26.342
LO_7	-0.192	0.187	0.256	1.434
LO_8	0.000	0.097	0.168	1.153
FY_2	0.011	0.290	0.329	0.844
FY_3	0.011	0.407	0.706	5.407
FY_4	0.008	0.544	0.532	0.989
FY_7	-0.790	0.903	1.359	10.070
FY_9	-0.227	0.480	0.635	3.407
FY_10	-0.782	1.104	1.567	10.184
FY_11	-0.782	0.723	0.972	5.407
FY_12	0.014	0.979	0.804	1.093
FY_16	-0.312	0.680	0.639	1.176
FY_17	-0.178	0.264	0.319	1.312
DH_1	0.000	1.969	3.404	27.766
DH_3	-1.513	1.101	1.445	8.304
DH_4	-46.155	1.420	1.637	51.362
DH_5	-43.402	2.769	5.945	77.847
DH_6	-13.247	2.309	4.776	37.523
DH_7	0.005	2.365	3.597	22.278
DH_8	0.001	0.642	0.800	3.739
KO_1	-0.715	0.046	0.061	0.813
KO_3	-0.168	0.026	0.037	0.283
KO_4	-0.168	0.012	0.018	0.202
KO_5	-0.234	0.023	0.033	0.299
KO_7	-0.562	0.033	0.041	0.574
KO_8	-0.416	0.136	0.178	1.000
KO_9	-0.307	0.018	0.021	0.332
KO_11	0.000	0.087	0.137	0.870

3.2.7 Değişken azaltma işlemleri

Aykırı değer ve korelasyon analizleri neticesinde veri setinden çıkarılan gözlemler ve finansal oranlardan sonra elde kalan verilere değişken azaltma yöntemleri uygulanarak finansal başarısızlık öngörü modellerinde kullanılmak üzere değişkenler belirlenmektedir. Bu aşamada Rastgele Orman (RF), Adım Adım İleri-Geri Seçim (SFBS) ve K-en Yakın Komşuluk (KNN) olmak üzere üç adet değişken azaltma yöntemi kullanılmıştır. Korelasyon analizinden farklı olarak değişkenlerin kendi aralarındaki ilişki gücünden ziyade finansal başarısızlık tanımı değişkeni ile ilişki güçleri tespit edilmektedir. Kullanılan yöntemlerin birinde (RF) süreç rassal giriş değerleri ile başlamaktadır. Bu durumdan kaynaklanan taraflı seçimlerin önüne geçebilmek adına aynı işlem 10 kez farklı rassal giriş katsayıları atanarak gerçekleştirilmektedir.

Tarım, Ormancılık ve Balıkçılık sektöründe FBT_1 için ilk olarak rastgele orman yöntemi uygulanmıştır. Yöntemin uygulamasında büyüyecek ağaç sayısı (*n_{tree}*) 500, rastgele örneklenen değişken sayısı (*m_{try}*) toplam değişken sayısının karekök alınarak 6 olarak belirlenmiştir. Yöntem 10 kez tekrarlanması sonucu değişkenlere ilişkin 10 adet önem derecesi elde edilmiştir. Bu önem dereceleri ve hesaplanan ortalama değerler Tablo 3.15'te yer almaktadır. Yöntem finansal başarısızlık değişkeni ile ilişkili oranları küme olarak vermemesi sebebiyle önem dereceleri ortalamalarına bakılarak bir küme oluşturulmuştur. Değişkenlere ait ortalama değerlerin ortalaması 5.80 olarak hesaplanmıştır. Bu değer üzerinde ortalamaya sahip olan oranlar FBT_1 tanımı için rastgele orman yöntemi tarafından seçilen değişkenler olarak belirlenmiştir. Bu durumda öngörü modeli için rastgele orman yöntemi aşağıdaki oranları seçilmiştir.

- FY_7 (6.867)
- FY_17 (6.081)
- DH_3 (6.371)
- DH_5 (6.053)
- DH_7 (9.994)
- DH_8 (6.521)
- KO_1 (19.966)
- KO_3 (8.969)
- KO_4 (14.626)
- KO_9 (12.129)

Tablo 3.15. FBT_1 için rastgele orman yöntemi değişken önem dereceleri

Oranlar	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	Ortalama	
LO_1	5.757	3.519	2.957	6.084	2.597	4.914	2.534	5.467	3.333	2.625	3.979	
LO_2	3.711	2.743	2.740	2.775	2.921	2.069	4.336	3.958	2.989	2.219	3.046	
LO_3	0.385	0.660	0.884	0.586	-0.503	-0.425	0.085	-2.678	0.737	-0.024	-0.029	
LO_4	3.506	4.348	4.678	2.399	3.907	3.306	4.104	3.357	3.592	2.935	3.613	
LO_5	4.912	4.571	5.696	3.682	4.650	3.437	6.558	3.729	4.569	6.703	4.851	
LO_6	4.121	3.987	4.333	4.163	3.170	2.710	3.362	2.670	3.698	1.669	3.388	
LO_7	4.405	1.935	5.137	3.990	4.455	3.282	1.954	4.972	4.405	2.944	3.748	
LO_8	3.949	3.395	4.044	4.508	2.253	3.346	1.884	4.930	4.214	3.194	3.572	
FY_2	6.105	5.513	5.291	6.169	5.383	5.632	4.875	5.366	5.367	5.825	5.553	
FY_3	6.166	5.800	5.012	6.267	5.478	6.192	4.891	5.912	5.426	5.979	5.712	
FY_4	4.173	3.680	5.060	4.058	4.029	4.354	3.421	5.093	4.280	4.411	4.256	
FY_7	8.636	5.491	6.582	4.899	8.079	5.708	6.934	5.799	9.778	6.766	6.867	
FY_9	3.405	4.944	5.553	7.284	4.964	6.585	5.353	7.909	3.822	2.989	5.281	
FY_10	3.806	6.079	4.886	6.554	3.994	4.882	3.964	4.580	5.006	6.572	5.032	
FY_11	2.624	5.326	3.387	5.178	3.203	4.114	3.385	3.937	3.857	4.689	3.970	
FY_12	2.557	2.679	4.017	3.299	2.753	1.884	2.010	2.663	2.841	3.045	2.775	
FY_16	3.748	4.154	4.026	4.673	5.086	6.118	3.651	7.134	3.892	5.657	4.814	
FY_17	7.563	5.342	6.305	6.884	8.237	5.790	5.682	6.632	5.995	2.381	6.081	
DH_1	5.891	5.410	5.751	6.203	5.039	5.663	6.008	7.176	7.203	2.528	5.687	
DH_3	7.063	6.852	6.390	7.618	3.373	6.927	6.967	5.603	6.685	6.228	6.371	
DH_4	4.371	4.221	3.754	5.132	4.741	4.876	3.812	3.965	4.993	3.691	4.355	
DH_5	7.557	4.380	5.961	7.377	6.785	6.935	6.954	6.091	3.699	4.794	6.053	
DH_6	4.846	4.857	5.571	6.113	3.655	5.671	5.842	4.619	4.634	6.055	5.186	
DH_7	10.395	8.795	9.407	10.423	8.897	11.255	9.875	10.179	10.209	10.506	9.994	
DH_8	6.370	5.974	7.166	6.819	5.527	6.919	7.705	5.253	7.800	5.681	6.521	
KO_1	19.652	20.285	21.344	18.546	19.467	19.884	20.690	20.609	19.783	19.399	19.966	
KO_3	9.632	9.414	8.581	8.425	7.997	8.955	9.753	8.317	10.203	8.415	8.969	
KO_4	12.810	14.794	15.114	16.288	13.499	14.308	14.709	14.417	16.233	14.084	14.626	
KO_5	4.397	3.465	3.107	3.714	4.592	4.803	4.488	4.498	4.313	3.663	4.104	
KO_7	4.944	3.980	4.184	4.227	4.316	5.707	5.522	6.008	6.250	3.048	4.819	
KO_8	3.105	2.450	4.367	3.386	2.410	4.324	4.201	2.534	3.699	3.787	3.426	
KO_9	12.011	11.514	12.849	12.447	12.745	12.545	11.171	12.053	11.445	12.515	12.129	
KO_11	1.603	2.781	1.331	3.228	2.385	2.746	3.229	4.318	2.847	2.487	2.696	
											Ortalama	5.800

Değişken azaltma yöntemlerinden ikincisi olan adım adım ileri-geri seçim yöntemi, doğrusal regresyon metodu ile çalışması sebebiyle tekrarlı bir işlem söz konusu değildir. İlk olarak sabit değişkenli regresyon analizi gerçekleştirilmektedir. Daha sonrasında tüm finansal oranların dâhil edildiği bir başka regresyon analizi yapılmaktadır. Yöntemin uygulama aşamasında lineer model seçimi, hem ileri hem geri seçim tercihi ve dikkate alınması gereken maksimum adım sayısı 1000 olarak belirlenerek analizler gerçekleştirilmiştir. Bu analiz neticesinde 16 adet finansal oran öngörü modelinde kullanılmak üzere kümelendirilmiştir. Bu oranlar DH_5, FY_10, FY_2, FY_4, FY_9, FY_11,

KO_1, KO_3, KO_4, KO_5, KO_7, KO_9, KO_11, LO_1, LO_4 ve LO_5 olarak belirlenmiştir.

Verilere son olarak K-en yakın komşuluk yöntemi uygulanmıştır. Yöntemin uygulamasında ön işleme dönüşümü (*preprocess*) ölçekleme, katlama sayısı (*foldng*) veya yeniden örnekleme yinleme sayısı (*number*) 10 ve hesaplanacak tam katlama setlerinin sayısı (*repeats*) 3 olarak belirlenmiştir. Önem dereceleri sıralanırken en yüksek öneme sahip oran 100, en düşük öneme sahip oran 0 olacak şekilde düzenlenmektedir. Yapılan analiz neticesinde finansal oranlara ilişkin önem dereceleri Tablo 3.16'da görüldüğü gibi elde edilmiştir. Değişken seçim süreci rastgele orman yönteminde olduğu gibi değişkenlerin ortalama önem dereceleri dikkate alınarak gerçekleştirilmiştir. K-en yakın komşuluk yöntemine göre değişkenlerin ortalama önem dereceleri 30 olarak hesaplanmıştır. Bu değer üzerinde önem derecesine sahip oranlar öngörü modeli değişken seçim havuzunda yer almaktadır. Bu durumda KO_1, KO_3, KO_4, KO_5, KO_7, KO_9, FY_2, FY_3, FY_10, FY_11 ve LO_1 oranlar öngörü modeli için seçilmiştir.

Tablo 3.16. *FBT_1 için KNN yöntemi değişken önem dereceleri*

Oran	Önem Derecesi	Oran	Önem Derecesi
KO_1	100.0	DH_4	21.9
KO_4	97.1	DH_5	21.6
KO_9	95.4	LO_2	16.4
KO_3	81.1	KO_8	14.1
KO_5	71.1	DH_3	13.9
KO_7	65.2	FY_16	13.7
FY_2	36.1	LO_3	12.5
FY_3	36.1	LO_5	9.6
FY_10	35.0	FY_17	9.2
FY_11	31.6	LO_8	5.6
LO_1	31.4	DH_1	5.2
FY_7	29.7	LO_4	5.1
DH_8	27.6	DH_7	3.1
KO_11	26.7	FY_12	1.5
DH_6	25.1	FY_9	0.2
FY_4	24.7	LO_7	0.0
LO_6	23.6	Ort	30.0

3.2.8 Model Kurma

Değişken azaltma yöntemlerinin uygulanmasından sonra sektöre ve tanıma uygun öngörü modeli kurulması için elde edilen sonuçlar bir araya getirilmiştir. Her bir oranın yöntemler tarafından tercih edilip edilmediğine göre sıklık değerleri Tablo 3.17'deki gibi hesaplanmıştır. Her üç yöntem tarafından da seçilen oranlar Tarım, Ormancılık ve Balıkçılık sektörü FBT_1 tanımı için öngörü modelini oluşturmuştur. FBT_1 için sektöre özgü finansal başarısızlık öngörü modeli KO_1, KO_3, KO_4 ve KO_9 oranlarından oluşmuş olup aşağıdaki gibi gösterilmiştir.

$$FBT_1 = f(KO_1, KO_3, KO_4, KO_9)$$

Tablo 3.17. *FBT_1 tanımı öngörü modeli değişken havuzu*

Oran	Sıklık	Oran	Sıklık	Oran	Sıklık
DH_5	2	KO_1	3	KO_9	3
FY_10	2	KO_11	1	LO_1	2
FY_11	2	KO_3	3	LO_4	1
FY_2	2	KO_4	3	LO_5	1
FY_4	1	KO_5	2		
FY_9	1	KO_7	2		

Yukarıdaki süreçlerin aynısı diğer finansal başarısızlık tanımları için de uygulanmıştır. Bu süreçlerin her sektörün her tanımı için ayrıntılı verilmesi gerek zaman gerekse de yer maliyeti açısından uygun olmayacağından hareket ile Tarım, Ormancılık ve Balıkçılık sektörü özelinde ayrıntılı verilmesi uygun görülmüştür. Sektörün ikinci tanımı için yukarıdaki tüm süreçlerin neticesinde elde edilen sonuçlar Tablo 3.18'deki gibi olup öngörü model aşağıdaki gibi belirlenmiştir. İlk tanımda sadece karlılık oranları bulunurken bu tanımda ilkinden farklı olarak bir adet finansal yapı (FY_11) ve bir adet devir hızı (DH_4) oranı modele eklenmiştir.

$$FBT_2 = f(FY_11, DH_4, KO_1, KO_3, KO_4, KO_9)$$

Tablo 3.18. *FBT_2 tanımı deęişken azaltma yöntem sonuçları*

Oranlar	RF	SFBS	KNN	Sıklık
LO_1	12.21		85.68	2
LO_2	3.91		44.37	
LO_3	0.61	LO_3	24.84	1
LO_4	3.64		8.22	
LO_5	3.90	LO_5	43.12	1
LO_6	5.40	LO_6	64.08	2
LO_7	3.57		5.91	
LO_8	4.93		28.08	
FY_2	3.49	FY_2	15.27	1
FY_3	3.54		15.27	
FY_4	5.48		25.00	
FY_7	4.86	FY_7	60.60	2
FY_9	3.97		45.26	
FY_10	4.97		63.84	1
FY_11	11.78	FY_11	79.52	3
FY_12	5.53	FY_12	12.89	1
FY_16	5.79	FY_16	63.58	2
FY_17	2.73		56.79	1
DH_1	4.23		0.00	
DH_3	4.01	DH_3	2.58	1
DH_4	13.62	DH_4	61.92	3
DH_5	3.28	DH_5	67.42	2
DH_6	5.30	DH_6	70.62	2
DH_7	5.15		29.18	
DH_8	4.61		49.86	1
KO_1	13.74	KO_1	99.53	3
KO_3	9.78	KO_3	78.18	3
KO_4	13.91	KO_4	98.31	3
KO_5	4.49		65.23	1
KO_7	4.09		58.62	1
KO_8	1.74	KO_8	9.30	1
KO_9	15.23	KO_9	100.00	3
KO_11	-0.73		27.03	
Ortalama	5.84		47.28	

Finansal başarısızlık tanımlarından FBT_3 için yapılan deęişken azaltma yöntemleri sonuçları ve öngörü modeli deęişken havuzunda yer alan oranlara ilişkin sıklık deęerleri Tablo 3.19’da yer almaktadır. Yapılan analizler neticesinde FBT_3 tanımı için öngörü modeli ařaęıdaki gibi gerekleşmiştir. İkinci tanımdan farklı olarak bir adet likidite oranı öngörü modeline girmiştir.

$$FBT_3 = f(LO_1, FY_{11}, DH_4, KO_1, KO_3, KO_4, KO_9)$$

Tablo 3.19. *FBT₃ tanımı deęişken azaltma yöntem sonuçları*

Oranlar	RF	SFBS	KNN	Sıklık
LO_1	13.25	LO_1	79.85	3
LO_2	5.88		39.84	
LO_3	7.75		26.06	
LO_4	5.76	LO_4	0.00	1
LO_5	7.08	LO_5	22.40	1
LO_6	7.55	LO_6	55.34	2
LO_7	5.38		2.03	
LO_8	6.11		16.61	
FY_2	5.98		49.47	1
FY_3	6.04		49.47	1
FY_4	7.19	FY_4	50.95	2
FY_7	6.70	FY_7	72.46	2
FY_9	6.55		19.67	
FY_10	8.12	FY_10	75.03	2
FY_11	12.18	FY_11	85.23	3
FY_12	7.35		11.66	
FY_16	7.73		43.76	
FY_17	6.23		40.98	
DH_1	8.68	DH_1	4.80	1
DH_3	5.99	DH_3	3.50	1
DH_4	12.71	DH_4	66.73	3
DH_5	7.26	DH_5	43.60	1
DH_6	8.59		44.84	1
DH_7	7.95	DH_7	12.15	1
DH_8	7.46		22.42	
KO_1	35.70	KO_1	100.00	3
KO_3	11.44	KO_3	77.15	3
KO_4	17.31	KO_4	96.28	3
KO_5	6.98	KO_5	67.51	2
KO_7	7.12		60.89	1
KO_8	4.64	KO_8	20.58	1
KO_9	14.30	KO_9	93.18	3
KO_11	5.09	KO_11	15.74	1
Ortalama	8.91		44.55	

Finansal başarısızlık tanımlarından sonuncusu FBT₄ tanımına ilişkin deęişken azaltma yöntemlerinin sonuçları Tablo 3.20’de görüldüğü gibidir. Son tanım dięer tanımlarda kullanılan her üç kavramın da birlikte kullanılması ile görece daha katı bir

tanım içermektedir. Diğer tanımlarda da yer alan kârlılık oranlarının yanında iki adet finansal yapı oranı içermektedir. Analizler neticesinde FBT_4 tanımı için oluşturulan öngörü modeli aşağıdaki gibidir.

$$FBT_4 = f(FY_7, FY_{11}, KO_1, KO_3, KO_4, KO_9)$$

Tablo 3.20. *FBT_4 tanımı değişken azaltma yöntem sonuçları*

Oranlar	RF	SFBS	KNN	Sıklık
LO_1	6.49		75.55	2
LO_2	3.60		40.84	
LO_3	0.70		29.34	
LO_4	3.32	LO_4	7.69	1
LO_5	5.88	LO_5	26.21	2
LO_6	4.91	LO_6	55.18	2
LO_7	3.90		0.16	
LO_8	5.32		17.13	
FY_2	4.32		51.29	1
FY_3	4.40		51.29	1
FY_4	4.57	FY_4	47.32	2
FY_7	5.65	FY_7	69.72	3
FY_9	4.82		20.29	
FY_10	3.74	FY_10	72.76	2
FY_11	6.17	FY_11	79.47	3
FY_12	5.09		8.48	
FY_16	4.52		44.19	
FY_17	5.55		41.39	1
DH_1	5.43	DH_1	7.32	1
DH_3	4.44	DH_3	0.00	1
DH_4	6.18		58.59	2
DH_5	4.49	DH_5	47.13	2
DH_6	4.93		49.43	1
DH_7	7.01		8.46	1
DH_8	4.74		31.45	
KO_1	14.11	KO_1	100.00	3
KO_3	9.09	KO_3	75.11	3
KO_4	12.66	KO_4	95.64	3
KO_5	6.19		62.63	2
KO_7	4.96		57.18	1
KO_9	10.87	KO_9	94.53	3
KO_10	1.20	KO_10	13.58	1
KO_11	0.17		23.20	
Ortalama	5.44		44.32	

Model kurma süreci sonunda her bir tanım için elde edilen öngörü modelleri sınıflandırma yöntemlerinde değerlendirilmektedir. Sınıflandırma yöntemlerinde kullanılacak veri, değişken azaltma yöntemlerinde kullanılan veriden farklılık gözetmektedir. Değişken azaltma yöntemleri öncesinde her bir finansal oran için gerçekleştirilen aykırı değer tespiti neticesinde veri seti 21115 adet gözlemden 11138 adet gözlem sayısına düşmüştü. Ancak bu aşamada her bir tanım için oluşturulan öngörü modellerinde yer alan finansal oranlar belirlenmiştir. Bu durumda tanımlara ait modellerde yer almayan finansal oranlara ait aykırı değer tespiti ve veriden çıkarılması bir anlam ifade etmemesinin yanı sıra ciddi sayıda veri kaybına da sebep olmaktadır. Dolayısıyla aykırı değer ve korelasyon aşamasından hemen önceki veri setleri kullanılarak o tanımda yer alan finansal oranlara aykırı değer tespiti yapılmaktadır. Bu durumun bir sonucu olarak modellerde farklı finansal oranların olması durumunda tanımlara ait gözlem sayısı da farklılık gözetmektedir. Örneğin FBT_1 öngörü modeli için kullanılan KO_1, KO_3, KO_4 ve KO_9 oranlarına uygulanan aykırı değer tespitinden sonra sınıflandırma işlemleri için kalan gözlem 19902 olup bunların 931 adedi finansal başarısız olarak değerlendirilmiştir. FBT_2 için toplam gözlem sayısı 19902 olup bunların 1128 adedi başarısız, FBT_3 için 19988 gözlem kullanılırken 1343 adedi başarısız ve FBT_4 için gözlem sayısı 19902 iken başarısız gözlem sayısı 606 olarak tespit edilmiştir.

3.2.9 Sınıflandırma işlemleri

Değişken azaltma işlemleri neticesinde finansal başarısızlık tanımı ile finansal oranlar arasındaki ilişkiye bakılarak öngörü modelleri elde edilmiştir. Bu modellerin performanslarının tespit edilmesi için sınıflandırma yöntemlerine başvurulmuştur. Öngörü modellerinde yer alan finansal oranlar kullanılarak işletmelerin finansal başarısızlığa uğrayıp uğramayacağını önceden tespiti işletmeler için hayati önem arz etmektedir. Bu noktada öngörü modellerinin çeşitli sınıflandırma yöntemleri ile analiz edilerek modellere ilişkin performansların değerlendirilmesi söz konusu olmaktadır. Bu amaç kapsamında Rastgele Orman (RF), Lojistik Regresyon (LR), Yapay Sinir Ağları (ANN) ve K-en Yakın Komşuluk (KNN) sınıflandırma yöntemlerinden yararlanılmaktadır.

Sınıflandırma yöntemlerinde kullanılacak veri seti finansal başarısızlık sayısı baz alınarak gerçekleştirilmiştir. Yöntem performansının ve açıklama gücünün artması bakımından belirlenen veri setinde finansal başarısız gözlem sayısı kadar finansal başarısız olmayan gözlem yer almaktadır. Sonuç olarak tanımlar başarısız gözlem sayısının iki katı kadar gözlem sayısı ile sınıflandırma işlemine tabi tutulmuştur. FBT_1 özelinde örneklendirildiğinde veri seti 931 adet başarısız gözlemin yanı sıra 19902 gözlem içinden rassal olarak seçilen 931 adet başarısız olmayan gözlem olmak üzere 1862 adet gözlem sınıflandırma sürecine dâhil edilmiştir. Öte yandan 19902 gözlem içerisinde seçilecek 931 adet gözlemin taraflı olabileceği noktasından hareket ile başarısız olmayan gözlemler 10 kez rassal biçimde seçilerek 10 farklı veri seti oluşturulmuş ve sınıflandırma yöntemleri tarafından sınıflandırmaya tabi tutulmuştur. Her bir işlem neticesinde elde edilen sınıflandırma matrisleri tüm süreç sonunda ortalamaları alınarak değerlendirilmiştir. Bir başka ifade ile aynı tanım için dört yöntem de 10'ar kez farklı veri setleri ile çalışarak öngörü modellerinin performansları değerlendirilmiştir. Bu durumun yarattığı sorunlardan biri 10 kez gerçekleşen analize ilişkin sonuçların ortalamalarının alınması neticesinde yeni elde edilen matris ondalık sayılı ifadeler içermesidir. Yorumlamalarda ondalıklı sayılar yuvarlanarak kullanılmıştır. Diğer sorun ise yöntemlere ait sınıflandırma matrisleri değerlendirilirken yuvarlamalardan kaynaklı başarısız ve başarısız olmayan gözlem sayılarının eşit sayıda görünmemesidir.

Tüm yöntemler için ortak tanımlanan yukarıdaki süreçlerden sonra sınıflandırma işlemlerine başlanılmıştır. Her bir yöntem kendi içerisinde %80 eğitim ve %20 test verisi olmak üzere iki parçaya ayrılarak çalıştırılmıştır. Verilerin önce %80'i yöntemlerin eğitim aşamasında kullanılarak yöntemin öğrenmesi sağlanmış, daha sonrasında öğrenilen yöntem kalan %20'lik kısımda test edilerek sınıflandırma matrisleri elde edilmiştir. FBT_1 tanımı özelinde bakıldığında 1862 gözlemin 1490 adedi eğitim için kullanılırken 372 adedi test için kullanılmıştır.

Sınıflandırma çalışmaları kapsamında Rastgele orman (RF), Lojistik regresyon (LR), Yapay sinir ağları (ANN) ve K-en yakın komşuluk (KNN) yöntemleri uygulanmıştır. Değişken azaltma yöntemi olarak kullanılan RF ve KNN yöntemleri finansal başarısızlık yaşayan işletmelerin sınıflandırılmasında da kullanılmıştır. Veri örneklem seçiminden kaynaklanabilecek sorunları gidermek adına tüm yöntemler 10 kez yinelemeli olarak farklı veri ile gerçekleştirilmiştir. Tüm bu veri setlerinden elde edilen

sonular Tablo 3.21’in sol tarafında yer alırken sonulara iliřkin ortalama deęerler saę tarafta sınıflandırma matrisi olarak yer almaktadır. Matrislerin yatay düzleminde sınıflandırma yöntemlerinin tahminleri (T), dikey düzlemde ise gerek (G) durumlar olacak biimde düzenlenmiřtir.

Tablo 3.21. *FBT_1 için RF, LR, KNN ve ANN sınıflandırma matrisleri*

RF		1		2		3		4		5		Ortalama			
		0	1	0	1	0	1	0	1	0	1				
	0	163	1	170	1	181	2	181	2	189	3	T	G	0	1
	1	13	196	13	188	19	171	12	178	17	163			0	171.6
			6		7		8		9		10				
		0	1	0	1	0	1	0	1	0	1	0	171.6	2.0	
	0	167	3	152	2	173	3	170	2	170	1	1	13.4	185.4	
1	12	190	15	203	10	187	16	184	7	194	1	13.4	185.4		
LR		1		2		3		4		5		Ortalama			
		0	1	0	1	0	1	0	1	0	1				
	0	151	22	166	10	174	22	174	27	184	13	T	G	0	1
	1	25	175	17	179	26	151	19	153	22	153			0	166.5
			6		7		8		9		10				
		0	1	0	1	0	1	0	1	0	1	0	166.5	18.9	
	0	159	24	151	12	173	21	168	20	165	18	1	18.5	168.5	
1	20	169	16	193	10	169	18	166	12	177	1	18.5	168.5		
KNN		1		2		3		4		5		Ortalama			
		0	1	0	1	0	1	0	1	0	1				
	0	150	3	156	1	166	8	168	5	178	3	T	G	0	1
	1	26	194	27	188	34	165	25	175	28	163			0	160.2
			6		7		8		9		10				
		0	1	0	1	0	1	0	1	0	1	0	160.2	3.4	
	0	153	3	148	2	163	4	165	2	155	3	1	24.8	184	
1	26	190	19	203	20	186	21	184	22	192	1	24.8	184		
ANN		1		2		3		4		5		Ortalama			
		0	1	0	1	0	1	0	1	0	1				
	0	110	39	100	43	101	39	112	35	121	45	T	G	0	1
	1	66	158	83	146	99	134	81	145	85	121			0	106.2
			6		7		8		9		10				
		0	1	0	1	0	1	0	1	0	1	0	106.2	38.5	
	0	111	49	102	25	99	37	102	29	105	44	1	78.8	148.9	
1	68	144	65	180	84	153	84	157	72	151	1	78.8	148.9		

Sınıflandırma matrislerinin farklı biimde yorumlanmaları söz konusudur. Bazı alıřmalarda sadece matris üzerindeki veriler kullanılarak deęerlendirmeler yapılırken

bazı çalışmalarda matris üzerindeki veriler birtakım ölçütler aracılığı ile değerlendirme yapılmaktadır. Çalışma kapsamında kullanılacak olan ölçütlerin FBT_1 tanımında kullanılan RF yöntemi için hesaplanması aşağıdaki gibidir.

$$\text{Doğruluk Oranı} = \frac{171.6 + 185.4}{171.6 + 185.4 + 13.4 + 2} = 0.959$$

$$\text{Yanlışlık Oranı} = \frac{13.4 + 2}{171.6 + 185.4 + 13.4 + 2} = 0.041$$

$$\text{Hassasiyet (TPR)} = \frac{185.4}{185.4 + 2} = 0.989$$

$$\text{Özgüllük Oranı (TNR)} = \frac{171.6}{171.6 + 13.4} = 0.928$$

$$\text{Kesinlik (PPV)} = \frac{185.4}{185.4 + 13.4} = 0.933$$

$$\text{Neg. Tahmin Değeri (NPV)} = \frac{171.6}{171.6 + 2} = 0.988$$

$$\text{F1 Skoru} = 2 * \frac{0.933 * 0.989}{0.933 + 0.989} = 0.960$$

$$\text{MCC} = \sqrt{0.989 * 0.928 * 0.933 * 0.988} - \sqrt{0.011 * 0.072 * 0.067 * 0.012} = 0.920$$

$$\text{CUI} = 0.989 + 0.933 - 1 = 0.922$$

$$\text{FMI} = \sqrt{0.989 * 0.933} = 0.961$$

$$\text{CMI} = \frac{185.4}{185.4 + 13.4 + 2} = 0.923$$

Çalışmada finansal başarısızlık kavramı üzerinden hareket edilmesi sebebiyle yukarıdaki ölçütlerden daha ziyade hesaplamalarında finansal başarısızlığı konu edenler tercih edilerek yorumlanmaktadır. Diğer ölçütler ihtiyaç halinde kullanılması ve sağlama yapılması amacıyla paylaşılmaktadır. Tarım, Ormancılık ve Balıkçılık sektöründe işletmelerin art arda iki yıl zarar etmesi ve öz kaynaklarında bir önceki yıla göre %10 ve üzeri azalma gerçekleşmesi durumlarında finansal başarısız olduğu varsayımı altında KO_1, KO_3, KO_4 ve KO_9 oranları kullanılarak oluşturulan öngörü modelinin sınıflandırma matrisi ölçütleri bakımından en iyi performansı RF yöntemi göstermiştir. Bu durumun tespiti ve diğer sınıflandırma yöntemlerine ilişkin hesaplanan ölçütler Tablo 3.22'de görüldüğü gibidir. Tüm ölçütlerde RF yöntemi diğer yöntemlere nazaran daha

yüksek performans göstermiştir. Tarım, Ormancılık ve Balıkçılık sektörü özelinde diğer tanımlara ilişkin sonuçlar da benzer biçimde elde edilmiştir.

Tablo 3.22. *FBT_1 tanımı sınıflandırma matrisi ölçütleri*

	RF	LR	KNN	ANN
Doğruluk	0.959	0.900	0.924	0.685
Kesinlik	0.933	0.901	0.881	0.654
Hassasiyet	0.989	0.899	0.982	0.795
Özgüllük	0.928	0.900	0.866	0.574
NPV	0.988	0.898	0.979	0.734
F1 skoru	0.960	0.900	0.929	0.717
MCC	0.920	0.809	0.857	0.468
CUI	0.922	0.800	0.863	0.448
FMI	0.961	0.900	0.930	0.721
CMI	0.923	0.818	0.867	0.559

DÖRDÜNCÜ BÖLÜM

4 UYGULAMA

4.1 Uygulamanın Önem ve Amacı

İşletmelerin ülkeler ve ekonomiler üzerindeki önemi son derece hayatidir. İşletmelerin varlıkları sosyal, ekonomik, politik ve daha pek çok alanı ciddi biçimde etkilemektedir. İşletmeler istihdam yaratması ile işsizlik oranlarının düşürülmesi, daha yüksek yaşam standartlarına ulaşılması, ekonomik hareketliliğin artması ile ekonomik büyümenin temel itici gücü olması, devletin vergi geliri elde etmesi ve büyümesi, zenginlik ve refahın artması, tüketici ihtiyaçlarını karşılamanın yanı sıra yeni ürün ve hizmetler yaratarak inovasyon sağlaması, yabancı yatırımcı çekerek ekonomik büyümenin artması, çevresel sürdürülebilirlik, etik uygulamalar ve hayırseverlik dâhil olmak üzere sosyal sorumluluğun teşvik edilmesinde önemli roller üstlenmektedir. Özet olarak işletmeler bir ülkenin ekonomisi ve refahı için önemli bir yer edinmektedir. İşletmelerin bu katkılarının çok önemli olmasının yanında sürekliliği de önem arz etmektedir. Bu sürekliliği sağlayacak dinamik sektör yapıları, kapsamlı düzenlemeler ve kamu destek ve teşviklerine ihtiyaç duyulmaktadır. Her işletme kuruluş aşamasında işletme süresinin sonsuz olduğu varsayımı ile faaliyetine başlamaktadır. Bazı işletmeler çok uzun süreler faaliyetlerine devam ederken bazıları maalesef o kadar uzun soluklu olmamaktadır. Faaliyeti sona eren işletmenin kendi çevresinin yanı sıra ülkeye ve ekonomiye de birtakım maliyetleri olmaktadır. Sosyal, politik ve ekonomik olarak sınıflandırılan bu maliyetlerden en asgari düzeyde etkilenmek ve bulaşma etkisi (contagion effect) ile bir krize dönüşüp daha ciddi maliyetler ile karşılaşılması adına işletmelerin faaliyetlerine son verme sürecine önceden müdahale edilmesi son derece önemli bir hamle olmaktadır. Çalışmanın ilk bölümünde finansal başarısızlıklar ile karşılaşılması durumunda ülkeye olan ekonomik maliyetlerinin boyutuna ilişkin örneklere değinilmiştir.

İşletmelerin faaliyetlerine devam ederken iç ve dış unsurlardan kaynaklanabilen olası sorunları önceden görmesi ve bunlara karşı önlemler alması için pek çok yöntem kullanılmaktadır. Bu yöntemler uzun zamanlardan beri işletmelerin ihtiyaçlarını karşılamak adına o dönemin sunduğu teknikler ile oluşturulmaktadır. Bugünün şartları göz önüne alındığında basit sayılabilen teknikler kullanılarak oluşturulan yöntemlerin

bugünün koşullarına uyum sağlaması pek mümkün olmamaktadır. Geliştirilen yöntemlerin çok büyük çoğunluğunda işletmeler bir tür olarak değerlendirilmiş ve çeşitlilik göz ardı edilmiştir. Bu alandaki çalışmaların büyük çoğunluğunda finansal başarısızlık durumlarına ilişkin örneklem seçimi borsalara kote olmuş büyük işletmeler tercih edilerek gerçekleştirilmiştir. Aker (2021), Türkiye’de finansal başarısızlık tahmin modelleri hakkında yazılmış 102 eseri özetlediği çalışmasında ortaya çıkan tespitlerden biri bu eserlerde yer alan veri kaynağının %88 ile BİST olduğudur. Diğer bir tespit de veri kaynağı olan işletme sayısının 6 ile 355 arasında değiştiğidir. Bu kapsamda değerlendirilen 78 çalışmada toplam 5175 işletme analiz edilmiştir. Çalışma başına düşen işletme sayısı yaklaşık 66 olarak elde edilmiştir. Bir başka tespit ise konu edinilen çalışmalarda kullanılan finansal oranların sayısı ortalama 16.48 olarak tespit edilmiştir. Bu tespitler bazı çalışmalarda araştırma kısıtlarını oluştururken bu çalışmada hem araştırma motivasyonu hem de özgün değer olarak ortaya çıkmaktadır. Bu çalışmada 17 sektör birbirlerinden bağımsız olarak ele alınmıştır. Her sektörün kendi iç dinamiklerini bulup finansal başarısızlık öngörü modelleri oluşturup olası olumsuz sonuçlara önceden müdahale etme imkânı sağlanması amaçlanmıştır. Bu çalışmada, sayıları yaklaşık 13 bin ile 2 milyon arasında değişen 17 sektör ve toplamda yaklaşık 6 milyon gözlem analiz edilmiştir. Literatürde daha önce sektöre özgü çalışmalar olmasına karşın genellikle BİST işletmelerinin tercih edilmesi veya sınırlı bir veri seti ile çalışıldığı düşünüldüğü elde edilen sonuçların sektörü temsil etmede zayıf kalması olasılığını artırmaktadır. Bu nedenler ile dört adet farklı finansal başarısızlık tanımı kullanılarak sektöre özgü finansal oranları barındıran öngörü modellerinin çeşitli sınıflandırma yöntemlerine tabi tutularak yüksek performanslı finansal başarısızlık öngörü modelleri oluşturulması amaçlanmıştır.

4.2 Uygulama Kapsamı ve Kısıtları

Uygulama kapsamını 2009-2019 yılları arasında tüm sektörlerde faaliyet gösteren işletmelerden yıl sonu bilançosunda Stoklar hesabında 1000 TL, Pasif/Aktif toplamı 5000 TL, Kısa vadeli yabancı kaynaklar hesabında 500 TL, Öz kaynaklar hesabında 5000 TL, Net satışlar toplamı 1000 TL üzerinde olan ve Dönem Kâr/Zarar hesabı kalanı sıfır olmayan gözlemler oluşturmaktadır. Avrupa Topluluğunda Ekonomik Faaliyetlerin İstatistikî Sınıflaması olan NACE (Nomenclature statistique des Activités économiques dans la Communauté Européenne) Rev.2 sınıflandırmasına göre çalışma kapsamında

Tarım, Ormancılık ve Balıkçılık (A), Madencilik ve Taş Ocakçılığı (B), İmalat (C), Elektrik, Gaz, Buhar ve İklimlendirme Üretimi ve Dağıtımı (D), Su Temini; Kanalizasyon, Atık Yönetimi ve İyileştirme Faaliyetleri (E), İnşaat (F), Toptan ve Perakende Ticaret; Motorlu Kara Taşıtlarının ve Motosikletlerin Onarımı (G), Ulaştırma ve Depolama (H), Konaklama ve Yiyecek Hizmeti Faaliyetleri (I), Bilgi ve İletişim (J), Gayrimenkul Faaliyetleri (L), Mesleki, Bilimsel ve Teknik Faaliyetler (M), İdari ve Destek Hizmet Faaliyetleri (N), Eğitim (P), İnsan Sağlığı ve Sosyal Hizmet Faaliyetleri (Q), Kültür, Sanat, Eğlence, Dinlenme ve Spor (R) ve Diğer Hizmet Faaliyetleri (S) sektörleri bulunmaktadır. Çalışma kapsamında kârlılık, net işletme sermayesi ve öz kaynak kavramlarının oluşturduğu 4 farklı tanım, işletme bilançolarından elde edilen kârlılık, finansal yapı, devir hızı ve likidite oranlarını içeren toplam 46 finansal oran, değişken azaltmada Rastgele Orman, Adım Adım İleri-Geri Seçim ve K-en Yakın Komşuluk yöntemlerinden oluşan üç yöntem ve Rastgele Orman, Lojistik Regresyon, K-en Yakın Komşuluk ve Yapay Sinir Ağları sınıflandırma yöntemleri yer almaktadır.

Çalışma her ne kadar geniş bir kapsama sahip olsa da bazı kısıtları söz konusudur. Çalışma verisi 2009-2019 yıllarını kapsayan bir dönemi içermektedir. İlk aşamada verilerin temin edileceği TCMB ile yapılan protokol tarihi 18.02.2020 olması sebebiyle son yıl olarak 2019 yılı belirlenmiştir. Daha sonrasında yaşanan pandemi sürecinde getirilen kısıtlamalar neticesinde bir yıllık düzenlenen protokol sürecinde gerekli çalışma yapılamamıştır. Daha sonrasında protokol uzatma talebi TCMB tarafından dış kullanıcılar için daha iyi fiziksel koşullarda, daha geniş veri setleri içeren ve yeni düzenlenecek veri toplama ve düzenleme sistemlerinin oluşturulması gerekçesi ile kabul edilmemiştir. Ancak ilgili döneme ait verilerin mevcut olan hali ile TÜİK üzerinden ulaşılabileceği bilgisi verilmesi ile birlikte Anadolu Üniversitesi ve TÜİK arasında ilgili döneme ait veriler için protokol Mart 2021’de kabul edilmiştir. Dolayısıyla TÜİK’e veri sağlayan TCMB’nin yeni veri toplama sistemine geçiş yapmasından kaynaklanacak veri uyumsuzluğunu aşmak amacıyla çalışmanın veri periyodu 2009-2019 ile sınırlı kalmıştır. Çalışma kullanılan veriler TCMB tarafından bir düzenleme yapılmadan paylaşılması sebebiyle sehven hatalı girilen veya mükerrer girişler nedeniyle birtakım filtrelere tabi tutulmuştur. Çalışmada 6 adet filtre veriler ve araştırmacının akademik tecrübelerinden hareket ile oluşturulmuştur. Bu noktada başka alt limitler belirlenerek bir filtreleme sürecine tabi olunması mümkündür. Çalışmada yer alan kısıtlardan bir başkası da bilançolardan elde edilen 46 adet finansal oranın araştırmacı tarafından tercih edilen üç

değişken azaltma yöntemi ile sektöre özgü olacak biçimde sayının azaltılması ve bunların tercih yöntemleri olmasıdır. Finansal oranların doğruluklarının böylesine yüksek veri sayısına sahip çalışmalarda kontrol güçlüğü de bir başka kısıt olarak ortaya çıkmaktadır. Öte yandan elde edilen finansal oranlardan aykırı değerlerin tespit edilmesine dair tercih edilen yöntem de ayrı bir kısıt oluşturmaktadır. Literatürde pek çok finansal başarısızlık tanımı olmasına karşın sıklıkla tercih edilen kârlılık, net işletme sermayesi ve öz kaynak kavramları bu çalışmada tercih edilmiştir. Bu kavramların bağlı kombinasyonlarından elde edilen dört tanım çalışmada kullanılmıştır. Tanımlar baz alındığında olayların birlikte gerçekleşmesi durumunda finansal başarısızlık olduğu varsayılmıştır. Değişken azaltma ve sınıflandırma yöntemlerinde yönteme özgü rassallık durumunu en aza indirmek adına tekrarlı örneklem tercih edilmiştir. Öte yandan sınıflandırma yöntemlerinin performansını artırmak adına eşit örneklem tercihi de bir başka kısıt olarak ortaya çıkmaktadır. Sınıflandırma yöntemlerinde başarısız işletme sayısı kadar başarısız olmayan işletme sayısı da eklenerek veri setleri oluşturulmuştur. Başarısız işletmelerin tamamının kullanılması bir sorun teşkil etmezken çok sayıda başarısız olmayan işletme içinden başarısız işletme sayısı kadar örneklem tercihi kısıt oluşturmaktadır. Örneklem, evreni sınırlı biçimde temsil edeceği göz önüne alındığında, 10 farklı örneklem seçimi ve her seçimin aynı analiz sürecine girmesi ciddi bir zaman maliyeti getirmesine karşın çalışmanın kısıtını azaltması bakımından önem arz etmektedir.

4.3 Sektör Uygulama Sonuçları

Sektöre özgü veriler ve finansal başarısızlık tanımlarının belirlenmesinden sonra elde edilen veri setleri her bir tanım için eğitim ve test süreçlerinden geçirilerek ayrı ayrı analiz edilip raporlanmıştır. Verilere uygulanan süreçlerin aynı olması sebebiyle sektör harf kodu bakımından alfabetik olarak ilk sırada yer alan Tarım, Ormancılık ve Balıkçılık sektörü ayrıntılı biçimde açıklandıktan sonra diğer sektörlerde sadece en başarılı tanıma ilişkin özet tablo açıklanarak yorumlanmıştır.

4.3.1 Tarım, Ormancılık ve Balıkçılık

Ekonomik Faaliyetlerin İstatistiki Sınıflamasında (NACE) ilk sırada yer alan Tarım, Ormancılık ve Balıkçılık (sektör isimlerini kısaltmak adına bu noktadan sonra harf

kodu kullanılmıştır, A sektörü) sektörüne ait genel bilgilere bakıldığında 2021 yılı sonu itibarıyla sektörde faaliyet gösteren 13862 işletme ve 82005 çalışan yer almaktadır. Sektörün toplam net satışları 82.4 milyar TL, aktif toplamı 97.1 milyar TL, öz kaynakları 32.7 milyar TL, kısa vadeli yabancı kaynakları 50.1 milyar TL, uzun vadeli yabancı kaynakları 14.3 milyar TL ve net karı 2.2 milyar TL olarak hesaplanmıştır (TCMB, 2022).

İlk aşamada TÜİK tarafından sunulan ve 2009-2019 tarihleri arasında faaliyet gösteren işletmelere ait gözlem sayısı 80688'dir. Birinci düzey veri ayıklama sürecinden sonra %6.2'lik veri kaybı ile gözlem sayısı 75668 olarak elde edilmiştir. Analizin sağlıklı sonuçlar vermesi ve yöntemlerin performansını artırmak için muhasebe hesapları üzerinden uygulanan 6 filtreleme işleminden sonra sırasıyla 46178, 46117, 44875, 37375, 37375 ve 32125 adet gözlem kalmıştır. Finansal oranların hesaplanması sonrasında sonucu tanımsız çıkan oranlara ilişkin gözlemlerin çıkarılması sonucunda 30627 gözlem kalmıştır. Dikey veri ayıklama sürecinde finansal oranlar hesaplamaları tanımsız, sıfır ve sonsuz olanların toplam gözlem sayısına oranı %20'yi aşan FY_5, FY_6, FY_8, FY_13, FY_14, FY_15, DH_2, KO_12, KO_13, KO_14 finansal oranlarının veri setinden çıkarılması neticesinde 46 finansal orandan 36 finansal orana düşülmüştür. Yeni veri setinde finansal oranların kendi aralarındaki ilişkileri kontrol amacıyla uygulanan korelasyon analizi neticesinde FY_1, KO_2 ve KO_8 oranları sırasıyla FY_2, KO_1 ve KO_10 oranları ile yüksek korelasyona sahip olması sebebiyle veri setinden çıkarılmıştır. Değişken azaltma teknikleri yardımıyla sektöre özgü finansal oranların tespiti ile birlikte çalışmada kullanılan dört finansal başarısızlık tanımının oluşturulması süreci sonucunda hesaplamalarda kullanılmayan oranlar ve analize tabi olmayan gözlemlerin çıkarılmasıyla her bir tanım için elde edilen veri setinde 21115 gözlem kalırken FBT_1 için 4, FBT_2 için 6, FBT_3 için 7 ve FBT_4 için 6 finansal oran elde edilmiştir. Son olarak daha önce veri ayıklama kısmında değişken azaltma yöntemleri için kullanılan aykırı değer tespit ve çıkarma işlemi bu aşamada sadece modelde yer alan finansal oranlar özelinde gerçekleştirilmesi sonucu gözlem sayısı FBT_1, FBT_2 ve FBT_4 için 19902 olurken FBT_3 için 19988 olarak elde edilmiştir. Veri setlerinin son durumuna bakıldığında başarısız ve başarısız olmayan gözlem sayıları tanımlar için sırasıyla 931/18971, 1128/18774, 1343/18645 ve 606/19296 olarak elde edilmiştir.

FBT_1 için öngörü modelini oluşturmak için hazırlanan değişken azaltma yöntemleri sonuçları Tablo 3.17'de yer almaktadır. Bu yöntemler sonucunda KO_1,

KO_3, KO_4 ve KO_9 finansal oranlarından bir öngörü modeli oluşturulmuştur. Öngörü modelindeki tüm finansal oranlar kârlılık oranlarından seçilmiştir. FBT_1 tanımı için 931 başarısız ve 931 başarısız olmayan toplam 1862 gözlem içeren dengeli veri seti %80 eğitim ve %20 test verisi olarak ikiye ayrılmıştır. Eğitim verileri ile eğitilen yöntemler tekrarlı biçimde sınıflandırma işlemine tabi tutulması sonucunda elde edilen sonuçların ortalamaları alınarak ölçütler hesaplanmıştır. Yöntemlere ilişkin sınıflandırma matrisleri ve değerlendirme ölçütleri Tablo 4.1’de görülmektedir.

Tablo 4.1. *A Sektörü FBT_1 için sınıflandırma matrisi ve ölçütler*

FBT_1	RF		LR		KNN		ANN	
	B'sız Değil	Başarısız	B'sız Değil	Başarısız	B'sız Değil	Başarısız	B'sız Değil	Başarısız
B'sız Değil	171.6	2.0	166.5	18.9	160.2	3.4	106.2	38.5
Başarısız	13.4	185.4	18.5	168.5	24.8	184.0	78.8	148.9
Doğruluk	0.959		0.900		0.924		0.685	
Kesinlik	0.933		0.901		0.881		0.654	
Hassasiyet	0.989		0.899		0.982		0.795	
Özgüllük	0.928		0.900		0.866		0.574	
NPV	0.988		0.898		0.979		0.734	
F1	0.960		0.900		0.929		0.717	
MCC	0.920		0.809		0.857		0.468	
CUI	0.922		0.800		0.863		0.448	
FMI	0.961		0.900		0.930		0.721	
CMI	0.923		0.818		0.867		0.559	
Ortalama	0.948		0.861		0.907		0.628	

Bu tanım özelinde rastgele orman yöntemi tüm ölçütlerde en başarılı yöntem olarak dikkat çekmektedir. Tablolarda başarısız ve başarısız olmayan gözlemlerin ortalamalardan kaynaklı ondalıklı biçimde temsiline karşın yorumlamalarda tam sayıya yuvarlanarak değerlendirilmeye tabi tutulmuştur. Aynı zamanda tabloda yer alan sayıların tamamı ortalama değerler olduğundan metin içinde zaman ve yer tasarrufu açısından her sayı için “ortalama” ifadesi kullanılmamıştır. RF yöntemi test veri setinde %95.9’luk doğruluk oranı, %93.3’lük kesinlik, %98.9’luk hassasiyet ve %96.0’lık F1 skoru elde etmiştir. Test veri setinde yer alan 372 gözlemden 187’si başarısız, 185’ü başarısız olmayan gözlemden oluşmuştur. Doğruluk oranlarına bakıldığında RF yöntemi %96’ya yakın bir oran ile en iyi performansı göstermiştir. Toplam 372 gözlemin 357 tanesini başarısız ve başarısız olmayan olarak doğru sınıflandırmıştır. RF yöntemi 187 başarısız

gözlemin 185'ini doğru tahmin ederek en yüksek hassasiyet oranını elde etmiştir. Öte yandan diğer ölçütlere de bakıldığında en başarılı sınıflandırma RF olarak tespit edilmiştir. Kesinlik oranına açısından RF yöntemi tarafından başarısız sınıflandırılan 199 gözlemin 185 tanesi doğru sınıflandırılarak %93.3'lük bir oran elde etmiştir. Diğer yöntemlere bakıldığında RF yönteminden sonra KNN yöntemi en iyi ikinci performansı göstermiştir. İşletmenin art arda iki yıl zarar etmesi ve öz kaynaklarda bir önceki yıla nazaran %10 ve üzeri azalma olması durumlarında finansal başarısızlığın gerçekleştiği varsayımına dayanan bu tanım için KO_1, KO_3, KO_4 ve KO_9 oranları kullanılarak öngörü modeli oluşturulmuştur. RF yöntemi yardımıyla bu modellere uygulanan sınıflandırma işlemleri neticesinde doğruluk oranı, hassasiyet oranı, F1, MCC, CUI, FMI ve CMI ölçütlerinin ortalaması hesaplanarak yapılan değerlendirme sonucunda %94.8 oranında bir performans elde edilmiştir.

Kârlılık ve net işletme sermayesi bileşenlerinden oluşan FBT_2 tanımı için değişken azaltma yöntemleri sonuçlarına göre FY_11, DH_4, KO_1, KO_3, KO_4, KO_9 finansal oranları seçilmiştir. Önceki tanımdan farklı olarak bir adet devir hızı ve bir adet finansal yapı oranı modelde yer almıştır. FBT_2 tanımına göre 1128 başarısız ve 1128 başarısız olmayan işletme verisinden oluşan 2256 gözlem eğitim ve test verisi olarak ayrılmıştır. Tekrarlı biçimde sınıflandırma işlemine tabi tutulan verilerin FBT_2 tanıma ait sınıflandırma matrisleri ve ölçütlerine ilişkin sonuçlar Tablo 4.2'de yer almaktadır.

Tablo 4.2. A Sektörü FBT_2 için sınıflandırma matrisi ve ölçütler

FBT_2	RF		LR		KNN		ANN	
	B'sız Değil	Başarısız	B'sız Değil	Başarısız	B'sız Değil	Başarısız	B'sız Değil	Başarısız
B'sız Değil	213.3	0.7	192.6	50.7	189.8	6.7	203.0	14.8
Başarısız	13.8	223.4	34.5	173.4	37.3	217.4	24.1	209.3
Doğruluk	0.968		0.811		0.902		0.914	
Kesinlik	0.942		0.834		0.854		0.897	
Hassasiyet	0.997		0.774		0.970		0.934	
Özgüllük	0.939		0.848		0.836		0.894	
NPV	0.997		0.792		0.966		0.932	
F1	0.969		0.803		0.908		0.915	
MCC	0.938		0.658		0.818		0.835	
CUI	0.939		0.608		0.824		0.831	
FMI	0.969		0.803		0.910		0.915	
CMI	0.939		0.671		0.832		0.843	
Ortalama	0.960		0.733		0.881		0.884	

Bu tanımda da rastgele orman yöntemi tüm ölçütlerde en başarılı yöntem olarak hesaplanmıştır. RF yöntemi sonuçlarına göre doğruluk oranı %96.8, kesinlik %94.2, hassasiyet %99.7 ve F1 skoru %96.9 olarak elde edilmiştir. RF yöntemi MCC, CUI, FM ve CMI ölçütlerinde de %93'ün üzerinde başarılı performans sergilemiştir. Veri seti 224 başarısız ve 227 başarısız olmayan gözlem olmak üzere toplam 451 gözlemden oluşmuştur. Doğruluk oranlarına bakıldığında RF yöntemi %96.8'lik oran ile en iyi performansı göstermiştir. Toplam 451 gözlemin 437 tanesini başarısız ve başarısız olmayan olarak doğru sınıflandırmıştır. Hassasiyet oranına bakıldığında mükemmel yakın bir sınıflandırma dikkat çekmektedir. RF yöntemi 224 başarısız gözlemin 223 tanesini doğru sınıflandırarak %99.7 hassasiyet oranı elde etmiştir. Kesinlik oranına bakıldığında ise RF yöntemi başarısız sınıflandırılan 237 gözlemin 223 tanesi doğru sınıflandırarak %94.2'lik oran elde etmiştir. Diğer yöntemlere bakıldığında RF yönteminden sonra ANN yöntemi en iyi ikinci performansı gösterirken LR yöntemi en düşük performansı göstermiştir. İşletmenin kârlılık ve net işletme sermayesinin art arda iki yıl negatif değerler alması durumlarında finansal başarısızlığın gerçekleştiği varsayımına dayanan bu tanım için FY_11, DH_4, KO_1, KO_3, KO_4 ve KO_9 oranları kullanılarak RF yöntemi yardımıyla yapılan tahminlerde ortalama %96 oranında bir performans tespit edilmiştir.

Öz kaynak daralması ve negatif net işletme sermayesi durumlarının birlikte gerçekleşmesi halinde işletmenin finansal başarısız olarak değerlendirildiği FBT_3 tanımında, üç değişken azaltma yöntemi tarafından da seçilen LO_1, FY_11, DH_4, KO_1, KO_3, KO_4 ve KO_9 finansal oranları kullanılarak öngörü modeli oluşturulmuştur. Daha önceki tanımlarda yer alan kârlılık koşulu bu tanımda yer almamasının bir sonucu olarak diğer üç finansal oran sınıfından da birer oran modele dâhil olmuştur. Modelde kârlılık oranları daha önceki iki modelde var olduğu gibi dururken FBT_2 tanımından farklı olarak bir adet likidite oranı modele dâhil olmuştur. FBT_3 tanımı için 1343 başarısız ve 1343 başarısız olmayan gözlemden oluşan veri setinin tekrarlı biçimde sınıflandırma işlemine tabi tutulması sonucunda elde edilen sınıflandırma matrisleri ve ölçütlerine ilişkin sonuçlar Tablo 4.3'te görülmektedir.

Tablo 4.3. A Sektörü FBT_3 için sınıflandırma matrisi ve ölçütler

FBT_3	RF		LR		KNN		ANN	
	B'sız Değil	Başarısız	B'sız Değil	Başarısız	B'sız Değil	Başarısız	B'sız Değil	Başarısız
B'sız Değil	260.2	12.6	233.7	24.5	245.7	14.2	260.6	95.8
Başarısız	8.9	255.5	35.4	243.6	23.4	253.9	8.5	172.3
Doğruluk	0.960		0.888		0.930		0.806	
Kesinlik	0.966		0.873		0.916		0.953	
Hassasiyet	0.953		0.909		0.947		0.643	
Özgüllük	0.967		0.868		0.913		0.968	
NPV	0.954		0.905		0.945		0.731	
F1	0.960		0.891		0.931		0.768	
MCC	0.922		0.790		0.865		0.659	
CUI	0.919		0.782		0.863		0.596	
FMI	0.960		0.891		0.931		0.783	
CMI	0.922		0.803		0.871		0.623	
Ortalama	0.942		0.850		0.905		0.697	

Özgüllük oranı haricinde diğer tüm ölçütlerde önceki iki tanımda olduğu gibi RF yöntemi en yüksek performansı göstermiştir. Özgüllük oranında da ANN ve RF arasındaki fark %0.1 oranındadır. FBT_3 tanımı için RF yöntemi uygulanması sonucunda %96.0 doğruluk oranı, %96.6 kesinlik, %95.3 hassasiyet ve %96.0 F1 skoru elde edilmiştir. Diğer ölçütlere de bakıldığında RF yöntemi %92 üzerinde başarılı performanslar sergilemiştir. Veri setinde yer alan 537 gözlemden 268'i başarısız, 269'u başarısız olmayan olarak seçilmiştir. RF yöntemi %96'lık doğruluk oranına bakıldığında toplam 537 gözlemin 516 tanesini başarısız ve başarısız olmayan olarak doğru sınıflandırılmıştır. Hassasiyet oranına bakıldığında RF yöntemi 268 başarısız gözlemin 256 tanesini doğru sınıflandırarak %95.3'lük bir oran elde edilmiştir. Bir diğer ölçüt olan kesinlik oranında başarısız sınıflandırılan 264 gözlemin 255 tanesi başarısız olarak sınıflandırılarak %96.6'lık oran elde edilmiştir. RF yönteminden sonra KNN yöntemi en iyi ikinci performansı gösterirken ilk tanımda olduğu gibi ANN yöntemi en düşük performansı göstermiştir. İşletmenin art arda iki yıl negatif net işletme sermayesine sahip olması ve öz kaynakların önceki yıla göre %10 veya üzerinde azalma olması durumlarında finansal başarısızlığın gerçekleştiği varsayılan FBT_3 tanımının öngörü modelinde LO_1, FY_11, DH_4, KO_1, KO_3, KO_4 ve KO_9 oranları kullanılmıştır. Bu model kullanılarak gerçekleştirilen sınıflandırma probleminde RF yöntemi kullanılarak gerçekleştirilen tahminlerde ortalama %94.2 oranında bir performans gerçekleşmiştir.

İlk üç tanımda yer alan kârlılık, net işletme sermayesi ve öz kaynak durumlarının hepsinin birden gerçekleşmesi durumunda finansal başarısızlığın olduğu varsayımı ile tanımlanan FBT_4 için değişken azaltma yöntemlerinin sunduğu finansal oranlar FY_7, FY_11, KO_1, KO_3, KO_4, KO_9 olarak tespit edilmiştir. Diğer tanımlara göre daha zorlu koşullara bağlı olarak başarısızlığın gerçekleştiği bu tanımda, diğer üç tanımda da yer alan kârlılık oranları aynen yer alırken iki adet finansal yapı oranı da tanıma ait modelde yer almıştır. FBT_4 tanımı için düzenlenen veri setinde 606 başarısız gözlem olması sebebiyle dengeli bir veri seti elde etmek adına 606 başarısız olmayan gözlem de test veri setine ilave edilmiştir. Başarısız olmayan gözlem kısmı rassal seçilen 10 veri setine uygulanan sınıflandırma işlemleri neticesinde elde edilen sınıflandırma matrisleri ve ölçütler Tablo 4.4'te görülmektedir.

Tablo 4.4. *A Sektörü FBT_4 için sınıflandırma matrisi ve ölçütler*

FBT_4	RF		LR		KNN		ANN	
	B'sız Değil	Başarısız	B'sız Değil	Başarısız	B'sız Değil	Başarısız	B'sız Değil	Başarısız
B'sız Değil	116.1	1.5	110.0	13.8	105.2	3.9	115.4	12.3
Başarısız	5.3	119.5	11.4	107.2	16.2	117.1	6.0	108.7
Doğruluk	0.972		0.896		0.917		0.925	
Kesinlik	0.958		0.904		0.878		0.948	
Hassasiyet	0.988		0.886		0.968		0.898	
Özgüllük	0.956		0.906		0.867		0.951	
NPV	0.987		0.889		0.964		0.904	
F1	0.972		0.895		0.921		0.922	
MCC	0.945		0.803		0.843		0.855	
CUI	0.945		0.790		0.846		0.846	
FMI	0.972		0.895		0.922		0.923	
CMI	0.946		0.810		0.853		0.856	
Ortalama	0.963		0.853		0.896		0.889	

Diğer tanımlara göre üç koşul barındırması sebebiyle daha az gözlem ile analizler gerçekleştirilmiştir. Diğer tanımlarda olduğu gibi RF yöntemi tüm ölçütlerde en başarılı yöntem olarak tespit edilmiştir. Bu yöntem ile yapılan sınıflandırmalar neticesinde doğruluk oranı %97.2, kesinlik %95.8, hassasiyet %98.8 ve F1 skoru %97.2 olarak elde edilmiştir. RF yöntemi MCC, CUI, FMI ve CMI ölçütlerinde %94'ün üzerinde performans sergilemiştir. Test veri setindeki 242 gözlem 121'er başarısız ve başarısız olmayan gözlemden oluşturulmuştur. Diğer tanımlar ile karşılaştırıldığında az bir farkla

da olsa en yüksek doğruluk oranı RF yönteminde (%97.2) elde edilmiştir. Başka bir ifade ile toplam 242 gözlemin 236 tanesini başarısız ve başarısız olmayan olarak doğru sınıflandırılmıştır. Hassasiyet oranına bakıldığında FBT_1 ile hemen hemen aynı oran hesaplanırken FBT_2 tanımında yer alan orandan yaklaşık %1 daha düşük performans göstermiştir. RF yöntemi 121 başarısız gözlemin 120 tanesini doğru sınıflandırarak %98.8 hassasiyet oranı elde etmiştir. Aynı yöntem için kesinlik oranına bakıldığında ise başarısız sınıflandırılan 125 gözlemin 120 tanesi başarısız olarak doğru sınıflandırılmıştır (%95.8). Diğer yöntemler arasında bir kıyaslama yapıldığında, ANN ve KNN benzer sonuçlar üretirken LR daha düşük performans göstermiştir. İşletmenin iki yıl art arda zarar etmesi ve negatif net işletme sermayesine sahip olmasının yanı sıra öz kaynaklarında önceki yıla nazaran %10 ve üzeri daralma olması durumlarında finansal başarısızlığın ortaya çıktığı varsayımına dayalı olan bu tanımda FY_7, FY_11, KO_1, KO_3, KO_4 ve KO_9 oranları öngörü modelinde kullanılmıştır. RF yöntemi ile yapılan tahminlerde ölçütlerin performansı ortalama %96.3 oranında gerçekleşmiştir.

A sektörü bakımından genel değerlendirme yapıldığında tanımlar arasında ciddi farklılıklar ortaya çıkmamıştır. Farklı koşullar altında farklı öngörü modelleri ortaya çıkmıştır. Kârlılık oranları dört tanım için de oluşturulan modellerde ortak unsur olarak görülmektedir. Tüm finansal oran kategorilerinden oranlar barındırması sebebiyle FBT_3, az sayıda oran ile kolay hesaplama yapılması avantajı bakımından FBT_1, mükemmel yakın hassasiyet oranı bakımından FBT_2 ve son olarak ölçüt ortalamaları bakımında FBT_4 tercih edilebilmektedir. Bu noktada seçenekler olması öngörü modellerinden istifade edecekler için alternatifler oluşturmaktadır. Her ne kadar ölçütler arasında tanımlar bazında farklılıklar çok bariz olmamasına karşın yöntemler arasında farklılıklar söz konusu olmuştur. RF yöntemi %96, KNN yöntemi %91, LR yöntemi %85 ve ANN yöntemi ise %81 ortalama ölçüt performansı elde etmiştir. Daha sonraki sektörlerde ölçütler ortalaması en yüksek tanım sektöre özgü öngörü modeli olarak değerlendirilmiştir.

A sektörü için genel değerlendirmede kârlılık ve finansal yapı oranları içeren bir model öngörülmüştür. Finansal yapı oranlarında maddi duran ve duran varlıklar üzerinden oranlar hesaplanırken, kârlılık oranlarında varlık kârlılığı, öz sermaye kârlılığı ve satış kârlılıkları ön plana çıkmıştır. Sektörün genel bilançosu incelendiğinde öz kaynak/pasif toplamı oranının tüm sektörlerin ortalamasının üzerinde olduğu

görülmüştür. Benzer şekilde maddi duran varlıkların duran varlıklar içindeki payı itibariyle en yüksek orana sahip sektördür. Bu iki unsur göz önüne alındığında FY_7 ve FY_11 oranlarının modelde yer alması sektör dinamiğinin modele yansıdığına göstergesi olarak değerlendirilebilir. Sektörü özgü finansal başarısızlık öngörü modelinde işletmenin iki yıl art arda negatif net işletme sermayesi ve zararın yanı sıra öz kaynaklarda önceki yıla göre %10 ve üzeri daralma olması (FBT_4) halinde finansal başarısızlığın gerçekleştiği varsayılmıştır. Bu şartlarda aşağıdaki modelde yer alan finansal oranların belirlenmesi veya ara dönemlerde anlık hesaplanması ile RF yöntemi kullanılarak finansal başarısızlık durumunun tespit edilmesi söz konusudur.

$$FBT_{A \text{ Sektörü}} = FY_7 + FY_11 + KO_1 + KO_3 + KO_4 + KO_9$$

Lojistik Regresyon dışındaki yöntemler verilerin geçmiş dönemlere ait bilgileri kullanılarak bir öğrenme gerçekleştirilmesi ve rassal katsayılar ile sisteme başlangıç yapmasının bir sonucu olarak değişkenlere ait katsayılar üretmemektedir. Bu durum modelin basit işlemler ile hesaplanması olanaksız hale getirmektedir. Bu bakımdan Lojistik Regresyon yönteminin yaklaşık %90'lık doğruluk oranı ile sınıflandırma yaptığını göz önüne alarak ilgili tanıma ait LR modelinde yer alan değişkenlere ilişkin ortalama katsayı ve regresyon modeli aşağıda paylaşılmıştır.

$$FBT_{A \text{ Sektörü}} = -2.613 + 0.100*FY_7 + 0.448*FY_11 - 1.221*KO_1 + 9.778*KO_3 \\ - 26.007*KO_4 - 5.939*KO_9$$

4.3.2 Madencilik ve Taş Ocakçılığı

Madencilik ve Taş Ocakçılığı sektörü NACE sınıflandırmasında B başlığı altında yer almaktadır. Sektörde 2021 yılı sonu itibariyle faaliyet gösteren 6256 işletme ve 128014 çalışan bulunmaktadır. Sektörün aktif toplamı 317.6 milyar TL, öz kaynakları 136 milyar TL, kısa vadeli yabancı kaynakları 89.8 milyar TL, uzun vadeli yabancı kaynakları 91.7 milyar TL, net satışları 148.4 milyar TL ve net kârı 47.2 milyar TL olduğu raporlanmıştır. (TCMB, 2022). Sektörün duran varlık ve öz kaynak ağırlıklı bir yapıya sahip olduğu görülmekte olup aktif ve satış kârlılığı bakımından tüm sektörler içerisinde en yüksek orana sahip olduğu tespit edilmiştir.

Çalışma kapsamında B sektörüne ait ham veri gözlem sayısı 48618 olarak elde edilmiştir. Veri ayıklama sürecinde gözlemlerin %5.2'si çıkarıldıktan sonra 46089 adet

gözlem ile finansal filtreleme sürecine girilmiştir. Stoklar, aktif toplamı, kısa vadeli yabancı kaynaklar, öz kaynaklar, satışlar ve kâr hesapları dikkate alınarak gerçekleştirilen filtreleme sürecinden sonra 18549 adet gözlem kalmıştır. Finansal oranları ve başarısızlıkların tanımlanması sonrasında oranlar içerisinde tanımsız olanlar ve kullanılmayan gözlemleri çıkarılması ile gözlem sayısı 12058 olarak tespit edilmiştir. FY_2, KO_2 ve KO_8 yüksek korelasyon katsayısı nedeniyle veri setinden çıkarılmıştır. Mevcut veri setine değişken azaltma tekniklerinin uygulanması neticesinde FBT_1 tanımı için 5, FBT_2 için 8, FBT_3 ve FBT_4 için 9 finansal oran model kurulumunda yer almıştır. Tanımlara ilişkin modellerde yer alan finansal oranlar için uygulanan aykırı değer tespiti neticesinde FBT_1 tanımında 11393, FBT_2, FBT_3 ve FBT_4 tanımlarında 11540 gözlem kalmıştır. Tanımlara ilişkin finansal başarısız ve başarısız olmayan gözlem sayıları sırasıyla 716/10677, 686/10854, 735/10805 ve 431/11109 olarak bulunmuştur.

Elde edilen öngörü modellerine dört farklı sınıflandırma yöntemi uygulanmıştır. Bunlardan elde edilen sonuçlar sınıflandırma matrislerinde değerlendirilmiştir. Sınıflandırma matrisi performans ölçütleri incelendiğinde zaman ve yer tasarrufu açısından en yüksek değere sahip olan FBT_4 tanımı sektöre özgü model olarak değerlendirilmiştir. Doğruluk, F1, MCC, CUI, FMI ve CMI ölçütlerinde en başarılı yöntem olarak dikkat çekmiştir. FBT_4 tanıma ait öngörü modelinde yer alan finansal oranlar DH_4, FY_11, FY_7, KO_1, KO_3, KO_4, KO_5, KO_9 ve LO_1 şeklindedir. Modelde de görüldüğü üzere finansal oran sınıflarından her birinden en az bir oran barındırmaktadır. 5 adet kârlılık, 2 adet finansal yapı ve birer adet likidite ve devir hızı bulunmaktadır. Sınıflandırma için hazırlanan veri setinde 431 adet başarısız ve 431 adet başarısız olmayan gözlem yer almaktadır. Toplam 862 gözlem %80 eğitim ve %20 test olarak ayırdıktan sonra yöntemlere ilişkin sınıflandırma matrisleri ve bunlara bağlı performans ölçütleri Tablo 4.5'te yer almaktadır.

Tablo 4.5. B Sektörü FBT_4 için sınıflandırma matrisi ve ölçütler

FBT_4	RF		LR		KNN		ANN	
	B'sız Değil	Başarısız	B'sız Değil	Başarısız	B'sız Değil	Başarısız	B'sız Değil	Başarısız
B'sız Değil	83.3	0.8	74.2	13.0	78.5	4.2	80.1	13.4
Başarısız	5.8	82.8	14.9	70.6	10.6	79.4	9.0	70.2
Doğruluk	0.962		0.838		0.914		0.870	
Hassasiyet	0.990		0.844		0.950		0.840	
F1	0.962		0.835		0.915		0.862	
MCC	0.926		0.703		0.837		0.757	
CUI	0.925		0.670		0.832		0.726	
FMI	0.962		0.835		0.915		0.863	
CMI	0.926		0.717		0.843		0.758	
Ortalama	0.950		0.778		0.887		0.811	

Hem bu tanım hem de diğer tüm tanımlarda RF yönteminin üstün performansı tespit edilmiştir. Test veri setinde 84 başarısız ve 89 başarısız olmayan gözlem olmak üzere toplam 173 gözlem yer almaktadır. Bu gözlemlerden 166 tanesi başarısız ve başarısız olmayan olarak doğru sınıflandırılması neticesinde %96.2'lik doğruluk oranına sahip olmuştur. Öte yandan 84 başarısız gözlemin 83 tanesini doğru sınıflandırarak %99'luk hassasiyet oranı elde edilmiştir. Tip 1 ve Tip 2 hataların da işleme alındığı diğer ölçütlere bakıldığında %92 üzerinde bir performans ortaya konmuştur. RF yönteminden sonra en başarılı yöntem ortalama %89 ile KNN yöntemi olmuştur. İşletmelerin son iki yılda zarar etmeleri ve negatif işletme sermayesine sahip olmalarının yanında bir önceki seneye nazaran öz kaynaklarında daralma olması durumunda finansal başarısız olduğu varsayımına dayanan bu tanımda DH_4, FY_11, FY_7, KO_1, KO_3, KO_4, KO_5, KO_9 ve LO_1 oranları kullanılarak sektöre özgü öngörü modeli oluşturulmuştur. Modelin başta hassasiyet ve doğruluk oranları olmak üzere F1, MCC, CUI, FMI ve CMI ölçütlerine bakıldığında ortalama %95 oranında başarılı olduğu görülmektedir.

Kârlılık oranları arasında uluslararası literatürde sıklıkla kullanılan ROE, ROA ve ROS oranları yer almaktadır. Sektörün ROE, ROA ve ROS oranlarına bakıldığında tüm sektörler içerisinde ilk sıralarda yer almaktadır. Bunların yanı sıra net işletme sermayesi devir hızı, maddi duran varlıklar, uzun vadeli yabancı kaynaklar, öz kaynaklar, dönen varlıklar ve kısa vadeli yabancı kaynaklar gibi hesaplar da dikkate alınarak model oluşturulmuştur. Sektör itibarıyla duran varlık ve öz kaynak ağırlıklı bir yapının var olduğu bilgisiyle öngörü modelinde bu tür geniş bir yelpazenin ortaya çıkması şaşırtıcı

değildir. A sektörüne ait öngörü modelinde yer alan oranların yanı sıra ilave bir adet kârlılık, likidite ve devir hızı oranı yer almaktadır. Öte yandan KO_3 ve KO_5 oranlarına bakıldığında tüm sektörler içerisinde en yüksek orana sahip sektör olarak dikkat çekmektedir. Likidite oranı bakımından B sektörü tüm sektörler içerisinde en yüksek ikinci cari orana sahiptir. Bu etkilerin öngörü modeline yansımaları sektörün kendine özgü yapısının bir sonucu olarak değerlendirilebilir. Sektöre özgü model aşağıdaki gibi gösterilmektedir.

$$FBT_{B \text{ Sektörü}} = DH_4 + FY_{11} + FY_7 + KO_1 + KO_3 + KO_4 + KO_5 + KO_9 + LO_1$$

Modern yöntemlerin değişkenlere ait katsayılar üretmemesi ve basit işlemler ile hesaplaması olanaksız hale getirmesi sebebiyle LR yönteminin yaklaşık %84'lük doğruluk oranı ile sınıflandırma yaptığını göz önüne alarak finansal oranlara ilişkin ortalama katsayı ve regresyon modeli aşağıda yer almaktadır.

$$FBT_{B \text{ Sektörü}} = 1.894 - 0.003*DH_4 + 0.050*FY_7 + 0.149*FY_{11} - 0.319*KO_1 \\ + 0.236*KO_3 - 7.811*KO_4 - 1.734*KO_5 - 0.078*KO_9 - 3.278*LO_1$$

4.3.3 İmalat

NACE sınıflandırmasında C başlığı altında kodlanan İmalat sektörüne bakıldığında 2021 yılı sonu itibariyle faaliyet gösteren 153223 işletme ve 3.9 milyon çalışan yer almaktadır. Sektörün aktif toplamı 4.9 trilyon TL, öz kaynakları 1.6 trilyon TL, kısa vadeli yabancı kaynakları 2.3 trilyon TL, uzun vadeli yabancı kaynakları 0.9 trilyon TL, net satışları 4.9 trilyon TL ve net kârı 371 milyar TL olarak raporlanmıştır (TCMB, 2022). Tüm sektörler içerisinde imalat sektörü %72 ile yüksek dönen varlık oranına sahip sektörlerden biridir. Kaynak yapısına bakıldığında da kısa vadeli yabancı kaynakları uzun vadeli olanların yaklaşık 2.5 katı civarındadır.

C sektörü çalışma grubu içerisinde en yüksek ikinci gözlem sayısına sahiptir. Ham gözlem sayısı 1033196 olurken, birinci düzey veri ayıklama sürecinde bu verilerin %2.7'sinin çıkarılması neticesinde gözlem sayısı 1005116 olarak elde edilmiştir. Finansal filtreleme süreçlerinden sonra 696795 gözlem olarak gerçekleşmiştir. Dört farklı finansal başarısızlık tanımları ve finansal oranların hesaplanması sürecinde tanımsız veya kullanılmayan gözlemlerin veri setinden çıkarılması işlemi sonucunda 488817 gözlem kalmıştır. FY_1, KO_2 ve KO_8 oranları yüksek korelasyon katsayıları nedeniyle veri

setinden çıkarılmıştır. Her bir tanım için ayrı ayrı hazırlanan veri setlerine değişken azaltma yöntemlerinin uygulanması neticesinde FBT_1, FBT_3 ve FBT_4 tanımlarında 4, FBT_2 tanımında ise 8 finansal oran seçilmiştir. Modellerde yer alan finansal oranlar içerisinde aykırı değere sahip olan gözlemlerin çıkarılması ile birlikte FBT_1, FBT_3 ve FBT_4 tanımlarında 464674, FBT_2 tanımında ise 435254 gözlem elde edilmiştir. Finansal başarısız ve başarısız olmayan gözlemlerin tanımlara ait veri setlerindeki dağılımı sırasıyla 13609/451065, 9972/425282, 8428/456246 ve 5608/459066 şeklinde bulunmuştur.

Tanımlarda yer alan finansal başarısız gözlem sayısı kadar başarısız olmayan gözlemlerin eklenmesi ile elde edilen dört farklı veri setine sınıflandırma yöntemleri uygulanmıştır. Uygulama neticesinde elde edilen ölçütler değerlendirildiğinde tüm ölçütlerde FBT_2 tanımı diğer tanımlara nazaran daha yüksek değerler elde etmiştir. Hem diğer tanımlardan daha yüksek ölçüt değerleri elde etmesi hem de daha fazla finansal oran çeşitliliğine sahip olması bakımından C sektörüne ait finansal başarısızlık öngörü modeli FBT_2 tanımı olarak değerlendirilmiştir. Tanımda KO_1, KO_4, KO_9, DH_4, DH_5, DH_6, FY_11, LO_1 finansal oranları yer almaktadır. Tıpkı B sektöründe olduğu gibi dört farklı finansal oran türünden de oranlar içermektedir. Modelde 3 kârlılık, 3 devir hızı, birer adet finansal yapı ve likidite oranı bulunmaktadır. Bu tanıma ait veri setinde yer alan 9972 başarısız ve 9972 başarısız olmayan gözlemin %20'si test için ayrıldıktan sonra yöntemlerin test veri setine uygulanması neticesinde elde edilen sonuçlar ve ölçütler Tablo 4.6'da yer almaktadır.

Tablo 4.6. C Sektörü FBT_2 için sınıflandırma matrisi ve ölçütler

FBT_2	RF		LR		KNN		ANN	
	B'sız Değil	Başarısız	B'sız Değil	Başarısız	B'sız Değil	Başarısız	B'sız Değil	Başarısız
B'sız Değil	1908.5	1.6	1669.0	136.8	1876.4	6.3	1903.2	187.5
Başarısız	77.9	2000.9	317.4	1865.7	110.0	1996.2	83.2	1815.0
Doğruluk	0.980		0.886		0.971		0.932	
Hassasiyet	0.999		0.932		0.997		0.906	
F1	0.981		0.891		0.972		0.931	
MCC	0.961		0.786		0.943		0.869	
CUI	0.962		0.786		0.945		0.863	
FMI	0.981		0.892		0.972		0.931	
CMI	0.962		0.804		0.945		0.870	
Ortalama	0.975		0.854		0.963		0.900	

Yöntem kıyaslaması yapıldığında RF yönteminin diğer yöntemlere karşı tüm tanımlarda daha iyi performans gösterdiği tespit edilmiştir. Dengeli olarak oluşturulan test veri setinde 2003 başarısız ve 1986 başarısız olmayan gözlem olmak üzere toplam 3989 gözlem yer almaktadır. Aradaki fark yöntemlerin 10 kez tekrarlanması neticesinde ortalamalarının alınması suretiyle ortaya çıkmaktadır. Toplam 3989 gözlemin 2001 adedi başarısız, 1909 adedi başarısız olmayan olarak doğru sınıflandırılması neticesinde %98'lik doğruluk oranı bulunmuştur. Hassasiyet oranına bakıldığında ise 2003 başarısız gözlemin 2001 tanesini doğru sınıflandırarak %99.9'luk mükemmel bir oran elde edilmiştir. Diğer ölçütlere de bakıldığında %96 üzerinde bir performans ortaya konmuştur. RF yönteminin yanı sıra KNN yöntemi de gayet başarılı sınıflandırma işlemi gerçekleştirmiştir. İşletmelerin son iki yılda zarar etmeleri ve negatif işletme sermayesine sahip olmaları durumunda finansal başarısız olduğu varsayımına dayanan bu tanım için oluşturulan modelde KO_1, KO_4, KO_9, DH_4, DH_5, DH_6, FY_11 ve LO_1 oranları yer almaktadır. Modelde çok yüksek hassasiyet ve doğruluk oranlarının yanı sıra diğer unsurları da içerisinde barındıran F1, MCC, CUI, FMI ve CMI ölçütleri de göz önüne alındığında tanımın ortalama %98 oranında başarılı olduğu görülmektedir.

Kârlılık oranlarında ROE (KO_1), ROA (KO_4) ve ROS (KO_9) oranları yer almaktadır. Tüm sektörlerin ortalaması dikkate alındığında sektörün ROE, ROA ve ROS oranları ortalama üstü çıkmaktadır. Bunların yanı sıra net işletme sermayesi devir hızı, maddi duran varlıklar ve duran varlık devir hızları da modelde yer almaktadır. B sektöründe de olduğu gibi aynı finansal yapı (FY_11) ve likidite oranı (LO_1) modelde yer almaktadır. Sektörün yapısı itibarıyla yüksek dönen varlık ve yüksek kısa vadeli yabancı kaynak varlığının modelde de yer alması sektör yapısının modeldeki yansıması olarak değerlendirilebilir. Benzer şekilde, C sektörünün genel bilançosuna bakıldığında DH_6 oranı tüm sektörler içerisinde en yüksek ikinci orana sahiptir. Bu oran da sektöre özgü modelde yer almakta olup model aşağıdaki gibi gösterilmektedir.

$$FBT_{C \text{ Sektörü}} = KO_1 + KO_4 + KO_9 + DH_4 + DH_5 + DH_6 + FY_11 + LO_1$$

Makine öğrenme yöntemlerin katsayılar üretmemesi ve basit işlemler ile hesaplanmaması sebebiyle FBT_2 tanıma ilişkin %89 doğruluk oranına sahip LR yöntemine ilişkin ortalama katsayılarından oluşan regresyon modeli aşağıdaki gibidir.

$$FBT_{C \text{ Sektörü}} = 5.277 - 0.001 * KO_1 + 0.001 * KO_4 - 0.001 * KO_9 + 0.120 * DH_4 - 0.317 * DH_5 - 12.776 * DH_6 - 0.069 * FY_11 - 6.133 * LO_1$$

4.3.4 Elektrik, Gaz, Buhar ve İklimlendirme Üretimi ve Dağıtımı

Elektrik, Gaz, Buhar ve İklimlendirme Üretimi ve Dağıtımı sektöründe faaliyet gösteren işletmeler NACE sınıflandırmasında D başlığı altında yer almakta olup 2021 yılı sonu itibariyle sektöre ait genel bilgilere bakıldığında 7937 işletme ve 123974 çalışan yer almaktadır. Sektörün aktif toplamı 1.1 trilyon TL, öz kaynakları 160.4 milyar TL, kısa vadeli yabancı kaynakları 377.7 milyar TL, uzun vadeli yabancı kaynakları 556.3 milyar TL, net satışları 639 milyar TL ve net zararı 94.2 milyar TL olarak hesaplanmıştır (TCMB, 2022). Bu sektör tüm sektörler içerisinde en yüksek ikinci zarar toplamına sahiptir.

D sektörüne ilişkin ham verilerdeki gözlem sayısı 59347'dir. Birinci düzey veri ayıklama işlemleri neticesinde %3.2'lik veri kaybı ile 57420 gözleme düşülmüştür. Muhasebe hesaplarının kullanıldığı finansal filtreleme sürecinden sonra veri setinde 7442 gözlem kalmıştır. Finansal başarısızlık tanımları ve finansal oranların hesaplanması sonucunda kullanıma elverişli olmayan gözlemlerin ayıklanması sonucunda 4128 gözlem elde edilmiştir. Yapılan korelasyon analizi neticesinde FY_2, KO_2 ve KO_8 oranları FY_1, KO_1 ve KO_10 oranları ile yüksek ilişkili olduğu için veri setinden çıkarılmıştır. Bu verilere uygulanan değişken azaltma yöntemleri neticesinde FBT_1, FBT_3 ve FBT_4 tanımları için 5, FBT_2 tanımı için de 8 finansal oran bulunmuştur. Finansal oranlar içerisinde sınıflandırma yöntemlerinin performanslarını düşüren aykırı değerlerin tespiti ve veri setinden çıkarılması neticesinde FBT_1 tanımı için 3874, FBT_2, FBT_3 ve FBT tanımları için 3925 gözlem kalmıştır. Her bir tanım için finansal başarısız ve başarısız olmayan gözlem sayıları sırasıyla 762/3112, 566/3359, 677/3248 ve 459/3466 şeklinde gerçekleşmiştir.

Her bir tanım için elde edilen veri setine sınıflandırma yöntemleri uygulandıktan sonra hesaplanan ölçütlere bakıldığında FBT_2 tanımı diğer tanımlara göre doğruluk ve hassasiyet oranlarında daha yüksek başarı göstermiştir. FBT_2 tanımı bu ölçütlerin dışında F1, MCC, CUI, FMI ve CMI ölçütlerinde de yüksek performans elde etmiştir. FBT_2 tanımına ait modelde DH_4, FY_11, FY_17, KO_1, KO_3, KO_4, KO_9 ve LO_1 oranları yer almakta olup 4 adet kârlılık, 2 adet finansal yapı, birer adet likidite ve devir hızı oranı bulunmaktadır. B ve C sektörlerinde olduğu gibi tüm finansal oran türlerinden oranlar barındırmaktadır. FBT_2 veri setine bu model uygulanması

neticesinde yöntemlere ilişkin sınıflandırma matrisleri ve hesaplanan ölçütler Tablo 4.7’de yer almaktadır.

Tablo 4.7. D Sektörü FBT_2 için sınıflandırma matrisi ve ölçütler

FBT_2	RF		LR		KNN		ANN	
	B'sız Değil	Başarısız	B'sız Değil	Başarısız	B'sız Değil	Başarısız	B'sız Değil	Başarısız
B'sız Değil	103.7	2.0	94.1	12.9	94.7	4.4	101.2	6.5
Başarısız	10.7	110.0	20.3	99.1	19.7	107.6	13.2	105.5
Doğruluk	0.944		0.853		0.894		0.913	
Hassasiyet	0.982		0.885		0.961		0.942	
F1	0.945		0.857		0.899		0.915	
MCC	0.892		0.729		0.801		0.834	
CUI	0.893		0.715		0.806		0.831	
FMI	0.946		0.857		0.901		0.915	
CMI	0.896		0.749		0.817		0.843	
Ortalama	0.929		0.806		0.868		0.885	

Diğer sektörlerde olduğu üzere RF yöntemi diğer yöntemlere göre net biçimde daha iyi performans göstermiştir. Test veri setindeki 226 gözlemin 112 adedi başarısız 114 adedi başarısız olmayan gözlemlerdir. Yöntem sonuçlarına göre 226 gözlemin 214 adedi doğru sınıflandırılarak %94.4'lük doğruluk oranı elde edilmiştir. Hassasiyet oranına bakıldığında ise 112 başarısız gözlemin 110 adedi doğru sınıflandırılırken sadece 2 adedi başarısız olmayan olarak sınıflandırılmıştır. Bu durumda %98.2'lik hassasiyet oranı elde edilmiştir. Öte yandan yöntem tarafından yaklaşık 11 işletme finansal başarısız değilken finansal başarısız olarak sınıflandırılmıştır. Bu durum MCC, CUI ve CMI gibi ölçütlerde %89 oranında performans gösterilmesine sebep olmuştur. İşletmelerin iki yıl art arda zarar etmesi ve negatif işletme sermayesine sahip olması durumlarında finansal başarısızlığın gerçekleştiği varsayımına dayanan tanım kullanılarak DH_4, FY_11, FY_17, KO_1, KO_3, KO_4, KO_9 ve LO_1 oranlar yardımıyla öngörü modeli oluşturulmuştur. Modele ilişkin ölçüt ortalaması %93 oranında gerçekleşmiştir. Sektöre özgü model aşağıdaki gibi elde edilmiştir.

$$FBT_{D \text{ Sektörü}} = DH_4 + FY_{11} + FY_{17} + KO_1 + KO_3 + KO_4 + KO_9 + LO_1$$

Diğer sektörlerde ait öngörü modellerinde yer alan ROE, ROA ve ROS oranları D sektörü öngörü modelinde de yer almıştır. Bunların yanı sıra net işletme sermayesi devir hızı, cari oran, duran varlık/devamlı sermaye ve maddi duran varlık/aktif toplamı oranları

da yer almaktadır. Sektör ortalamalarına bakıldığında finansal yapısında yüksek oranda duran varlık ve uzun vadeli yabancı kaynak barındıran sektörde FY_11 ve FY_17 oranlarının yer alması doğal bir sonuç olarak değerlendirilmektedir. Maddi duran varlıkların aktif toplamına oranlanması ile hesaplanan FY_17 oranı bazında sektörler değerlendirildiğinde en yüksek dördüncü sektör durumunda olup sektör ortalamasının yaklaşık 1.5 katında bir değere sahiptir. D sektörü, benzer şekilde FY_11 oranında da sektörler ortalamasının üzerinde bir orana sahiptir. Bu oranların finansal başarısızlık öngörü modelinde yer alması sektör yapısının modele yansımalarının bir göstergesi konumundadır. RF yöntemine alternatif olarak öngörü modelinin basit işlemler ile hesaplanması sebebiyle FBT_2 tanıma ilişkin %94 doğruluk oranına sahip LR yöntemine ait ortalama katsayılarından oluşan regresyon modeli aşağıda yer almaktadır.

$$FBT_{D \text{ Sektörü}} = 1.527 - 0.005 * DH_4 - 0.003 * FY_{11} + 1.149 * FY_{17} - 0.148 * KO_1 + \\ 1.407 * KO_3 - 12.881 * KO_4 - 0.005 * KO_9 - 3.705 * LO_1$$

4.3.5 Su Temini; Kanalizasyon, Atık Yönetimi ve İyileştirme Faaliyetleri

NACE sınıflandırmasında E başlığı altında Su Temini, Kanalizasyon, Atık Yönetimi ve İyileştirme Faaliyetlerini yürüten işletmeler bulunmaktadır. Sektöre ait genel bilgilere bakıldığında 2021 yılı sonu itibariyle faaliyet gösteren işletme sayısı 2856 iken çalışan sayısı 44846 olarak belirlenmiştir. Sektörün aktif toplamı 45.2 milyar TL, öz kaynakları 12.4 milyar TL, kısa vadeli yabancı kaynakları 24.4 milyar TL, uzun vadeli yabancı kaynakları 8.3 milyar TL, toplam net satışları 47.9 milyar TL ve net kârı 1.1 milyar TL olarak raporlanmıştır (TCMB, 2022).

E sektörü çalışma kapsamında en düşük veri setine sahip sektördür. İlk aşamada elde edilen ham veri sayısı 13979 gözlemden oluşmaktadır. İlk düzey veri ayıklama işlemlerinden sonra %3'lük kayıp ile gözlem sayısı 13563 olarak gerçekleşmiştir. Finansal filtreleme işlemleri neticesinde 6761 gözlem kalmıştır. Finansal başarısızlık ve finansal oranların hesaplanması sonucunda tanımsız çıkan oranlar ve analizde kullanılmayan gözlemlerin çıkarılması ile 6499 gözlem ile veri seti oluşturulmuştur. FY_2, KO_2 ve KO_8 oranları yüksek korelasyon katsayıları nedeniyle veri setinden çıkarılmıştır. Her bir tanım için finansal başarısızlık öngörü modeli oluşturmak için tanıma uygun finansal oranların tespit edildiği değişken azaltma yöntemleri sonucunda

FBT_1 için 4, FBT_2, FBT_3 ve FBT_4 için 5 adet finansal oran seçilmiştir. Bu tanımlarda yer alan oranlara uygulanan aykırı değer analizleri neticesinde tüm tanımlar için 4091 adet gözlem kullanılmıştır. Her bir tanım için başarısız ve başarısız olmayan gözlem sayıları 159/3932, 145/3946, 158/3933 ve 80/4011 olarak gerçekleşmiştir.

Finansal başarısızlık tanımları için sınıflandırma yöntemlerinin uygulanması neticesinde ölçüt performansları dikkate alındığında FBT_4 tanımı diğer tanımlara nazaran daha yüksek performans göstermiştir. Tanıma ilişkin modelde FY_10, FY_11, KO_1, KO_4 ve KO_9 oranları yer almaktadır. Öngörü modelinde 3 adet kârlılık ve 2 adet finansal yapı oranı bulunmaktadır. Bu tanım diğer tanımlara nazaran daha çok koşul barındırması sebebiyle daha az sayıda başarısız gözlem barındırmaktadır. Toplam gözlemlerin yaklaşık %2'si başarısız olarak tanımlanmıştır. Eşit miktarda başarısız ve başarısız olmayan gözlemi barındıran veri setinde 160 gözlem yer almaktadır. Bunların 32 adedi test veri setinde yer almış olup uygulanan sınıflandırma matrisi sonuçları ve hesaplanan ölçütler Tablo 4.8'de görüldüğü gibidir.

Tablo 4.8. E Sektörü FBT_4 için sınıflandırma matrisi ve ölçütler

FBT_4	RF		LR		KNN		ANN	
	B'sız Değil	Başarısız	B'sız Değil	Başarısız	B'sız Değil	Başarısız	B'sız Değil	Başarısız
B'sız Değil	15.1	0.1	13.7	2.4	13.7	1.9	14.4	2.5
Başarısız	0.8	16.0	2.2	13.7	2.2	14.2	1.5	13.6
Doğruluk	0.972		0.856		0.872		0.875	
Hassasiyet	0.994		0.851		0.882		0.845	
F1	0.973		0.856		0.874		0.872	
MCC	0.945		0.733		0.760		0.766	
CUI	0.946		0.713		0.748		0.745	
FMI	0.973		0.856		0.874		0.872	
CMI	0.947		0.749		0.776		0.773	
Ortalama	0.964		0.802		0.827		0.821	

RF yöntemi diğer sektör ve tanımlarda olduğu gibi daha başarılı sınıflandırma tahmini gerçekleştirmiştir ve diğer yöntemler ile arasında bariz bir farklılık gözlemlenmiştir. Test veri setinde yer alan 16 başarısız ve 16 başarısız olmayan gözlemlerin sınıflandırılmasına bakıldığında 31 adedi doğru olarak sınıflandırılması sonucunda %97.2 oranında doğruluk oranına ulaşılmıştır. Hassasiyet oranında ise mükemmel bir sınıflandırma gerçekleşmiştir. Başarısız gözlemlerin neredeyse tamamı

dođru sınıflandırılmıştır. Diđer ölçütler bakımından incelendiđinde %94.5'in üzerinde performans göstermişlerdir. Tüm ölçütler dikkate alındıđında ortalama %96.4 oranında başarılı performans gösteren bu model işletmelerin iki yıl art arda negatif işletme sermayesi ve zarar etmesinin yanında öz kaynaklarında daralma olması koşulları altında başarısız oldukları varsayımına dayanmaktadır. Sektöre özgü model ařađıdaki gibi elde edilmiştir.

$$FBT_{E \text{ Sektörü}} = FY_{10} + FY_{11} + KO_{1} + KO_{4} + KO_{9}$$

Sıklıkla kullanılan kârlılık oranlarını (ROE, ROA ve ROS) barındıran modelde ilave olarak duran varlık ađırlıklı finansal yapı oranları barındırmaktadır. Sektör ortalamalarına bakıldıđında finansal yapısında yaklaşık %66 devamlı sermaye bulunması sebebiyle öz kaynak ve devamlı sermaye unsurlarını içeren bu iki oranın öngörü modeline yansımaları önem arz etmektedir. Sektörler ortalamalarına bakıldıđında E sektörüne ait FY₁₀ ve FY₁₁ oranları ortalamaların üzerinde elde edilmiştir. RF yönteminin hesaplama güçlüđü sebebiyle alternatif olması bakımından aynı tanıma ilişkin LR yöntemine ait ortalama katsayılarından oluşan regresyon modeli ařađıda yer almaktadır. LR yönteminin dođruluk oranı %86 iken hassasiyet oranı da %85 olarak hesaplanmıştır.

$$FBT_{E \text{ Sektörü}} = -8.785 - 0.290 * FY_{10} + 1.869 * FY_{11} - 21.8 * KO_{1} - 123.50 * KO_{4} \\ - 23.759 * KO_{9}$$

4.3.6 İnşaat

İNşaat sektörü işletmeleri NACE sınıflandırmasında F başlıđı altında toplanmıştır. Çalıřmaya konu olan sektörler arasında en yüksek istihdama sahip üçüncü sektör olarak göze çarpmaktadır. Sektör içerisinde 135320 işletme ve bu işletmelerde çalıřan 1.2 milyon kiři bulunmaktadır. Sektörün aktif toplamı 1.9 trilyon TL, öz kaynakları 0.35 trilyon TL, kısa vadeli yabancı kaynakları 1 trilyon TL, uzun vadeli yabancı kaynakları 0.55 trilyon TL, net satışlar toplamı 614.3 milyar TL ve net zararı 7.6 milyar TL olarak belirlenmiştir (TCMB, 2022).

İşletme ve çalıřan sayıları bakımından en geniş veri setine sahip üçüncü sektör konumundadır. Ham verilerdeki gözlem sayısı 961441 iken veri ayıklama işlemlerinde gerçekleşen %5.2'lik kayıp neticesinde 911775 adet gözlem kalmıştır. Veriler içerisindeki çalıřmada kullanılacak yöntemlerin performansını olumsuz etkileme

potansiyeline sahip gözlemlerin çıkarılması amacıyla uygulanan finansal filtreleme süreçleri sonunda 426469 adet gözlem elde edilmiştir. Bu gözlemlere öncelikle finansal başarısızlık tanımları daha sonrasında ise finansal oran hesaplamaları dâhil edilmiştir. Eklenen bu değişkenler içerisinde kullanılmayan ve tanımsız olarak hesaplanan oranlara ilişkin gözlemler çıkarılmıştır. Finansal oranlar arası ilişkinin yönü ve gücünü tespit etmek için yapılan korelasyon analizi neticesinde LO_7, FY_1, KO_2 ve KO_8 oranları sırasıyla LO_7, FY_2, KO_1 ve KO_10 oranları ile yüksek ilişkili olduğu için veri setinden çıkarılmıştır. Kalan veri setine uygulanan değişken azaltma yöntemleri neticesinde FBT_1 tanımı için 4, FBT_2 ve FBT_4 tanımları için 3 ve FBT_4 tanımı için 7 finansal oran seçilmiştir. Tanımlara ait modellerde yer alan finansal oranlara ilişkin aykırı değer tespiti yapıldıktan sonra FBT_1 tanımında 242383 gözlem, FBT_2 tanımında 252109, FBT_3 tanımında 244490 ve FBT_4 tanımında 242376 gözlem kalmıştır. Bu değerlerin veri setinden çıkarılması ile birlikte tanımlarda yer alan başarısız ve başarısız olmayan gözlem sayıları sırasıyla 8943/233440, 4156/247953, 7645/236845 ve 2606/239770 olarak gerçekleşmiştir.

Tanımlara ait veri setlerinde başarısız gözlem sayısı kadar başarısız olmayan gözlem sayısını eklenmesi ile birlikte elde edilen veri setlerine sınıflandırma yöntemlerinin uygulanmıştır. Her bir tanım için oluşturulan sınıflandırma matrislerinden hesaplanan doğruluk ve hassasiyet oranlarının yanında diğer unsurları da içerisinde barındıran F1, CUI, MCC, FMI ve CMI ölçütleri de hesaplanmıştır. Tüm bu ölçütler baz alındığında FBT_3 tanımına ait öngörü modeli F sektörü için değerlendirilmiştir. Tanıma ait modelde DH_4, FY_11, KO_1, KO_4, KO_5, KO_9 ve LO_1 finansal oranları yer almaktadır. Modelde 4 adet kârlılık ve birer adet likidite, finansal yapı ve devir hızı oranları yer almaktadır. Tanıma ait veri setinde bulunan 7645 başarısız gözleme aynı sayıda başarısız olmayan gözlem eklenmesi ile elde edilen 15290 gözlemden oluşan veri seti %80 eğitim ve %20 test olarak iki kısma ayrılmıştır. Eğitim kısmında öğrenme sürecini tamamlayan yöntemlerin test kısımlarındaki performanslarına ait sınıflandırma matrisi ve hesaplanan ölçütler Tablo 4.9'da yer almaktadır.

Yöntemler kendi içerisinde karşılaştırıldığında RF yöntemi diğer yöntemlere nazaran daha iyi performans gösterdiği tespit edilmiştir. Test veri setindeki 3058 gözlemin 1535 adedi başarısız 1523 adedi başarısız olmayan gözlemdir. Yöntem sonuçlarına göre doğruluk oranı %97.2 elde edilmiştir. Bir başka ifade ile 3058 gözlemin

2971 adedi doğru olarak sınıflandırılmıştır. Hassasiyet oranına bakıldığında ise 1535 başarısız gözlemin 1488 adedi doğru sınıflandırılarak %96.9'luk bir oran elde edilmiştir. FBT_3 tanımı tip 1 ve tip 2 hataları da hesaplama katan F1, MCC, CUI, CMI ve FMI gibi ölçütlerde %94'ün üzerinde performans göstermiştir.

Tablo 4.9. F Sektörü FBT_3 için sınıflandırma matrisi ve ölçütler

FBT_3	RF		LR		KNN		ANN	
	B'sız Değil	Başarısız	B'sız Değil	Başarısız	B'sız Değil	Başarısız	B'sız Değil	Başarısız
B'sız Değil	1482.8	47.1	1360.3	131.6	1433.0	47.4	1458.5	165.0
Başarısız	40.0	1488.1	162.5	1403.6	89.8	1487.8	64.3	1370.2
Doğruluk	0.972		0.904		0.955		0.925	
Hassasiyet	0.969		0.914		0.969		0.893	
F1	0.972		0.905		0.956		0.923	
MCC	0.944		0.817		0.912		0.856	
CUI	0.943		0.811		0.912		0.848	
FMI	0.972		0.905		0.956		0.923	
CMI	0.945		0.827		0.916		0.857	
Ortalama	0.959		0.869		0.939		0.889	

FBT_3 tanımında işletmelerin iki yıl art arda negatif işletme sermayesine sahip olması ve önceki yıla göre öz kaynaklarında %10 ve üzeri azalma olması durumlarında finansal başarısızlığın gerçekleştiği varsayılmaktadır. Bu tanımda DH_4, FY_11, KO_1, KO_4, KO_5, KO_9 ve LO_1 oranları kullanılmıştır. Tanım özelinde yapılan RF yöntemine bağlı sınıflandırma işlemleri neticesinde ölçüt ortalaması yaklaşık %96 oranında gerçekleşmiştir. Sektöre özgü model aşağıdaki gibi gösterilmektedir.

$$FBT_{F \text{ Sektörü}} = DH_4 + FY_{11} + KO_1 + KO_4 + KO_5 + KO_9 + LO_1$$

F sektörüne özgü öngörü modelinde kârlılık oranları olarak ROE, ROA ve ROS oranları bulunmaktadır. Diğer oranlar ise devir hızı oranlarında net işletme sermayesi devir hızı, likidite oranlarında cari oran ve finansal yapı oranlarında duran varlık/devamlı sermaye oranları yer almaktadır. Sektörün genel değerlendirmesi incelendiğinde dönen varlık ve kısa vadeli yabancı kaynaklar ağırlıklı bir yapı görülmektedir. Bunlara bağlı hesaplanan cari oranın modelde yer alması sektör yapısının modele yansımaları olarak değerlendirilmektedir. Ayrıca, bu hesapların bütünleyenler konumunda olan duran varlık ve devamlı sermaye kavramları da FY_11 oranı ile modelde yer almaktadır. Tanımda yer alan negatif işletme sermayesi kavramı da net işletme devir hızı oranı (DH_4) ile öngörü

modelinde bulunmaktadır. Kolay hesaplanabilir bir öngörü modeli olması sebebiyle sıklıkla tercih edilen LR yöntemi bu tanımda %90'ın üzerinde doğruluk ve hassasiyet oranlarına sahip olmuştur. Basit işlemler ile hesaplanması amacıyla hazırlanan LR yöntemine ait ortalama katsayılarından oluşan regresyon modeli aşağıda yer almaktadır.

$$FBT_{F \text{ Sektörü}} = 4.008 - 0.001 * DH_4 + 0.312 * FY_{11} - 0.280 * KO_1 - 7.978 KO_4 \\ - 3.878 * KO_5 - 0.013 * KO_9 - 5.079 * LO_1$$

4.3.7 Toptan ve Perakende Ticaret; Motorlu Kara Taşıtlarının ve Motosikletlerin Onarımı

Toptan ve Perakende Ticaret, Motorlu Kara Taşıtlarının ve Motosikletlerin Onarımı sektörü NACE sınıflandırmasında G başlığı altında yer almakta ve çalışma kapsamında kullanılan tüm sektörler içerisinde en yüksek sayıda işletmeye ve çalışan sayısına sahip sektör konumundadır. Sektör 2021 yılı sonu itibariyle 304877 işletme ve 2.4 milyon çalışan ile faaliyet göstermiştir. Sektörün aktif toplamı 3.5 trilyon TL, öz kaynakları 0.9 trilyon TL, kısa ve uzun vadeli yabancı kaynakları 2.2 trilyon TL ve 0.4 trilyon TL, net satışları 6.4 trilyon TL ve net kârı 121 milyar TL olarak hesaplanmıştır (TCMB, 2022). Bu veriler ışığında tüm sektörlerin aktif toplamı içinde %22 ile en yüksek paya sahiptir.

Çalışmada yer alan sektörler içerisinde en fazla veriye sahip sektör NACE sınıflandırmasında G başlığa altında toplanmıştır. Sektörün ham verilerindeki gözlem sayısı 2097150 adet olup birinci düzey veri ayıklama işlemlerindeki %3.5'lik kayıp ile 2023309 gözleme düşmüştür. Muhasebe hesapları kullanılarak gerçekleştirilen filtreleme işlemleri neticesinde 1338829 adet gözlem elde edilmiştir. Veri setine dört farklı tanımın uygulanması sonrasında finansal oranlar hesaplanmıştır. Bu noktada analizlerde yer almayan ve hesaplamalarda tanımsız çıkan gözlemlerin çıkarılması ile gözlem sayısı 905972'ye inmiştir. Korelasyon analizleri neticesinde LO_8, FY_1, KO_2 ve KO_8 finansal oranları yüksek katsayıları sebebiyle veri setinden çıkarılmıştır. Değişken azaltma yöntemlerinin tamamında yer alan finansal oranlar kullanılarak tanımlara ait veri setleri oluşturulmuş ve bu oranları içeren aykırı değer tespitleri sonrasında FBT_1 için 855913, FBT_2 için 855680, FBT_3 ve FBT_4 için 852186 gözlem elde edilmiştir. Bu bağlamda FBT_1 tanımında 4, FBT_2 tanımında 8, FBT_3 ve FBT_4 tanımlarında ise 6 oran kullanılmıştır. Daha önce değişken azaltma teknikleri uygulanmadan önce yapılan

aykırı değer tespiti bu noktada tüm oranlara değil sadece modellerde yer alan oranlara ilişkin gerçekleştirilmiştir. Tanımlara ait veri setleri içerisinde yer alan başarısız ve başarısız olmayan gözlem sayıları sırasıyla 20000/855913, 10330/845350, 13782/838404 ve 6538/845648 şeklinde gerçekleşmiştir.

Her bir tanımda yer alan başarısız gözlem sayısı kadar başarısız olmayan gözlemlerin de eklenmesi ile birlikte elde edilen veri setlerine sınıflandırma yöntemleri uygulanmıştır. Elde edilen sınıflandırma matrisleri ve hesaplanan ölçütlere bakıldığında FBT_4 tanımı diğer tanımlara göre daha başarılı sınıflandırma tahminleri yapmıştır. Tanıma özgü oluşturulan modelde yer alan finansal oranlar DH_4, DH_5, DH_6, FY_7, KO_1, KO_9'dur. Daha önceki sektörlere ait modellerden farklı olarak kârlılık oranları yerine daha çok sayıda devir hızları oranları yer almaktadır. Modelde 3 adet devir hızının yanında kârlılık oranlarından ROE ve ROS bulunurken bir adet finansal yapı oranı yer almaktadır. Toplam 13076 gözlemin olduğu veri setinden ayrılan test verilerine uygulanan sınıflandırma yöntemlerine ilişkin sonuçlar ve hesaplanan ölçütler Tablo 4.10'da yer almaktadır.

Tablo 4.10. *G Sektörü FBT_4 için sınıflandırma matrisi ve ölçütler*

FBT_4	RF		LR		KNN		ANN	
	B'sız Değil	Başarısız	B'sız Değil	Başarısız	B'sız Değil	Başarısız	B'sız Değil	Başarısız
B'sız Değil	1277.2	6.1	1200.1	121.7	1217.3	12.7	1080.7	231.8
Başarısız	26.1	1305.8	103.2	1190.2	86.0	1299.2	222.6	1080.1
Doğruluk	0.988		0.914		0.962		0.826	
Hassasiyet	0.995		0.907		0.990		0.823	
F1	0.988		0.914		0.963		0.826	
MCC	0.976		0.835		0.927		0.683	
CUI	0.976		0.827		0.928		0.652	
FMI	0.988		0.914		0.964		0.826	
CMI	0.976		0.841		0.929		0.704	
Ortalama	0.984		0.879		0.952		0.763	

FBT_4 ve diğer tanımların yöntem performansları değerlendirildiğinde RF yöntemi yine ilk sırada yer almaktadır. Ona en yakın performans KNN yönteminde gerçekleşmiştir. Veri seti yapısı itibariyle dengeli olarak kurulması için başarısız gözlem sayısı (6538) kadar başarısız olmayan gözlemi tesadüfi olarak seçerek oluşturulmuştur. Veri setinin %20'sini oluşturan test veri setinde 2615 gözlem yer almaktadır.

Sınıflandırma matrislerine bakıldığında 1312 başarısız gözlem yer alırken 1303 başarısız olmayan gözlem bulunmaktadır. RF yöntemi sınıflandırması neticesinde 2583 gözlem doğru olarak sınıflandırılarak %98.8'lik doğruluk oranı elde edilmiştir. Gerçekte başarısız gözlemlerin sınıflandırılmasına bakıldığında 1312 gözlemden 1306 adedi doğru sınıflandırılarak %99.5'lik hassasiyet oranına ulaşılmıştır. Diğer ölçütler bakımından benzer başarılı sonuçlar ortaya çıkmaktadır. Kârlılık, net işletme sermayesi ve öz kaynak kavramları kullanılarak oluşturulan FBT_4 tanımı G sektörüne özgü model olarak değerlendirilmiştir. FBT_4 tanımı için uygulanan RF yönteminden hesaplanan ölçütlerin ortalaması yaklaşık %98 oranında gerçekleşmiştir. Sektöre özgü model aşağıdaki gibi gösterilmektedir.

$$FBT_{G \text{ Sektörü}} = DH_4 + DH_5 + DH_6 + FY_7 + KO_1 + KO_9$$

G sektörüne özgü öngörü modelinde kârlılık oranları diğer sektörlerdeki öngörü modellerinden farklı olarak daha az sayıda yer almaktadır. Onun yerine çoğunlukta devir hızı oranları yer almaktadır. Diğer oran ise finansal yapı oranlarında maddi duran varlık/öz kaynak oranıdır. Sektör bilançosuna bakıldığında yüksek oranda (%82) dönen varlık ve kısa vadeli yabancı kaynak (%62) dikkat çekmektedir. Net çalışma sermayesi, maddi duran varlıklar ve duran varlıklar devir hızları hesaplamalarında pay kısmında net satışlar yer almaktadır. Sektöre ait gelir tablosu incelendiğinde çok yüksek miktarda net satışlar görülmektedir. Tüm sektörlerin net satışları toplandığında G sektörü toplamın %43'ünü aşan miktarda net satışlara sahiptir. Aynı zamanda en çok kâr elde eden sektörler arasında C sektöründen sonra ikinci sırada yer almaktadır. Kârlılığın ve yüksek satış miktarlarının var olduğu bu sektörde satış kârlılığı (ROS) ve satışlara bağlı devir hızlarına ait oranların bulunması ve tüm bunları yüksek sayıda veri tarafından gerçekleştirilmesi önem arz etmektedir. Modelde yer alan oranlar sektörler bazında değerlendirildiğinde G sektörüne ait DH_4, DH_5 ve DH_6 oranları tüm sektörler içinde ilk sırada yer almaktadır. Sektörlere ait oranların ortalamalarına bakıldığında G sektörü bu üç oranda da ortalamaların yaklaşık 4 katı değere sahip olduğu tespit edilmiştir. Sektörün yapısı ve kendine özgü dinamiği finansal başarısızlık öngörü modeline bu şekilde yansımıştır. Tanıma ilişkin LR yöntemi sonuçlarına bakıldığında %91.4'lük doğruluk ve 90.7'lik hassasiyet oranları elde edilmiştir. RF yöntemine alternatif olması ve basit biçimde hesaplanması amacıyla LR yöntemine ait ortalama katsayılarından oluşan regresyon modeli aşağıdaki gibidir.

$$FBT_{G \text{ Sektörü}} = -1.882 - 0.003 * DH_4 + 0.001 * DH_5 - 0.006 * DH_6 + 0.585 * FY_7 \\ - 1.369 * KO_1 - 26.557 * KO_9$$

4.3.8 Ulaştırma ve Depolama

NACE sınıflandırmasında H başlığı altında yer alan Ulaştırma ve Depolama sektöründe 2021 yılı sonu itibariyle faaliyet gösteren 48225 işletme ve 693567 çalışan yer almaktadır. Sektörde faaliyet gösteren işletmelerin bilançolarının bir araya geldiği sektör bilançosuna göre aktif toplamı 1.1 trilyon TL, öz kaynakları 8.2 milyar TL, kısa vadeli yabancı kaynakları 414 milyar TL, uzun vadeli yabancı kaynakları 667.5 milyar TL, net satışları 836.8 milyar TL ve net zararı 107.9 milyar TL olarak raporlanmıştır (TCMB, 2022). Bu sektör tüm sektörler içerisinde en yüksek zarar toplamına sahiptir.

H sektörüne ait ham verilere bakıldığında 369155 gözlem yer almakta olup %4.9'lük veri kaybı sonrasında 351191 adet gözlem kalmıştır. Altı aşamalı olarak gerçekleştirilen finansal filtreleme süreci ile birlikte veri setinde 93191 gözleme düşülmüştür. Sektöre özgü finansal başarısızlık tanımları ve finansal oranların hesaplanması sonucunda analiz için kullanıma elverişli olmayan gözlemlerin ayıklanmasıyla gözlem sayısı 55655 olarak tespit edilmiştir. Finansal oranların birbirleri ile ilişkilerini tespit eden korelasyon analizi sonuçlarına göre FY_2, KO_2 ve KO_10 oranları veri setlerinden çıkarılmıştır. Her bir tanım için hazırlanan veri setine uygulanan değişken azaltma yöntemleri neticesinde FBT_1 tanımı için 4, FBT_2 tanımı için 7, FBT_3 tanımı için 8 ve FBT_4 tanımı için de 6 adet finansal oran seçilmiştir. Bu aşamada tanımlara ait modellerin ve finansal oranların belirlenmesi ile birlikte sadece analizlere tabi finansal oranları içeren aykırı değer tespiti gerçekleştirilmiştir. Bu işlem sonucunda FBT_1 tanımında 52557, FBT_2, FBT_3 ve FBT_4 tanımlarında 52813 gözlem kalmıştır. Tanımlara ilişkin başarısız ve başarısız olmayan gözlemlere ilişkin dağılım 3009/49548, 3139/49674, 3371/49442 ve 2339/50474 olarak gerçekleşmiştir.

Sektöre özgü finansal başarısızlık öngörü modelinin tercihi noktasında tanımlara ilişkin sınıflandırma matrislerinden elde edilen ölçütler dikkate alındığında FBT_4 tanımı 7 ölçütten 6'sında en yüksek değere ulaşmıştır. Bu bilgiler ışığında H sektörüne özgü finansal başarısızlık öngörü modeli olarak FBT_3 tanımına ait model tercih edilmiştir. Modeli oluşturan finansal oranlar DH_4, FY_11, KO_1, KO_4, KO_9 ve LO_1 olarak

belirlenmiştir. Sektöre ait oluşturulan model F sektörü modelinden sadece KO_5 oranı ile farklılaşmaktadır. Model tüm finansal oran türlerinden en az birer oran içermekte olup 3 adet kârlılık ve birer adet likidite, finansal yapı ve devir hızı oranları içermektedir. Modele ilişkin veri setinde 3371 başarısız ve aynı adette başarısız olmayan gözlem olmak üzere 6742 gözlem yer almaktadır. Bu veri setinden ayrılan %20'lik test veri setine uygulanan sınıflandırma yöntemleri sonuçları ve hesaplanan ölçütler Tablo 4.11'de görüldüğü gibidir.

Tablo 4.11. *H Sektörü FBT_4 için sınıflandırma matrisi ve ölçütler*

FBT_4	RF		LR		KNN		ANN	
	B'sız Değil	Başarısız	B'sız Değil	Başarısız	B'sız Değil	Başarısız	B'sız Değil	Başarısız
B'sız Değil	439.8	5.3	401.0	78.8	426.6	7.1	412.0	77.3
Başarısız	25.0	465.5	63.8	392.0	38.2	463.7	52.8	393.5
Doğruluk	0.968		0.848		0.952		0.861	
Hassasiyet	0.989		0.833		0.985		0.836	
F1	0.968		0.846		0.953		0.858	
MCC	0.937		0.719		0.906		0.742	
CUI	0.938		0.693		0.909		0.718	
FMI	0.969		0.846		0.954		0.858	
CMI	0.939		0.733		0.911		0.752	
Ortalama	0.958		0.788		0.939		0.803	

Yöntemler arasında kıyaslama yapıldığında RF yöntemi diğer sınıflandırma yöntemlerine göre daha başarılı olmuştur. RF yöntemine en yakın performans KNN yöntemi tarafından elde edilmiştir. Test veri seti 471 başarısız 465 başarısız olmayan gözlemden oluşmaktadır. Toplam 936 gözlemden 905 adedi başarısız ve başarısız olmayan olarak doğru sınıflandırılması sonucunda %96.8'lik doğruluk oranı elde edilmiştir. Hassasiyet oranına bakıldığında ise 471 başarısız gözlemden 466 adedi başarısız, 5 adedi başarısız olmayan olarak sınıflandırılarak %98.9'luk oran elde edilmiştir. F1, MCC, CUI, FMI ve CMI ölçütleri %93'ün üzerinde başarılı oranlar elde etmişlerdir. İki yıl art arda zarar ve negatif işletme sermayesinin yanı sıra öz kaynaklarda bir önceki yıla göre %10 ve üzerinde daralma olması koşullarında finansal başarısızlığın gerçekleştiği varsayılan bu tanımda, RF sınıflandırma yöntemi neticesinde hesaplanan ölçütlerde ortalama %95.8 oranında başarılı performans elde edilirken model aşağıdaki gibi oluşturulmuştur.

$$FBT_{H \text{ Sektörü}} = DH_4 + FY_11 + KO_1 + KO_4 + KO_9 + LO_1$$

Sektöre ilişkin öngörü modelinde kârlılık oranlarından ROE, ROA ve ROS bulunurken bunların yanı sıra cari oran, net işletme sermayesi devir hızı ve duran varlık/devamlı sermaye oranları bulunmaktadır. Sektör bilançoları dikkate alındığında duran varlık ve uzun vadeli yabancı kaynaklar ağırlıklı bir finansal yapı göze çarpmaktadır. 2009 yılında ortalama %22 olan uzun vadeli yabancı kaynaklar 2021 yılı itibariyle %61 civarındadır. Dolayısıyla bu geçiş sürecinin dinamiğinin finansal başarısızlık öngörü modelinde yer alması önem teşkil etmektedir. Toplam varlıklar içerisinde sırasıyla %40 ve %38 ortalamaya sahip dönen varlıklar ve kısa vadeli yabancı kaynakların hem devir hızı hem de likidite oranı olarak modelde temsil edilmesi sektöre özgü kavramını irdelemektedir. H sektörüne özgü finansal başarısızlık öngörü modeli olarak değerlendirilen FBT_4 tanıma ilişkin LR yöntemi sonuçlarına bakıldığında %84.8’lik doğruluk ve 83.3’lük hassasiyet oranları hesaplanmıştır. LR yöntemine ait ortalama katsayılarından oluşan regresyon modeli aşağıdaki gibidir.

$$FBT_{H \text{ Sektörü}} = 1.676 - 0.001*DH_4 + 0.088*FY_11 - 0.670*KO_1 - 7.612*KO_4 - 0.043*KO_9 - 3.145*LO_1$$

4.3.9 Konaklama ve Yiyecek Hizmeti Faaliyetleri

Konaklama ve Yiyecek Hizmeti Faaliyetleri alanında faaliyet gösteren işletmeler NACE sınıflandırmasında I başlığı altında yer almaktadır. Sektörde 2021 yılı sonu itibariyle faaliyet gösteren işletme sayısı 50397, çalışan sayısı 728166 olarak tespit edilmiştir. Sektörün aktif toplamı 382.5 milyar TL, öz kaynakları 18.7 milyar TL, kısa vadeli yabancı kaynakları 171.7 milyar TL, uzun vadeli yabancı kaynakları 192.1 milyar TL, net satışları 188.8 milyar TL ve net zararı ise 32.4 milyar TL olarak hesaplanmıştır (TCMB, 2022).

I sektörüne ait ham verilerde yer alan gözlem sayısı 307206 olarak elde edilmiştir. Birinci düzey veri ayıklama işlemleri neticesinde %2.8’lik veri kaybı ile gözlem sayısı 298456’ya düşmüştür. Veri içerisindeki yanlış girilmiş veya belirli limitlerin altında kalıp veri kalitesini düşüren gözlemlerin tespit edilmesi amacıyla uygulanan finansal filtreleme süreçlerinden sonra kalan gözlem sayısı 124838 olmuştur. İşletmeler ilişkin muhasebe hesaplarının olduğu veri setinden finansal oranların ve finansal başarısızlıkların

tanımlanmasından sonra gözlem sayısı 77507 olarak tespit edilmiştir. Finansal oranlardan FY_1, KO_2 ve KO_10 oranları diğer finansal oranlar ile yüksek ilişkileri sebebiyle veri setinden çıkarılmıştır. Değişken azaltma yöntemlerinin uygulanması neticesinde FBT_1 tanımını için 4, FBT_2 tanımını için 9, FBT_3 ve FBT_4 tanımları için de 7 adet finansal oran seçilmiştir. Daha önce tüm finansal oranlara uygulanan aykırı değer analizi bu aşamada sadece tanımlara ait modellerde yer alan finansal oranlara uygulanmıştır. Bu işlem neticesinde FBT_1 tanımında 74183, FBT_2, FBT_3 ve FBT_4 tanımlarında 73995 gözlem değerlendirmeye alınmıştır. Her bir veri seti için başarısız ve başarısız olmayan gözlemlere ilişkin dağılım 4417/69766, 3700/70295, 5231/68764 ve 2863/71132 olarak gerçekleşmiştir.

FBT_1, FBT_2, FBT_3 ve FBT_4 tanımlarına ait veri setlerine uygulanan sınıflandırma yöntemleri neticesinde hesaplanan ölçütler değerlendirmeye alındığında FBT_4 tanımının diğer tanımlara nazaran daha iyi performans gösterdiği görülmüştür. Özellikle doğruluk, F1, CUI, MCC, CMI ve FMI ölçütlerinde FBT_4 daha yüksek değerler elde etmiştir. Tanıma ait veri setinde yer alan oranlar DH_4, FY_11, KO_1, KO_3, KO_4, KO_9 ve LO_1 olarak tespit edilmiştir. Modelde dört adet kârlılık ve birer adet diğer finansal oran türlerinden bulunmaktadır. Modelin performansını test edebilmek adına aynı sayıda başarısız ve başarısız olmayan gözlemlerden oluşan 5726 gözlem oluşturulmuştur. Bu verilerin %80'i eğitim için kullanılırken %20'sine yöntemlerin uygulanması sonucu ortaya çıkan sınıflandırma matrisi ve ölçütlerine ait bilgiler Tablo 4.12'de yer almaktadır.

Tablo 4.12. *I Sektörü FBT_4 için sınıflandırma matrisi ve ölçütler*

FBT_4	RF		LR		KNN		ANN	
	B'sız Değil	Başarısız	B'sız Değil	Başarısız	B'sız Değil	Başarısız	B'sız Değil	Başarısız
B'sız Değil	538.9	7.1	476.8	63.8	520.8	14.4	542.3	213.7
Başarısız	34.1	564.9	96.2	508.2	52.2	557.6	30.7	358.3
Doğruluk	0.964		0.860		0.942		0.787	
Hassasiyet	0.988		0.888		0.975		0.626	
F1	0.965		0.864		0.944		0.746	
MCC	0.930		0.740		0.888		0.626	
CUI	0.931		0.729		0.889		0.547	
FMI	0.965		0.864		0.944		0.760	
CMI	0.932		0.761		0.893		0.594	
Ortalama	0.953		0.815		0.925		0.669	

Sınıflandırma yöntemi kıyaslamasına bakıldığında RF ve KNN yöntemleri diğer iki yönteme göre bariz biçimde ayrılmaktadır. Bu ikili içerisinde de RF tüm ölçütlerde daha yüksek değerler elde etmiştir. Sınıflandırmaya tabi 572 başarısız ve 573 başarısız olmayan gözlem, RF yöntemi sonucunda %96.4'lük doğruluk ve %98.8'lik hassasiyet oranına sahip olmuştur. Toplam 1145 gözlemde 1104'ü doğru biçimde sınıflandırılarak yüksek doğruluk elde edilmiştir. Diğer yandan hassasiyet oranına bakıldığında 572 başarısız gözlemin 565 adedi doğru sınıflandırılmıştır. Hatalı sınıflandırmaların da hesaplamaya katıldığı diğer ölçütlere bakıldığında %93'ün üzerinde oranlar elde edilmiştir. Tanımda yer alan iki yıl art arda negatif işletme sermayesi ve zararın yanında öz kaynaklarda daralma olması durumlarında finansal başarısızlığın olduğu varsayımı altında 7 adet finansal oran kullanılarak sektöre özgü finansal başarısızlık öngörü modeli elde edilmiştir. Modele ilişkin ölçütlerin ortalama değeri %95.3 olarak tespit edilmiştir. Sektöre özgü model aşağıdaki gibi gösterilmektedir.

$$FBT_{I \text{ Sektörü}} = DH_4 + FY_11 + KO_1 + KO_3 + KO_4 + KO_9 + LO_1$$

Modelde kârlılık oranlarından ROE, ROA ve ROS yine yer almaktadır. Modelde yer alan diğer oran ise cari oran, net işletme sermayesi devir hızı ve duran varlık/devamlı sermaye oranları bulunmaktadır. H sektörüne özgü model ile benzerlik gösterirken I sektöründe ilave KO_3 oranı yer almaktadır. Sektöre ait genel bilançoya bakıldığında önemli oranda duran varlık ve uzun vadeli yabancı kaynak dikkat çekerken %5 öz kaynak/toplam varlık oranı da göze çarpmaktadır. Hem tanımdan gelen kârlılık, öz kaynak ve net işletme sermayesi kavramları hem de sektörün finansal yapısında kaynaklanan unsurların bir arada yer aldığı oranların finansal öngörü modelinde yer alması sektör dinamiğinin bir yansıması olarak değerlendirilmektedir. Finansal öngörü modelinin kolay ve basit işlemler ile hesaplanabilmesi adına RF yöntemine alternatif olarak %86'lık doğruluk ve %88.8'lik hassasiyet oranlarına sahip LR yöntemine ait ortalama katsayılarından oluşan regresyon modeli aşağıdaki gibidir.

$$FBT_{I \text{ Sektörü}} = 1.767 + 0.001 * DH_4 + 0.201 * FY_11 - 0.138 * KO_1 + 1.576 * KO_3 - 8.758 * KO_4 - 0.059 * KO_9 - 3.221 * LO_1$$

4.3.10 Bilgi ve İletişim

Bilgi ve İletişim sektörü NACE sınıflandırmasında J başlığı altında yer almak olup 2021 yılı sonu itibariyle sektörde faaliyet gösteren 30824 işletme ve 254869 çalışan yer almaktadır. Sektör bilançosuna göre aktif toplamı 384.3 milyar TL, öz kaynakları 156.8 milyar TL, kısa vadeli yabancı kaynakları 140.2 milyar TL, uzun vadeli yabancı kaynakları 87.2 milyar TL, net satışları 251.4 milyar TL ve net kârı 27.3 milyar TL olarak tespit edilmiştir (TCMB, 2022).

J sektörüne ait elde edilen ham verilerdeki gözlem sayısı 165153 olurken hatalı veya eksik girişlere ait gözlemlerin %2.8'lik kayıp ile çıkarılması neticesinde 160603 gözlem kalmıştır. Kalan gözleme finansal filtrelerin uygulanması neticesinde 51556 gözlem elde edilmiştir. Finansal başarısızlık tanımları ve finansal oranların hesaplanması neticesinde kullanılmayan verilerin veri setinden çıkarılması ile birlikte 29904 gözlem kalmıştır. Korelasyon analizi neticesinde diğer oranlar ile yüksek ilişki tespit edilen FY_2, KO_2, KO_3 ve KO_10 oranları veri setinden çıkarılmıştır. Üç farklı değişken azaltma yönteminin uygulandığı dört tanım için elde edilen modellerde FBT_1 tanımında 28756 gözlem ve 4 finansal oran, FBT_2'de 28501 gözlem ve 7 oran, FBT_3'te 28756 gözlem ve 7 oran ve son olarak FBT_4'te 28756 gözlem ve 8 adet finansal oran yer almaktadır. Tanımlara ait veri setlerinde başarısız ve başarısız olmayan gözlem sayıları sırasıyla 1606/27150, 882/27619, 938/27878 ve 440/28316 şeklinde gerçekleşmiştir.

Tanımlara uygulanan sınıflandırma yöntemleri sonucunda ortaya çıkan sınıflandırma matrisi ve ölçütleri incelendiğinde FBT_4 tanımı pek çok ölçütte diğer tanımlara göre daha başarılı performans sergilemiştir. Tanıma ilişkin modelde yer alan finansal oranlar DH_6, FY_11, FY_16, KO_1, KO_4, KO_5, KO_7 ve KO_9 olup beş adet kârlılık, iki adet finansal yapı ve bir adet devir hızı oranı içermektedir. Sektöre özgü finansal başarısızlık öngörü modeli olarak değerlendirilen FBT_4 tanımına ait veri setinde 440 adet başarısız ve 440 adet başarısız olmayan gözlem yer almaktadır. Test veri setinde yer alan 176 gözleme ilişkin sınıflandırma sonuçları ve hesaplanan ölçütler Tablo 4.13'te görülmektedir.

Tablo 4.13. *J Sektörü FBT_4 için sınıflandırma matrisi ve ölçütler*

FBT_4	RF		LR		KNN		ANN	
	B'sız Değil	Başarısız	B'sız Değil	Başarısız	B'sız Değil	Başarısız	B'sız Değil	Başarısız
B'sız Değil	83.2	1.3	78.2	8.5	72.6	5.9	73.5	29.5
Başarısız	3.7	87.8	8.7	80.6	14.3	83.2	13.4	59.6
Doğruluk	0.972		0.902		0.885		0.756	
Hassasiyet	0.985		0.905		0.934		0.669	
F1	0.972		0.904		0.892		0.735	
MCC	0.944		0.814		0.785		0.574	
CUI	0.945		0.807		0.787		0.485	
FMI	0.972		0.904		0.893		0.739	
CMI	0.946		0.824		0.805		0.581	
Ortalama	0.962		0.866		0.854		0.649	

FBT_4 tanımı hassasiyet oranı dışında diğer tüm ölçütlerde diğer tanımlara nazaran daha iyi performans gösterirken RF yöntemi de tüm ölçütlerde performans bakımından ilk sırada yer almıştır. Tekrarlı biçimde sınıflandırma işlemlerine tabi tutulan FBT_4 modeli test veri setinde 89 başarısız 87 başarısız olmayan gözlem yer almaktadır. Toplam 176 gözlemin 171 adedi başarısız ve başarısız olmayan olarak doğru sınıflandırılarak %97.2 oranında doğruluk oranına ulaşılmıştır. Hassasiyet bakımında incelendiğinde RF yöntemine ait sınıflandırmada 89 başarısız gözlemden 88 adedi başarısız olarak sınıflandırılırken 1 adedi başarısız olmayan olarak sınıflandırılmıştır. Elde edilen hassasiyet oranı %98.5 olarak gerçekleşmiştir. Diğer ölçütlerde %94.4'ten başlayan oranlar elde edilmiştir. Kârlılık, öz kaynak ve net işletme sermayesi koşullarından oluşan finansal başarısızlık tanımına ait gösterim aşağıda yer almaktadır. Tanımın tüm ölçütler baz alınarak hesaplanan ortalaması %96.2 olarak elde edilmiştir.

$$FBT_{J \text{ Sektörü}} = DH_6 + FY_{11} + FY_{16} + KO_1 + KO_4 + KO_5 + KO_7 + KO_9$$

Modelde yer alan beş adet kârlılık oranın üçü ROE, ROA ve ROS olurken diğer ikisi faaliyet kârı üzerinden elde edilmektedir. Modelde yer alan diğer oranlar ise duran varlık devir hızı, duran varlık/devamlı sermaye ve dönen varlık/aktif toplamı şeklindedir. Sektöre ait genel bilançoya bakıldığında dönen varlık ve devamlı sermaye ağırlıklı bir finansal yapı görülmektedir. Buna bağlı olarak FY_11 ve FY_16 oranlarının modelde yer sektör yapısının modele yansımaları noktasında önem arz etmektedir. Sektörün ROE, ROA ve ROS oranlarında tüm sektörlerin ortalamasından daha yüksek olmasının bir sonucu olarak KO_5 ve KO_7 oranlarının da modelde yer alması ile sektörün dinamik yapısının

öngörü modelinde temsil edilmesine vesile olmaktadır. RF yönteminin gündelik hayatta basit temel işlemler ile uygulanamaması sebebiyle alternatif olması bakımından %90'lık doğruluk ve hassasiyet oranlarına sahip LR yöntemine ait ortalama katsayılarından oluşan regresyon modeli aşağıdaki gibidir.

$$FBT_{J\text{Sektörü}} = -1.103 - 0.033*DH_6 + 1.100*FY_{11} - 1.783*FY_{16} - 1.023*KO_1 \\ + 1.057*KO_4 - 3.041*KO_5 + 0.600*KO_7 - 3.668*KO_9$$

4.3.11 Gayrimenkul Faaliyetleri

Gayrimenkul alanında faaliyet gösteren işletmeler NACE sınıflandırmasında L başlığı altında toplanmaktadır. Sektörüne ait genel bilgilere bakıldığında 2021 yılı sonu itibarıyla faaliyet gösteren 16914 işletme ve 77505 çalışan yer almaktadır. Sektörün genel bilançosu ve gelir tablosu verilerine göre aktif toplamı 317.7 milyar TL, öz kaynakları 7.7 milyar TL, kısa vadeli yabancı kaynakları 101.3 milyar TL, uzun vadeli yabancı kaynakları 208.8 milyar TL, net satışları 51.1 milyar TL ve net zararı 45.9 milyar TL olarak hesaplanmıştır (TCMB, 2022).

L sektörüne ait ham verilerdeki gözlem sayısı 92131 olup veri ayıklama sürecinden sonra %4 kayıp ile 88446 gözlem kalmıştır. Finansal filtreleme süreçlerinden sonra kalan gözlem sayısı 16831 olmuştur. Muhasebe hesapları kullanılarak hesaplanan finansal oranlar ve finansal başarısızlık tanımları sonrasında her bir tanım için oluşturulan veri setinde 8596 gözlem yer almıştır. Finansal oranların birbirleri ile korelasyonları dikkate alındığında FY_2, KO_2, KO_3 ve KO_10 oranları yüksek korelasyon katsayıları nedeniyle tanımlara ait veri setlerinden çıkarılmıştır. Tanımlara ilişkin veri setlerine uygulanan değişken azaltma yöntemleri neticesinde FBT_1 tanımında 3, FBT_2, FBT_3 ve FBT_4 tanımlarında ise 5 finansal oran bulunmaktadır. Veri setlerindeki finansal oranların belli olması ile birlikte sadece bu oranları kapsayan bir aykırı değer tespiti gerçekleştirilerek daha sağlıklı veri seti elde edilmiştir. Bu işlemler neticesinde tüm tanımlarda 8129 gözlem kalmıştır. Tanımlara ait veri setlerinde bulunan başarısız ve başarısız olmayan gözlemlerin dağılımı 812/7317, 619/7510, 657/7472 ve 379/7750 şeklinde gerçekleşmiştir.

Farklı sayıda başarısız gözlem içeren veri setlerine sınıflandırma yöntemleri uygulanmıştır. Elde edilen sınıflandırma matrisleri yardımıyla hesaplanan ölçütler

dikkate alındığında FBT_4 tanımını yedi ölçütün altısında diğer tanımlar göre daha başarılı performans göstermiştir. Tanıma ait veri setinde DH_6, FY_11, KO_1, KO_4 ve KO_9 finansal oranları yer almaktadır. Model üç adet kârlılık, birer adet devir hızı ve finansal yapı oranı barındırırken likidite oran türünden herhangi bir oran yer almamaktadır. FBT_4 veri setinde 379 adet başarısız gözlem yer alması sebebiyle aynı sayıda başarısız olmayan gözlem eklenerek sınıflandırma yöntemleri için veri seti oluşturulmuştur. Veri setinin %80'lik kısmında öğrenme sürecini tamamlayan yöntemler %20'lik test kısmında göstermiş oldukları performanslara ait sınıflandırma matrisleri ve hesaplanan ölçütler Tablo 4.14'te yer almaktadır.

Tablo 4.14. *L Sektörü FBT_4 için sınıflandırma matrisi ve ölçütler*

FBT_4	RF		LR		KNN		ANN	
	B'sız Değil	Başarısız	B'sız Değil	Başarısız	B'sız Değil	Başarısız	B'sız Değil	Başarısız
B'sız Değil	72.9	1.6	66.4	10.9	61.0	3.2	65.8	5.8
Başarısız	3.8	73.1	10.3	63.8	15.7	71.5	10.9	68.9
Doğruluk	0.964		0.860		0.875		0.890	
Hassasiyet	0.979		0.854		0.957		0.922	
F1	0.964		0.858		0.883		0.892	
MCC	0.930		0.739		0.770		0.792	
CUI	0.929		0.715		0.777		0.786	
FMI	0.964		0.858		0.886		0.892	
CMI	0.931		0.751		0.791		0.805	
Ortalama	0.952		0.805		0.849		0.854	

Yöntemler açısından bir kıyaslama yapıldığında gerek bu tanımda gerekse de diğer tanımlarda RF yönteminin en başarılı sınıflandırma tahminlerini gerçekleştirdiği bariz biçimde tespit edilmiştir. Test veri setinde 75 başarısız gözlem ve 77 başarısız olmayan gözlem olmak üzere 152 gözlem yer almıştır. Doğruluk oranına bakıldığında 152 gözlemden 146 adedi doğru biçimde sınıflandırılarak %96.4 oranı elde edilmiştir. Öte yandan 75 başarısız gözlemden 73 adedi başarısız olarak sınıflandırılarak %97.9'luk hassasiyet oranı hesaplanmıştır. Hatalı sınıflandırmaların da dikkate alınarak hesaplandığı diğer ölçütlerde %93'ün üzerinden başarılı oranlar elde edilmiştir. Tanımda işletmelerin iki yıl art arda negatif işletme sermayesi ve zarar etmelerinin yanı sıra öz kaynaklarında bir önceki yıla göre %10 ve üzerinde azalma olması durumlarında finansal başarısızlığı gerçekleştirdiği varsayımına dayanan tanımın tüm ölçütlerden elde edilen

oranlarının ortalaması %95.2 olarak tespit edilmiş olup model aşağıdaki gibi gösterilmektedir.

$$FBT_{L \text{ Sektörü}} = DH_6 + FY_11 + KO_1 + KO_4 + KO_9$$

Modelde yer alan üç kârlılık oranı ROE, ROA ve ROS olurken devir hızı oranlarından duran varlık devir hızı ve finansal yapı oranlarından duran varlık/devamlı sermaye oranı bulunmaktadır. Kârlılık dışındaki oranlarda duran varlık ortaklığı göze çarpmaktadır. Duran varlıklar iki orandan birinde pay kısmında diğerinde ise payda kısmında yer almaktadır. Sektöre ait genel bilançoya bakıldığında tüm sektörler içerisinde en yüksek duran varlık/toplam varlık oranı göze çarpmaktadır. Sektörün kendi dinamiği gereği toplam varlıkların ortalama %74'ü duran varlıklardan oluşmakta olup DH_6 ve FY_11 oranlarının finansal başarısızlık öngörü modelinde yer alması sektör yapısının modele yansıdığını göstermiştir. RF yöntemine alternatif olması bakımından %86'lık doğruluk ve %85.4'lük hassasiyet oranlarına sahip LR yöntemine ait ortalama katsayılarından oluşan regresyon modeli aşağıdaki gibidir. Bu model yardımıyla günlük hayatta basit temel işlemler ile finansal başarısızlık durumu tespit edilebilmektedir.

$$FBT_{L \text{ Sektörü}} = -1.398 - 0.163*DH_6 + 0.424*FY_11 - 2.455*KO_1 - 2.087*KO_4 - 1.331*KO_9$$

4.3.12 Mesleki, Bilimsel ve Teknik Faaliyetler

Madencilik ve Taş Ocakçılığı sektörü NACE sınıflandırmasında M başlığa altında olup 2021 yılı sonu itibariyle faaliyet gösteren 73047 işletme ve 437811 çalışan bulunmaktadır. Başlık altında hukuk, muhasebe, idari danışmanlık, mimarlık, mühendislik, reklamcılık, bilimsel araştırma ve geliştirme ve veterinerlik faaliyetleri yer almaktadır. Sektörün aktif toplamı 1.1.trilyon TL, öz kaynakları 363.3 milyar TL, kısa vadeli yabancı kaynakları 384.7 milyar TL, uzun vadeli yabancı kaynakları 338.7 milyar TL, net satışları 187 milyar TL ve net zararı yaklaşık 3 milyar TL olarak tespit edilmiştir (TCMB, 2022).

M sektörünü çalışma kapsamında en fazla veriye sahip dördüncü sektör konumundadır. Geniş yelpazede faaliyet gösteren işletmeleri barındırması sonucunda ham verilerdeki gözlem sayısı 441848 olarak elde edilmiştir. Birinci düzey veri ayıklama süreci sonucunda %2.6'lık veri kaybı ile birlikte bu sayı 430526 olmuştur. Veri kalitesini

artırmak amacıyla uygulanan finansal filtreleme süreçleri sonunda veri setinde 130227 gözlem kalmıştır. Tanımlar kapsamında başarısız ve başarısız olmayan işletmelere ait kukla değişkenlerin ve finansal oranların tanımlanması işlemlerinden sonra analizlerde kullanılmayan değişken ve gözlemlerin çıkarılması neticesinde gözlem sayısı 76236 olarak belirlenmiştir. FY_1, KO_2, KO_3 ve KO_10 oranları sırasıyla FY_2, KO_1, KO_4 ve KO_8 oranları ile yüksek korelasyona sahip olması sebebiyle tanımlara ait veri setlerinden çıkarılmıştır. Tanımlara ait veri setlerinin oluşturulması ile birlikte sadece modellerde yer alan finansal oranları içeren aykırı değer analizinden sonra FBT_1 tanımında 72588 gözlem ve 3 finansal oran, FBT_2 tanımında 72625 gözlem ve 7 finansal oran, FBT_3 tanımında 72583 gözlem ve 7 finansal oran ve son olarak FBT_4 tanımında 72630 gözlem ve 7 finansal oran yer almıştır. Tanımlarda yer alan başarısız ve başarısız olmayan gözlemlere ilişkin dağılım 4492/68096, 2332/70293, 2510/70073 ve 1523/71107 şeklinde gerçekleşmiştir.

Sektöre özgü finansal başarısızlık öngörü modelinin tespiti için her tanımın kendi modeline sınıflandırma yöntemleri uygulanmıştır. Elde edilen sınıflandırma matrisleri ve ölçütler dikkate alındığında FBT_4 tanımı diğer tanımlara nazaran daha başarılı sınıflandırma tahmin performansı elde etmiştir. Hassasiyet haricindeki diğer tüm ölçütlerde FBT_4 tanımı en yüksek orana sahip olmuştur. Tanıma ilişkin modelde DH_6, FY_7, FY_11, KO_1, KO_4, KO_9 ve LO_1 oranları bulunmaktadır. Model kârlılık oranlarından 3, finansal yapı oranlarında 2, likidite ve devir hızı oranlarından ise 1'er adet oran içermektedir. Tanıma ilişkin veri setinde 1523 finansal başarısız gözleme ilave olarak 1523 başarısız olmayan gözlem eklenerek dengeli veri seti elde edilmiştir. Daha önceki sektörlerde de olduğu gibi veri seti %80 eğitim ve %20 test olarak ayrılmıştır. Dört farklı sınıflandırma yönteminin eğitim setindeki öğrenme sürecinden sonra test veri setindeki performanslarına ilişkin sınıflandırma matrisi ve ölçütler Tablo 4.15'te yer almaktadır.

Tablo 4.15. *M Sektörü FBT_4 için sınıflandırma matrisi ve ölçütler*

FBT_4	RF		LR		KNN		ANN	
	B'sız Değil	Başarısız	B'sız Değil	Başarısız	B'sız Değil	Başarısız	B'sız Değil	Başarısız
B'sız Değil	286.7	3.7	257.8	26.7	275.1	3.2	265.1	73.1
Başarısız	14.2	304.5	43.1	281.5	25.8	305.0	35.8	235.1
Doğruluk	0.971		0.885		0.952		0.821	
Hassasiyet	0.988		0.913		0.990		0.763	
F1	0.971		0.890		0.955		0.812	
MCC	0.942		0.784		0.908		0.676	
CUI	0.943		0.781		0.912		0.631	
FMI	0.972		0.890		0.955		0.814	
CMI	0.944		0.801		0.913		0.683	
Ortalama	0.962		0.849		0.941		0.743	

Yöntemler bakımından değerlendirildiğinde bariz şekilde RF yönteminin üstünlüğü hem bu tanımda hem de diğer tanımlarda tespit edilmiştir. Test veri setine yinelemeli olarak gerçekleştirilen sınıflandırma süreçlerinde 308 başarısız ve 301 başarısız olmayan gözlem yer almaktadır. RF yöntemi toplamda 609 gözlemin 591 adedini doğru biçimde sınıflandırarak %97.1'lik doğruluk oranı elde etmiştir. Diğer yandan 308 başarısız gözlemin 304 adedini başarısız olarak sınıflandırırken yaklaşık 4 tanesini başarısız olmayan olarak sınıflandırmıştır. Bu durumu ölçümleyen hassasiyet oranı %98.8 olarak hesaplanmıştır. Bu noktada KNN yöntemi 305 başarısız ve 3 başarısız olmayan olarak sınıflandırma gerçekleştirerek RF yöntemine nazaran daha başarılı performans göstermiştir. Diğer yöntemler açısından ölçütler değerlendirildiğinde RF yönteminden sonra yakın bir performans ile KNN yer alırken sıralama LR ve ANN şeklinde gerçekleşmiştir. RF yöntemi tüm ölçütlerin ortalamaları dikkate alındığında %96.2 oranında başarılı performans göstermiştir. Tanıma uygun biçimde işletmelerin son iki yıllık finansal durumları değerlendirildiğinde art arda negatif işletme sermayesi ve zararın yanında öz kaynaklarda daralma olması durumunda finansal başarısızlığın gerçekleştiği varsayımına altında sektöre özgü finansal başarısızlık öngörü modeli aşağıdaki gibi gösterilmektedir.

$$FBT_{M \text{ Sektörü}} = DH_6 + FY_7 + FY_{11} + KO_1 + KO_4 + KO_9 + LO_1$$

Sektöre özgü modelde üç kârlılık oranı ROE, ROA ve ROS olurken devir hızı oranlarından duran varlık devir hızı ve finansal yapı oranlarından duran varlık/devamlı sermaye ve maddi duran varlık/öz kaynak oranı bulunmaktadır. L sektöründe de olduğu

gibi modeldeki oranlarda duran varlık ortaklığı göze çarpmaktadır. Duran varlıklar üç orandan ikisinde pay kısmında diğerinde ise payda kısmında yer almaktadır. Sektörler genel olarak değerlendirildiğinde duran varlık oranı en yüksek iki sektörden biri de M sektörüdür. Çalışma periyodundaki ortalamalara bakıldığında %74.3 duran varlık oranı göze çarpmaktadır. Bu durumun bir yansıması olarak duran varlık hesapları finansal başarısızlık öngörü modelinde yer almıştır. Günlük hayatta basit temel işlemler ile finansal başarısızlık durumu tespit edilebilmek adına RF yöntemine de alternatif olması bakımından %89 doğruluk ve %91 hassasiyet oranlarına sahip LR yöntemine ait ortalama katsayılarından oluşan regresyon modeli aşağıdaki gibidir.

$$FBT_{M\text{Sektörü}} = 3.003 - 0.031*DH_6 + 0.217*FY_7 + 0.040*FY_11 - 0.612*KO_1 \\ - 2.177*KO_4 - 0.058*KO_9 - 4.101*LO_1$$

4.3.13 İdari ve Destek Hizmet Faaliyetleri

İdari ve Destek Hizmet Faaliyetlerinde yer alan işletmeler NACE sınıflandırmasında N başlığı altında yer almaktadır. Sektöre ait genel bilgilere bakıldığında 2021 yılı sonu itibariyle faaliyet gösteren 38445 işletme ve 1.2 milyon çalışan yer almaktadır. Kiralama, leasing, istihdam, seyahat ve tur acente, güvenlik ve soruşturma, çevre düzenleme, temizlik ve büro yönetimi faaliyeti gösteren işletmeler bu sektör altında toplanmaktadır. Sektör bilançosu ve gelir tablosu verilerine bakıldığında aktif toplamı 272.2 milyar TL, öz kaynakları 58 milyar TL, kısa vadeli yabancı kaynakları 154.5 milyar TL, uzun vadeli yabancı kaynakları 59.7 milyar TL, net satışları 249.9 milyar TL ve net kârı 3.4 milyar TL olarak hesaplanmıştır (TCMB, 2022).

N sektörünün ham veri setindeki gözlem sayısı 240077 iken veri ayıklama sürecinden sonra %2.9'luk kayıp ile 233175 olarak elde edilmiştir. Finansal filtreler kullanılarak veri kalitesinin artırılması sürecinden sonra 75954 gözlem kalmıştır. Finansal oranlar ile birlikte finansal başarısız tanımlarına ilişkin değişkenlerin tanımlanmasında sonra kalan gözlem sayısı 43979 olarak tespit edilmiştir. Korelasyon analizleri neticesinde FY_1, KO_2 ve KO_8 oranları diğer oranlar ile yüksek ilişkili oldukları tespit edilerek veri setinden çıkarılmıştır. Bu veri setine değişken azaltma tekniklerinin uygulanması neticesinde FBT_1 tanımı için 3, FBT_2 için 7, FBT_3 için 9 ve son olarak FBT_4 için 8 finansal orandan oluşan modeller oluşturulmuştur. Tanımlarda yer alan

finansal oranlar temel alınarak gerçekleştirilen aykırı değer tespiti ve bu aykırı değerleri taşıyan gözlemlerin veri setinden çıkarılması neticesinde tüm tanımlarda 41349 gözlem kalmıştır. Tanımlara ilişkin veri setlerinde başarısız ve başarısız olmayan gözlem sayıları sırasıyla 2183/39166, 1095/40254, 1182/40167 ve 585/40764 olarak gerçekleşmiştir.

Dört farklı tanım kendilerine ait veri setleri ve modelleri kullanılarak sınıflandırma işlemlerine tabi tutulmuştur. Bu işlemlerin sonucunda tanım ve yöntemlerin performanslarını karşılaştırmak amacıyla sınıflandırma matrisleri ve ölçütleri hesaplanmıştır. Bu sonuçlara bakıldığında FBT_4 tanımı diğer tanımlara göre daha başarılı sınıflandırma tahmin süreci geçirmiştir. Yedi ölçütten altısında en yüksek oranlar FBT_4 tanımında gerçekleşmiştir. Bu tanım kapsamında finansal başarısızlık öngörü modelinde DH_4, DH_6, FY_11, FY_16, KO_1, KO_3, KO_4 ve KO_9 oranları yer almaktadır. Modeli meydana getiren oranlara bakıldığında sadece likidite oran türünden bir oran bulunmamaktadır. Modelde 4 adet kârlılık, 2'şer adet finansal yapı ve devir hızı oranları yer almaktadır. FBT_4 tanımı veri setinde 585 başarısız gözlem yer alması sebebiyle aynı adette başarısız olmayan gözlem de ilave edilerek sınıflandırma yöntemlerine veri seti hazırlanmıştır. Bu kapsamda toplam 1170 gözlemin %80'i eğitim %20'si test olarak kullanılmak üzere iki gruba ayrılmıştır. Test veri setine uygulanan yöntemler neticesinde elde edilen sınıflandırma matrisleri ve hesaplanan ölçütler Tablo 4.16'da görüldüğü gibidir.

Tablo 4.16. *N Sektörü FBT_4 için sınıflandırma matrisi ve ölçütler*

FBT_4	RF		LR		KNN		ANN	
	B'sız Değil	Başarısız	B'sız Değil	Başarısız	B'sız Değil	Başarısız	B'sız Değil	Başarısız
B'sız Değil	112.8	1.5	104.5	12.3	104.1	4.2	99.8	10.7
Başarısız	4.4	115.1	12.7	104.3	13.1	112.4	17.4	105.9
Doğruluk	0.975		0.893		0.926		0.880	
Hassasiyet	0.987		0.895		0.964		0.908	
F1	0.975		0.893		0.929		0.883	
MCC	0.950		0.798		0.859		0.775	
CUI	0.950		0.786		0.860		0.767	
FMI	0.975		0.893		0.929		0.883	
CMI	0.951		0.807		0.867		0.790	
Ortalama	0.966		0.852		0.905		0.841	

Performans deęerlendirmede kullanılan tüm ölçütler bakımından hem bu tanımda hem de dięer tanımlarda en başarılı sınıflandırma tahminlerini RF yöntemi gerçekleştirmiştir. Yinelemeli biçimde gerçekleştirilen sınıflandırma sürecine ait test veri setinde 117 finansal başarısız ve 117 başarısız olmayan gözlem bulunmaktadır. RF yöntemi sonuçlara göre toplam 234 gözlemden 228 adedi doğru sınıflandırılmıştır. Bu durumun tespiti için hesaplanan doğruluk oranı %97.5 olarak elde edilmiştir. Hassasiyet oranına bakıldığında ise 117 başarısız gözlemin 115 adedi başarısız olarak sınıflandırılırken sadece 2 adedi hatalı sınıflandırılmıştır. Sonuç olarak %98.7'lik hassasiyet oranı hesaplanmıştır. Dięer ölçütler dikkate alındığında %95'ten başlayan oranda başarılı performanslar elde edilmiştir. KNN yöntemi RF yönteminden sonra en başarılı ikinci yöntem olurken LR ve ANN yöntemleri birbirlerine yakın performans göstermişlerdir. Tanım kapsamında işletmelerin bir önceki yıla nazaran öz kaynaklarında %10 üzeri daralma olması ve art arda iki yıl negatif net işletme sermayesi ve zarar olması durumlarında finansal başarısızlık yaşandığının varsayımı altında ortaya çıkan model aşağıdaki gösterilmektedir.

$$FBT_{N \text{ Sektörü}} = DH_4 + DH_6 + FY_{11} + FY_{16} + KO_1 + KO_3 + KO_4 + KO_9$$

Modellerde sıklıkla yer alan ROE, ROA ve ROS oranlarının yanında ilave olarak finansman gideri ve vergiden önceki kâr/pasif toplamı oranı da (EBIT) modelde yer almıştır. Devir hızı oranlarından duran varlık ve net işletme sermayesi devir hızları modelde bulunmaktadır. Finansal yapı oranlarından ise duran varlık/devamlı sermaye ve dönen varlık/aktif toplam oranları bulunmaktadır. Sektörler genel olarak deęerlendirildiğinde duran varlık oranı çalışma periyodunun ilk yılında %50'lerde iken son yılda %42 oranına düşmüştür. Sektör daha çok dönen varlıklara doğru artış göstermiştir. Bu durumda DH₄ ve FY₁₆ oranlarının modelde yer alması anlam kazanmaktadır. RF yöntemine de alternatif olması bakımından işletmelerin kolay biçimde basit temel işlemler ile finansal başarısızlık durumu tespit edilebilmek adına doğruluk oranı ve hassasiyet oranı ortalama %89 olan LR yöntemine ait ortalama katsayılarından oluşan regresyon modeli aşağıdaki gibidir.

$$FBT_{N \text{ Sektörü}} = -0.907 - 0.008 * DH_4 - 0.031 * DH_6 + 0.422 * FY_{11} - 1.445 * FY_{16} \\ - 1.826 * KO_1 + 4.406 * KO_3 - 4.885 * KO_4 - 10.636 * KO_9$$

4.3.14 Eğitim

NACE sınıflandırmasında P başlığı altında yer alan Eğitim sektörüne ait genel bilgilere bakıldığında 2021 yılı sonu itibariyle faaliyet gösteren 16334 işletme ve 286562 çalışan yer almaktadır. Sektörün aktif toplamı 54.1 milyar TL, öz kaynakları 12.9 milyar TL, kısa vadeli yabancı kaynakları 33.9 milyar TL, uzun vadeli yabancı kaynakları 7.3 milyar TL, net satışları 31.7 milyar TL ve net kârı 1.4 milyar TL olarak hesaplanmıştır (TCMB, 2022).

P sektörüne ait ham verilerde yer alan gözlem sayısı 98722'dir. İlk aşamada gerçekleştirilen veri ayıklama süreci sonucunda gözlemler %2.1 azalarak 96645 olmuştur. Verilerin daha sağlıklı sonuçlar verebilmesi adına uygulanan finansal filtreleme işlemlerinden sonra 23482 gözlem kalmıştır. Finansal başarısızlık kukla değişkeninin tanımlanması ve finansal oranların hesaplanması sonucunda analizlerden kullanılmayan gözlemlerin çıkarılması ile veri setinde 13997 gözlem yer almıştır. Finansal oranların kendi aralarındaki ilişkinin tespiti neticesinde FY_2, KO_2, KO_3 ve KO_10 oranları yüksek korelasyon katsayısı nedeniyle veri setlerinden çıkarılmıştır. Bu veri setine üç farklı değişken azaltma yöntemi uygulanması neticesinde FBT_1 tanımında 3, FBT_2 ve FBT_3 tanımlarında 7 ve FBT_4 tanımında ise 6 finansal oran yer almıştır. Modellerde yer alan finansal oranlar baz alınarak gerçekleştirilen aykırı değer tespiti sonrasında tanımlara ait veri setlerinde FBT_1 için 13620, FBT_2, FBT_3 ve FBT_4 için 13443 gözlem kalmıştır. Tanımlara ait veri setlerindeki başarısız ve başarısız olmayan gözlem sayılarına ilişkin dağılım sırasıyla 1264/12356, 1185/12258, 1175/12268 ve 702/12741 şeklinde gerçekleşmiştir.

Tanımlara ilişkin sınıflandırma matrisleri temel alınarak hesaplanan ölçütler incelendiğinde FBT_3 tanımının diğer tanımlardan daha başarılı sınıflandırmaya tabi tutulduğu tespit edilmiştir. FBT_3 tanımı hassasiyet oranı haricindeki tüm ölçütlerde en yüksek oranları elde etmiştir. Tanıma ait öngörü modelinde DH_4, FY_10, FY_11, KO_1, KO_4, KO_5 ve KO_9 finansal oranları yer almaktadır. Modeldeki oranların çoğunluğunu diğer sektörlerde de genelde olduğu üzere kârlılık oranları oluşturmaktadır. Dört adet kârlılık oranı, iki adet finansal yapı ve bir adet devir hızı bulunmaktadır. Modelin performansını değerlendirebilmek adına FBT_3 tanıma ait veri setinde yer alan 1175 başarısız gözleme 1175 başarısız olmayan gözlem eklenerek dengeli veri setleri oluşturulmuştur. Bu veri setleri eğitim ve test olarak ayrıştıktan sonra öncelikle eğitim

veri setinde yöntemlerin öğrenme süreçleri gerçekleştirilip daha sonrasında test veri setinde tahmin performansları ölçülmüştür. FBT_3 tanımının test veri seti kullanılarak gerçekleştirilen sınıflandırma yöntemleri ait matrisler ve ölçütler Tablo 4.17’de yer almaktadır.

Tablo 4.17. P Sektörü FBT_3 için sınıflandırma matrisi ve ölçütler

FBT_3	RF		LR		KNN		ANN	
	B'sız Değil	Başarısız	B'sız Değil	Başarısız	B'sız Değil	Başarısız	B'sız Değil	Başarısız
B'sız Değil	224.6	8.1	205.7	39.4	200.3	13.0	224.9	66.3
Başarısız	12.5	224.8	31.4	193.5	36.8	219.9	12.2	166.6
Doğruluk	0.956		0.849		0.894		0.833	
Hassasiyet	0.965		0.831		0.944		0.715	
F1	0.956		0.845		0.898		0.809	
MCC	0.914		0.721		0.801		0.699	
CUI	0.913		0.691		0.801		0.647	
FMI	0.956		0.845		0.899		0.816	
CMI	0.916		0.732		0.815		0.680	
Ortalama	0.940		0.788		0.865		0.743	

Sınıflandırma matrisi ve ölçütlere bakıldığında RF yönteminin çok net üstünlüğü görülmektedir. RF yöntemine ait ölçütlerin ortalaması %94 olurken KNN %87, LR %79 ve ANN %74 olarak hesaplanmıştır. Test veri setinde 233 başarısız ve 237 başarısız olmayan gözlem yer almıştır. RF yöntemi sonuçlarına göre %95.6’lık doğruluk oranı elde edilmiştir. Başka bir ifade ile toplam 470 gözlemden 449 adedi doğru sınıflandırılırken 21 adedi hatalı tahmin edilmiştir. Başarısız gözlemler açısından bakıldığında ise 233 gözlemden 225 adedi doğru sınıflandırılarak %96.5 oranında hassasiyet oranına ulaşılmıştır. Diğer ölçütler de incelendiğinde RF yönteminin ortalama %93 oranında başarılı performansı görülmektedir. Tanım gereği işletmelerin bir önceki yıla göre öz kaynaklarında daralma olması ve iki yıl art arda negatif işletme sermayesine sahip olması durumlarında finansal başarısız olarak değerlendirildiği varsayımı altında sektöre özgü öngörü model aşağıdaki gibi gösterilmektedir.

$$FBT_{P \text{ Sektörü}} = DH_4 + FY_{10} + FY_{11} + KO_1 + KO_4 + KO_5 + KO_9$$

Sektöre özgü modeldeki dört kârlılık oranından üçü diğer sektörlerde olduğu gibi ROE, ROA ve ROS olurken Faaliyet kârı/Mali duran varlık dışındaki aktif toplam oranı da modelde yer almaktadır. Tanımında kârlılık koşulu olmamasına rağmen modeldeki

değişkenlerin çoğunluğunun kârlılık oranı olması irdelenmesi gereken bir sonuç olmuştur. Modelde devir hızı oranlarından net işletme sermayesi devir hızı yer alırken finansal yapı oranlarından duran varlık/devamlı sermaye ve duran varlık/öz kaynak oranları yer almaktadır. P sektörüne ait genel yapıya bakıldığında duran varlık ve kısa vadeli yabancı kaynak ağırlıklı bir finansal yapı görülmektedir. Duran varlıkları içeren FY_10 ve FY_11 oranları sektörün bu yapısını modele yansıtırken hem tanımdan gelen hem de sektör yapısında ağırlıkla yer alan kısa vadeli yabancı kaynakları içerisinde barındıran net işletme sermayesi kavramı da modelde yer almıştır. İşletmeler tarafından finansal başarısızlık durumlarının tespiti için günlük hayatta basit temel işlemler ile hesaplanabilmesi adına %85 doğruluk ve %83 hassasiyet oranlarına sahip LR yöntemine ait ortalama katsayılarından oluşan regresyon modeli aşağıdaki gibidir.

$$FBT_{P \text{ Sektörü}} = - 2.138 - 0.001 * DH_4 + 0.084 * FY_{10} + 0.634 * FY_{11} \\ + 0.038 * KO_1 - 0.535 * KO_4 - 0.873 * KO_5 - 7.876 * KO_9$$

4.3.15 İnsan Sağlığı ve Sosyal Hizmet Faaliyetleri

İnsan Sağlığı ve Sosyal Hizmet Faaliyetleri yürüten işletmeler NACE sınıflandırmasında Q başlığı altında toplanmaktadır. Sektörde 2021 yılı sonu itibariyle faaliyet gösteren 22865 işletme ve 332184 çalışan yer almaktadır. Sektörün aktif toplamı 98.4 milyar TL, öz kaynakları 36.6 milyar TL, kısa vadeli yabancı kaynakları 40.1 milyar TL, uzun vadeli yabancı kaynakları 21.8 milyar TL, net satışları 82.9 milyar TL ve net kârı 4.2 milyar TL olarak tespit edilmiştir (TCMB, 2022).

Q sektöründe ilk aşamada elde edilen ham veri setinde 123131 gözlem bulunurken birinci düzey veri ayıklama süreci sonucunda %3.2'lik kayıp ile gözlem sayısı 119183 olarak gerçekleşmiştir. Muhasebe hesapları dikkate alınarak uygulanan 6 finansal filtre sürecinden sonra gözlem sayısı 33081'e düşmüştür. Finansal oranların hesaplanması ve finansal başarısızlık tanımlarının oluşturulması sonrasında analizlerde kullanılmayan gözlem ve değişkenlerin çıkarılması ile her bir tanım için gözlem sayısı 20389 olarak gerçekleşmiştir. Korelasyon analizleri neticesinde FY_1, KO_2, KO_3 ve KO_8 oranları yüksek katsayılara sahip olmaları sebebiyle tanımlara ait veri setlerinden çıkarılmıştır. Veri setlerine değişken azaltma yöntemlerinin uygulanması ile birlikte modellere ait finansal oranları içeren veri setleri hazırlanmıştır. Bu işlemler sonucunda FBT_1

tanımında 3, FBT_2 tanımında 5, FBT_3 tanımında 8 ve FBT_4 tanımında 7 finansal oran seçilmiştir. Öte yandan FBT_1 ve FBT_2 tanımlarında 19802 gözlem elde edilirken FBT_3 ve FBT_4 tanımlarında ise 19584 gözlem yer almıştır. Tanımlara ilişkin başarısız ve başarısız olmayan gözlemlere ait dağılım 1478/18324, 1180/18622, 979/18605 ve 657/18927 olarak gerçekleşmiştir.

Tanımlar için hazırlanan veri setlerine sınıflandırma yöntemlerinin uygulanması neticesinde elde edilen sınıflandırma matrisleri ve hesaplanan ölçütler incelendiğinde FBT_2 tanımı diğer tanımlara nazaran daha başarılı performans göstermiştir. Hesaplanan tüm ölçütlerde FBT_2 tanımı en yüksek başarı oranlarına ulaşmıştır. Tanıma ilişkin modelde DH_4, FY_11, KO_1, KO_4 ve KO_9 finansal oranları yer almaktadır. Modelde finansal oran türlerinden kârlılık oranlarından üç adet, devir hızı ve finansal yapı oranlarından birer adet oran yer alırken likidite oran türünden herhangi bir oran bulunmamaktadır. Tanım için hazırlanan veri setinde 1180 başarısız gözlem olmasının sonucu olarak aynı adette başarısız olmayan gözlem eklenerek sınıflandırma sürecine ait veri seti oluşturulmuştur. Yeni veri setinde yer alan 2360 gözlem eğitim ve test olarak ayrıldıktan sonra test veri setine uygulanan sınıflandırma yöntemlerine ilişkin sınıflandırma matrisi ve hesaplanan ölçütler Tablo 4.18’de yer almaktadır.

Tablo 4.18. *Q Sektörü FBT_2 için sınıflandırma matrisi ve ölçütler*

FBT_2	RF		LR		KNN		ANN	
	B'sız Değil	Başarısız	B'sız Değil	Başarısız	B'sız Değil	Başarısız	B'sız Değil	Başarısız
B'sız Değil	225.9	1.2	206.1	37.9	203.5	3.4	208.5	36.1
Başarısız	12.6	232.3	32.4	195.6	35.0	230.1	30.0	197.4
Doğruluk	0.971		0.851		0.919		0.860	
Hassasiyet	0.995		0.838		0.985		0.845	
F1	0.971		0.848		0.923		0.857	
MCC	0.943		0.724		0.847		0.740	
CUI	0.943		0.696		0.853		0.713	
FMI	0.971		0.848		0.925		0.857	
CMI	0.944		0.736		0.857		0.749	
Ortalama	0.963		0.791		0.901		0.803	

Yöntemler açısından değerlendirme yapıldığında RF yönteminin başarısı diğer yöntemlere nazaran bariz olarak görülmektedir. Sadece FBT_2 tanımında değil diğer tanımlarda da benzer sonuçlar elde edilmiştir. RF yönteminden sonra en başarılı yöntem

KNN olurken LR ve ANN yakın performanslar göstermiştir. FBT_2 tanımını test veri setinde 233 başarısız ve 239 başarısız olmayan gözlem yer almaktadır. Gözlemlerim doğru biçimde sınıflandırılıp sınıflandırılmadığını tespit etmek amacıyla hesaplanan doğruluk oranına bakıldığında 472 gözlemden 458 adedi doğru sınıflandırılırken 14 adedi hatalı sınıflandırılmıştır. Bu durumda hesaplanan doğruluk oranı %97.1 olarak hesaplanmıştır. Başarısız gözlemlerin sınıflandırılmasına bakıldığında mükemmel yakın bir tahmin sonucu elde edilmiştir. Toplam 233 başarısız gözlemin 232 adedi doğru sınıflandırılması ile hassasiyet oranı %99.5 olarak hesaplanmıştır. Diğer ölçütlere de bakıldığında %94'ten başlayan başarılı performanslar dikkat çekmektedir. FBT_2 tanımının RF yöntemine ait tüm ölçütlerin ortalaması %96.3 olarak hesaplanmıştır. İşletmelerin son iki yılında negatif net işletme sermayesine sahip olması ve zarar etmesi durumlarında finansal başarısızlığın gerçekleştiği varsayımı altında elde edilen finansal başarısızlık öngörü modeli aşağıdaki gibi gösterilmektedir.

$$FBT_{Q \text{ Sektörü}} = DH_4 + FY_11 + KO_1 + KO_4 + KO_9$$

Modeldeki üç kârlılık oranı ROE, ROA ve ROS olurken devir hızı oranlarından net işletme sermayesi devir hızı ve finansal yapı oranlarından duran varlık/devamlı sermaye oranları yer almaktadır. Tanımda yer alan iki koşul olan kârlılık ve net işletme sermayesine dair oranlar modelde yer almaktadır. Öte yandan Q sektörüne ait genel yapıya bakıldığında duran varlık ağırlıklı bir finansal yapı görülmektedir. Duran varlıkları içeren FY_11 oranının sektörün bu yapısını modele yansıttığı görülmektedir. Finansal başarısızlık öngörü modelinin işletmeler açısından kolay biçimde hesaplanabilmesi adına doğruluk oranı %85 ve hassasiyet oranı %84 olan LR yöntemine ait ortalama katsayılarından oluşan regresyon modeli aşağıdaki gibidir.

$$FBT_{Q \text{ Sektörü}} = -1.731 - 0.013*DH_4 + 0.772*FY_11 - 0.669*KO_1 \\ + 1.257*KO_4 - 10.173*KO_9$$

4.3.16 Kültür, Sanat, Eğlence, Dinlence ve Spor

Kültür, Sanat, Eğlence, Dinlence ve Spor sektöründe faaliyet gösteren işletmeler NACE sınıflandırmasında R başlığında yer almaktadır. Genel bilgilere bakıldığında 2021 yılı sonu itibarıyla sektörde faaliyet gösteren işletme sayısı 5492 olurken çalışan sayısı 37436 olarak gerçekleşmiştir. Sektörün aktif toplamı 35 milyar TL, öz kaynakları -32

milyon TL, kısa vadeli yabancı kaynakları 19.2 milyar TL, uzun vadeli yabancı kaynakları 15.9 milyar TL, net satışları 14.1 milyar TL ve net zararı 2.5 milyar TL olarak hesaplanmıştır (TCMB, 2022).

R sektörüne ait ham verilere bakıldığında ilk olarak 36424 gözlem yer almaktadır. Birinci düzey veri ayıklama sürecinden sonra %3.3'lük veri kaybından sonra kalan gözlem sayısı 35034 olarak gerçekleşmiştir. Finansal filtrelerin kullanılması ile birlikte veri setindeki gözlem sayısı 11149'a düşmüştür. Finansal başarısızlık tanımlarının oluşturulması ve finansal oranların hesaplanması ile birlikte analizlerde kullanılmayacak olan gözlemlerin çıkarılması sonucunda her bir tanıma ait veri setinde 6755 gözlem kalmıştır. Finansal oranlardan yüksek korelasyon katsayısına sahip FY_1, KO_2, KO_3 ve KO_10 oranları veri setlerinden çıkarılmıştır. Bu veri setlerine uygulanan değişken azaltma yöntemleri neticesinde FBT_1 tanıma ait veri setinde 2, FBT_2 ve FBT_3 veri setlerinde 6 ve FBT_4 veri setinde ise 5 finansal oran seçilmiştir. Tanımlar için hazırlanan veri setlerindeki finansal oranlarda yer alan aykırı değerlerin tespit edilmesi ve veri setinden çıkarılması ile birlikte FBT_1, FBT_2 ve FBT_4 tanımlarında 6522, FBT_3 tanımında ise 6380 gözlem kalmıştır. Tanımlara ilişkin veri setlerindeki başarısız ve başarısız olmayan gözlemlerin dağılımı 944/5578, 667/5855, 778/5602 ve 478/6044 şeklinde gerçekleşmiştir.

Tanımlar için hazırlanan veri setlerine dört sınıflandırma yöntemi uygulanmıştır. Elde edilen sonuçlardan oluşturulan sınıflandırma matrisleri ve hesaplanan ölçütlerin ortalamalarına bakıldığında FBT_3 tanımı diğer tanımlara göre daha başarılı performans göstermiştir. Modelde yer alan finansal oranlar DH_4, FY_11, KO_1, KO_4, KO_9 ve LO_1 şeklindedir. Tüm finansal oran türlerinden en az bir oran içeren modelde üç adet kârlılık ve birer adet likidite, finansal yapı ve devir hızı oranları bulunmaktadır. FBT_3 tanımına ait veri setinde 778 başarısız gözlem yer alırken sınıflandırma süreci için hazırlanan veri setine aynı adette başarısız olmayan gözlem eklenmiştir. Bu şekilde oluşturulan veri setinde yer alan 1556 gözlemlerin %80'i eğitim %20'si test verisi olarak kullanılmıştır. FBT_3 tanımı için oluşturulan test veri setine sınıflandırma yöntemlerinin uygulanması sonucunda ortaya çıkan sınıflandırma matrisleri ve ölçütler Tablo 4.19'da görülmektedir.

Tablo 4.19. R Sektörü FBT_3 için sınıflandırma matrisi ve ölçütler

FBT_3	RF		LR		KNN		ANN	
	B'sız Değil	Başarısız	B'sız Değil	Başarısız	B'sız Değil	Başarısız	B'sız Değil	Başarısız
B'sız Değil	144.1	7.3	127.6	21.6	135.4	7.8	142.6	22.4
Başarısız	8.1	151.7	24.6	137.4	16.8	151.2	9.6	136.6
Doğruluk	0.951		0.852		0.921		0.897	
Hassasiyet	0.954		0.864		0.951		0.859	
F1	0.952		0.856		0.925		0.895	
MCC	0.901		0.703		0.843		0.797	
CUI	0.903		0.712		0.851		0.793	
FMI	0.952		0.856		0.925		0.896	
CMI	0.908		0.748		0.860		0.810	
Ortalama	0.931		0.799		0.897		0.850	

Tanımlara ilişkin sınıflandırma matrisleri ve ölçütler dikkate alındığında RF yöntemi diğer yöntemlere göre daha yüksek performans göstermiştir. Diğer yöntemlerin sıralaması KNN, ANN ve LR şeklindedir. Sınıflandırma yöntemlerinin uygulandığı test veri setinde 159 başarısız ve 152 başarısız olmayan gözlem olmak üzere toplam 311 gözlem yer almıştır. Bu gözlemlerden 296 adedinin doğru olarak sınıflandırılması sonucu %95.1'lik doğruluk oranı elde edilmiştir. Başarısız gözlemlerin sınıflandırılma performansına bakıldığında ise 159 gözlemin 152 adedi doğru sınıflandırılarak %95.4 oranında hassasiyet oranı elde edilmiştir. Diğer ölçütler de incelendiğinde %92.3 oranında ortalama ile başarılı performanslar tespit edilmiştir. İşletmelerin finansal başarısızlık durumlarının son iki yılda art arda negatif net işletme sermayesine sahip olma ve öz kaynaklarda %10 üzerinde azalma olması koşullarında gerçekleştiği varsayımı altında oluşturulan öngörü modeli aşağıdaki gibi gösterilmektedir.

$$FBT_{R \text{ Sektörü}} = DH_4 + FY_{11} + KO_1 + KO_4 + KO_9 + LO_1$$

Modele bakıldığında Q sektörüne özgü oluşturulan modele çok benzemektedir. Q sektöründen tek farkı kârlılık oranlarında ROE, ROA ve ROS, devir hızı oranlarından net işletme sermayesi devir hızı ve finansal yapı oranlarından duran varlık/devamlı sermaye oranlarının yanı sıra bir adet likidite oranı olan cari orandır. Tanımda yer alan iki koşul olan net işletme sermaye ve öz kaynaklara dair oranlar modelde DH_4 ve FY_11 olarak yer almaktadır. Ayrıca R sektörüne ait genel yapıya bakıldığında duran varlık ve kısa vadeli yabancı kaynak ağırlıklı bir finansal yapı görülmekte olup duran varlıkları içeren FY_11 oranı ve kısa vadeli yabancı kaynakların hesaba katıldığı LO_1 oranının sektöre

özgü modele yansıdığı görülmektedir. Mevcut modelin RF yöntemi ile işletmeler tarafından kolay biçimde hesaplamaması sebebiyle LR yöntemine ait ortalama katsayılarından oluşan regresyon modeli aşağıdaki yer almaktadır. LR yönteminin doğruluk oranı %85 ve hassasiyet oranı %86 olarak hesaplanmıştır.

$$FBT_{R \text{ Sektörü}} = 1.145 - 0.006*DH_4 + 0.057*FY_{11} - 1.961*KO_1 - 3.268*KO_4 \\ - 0.171*KO_9 - 2.942*LO_1$$

4.3.17 Diğer Hizmet Faaliyetleri

Üye olunan kuruluşların, bilgisayarların, kişisel eşyaların ve ev eşyalarının onarımı faaliyetinde bulunan işletmelerin tabi oldukları Diğer Hizmet Faaliyetleri sektörü NACE sınıflandırmasında S başlığı altında yer almaktadır. Sektöre ait genel bilgilere bakıldığında 2021 yılı sonu itibariyle faaliyet gösteren 7676 işletme ve 53252 çalışan yer almaktadır. Sektörün aktif toplamı 10.9 milyar TL, öz kaynakları 2.1 milyar TL, kısa vadeli yabancı kaynakları 7.4 milyar TL, uzun vadeli yabancı kaynakları 1.4 milyar TL, net satışları 10.7 milyar TL ve net kârı 80 milyon TL olarak belirlenmiştir (TCMB, 2022).

S başlığı altında yer alan işletmelere ait ham verilerde 61681 gözlem yer alırken veri ayıklama süreci neticesinde %3.6'lık kayıp ile 59366 gözlem kalmıştır. Daha kaliteli veri seti elde edebilmek adına uygulanan finansal filtrelerin kullanılması sonucunda gözlem sayısı 24344'e düşmüştür. Muhasebe hesapları kullanılarak tanımlanan finansal başarısızlık değişkenlerinin oluşturulması ve finansal oranların hesaplanması ile birlikte veri setinde 14981 gözlem kalmıştır. Yüksek korelasyon katsayılarına sahip FY_1, KO_2, KO_3 ve KO_8 oranları tanımlara ait veri setlerinden çıkarılmıştır. Üç farklı değişken azaltma yönteminin tanımlara ilişkin veri setlerine uygulanması neticesinde FBT_1 tanımında 3, FBT_2 ve FBT_3 tanımında 6 ve FBT_4 tanımında ise 8 adet finansal oran seçilmiştir. Tanımlarda yer alan finansal oranlarda ortaya çıkan aykırı değerlerin tespiti ve veri setinden çıkarılmasıyla birlikte tüm tanımlarda 14361 gözlem kalmıştır. Bu veri setlerinde yer alan başarısız ve başarısız olmayan gözlemlerin dağılımı tanımlara göre sırasıyla 1077/13284, 572/13789, 841/13520 ve 316/14045 şeklinde gerçekleşmiştir.

Her bir tanım için düzenlenen veri setlerine yineleme olarak sınıflandırma yöntemleri uygulanmıştır. Yöntemlerin uygulanması ile ortaya çıkan sınıflandırma matrislerinin ortalamaları alınarak elde edilen nihai sınıflandırma matrisi ve bu matristen

hesaplanan ölçütlere bakıldığında FBT_4 tanımı diğer tanımlara nazaran daha başarılı sınıflandırma performansı sağlamıştır. S sektörüne özgü finansal başarısızlık öngörü modelini temsilen FBT_4 tanımı kapsamında DH_4, DH_6, FY_11, KO_1, KO_4, KO_5, KO_7 ve KO_9 oranları yer almaktadır. Modelde beş adet kârlılık, iki adet devir hızı ve bir adet finansal yapı oranı bulunmaktadır. Tanımların sınıflandırma performanslarının ölçülmesi için dengeli veri seti oluşturmak adına 316 başarısız ve 316 başarısız olmayan gözlemden oluşan veri seti oluşturulmuştur. Veri setinin %20'lik kısmı test için ayrılmış olup sınıflandırma yöntemlerinin performansına ilişkin matrisler ve ölçütler Tablo 4.20'de yer almaktadır.

Tablo 4.20. S Sektörü FBT_4 için sınıflandırma matrisi ve ölçütler

FBT_4	RF		LR		KNN		ANN	
	B'sız Değil	Başarısız	B'sız Değil	Başarısız	B'sız Değil	Başarısız	B'sız Değil	Başarısız
B'sız Değil	60.0	0.3	57.1	8.4	54.6	1.5	57.5	2.3
Başarısız	3.3	62.8	6.2	54.7	8.7	61.6	5.8	60.8
Doğruluk	0.972		0.884		0.919		0.936	
Hassasiyet	0.995		0.867		0.976		0.964	
F1	0.972		0.882		0.924		0.938	
MCC	0.944		0.782		0.847		0.877	
CUI	0.945		0.765		0.852		0.876	
FMI	0.972		0.882		0.925		0.938	
CMI	0.946		0.789		0.858		0.882	
Ortalama	0.964		0.836		0.900		0.916	

Tüm tanımlardaki yöntemlerin performansları incelendiğinde RF yöntemi diğer yöntemlere göre daha başarılı sınıflandırma tahminlerinde bulunmuştur. Daha sonrasındaki sıralama ANN, KNN ve LR sırasıyla gerçekleşmiştir. FBT_4 tanımına ilişkin test veri setinde 63 başarısız ve 63 başarısız olmayan olmak üzere 126 gözlem yer almıştır. Bu gözlemlerden 63 gözlem başarısız 60 gözlem başarısız olmayan olarak doğru biçimde sınıflandırılması ile %97.2'lik doğruluk oranı elde edilmiştir. Hassasiyet oranına bakıldığında ise mükemmel bir sınıflandırma performansı görülmektedir. Başarısız gözlemlerin neredeyse tamamı doğru olarak sınıflandırılarak %99.5 ile çok başarılı bir hassasiyet oranı elde edilmiştir. RF yönteminin diğer ölçütler ortalaması %95.6 olarak gerçekleşmiştir. İşletmelerin iki yıl art arda negatif net işletme sermayesine sahip olması ve zarar etmesinin yanı sıra öz kaynaklarda önceki yıla göre %10 veya üzerinde azalması

koşulları altında finansal başarısızlığın gerçekleştiği varsayımına dayanan bu tanıma ait sektöre özgü finansal başarısızlık öngörü modeli aşağıdaki gibi gösterilmektedir.

$$FBT_{S \text{ Sektörü}} = DH_4 + DH_6 + FY_11 + KO_1 + KO_4 + KO_5 + KO_7 + KO_9$$

S Sektöre özgü modelde beş adet kârlılık oranı yer almaktadır. Bunlardan üçü diğer sektörlerde olduğu gibi ROE, ROA ve ROS olurken Faaliyet kârı/Mali duran varlık dışındaki aktif toplam oranı ve Faaliyet kârı/Net satışlar oranı da modelde yer almaktadır. Modelde devir hızı oranlarından net işletme sermayesi ve duran varlık devir hızları yer alırken finansal yapı oranlarından duran varlık/devamlı sermaye oranı yer almaktadır. S sektörüne ait genel yapıya bakıldığında dönen varlık ve kısa vadeli yabancı kaynak ağırlıklı bir finansal yapı görülmektedir. Tanım koşullarından biri olan net işletme sermayesi ve sektör yapısında yer alan dönen varlıkları içeren DH_4 oranı modelde yer almaktadır. Öte yandan son sektör olması ve diğer hizmet faaliyetlerini barındırması sebebiyle genellikle dönen varlıklar ve satışlar üzerinden faaliyet gösteren işletmelerin faaliyet kârı ağırlıklı KO_5 ve KO_7 oranlarını içeren bir öngörü modeli yardımıyla finansal başarısızlık durumlarının tespit etmesi mümkündür. İşletmeler tarafından bu durumun tespiti RF yöntemi ile son derece başarılı bir şekilde hesaplanmaktadır. Ancak bu hesaplama yöntemin katsayı sunmaması sebebiyle kolayca hesaplanamamaktadır. İşletmelerin günlük hayatta basit temel işlemler ile finansal başarısızlık durumlarının hesaplanabilmesi adına %89 doğruluk ve %87 hassasiyet oranlarına sahip LR yöntemine ait ortalama katsayılarından oluşan regresyon modeli aşağıdaki gibidir.

$$FBT_{S \text{ Sektörü}} = -1.580 - 0.012*DH_4 - 0.073*DH_6 + 0.401*FY_11 - 1.726*KO_1 \\ + 0.745*KO_4 - 3.041*KO_5 + 2.080*KO_7 - 8.035*KO_9$$

BEŞİNCİ BÖLÜM

5 SONUÇ VE ÖNERİLER

Finansal başarısızlık kavramı kişilerin, işletmelerin veya kuruluşların finansal açıdan belirlenen hedeflere ulaşamaması veya finansal performansının istenen düzeyde olmaması durumlarını ifade eden genel bir kavramdır. İşletmeler için finansal başarısızlık kavramı ve kapsamı sektöre ve belirli koşullara bağlı olarak değişmektedir. Ancak genel bir tanımlama yapıldığında finansal başarısızlık işletmelerin zarar etmesi veya kârlılıklarının azalması, nakit akışlarının bozulması, verimsiz maliyet yönetimi, yatırımların kayba uğraması, borç yükümlülüklerini vaktinde yerine getirilememesi veya iflas etmesi gibi çeşitli şekillerde ortaya çıkmaktadır. Bu alandaki çalışmalarda üzerinde fikir birliğine varılmış bir tanım olmamak ile birlikte yukarıda geçen ifadeler kullanılarak başarısızlık kavramı açıklanmaya çalışılmıştır.

Finansal başarısızlığın etmenleri çok çeşitli düzeyde ve yapıda olabilmektedir. Genel itibariyle işletme içi ve işletme dışı nedenler olarak ikiye ayrılmaktadır. İşletme içi nedenler arasında yetersiz beşerî sermaye, yetersiz işletme sermayesi, sermaye yetersizliği, aşırı borçlanma, yönetsel hatalar, etkin olmayan yönetim kontrolü, operasyonel riskler, yetersiz nakit akışı, yetersiz maliyet sistemi ve iç denetim eksikliği gibi başlıklar yer almaktadır. İşletme dışı nedenler arasında makroekonomik gelişmeler, mikro ekonomik gelişmeler, hukuki ve politik çevre, toplumsal (sosyal) çevre, rekabet, teknolojik etkiler, sosyo-ekonomik gelişmeler ve doğal afet ve felaketler bulunmaktadır. Finansal başarısızlık, birden fazla nedenin bir araya gelmesiyle de ortaya çıkabilmektedir. İşletmeler gerek sektöründe gerekse de genel ekonomideki gelişme ve değişikliklere uyum sağlamak ve sürekli olarak büyümek için uygun finansal planlama ve risk yönetimi stratejileri geliştirmelidir. Aksi takdirde, işletmeler için finansal başarısızlık riski artar.

İşletmelerin finansal başarısızlıkları sadece işletme açısından değil içerisinde yer aldığı piyasa ve genel ekonomi açısından da ciddi sorunlar içermektedir. Bu sorunların işletme ve çevresine birtakım maliyetleri de kaçınılmazdır. Bunları genel itibariyle sosyal, ekonomik ve politik maliyetler olarak ayırmak ile birlikte bazı maliyet unsurlarının birden fazla başlığa da temas etmesi mümkündür. Örneğin finansal başarısızlık neticesinde ortaya çıkan iş kayıpları ekonomik, sosyal ve politik maliyetleri de barındırmaktadır. Ancak genel hatları ile sosyal maliyetler işçilerin işsiz kalmasına ve maddi güvencesizlik yaşaması, gelir kaynaklarının kaybolması, sosyal huzursuzluğun artması, aile içi

sorunlara yol açması, kişilerin kendilerine olan güvenini sarsması, psikolojik sorunlara yol açması, insanların toplumdan dışlanması ve yoksullaşmasına neden olabilmektedir. İşletmeler açısından da itibar ve güven kaybı sosyal maliyetler arasında sayılmaktadır. Finansal başarısızlığın ekonomik maliyetleri oldukça büyük olabilmektedir. İşletmelerin iflası veya finansal zorlukları, çalışanları etkileyen iş kayıplarına ve tedarik zincirinde kesintilere neden olmasının yanı sıra ekonomik büyümeyi olumsuz etkileyerek milli gelirin azalmasına ve ülke genelinde ekonomik durgunluğa yol açabilir. Finansal başarısızlıklar ayrıca bankaların ve diğer finansal kurumların sorunlar yaşamasına ve güven krizlerine yol açmaktadır. Banka kredilerinin azalmasına ve işletmelerin sermaye eksikliği nedeniyle büyümelerinin veya yatırım fırsatlarının kaçırılmasına sebep olabilmektedir. Politik maliyetler açısından bakıldığında istikrarsızlık ve sosyal huzursuzluğa yol açarak finansal krizlere zemin hazırlaması, hükümetin kamu hizmetlerini sürdürme yeteneğini zorlaması, toplumdaki sosyal ve ekonomik eşitsizlikleri derinleştirerek sosyal hoşnutsuzluğu artırması gibi durumlar yer almaktadır.

Başarısızlık nedeniyle ortaya çıkabilecek maliyetlere bakıldığında bu durumun çok sayıda muhatabı görülmektedir. Her biri için finansal başarısızlığın önceden tespit edilerek bu maliyetlere önlemek veya en aza indirmek hayati öneme sahiptir. Bu amaçla uzun zamanlardan beri finansal başarısızlık öngörü modelleri geliştirilmiş ve her geçen gün teknolojik ve istatistiksel yenilikler ışığında çalışılmaya devam etmektedir. Finansal başarısızlık tahminleri erken müdahale ile düzeltici eylemler geliştirerek finansal zorlukları kritik hale gelmeden önlemesine yardımcı olabilmesi adına işletme yönetimleri açısından kritik öneme sahiptir. Yatırımcılar açısından öngörü modelleri potansiyel riskleri ve uyarı işaretlerini belirlemeleri ve yatırımlarını potansiyel finansal kayıplara karşı korumak için harekete geçmelerine yardımcı olmaları sebebiyle önem arz etmektedir. Öngörü modelleri, alacaklılar ve kredi verenler için finansal risklerin tespit edilmesi, azaltılması, önlem alınması ve finansal istikrarın sağlanması bakımından önemlidir. Son olarak devlet ve düzenleyici kurumlar bakımından öngörü modelleri finansal istikrarın korunması, finansal krizlerin önceden belirlenmesi, sektördeki rekabet ve iş birliklerinin düzenlenmesi, sistematik risklerin gelişmesini önleyici adımlar atılması gibi konularda önemli bir yer teşkil etmektedir.

Finansal başarısızlık alanında ulusal ve uluslararası literatürde çok sayıda çalışma yer almaktadır. 1960'lı yıllarda başlayan çalışmalarda dönemin mevcut yöntemleri ile

finansal başarısızlık modelleri oluşturulmuştur. Daha sonrasında gerek kullanılan yöntemlerin gerekse de verilerin yetersizliği bu alanda çalışmaların çeşitlendirilerek artmasına sebep olmuştur. Tek değişkenli modellerden çok değişkenli modellere, basit istatistiksel yöntemlerden makine öğrenme yöntemlerine varan geniş yelpazede çalışmalar yapılmıştır. Alandaki çalışmalarda 1990 öncesinde finansal açıdan başarısız ve başarısız olmayan işletmeler karşılaştırılarak ortak unsurlara odaklanan tek zamanlı statik modeller bulunurken, sonrasında ise işletmelerin herhangi bir zamanda riskini belirlemeyi amaçlayan daha dinamik çalışmalar bulunmaktadır (Kulalı, 2014). Bu alanda yapılan tüm çalışmalar incelendiğinde bazı noktalarda sorunlar göze çarpmaktadır. İlk olarak alanda ortak birliğe varılmış bir finansal başarısızlık tanımı bulunmamaktadır. Çalışmaların bir kısmında iflas etme veya iflas başvurusu yapma durumu finansal başarısızlık olarak değerlendirilirken bir kısmında ise iflasın finansal başarısızlık sürecinin sonucu olması sebebiyle bu şekilde değerlendirilememesi gerektiği eleştirisi yer almaktadır. Sonuç olarak literatürde üzerinde anlaşılan finansal başarısızlık tanımı, modeli ve yöntemi olmaması araştırmacıları bu alanda çalışmaya iten sebeplerin başında gelmektedir. Bu durumun haricinde bugüne kadar yapılan çalışmalarda sektörlerin kendine ait dinamiklerin göz ardı edilmesi ve kısmi temsil ile yapılan çalışmaların yetersizliği bu çalışma için ilave motivasyon sağlamıştır.

Bu alanda yapılan çalışmaların büyük çoğunluğu borsalarda faaliyet gösteren işletmeler üzerinden yapılmaktadır. İlgili borsada az sayıda bulunan işletmeler kullanılarak yapılan çalışmaların sektörleri temsil etmesi yetersiz kalmaktadır. Dolayısıyla hem sektörel dinamikleri barındıran hem de daha nitelikli ve temsil gücü yüksek veriler ile çalışarak sektöre özgü finansal başarısızlık öngörü modelleri oluşturulması hedeflenmiştir. Bu bağlamda TÜİK ile yapılan protokol çerçevesinde 17 farklı sektörde faaliyet gösteren altı milyondan fazla gözlem barındıran veri seti ile çalışılmıştır. Çalışma kapsamında 17 sektör, 4 finansal başarısızlık tanımı, 46 finansal oran, 3 değişken azaltma yöntemi, 4 sınıflandırma yöntemi ve 7 performans ölçütü kullanılarak her sektör için bir adet finansal başarısızlık öngörü modeli oluşturulmuştur. Modellerin tercihi noktasında tanımların sınıflandırma yöntemi ile elde edilen performans ölçütleri baz alınarak en yüksek başarıya sahip olanları seçilmiştir. Ekonometrik ve istatistiksel açıdan bağımlı değişkeni aynı olmayan modellerin kıyaslanması uygun değildir. Dolayısıyla yöntemlerin aynı tanım içinde kıyaslanması söz konusu iken tanımların kendi aralarında kıyaslanması uygun olmamaktadır. Sektörlere özgü tercih

edilen modellerde diğer tanımların da kullanılması söz konusu olmakla birlikte yüksek başarıda sınıflandırmaya tabi olan modelin sektör temsili için seçildiği göz önünde bulundurulmalıdır.

Sektörlere özgü finansal başarısızlık öngörü modelleri ve bunlara ilişkin sayısal bilgiler uygulama kısmında yer almaktadır. Çalışmanın genel sonuçları bakımından değerlendirme yapıldığında 17 sektör için düzenlenen finansal başarısızlık tanımlarına bakıldığında koşulları itibariyle diğerlerine nazaran daha katı olan FBT_4 tanımı 11 sektörde seçilirken FBT_2 ve FBT_3 tanımları 3 sektörde seçilmiştir. FBT_1 tanımı herhangi bir sektörde öngörü modelinde temsil için seçilmemiştir. Bu durum diğer üç tanımda da yer alan net işletme sermayesinin finansal başarısızlık tanımlamada aldığı rolü ve etkiyi de göstermektedir. Altman, Beaver, Springate, Fulmer ve daha birçok çalışmada net işletme sermayesi kavramını içeren oranlar modellerde kullanılmıştır. Tanımların tüm sektörlerdeki doğruluk oranlarının ortalamasına bakıldığında FBT_4 tanımı en yüksek orana sahiptir. Aynı zamanda F1, MCC, CUI, FMI ve CMI ölçütlerinde de en yüksek orana sahiptir. Tanımların genel performansına bakıldığında ortalama %95.7 doğruluk oranı, %98.1 hassasiyet oranı, %95.8 F1, %91.6 MCC, %91.7 CUI, %95.8 FMI ve %91.9 CMI skorları elde edilmiştir. Sektörler için seçilen tanımların ortalama değerleri ise %96.8 doğruluk oranı, %98.6 hassasiyet oranı, %96.8 F1, %93.7 MCC, %93.7 CUI, %96.8 FMI ve %93.9 CMI olarak hesaplanmıştır. Dolayısıyla gerek tanımların gerekse de yöntemlerin analize tabi tutuldukları sektöre ilişkin yüksek performansı ve bağlılıkları tespit edilmiştir.

Sektörlere özgü finansal başarısızlık öngörü modellerinde kullanılan yöntemler bakımından genel değerlendirme yapıldığında ise RF yönteminin çok net biçimde üstün performansı dikkat çekmektedir. Sektörlerdeki tüm tanımlar baz alındığında RF yöntemi %95.6 doğruluk, %98 hassasiyet, %95.8 F1, %91.6 MCC, %91.6 CUI, %95.8 FMI ve %91.9 CMI skorları elde etmiştir. Ölçütler ortalamalarına bakıldığında RF yöntemi %94.3 ile ilk sırada yer alırken ikinci KNN %89.2, üçüncü LR %81.7 ve sonuncu sırada ANN %78.3 oranı ile sıralanmıştır. Dolayısıyla sektörler tarafından seçilen tanımlar ve modellerin tamamı RF yöntemi ile gerçekleştirilen sınıflandırma tahminlerinden oluşturulmuştur.

Sektöre özgü başarısızlık modellerinin hangi şartlarda seçildiği sürecinden sonra modele ilişkin genel değerlendirmede finansal oranlara bakılmaktadır. Sektörlerden

üçünde 5 finansal orandan oluşan öngörü modeli elde edilirken, dördünde 6, dördünde 7, beşinde 8 ve sadece birinde 9 finansal oran yer almıştır. Tüm sektörlerin öngörü modellerinde yer alan toplam oran sayısı 116'dır. Bu oranların 62 adedi kârlılık, 25 adedi finansal yapı, 21 adedi devir hızı ve 8 adedi likidite oranı türündendir. Oran türü çeşitliliğine bakıldığında Madencilik ve Taş Ocakçılığı (B), İmalat (C), Elektrik, Gaz, Buhar ve İklimlendirme Üretimi ve Dağıtımı (D), İnşaat (F), Ulaştırma ve Depolama (H), Konaklama ve Yiyecek Hizmeti Faaliyetleri (I), Mesleki, Bilimsel ve Teknik Faaliyetler (M) ve Kültür, Sanat, Eğlence, Dinlenme ve Spor (R) olmak üzere 8 sektörün öngörü modelinde 4 oran türünden de oranlar yer almaktadır. Sadece Tarım, Ormancılık ve Balıkçılık (A) ve Su Temini; Kanalizasyon, Atık Yönetimi ve İyileştirme (E) sektörlerine ait öngörü modellerinde kârlılık ve finansal yapı oranları yer almaktadır. Öte yandan Toptan ve Perakende Ticaret (G), Bilgi ve İletişim (J), Gayrimenkul Faaliyetleri (L), İdari ve Destek Hizmet (N), Eğitim (P), İnsan Sağlığı ve Sosyal Hizmet (Q) ve Diğer Hizmet Faaliyetleri (S) sektörlerinde likidite haricindeki diğer üç oran türünden de oran barındırmaktadır. Finansal oranların modeller içindeki dağılımına bakıldığında ROE olan KO_1 ve ROS olan KO_9 tüm sektörlerin öngörü modelinde yer almıştır. ROA olan KO_4 ise sadece G sektörüne ait modelde yer almayıp diğer 16 sektörün modelinde bulunmuştur. Finansal yapı oranlarından Duran varlık/Devamlı sermaye ile ölçülen FY_11 oranı da sadece Toptan ve Perakende Ticaret (G) sektöründe bulunmayıp diğer 16 sektörün modelinde yer almıştır. Devir hızı oranlarından net işletme sermayesi devir hızı olan DH_4 oranı 12 farklı sektörün öngörü modelinde bulunmuştur. Likidite oran türünden cari oran (LO_1) 8 sektörün modelinde yer almıştır. Her ne kadar geniş finansal oran çeşitliliği analizlere katılsa da 32 adet finansal oran herhangi bir sektörün öngörü modelinde yer almamıştır. Bu oranlardan bazıları (FY_2-FY_1, KO_1-KO_2, KO_3-KO_4, KO_8-KO_10) hesaplanışı itibariyle birbirleriyle doğrusal ilişkileri nedeniyle korelasyon analizi sonucunda sınıflandırma sürecine girmeden veri setlerinden çıkarılmıştır. Oran türü açısından bakıldığında 14 adet kârlılık oranından 6 adedi (KO_1, KO_3, KO_4, KO_5, KO_7, KO_9), 8 devir hızı oranından 3 adedi (DH_4, DH_5, DH_6), 17 finansal yapı oranından 5 adedi (FY_7, FY_10, FY_11, FY_16, FY_17) ve 8 likidite oranından sadece 1 adedi (LO_1) modellerde yer almıştır. Genele bakıldığında analizlere 46 finansal oran ile başlanmasına karşın modellerde kullanılan toplam 15 finansal oran tespit edilmiştir.

Sektörlerin kendine özgü modelleri ile ilgili yorum ve açıklamalar sektöre ait başlıkların altında yer aldığı için bu kısımda genel değerlendirmelere yer verilmiştir. Sektörlerin 2009-2019 yılları arasındaki yıllık bilançolardan elde edilen sektör ortalamalarına ait tablo eklerde yer almaktadır. Araştırmanın motivasyonu olan sektörlerin birbirlerinden farklı dinamiklere sahip olması ve bu durumun finansal başarısızlık öngörü modellerine yansımaya olasılığı bu kısımda değerlendirilmektedir. Kârlılık oranları ile finansal başarısızlık tanımları arasındaki ilişkinin pek çok çalışmada tespit edilmesi ve çalışma kapsamındaki tüm sektörlerin öngörü modellerinde kârlılık oranlarının yer alması sebebiyle daha çok kârlılık oranı dışında kalan oranlar yorumlanmıştır. Dönen varlıkları aktif toplamına oranı %60'ı geçen İmalat (C), İnşaat (F), Toptan ve Perakende Ticaret (G) ve Diğer Hizmet Faaliyetleri (S) sektörlerinde kârlılık oranları dışında net çalışma sermayesi devir hızı modellerde yer almıştır. Bu sektörlerin ortak yanı yüksek dönen varlık oranına sahip olmalarının yanı sıra aynı zamanda yüksek KVKYK oranına da sahip olmalarıdır. Bu durumun bir sonucu olarak dönen varlıklardan KVKYK'nın çıkarılması ile hesaplanan net işletme sermayesine ait devir hızının (DH_4) bu sektörlerin öngörü modelinde olması beklenen bir durumdur. Öte yandan duran varlıkların aktif toplamına oranı %60 üzeri olan Elektrik, Gaz, Buhar ve İklimlendirme Üretimi ve Dağıtım (D), Ulaştırma ve Depolama (H), Konaklama ve Yiyecek Hizmeti Faaliyetleri (I), Bilgi ve İletişim (J), Gayrimenkul Faaliyetleri (L), Mesleki, Bilimsel ve Teknik Faaliyetler (M) ve Kültür, Sanat, Eğlence, Dinlence ve Spor (R) sektörlerinde kârlılık oranları haricinde ortak olarak Duran varlık/Devamlı sermaye oranı yer almaktadır. Bu sektörlerin duran varlık oranı haricinde UVYK ve öz kaynak toplamından elde edilen devamlı sermaye oranı ortaklıkları da söz konusudur. Bu sektörlerden Kültür, Sanat, Eğlence, Dinlence ve Spor (R) sektörü haricinde diğer sektörlerin devamlı sermaye oranı %65'in üzerindedir. Duran varlıkların devamlı sermayeye oranlanması ile elde edilen FY_11 oranının bu sektörlerin öngörü modellerinde yer alması sektör yapısının bir yansıması olarak değerlendirilmektedir. Bir başka genel değerlendirme de düşük öz kaynak oranına sahip İnşaat (F), İdari ve Destek Hizmet (N), Eğitim (P), Kültür, Sanat, Eğlence, Dinlence ve Spor (R) ve Diğer Hizmet Faaliyetleri (S) sektörleri üzerinden gerçekleştirilmektedir. Bu sektörlerin öngörü modellerinde kârlılık oranları haricinde net işletme sermayesi devir hızı (DH_4) ve duran varlık/devamlı sermaye oranı (FY_11) ortaktır. Düşük öz kaynak oranlarının yanı sıra yüksek dönen varlık ve %50'ye yakın devamlı sermaye benzerlikleri bu oranların öngörü

modelinde beraber bulunmasına olanak sağlamıştır. Öte yandan öz kaynakların pasif toplama oranı %40'ın üzerinde olan Madencilik ve Taş Ocakçılığı (B), Bilgi ve İletişim (J) ve Mesleki, Bilimsel ve Teknik Faaliyetler (M) sektörlerine ait finansal başarısızlık öngörü modellerinde kârlılık oranları haricinde net işletme sermayesi devir hızı (DH_4) ortaklığı söz konusudur. Bu sektörlerin tümünde dönen varlıkların oranı duran varlıkların oranından az iken KVKYK oranı UYVK oranından daha yüksektir. Bu dağılımın net işletme sermayesini kritik bir duruma getirmesi bu oranın öngörü modelinde olmasını değerli hale getirmektedir.

Sektöre özgü modellerde ortak finansal oranların varlığı ne kadar önemli ve değerli ise nadir olan oranların da belirli şartlar altında modellerde yer alması sektöre özgü kavramını desteklemesi hususunda aynı derecede önemli ve değerlidir. Maddi duran varlık devir hızı (DH_5) oranı sadece İmalat (C) ve Toptan ve Perakende Ticaret (G) sektörlerine ait modellerde yer almıştır. Bu iki sektöre ait genel ortalamalara bakıldığında bu oran Toptan ve Perakende Ticaret (G) sektöründe %13.53, İmalat (C) sektöründe ise %4.02 oranında tespit edilmiştir. Bu oranlar tüm sektörlerin ortalamaları alındığında ortalamanın üstünde olan değerlerdir. Hatta sektörler ortalamasının çok üstünde yer alan Toptan ve Perakende Ticaret (G) sektörüne ait modelde sadece DH_5 oranı değil maddi duran varlık hesabı içeren FY_7 oranı da yer almaktadır. Öte yandan maddi duran varlıkların öz kaynaklara oranlanması ile hesaplanan FY_7 oranı Tarım, Ormancılık ve Balıkçılık (A), Madencilik ve Taş Ocakçılığı (B), Toptan ve Perakende Ticaret (G) ve Mesleki, Bilimsel ve Teknik Faaliyetler (M) sektörlerine ait öngörü modellerinde yer almıştır. Bu sektörler bakıldığında Toptan ve Perakende Ticaret (G) haricinde sektörler ortalamasının üzerinde öz kaynak/ aktif toplamı oranına sahiptirler. Bunun bir sonucu olarak da FY_7 oranı bu dört sektörde sektörler ortalamasının altında kalmıştır. Bu dengeyi gözetmesi açısından FY_7 oranının bu modellerde yer alması önem arz etmektedir. Maddi duran varlıkların aktif toplamına oranlanması ile hesaplanan FY_17 oranı sadece Elektrik, Gaz, Buhar ve İklimlendirme Üretimi ve Dağıtım (D) sektörü modelinde yer almıştır. Orana ait sektörler ortalamasına bakıldığında en yüksek üçüncü sektör konumundadır. Bu durum sektöre özgü finansal başarısızlık modeline de yansımıştır. Oranların birbirleri ile etkileşimi de göz önüne alındığında bazı oranların modellerde ağırlıkla bazılarının da nadiren yer alması söz konusu olmaktadır. Bu oranların haricinde KO_7, FY_10 ve FY_16 oranları sadece ikiye sektörüne ait öngörü modellerinde yer almıştır. Ancak bu oranların modellerde yer alan diğer oranlar ile

etkileşimi ve sektörün iç dinamikleri bakımından bu oranların önemi bu tez kapsamında değerlendirilmediği için model içindeki varlıklarına dair yorum daha sonraki çalışmalara bırakılmıştır.

Finansal başarısızlık öngörü modeli çalışmalarının çok sayıda kısıtı yer almaktadır. Çalışmada tercih edilen çalışma periyodu, finansal filtrelemeler, finansal oranlar, değişken azaltma yöntemleri, aykırı değer tespit yöntemi, finansal başarısızlık tanımları, dengeli örneklem seçimi, sınıflandırma yöntemleri ve performans ölçütleri çalışmanın kısıtlarını oluşturmaktadır. Ancak bazı uygulamalar bu kısıtları aşmada veya en aza indirgemedi yardımcı olmuştur. Veri kalitesini artırmak adına 6 adet finansal filtre kullanılması, TCMB tarafından sunulan 46 finansal oranın tamamının hesaplamalara katılması, üç farklı değişken azaltma tekniğinden elde edilen sonuçlar ile model kurulması, karşılaştırmalı aykırı değer analizi yapılması, dört farklı finansal başarısızlık tanımı oluşturulması, dengeli örneklemelerin on kez rassal biçimde seçilip işleme alınması, dört farklı sınıflandırma yöntemi kullanılması ve bu yöntemlerden elde edilen sonuçların yedi ölçüt tarafından değerlendirilmesi gibi uygulamalar ile çalışma kısıtının asgari düzeye indirilmesi hedeflenmiştir. Son olarak, sektöre özgü modellerde en başarılı yöntem bir makine öğrenme yöntemi olması ve sonuca dair katsayılar sunmamasına karşın bu kısıtı azaltmak adına basit ve kolay biçimde hesaplanabilen ve doğruluk oranı paylaşılan yöntemle ilişkin model de sunulmuştur.

Pek çok finansal başarısızlık öngörü modeli çalışmasının en büyük kısıtı verilerdir. Gerek işletme sayıları gerek çalışma periyodu bu tür çalışmalarda yeterli düzeyde kullanılamamaktadır. Literatürde yer alan çalışmaların büyük çoğunluğu veri sorunundan dolayı ulusal ve uluslararası borsalarda faaliyet gösteren işletmeler ile yapılmaktadır. Bu durum sektörel bazlı çalışmalarda kullanılan işletmelerin sektörü temsil yeteneğini sınırlı kılmaktadır. Dolayısıyla bu çalışma veri kısıtını en yüksek düzeyde aşma ve ihtisaslaşma konusunda önem arz etmektedir. Çalışma 17 farklı sektör için elde edilebilecek en geniş veri seti ile yapılmıştır.

İşletmeler faaliyet dönemleri sonunda elde edilen mali tablolardan birtakım çalışmalar yaparak hem geçmiş dönemin performanslarını değerlendirip hem de gelecekte alınacak pozisyonlara ilişkin ipuçları elde ederler. İşletmeler için dünden ziyade yarın daha büyük önem arz etmektedir. İşletmelere hem sektör içindeki performanslarının değerlendirmesinde hem de gelecekte karşılaşmaları muhtemel finansal başarısızlıkları

önceden tahmin etmede çalışmada yer alan model katkı sunmaktadır. Benzer şekilde işletmelere kredi sağlayan kurumların işletmeyi değerlendirmede kullanacağı güvenilir bir kaynak olması söz konusudur. Modelden elde edilen skorlar bir sektör ortalaması elde etmede ve işletmelerin durumlarını bu skorlar üzerinden değerlendirme noktasında katkı sunmaktadır. Bu durum aynı zamanda sektör içi rekabetin artırılmasına olanak sağlamaktadır. Mikro düzeyde sağladığı katkıların yanı sıra makro ölçekte de işletmelerin gelecekte yaşayabileceği finansal başarısızlıkları önceden tahmin etmesi ve gerekli düzenlemeleri yapması ile ülke ekonomisine hem istihdam hem de üretim anlamında katkı sağlamayı sürdürmesi imkânı elde edilmektedir. Sektörlerin sadece kendi iç dinamiklerinin analiz edilerek modellenmesi ve yüksek oranda başarılı performans göstermeleri sonucunda bu çalışmada yer alan filtreler, kullanılan yöntemler ve modellerin bir bütün olarak literatüre katkısı sağlanması hedeflenmiştir.

Çalışmanın kısıtları aynı zamanda gelecekte yapılacak çalışmaların da motivasyonu olmaktadır. Yukarıda bahsedilen kısıtların ortadan kaldırılması veya farklılaştırılması ile pek çok farklı çalışmanın yapılmasına imkân tanımaktadır. Gelecek çalışmalarda burada kullanılan tanım ve yöntemlerin alt sektörlerle uygulanması veya sektör içindeki farklı büyüklükteki işletmelerde uygulanması söz konusu olabilir. Aynı sektörlerde farklı finansal başarısızlık tanımları ve finansal oranların kullanıldığı çalışmalar yapılması da mümkündür. Mevcut finansal oranların yanı sıra sektör ve piyasa dinamiklerini yansıtan başka ekonomik veya sosyal değişkenlerin eklenmesi, kullanılan değişken azaltma ve sınıflandırma yöntemlerinin farklılaştırılması ile literatüre katkı sağlanması muhtemeldir.

KAYNAKÇA

- Acosta-González, E., & Fernández-Rodríguez, F. (2014). Forecasting financial failure of firms via genetic algorithms. *Computational Economics*, 43, 133-157.
- Açıkgöz, E. (2012). Finansal sıkıntıyı belirleyen faktörlerin tespiti: İMKB imalat sektörü uygulaması. Bülent Ecevit Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü.
- Akaike, H. (1973) Information theory and an extension of the maximum likelihood principle. in Petrov, B.N. and Csaki, F., Eds., International Symposium on Information Theory, 267-281.
- Aker, Y. (2021). Finansal Başarısızlık tahmininde makine öğrenmesi yöntemlerinin kullanımı. Giresun Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü.
- Akgüç, Ö. (2010). *Finansal yönetim* (8 b.). İstanbul: Avcıol Basımevi.
- Akkoç, S. (2007). Finansal başarısızlığın öngörülmesinde sinirsel bulanık ağ modelinin kullanımı ve ampirik bir çalışma. Kütahya: Dumlupınar Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü.
- Aksoy, B. (2018). İşletmelerde finansal başarısızlık tahmininde veri madenciliği yöntemlerinin karşılaştırılması: BİST’de Bir Uygulama. Kayseri: Erciyes Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü.
- Aktan, S. (2012). Early warning system for bankruptcy: bankruptcy prediction. Karlsruhe: Karlsruhe Institute of Technology.
- Aktaş, R. (1993). *Endüstri işletmeleri için başarısızlık tahmini: Çok boyutlu model uygulaması*. Ankara: Türkiye İş Bankası Kültür Yayınları.
- Aktaş, R. (2003). Mali başarısızlığın öngörülmesi: İstatiksel yöntemler ve yapay sinir ağı karşılaştırılması. *Ankara Üniversitesi SBF Dergisi*, 58(4), 1-24.
- Altaş, D., & Giray, S. (2005). Mali başarısızlığın çok değişkenli istatistiksel yöntemlerle belirlenmesi: Tekstil sektörü örneği. *Sosyal Bilimler Dergisi*, 5(2), 13-28.
- Altınöz, U. (2013). Bankaların finansal başarısızlıklarının yapay sinir ağı modeli çerçevesinde tahmin edilebilirliği. *Dokuz Eylül Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 28(2), 189-217.

- Altman, E. I. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The Journal of Finance*, 23(4).
- Altman, E. I. (1984). A Further empirical investigation of the bankruptcy cost question. *Journal of Finance*, 1067-1089.
- Altman, E., & Hotchkiss, E. (2005). *Corporate financial distress and bankruptcy: predict and avoid bankruptcy, analyze and invest in distressed debt*. (3 b.). New York. John Wiley & Sons.
- Ang, J. S., Chua, J. H., & McConnell, J. J. (1982). The Administration cost of corporate bankruptcy: A note. *Journal of Finance*, 219-226.
- Arslan, S. (2019). Finansal başarısızlıkların Altman Z skor ve Gri ilişkisel analiz yöntemi ile tespit edilmesi: Metal ana sanayiinde bir uygulama. Bursa: Uludağ Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü.
- Atallah, D. M., Badawy, M., & El-Sayed, A. (2019). Intelligent feature selection with modified K-nearest neighbor for kidney transplantation prediction. *SN Applied Sciences*. doi:10.1007/s42452-019-1329-z
- Atiya, A. (2001). Bankruptcy prediction for credit risk using neural networks: A survey and new results. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 12(4), 929-935.
- Avcı, N. (1988). *Bütçe ve Para Politikalarının Makroekonomik Etkileri, Devlet Bütçe Uzmanlığı Araştırma Raporu*. Ankara: Maliye ve Gümrük Bakanlığı Bütçe ve Mali Kontrol Genel Müdürlüğü.
- Aydın, N., Başar, M., & Çoşkun, M. (2015). *Finansal yönetim*. Ankara: Detay Yayıncılık.
- Ayvaz Taşpınar, S. (2006). *İcra – iflas hukukunda yeniden yapılandırma*. Ankara: Yetkin Yayınları.
- Bakhshiyev, İ. (2009). Bankalarda mali başarısızlık tahmini ve örnek bir uygulama. İzmir: Dokuz Eylül Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü.
- Bankacılık Kanunu. (2005). Resmi Gazete. <https://www.mevzuat.gov.tr/mevzuatmetin/1.5.5411.pdf> adresinden alındı

- Banque de France. (2010). *The economic impact of business failures*. Quarterly Selection of Articles. https://publications.banque-france.fr/sites/default/files/medias/documents/quarterly-selection-of-articles_17_2010-spring.pdf adresinden alındı
- Beaver, W. H. (1966). Financial ratios as predictors of failure. *Journal of Accounting Research*, 4, 71–111.
- Benli, Y. (2005). Bankalarda mali başarısızlığın öngörülmesi lojistik regresyon ve yapay sinir ağı karşılaştırılması. *Gazi Üniversitesi Endüstriyel Sanatlar Eğitim Fakültesi Dergisi*, 16, 31-46.
- Betker, B. (1997). The Administrative cost of debt restructuring: Some recent evidence. *financial Management*, 26(4), 56-68.
- Bihari, A., Tripathi, S., & Deepak, A. (2019). Gene Expression analysis using clustering techniques and evaluation indices. 2. *International Conference on Advanced Computing & Software Engineering*. Uttar Pradesh, India. <https://ssrn.com/abstract=3350332> adresinden alındı
- Botheras, D. (1979). Use of A business failure prediction model for evaluating potential and existing credit risk, M.B.A. Research Project. Simon Fraser University.
- Bouwens, J., & Abernethy, M. A. (2000). The consequences of customization on management accounting system design. *Accounting, Organizations and Society*, 25(3). doi:10.1016/S0361-3682(99)00043-4
- Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine Learning*, 45, s. 5-32. doi:doi.org/10.1023/A:1010933404324
- Brigham, E. F., Gapenski, L. C., & Ehrhardt, M. C. (1998). *Financial management: Theory and practice*. USA: South-Western College Pub.
- Büyükarıkan, B. & Büyükarıkan, U. (2018). Kimya sektörü işletmelerinde finansal başarısızlığın tahmini. *Hacettepe Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 36 (3), 29-50 . DOI: 10.17065/huniibf.290670
- Canbaz, M. (1998). Erken uyarı göstergeleri olarak finansal oranlar ve çok degiskenli model önerisi Doktora Tezi. Sivas: Cumhuriyet Üniversitesi, SBE.
- Cansen, E. (2003). Batan firmalar. *Hürriyet*. <https://www.hurriyet.com.tr/batan-firmalar-125340> 1 Şubat 2003 adresinden alındı

- Ceylan, A. (1993). *İşletmelerde finansal yönetim*. Bursa: Ekin Kitabevi Yayınları.
- Ceylan, A., & Korkmaz, T. (2015). *İşletmelerde finansal yönetim*. Bursa: Ekin Yayınevi.
- Choueiry, G. (2019). Quantifying Health: <https://quantifyinghealth.com/stepwise-selection/> adresinden alındı
- Christmann, P. (2004). Multinational companies and the natural environment: determinants of global environmental policy. *Academy of Management Journal*, 47(5), s. 747-760.
- Civan, M., & Dayı, F. (2014). Altman Z skoru ve yapay sinir ağı modeli ile sağlık işletmelerinde finansal başarısızlık tahmini. *Akademik Bakış Dergisi*(41).
- Cutler, D., Edwards, T., Beard, K., Cutler, A., Hess, K., Gibson, J., & Lawler, J. (2007). Random forests for classification in ecology. *Ecology*, 88(11), s. 2783-2792. doi:10.1890/07-0539.1
- Çavuş, G., & Başar, A. B. (2020). Finansal başarısızlık durumunun öngörülmesinde nakit akış bilgilerinin rolü. *Muhasebe Bilim Dünyası Dergisi*, 22 Özel Sayı, 292-318. doi:10.31460/mbdd.647542
- Çelik, K. M. (2009). Finansal başarısızlık tahmin modellerinin İMKB'deki Firmalar için karşılaştırmalı analizi. Karadeniz Teknik Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü.
- Çoban, Y. (2018). *İşletme iktisadı* (2 b.). İstanbul: On İki Levha Yayıncılık.
- Deakin, E. B. (1972). A Discriminant analysis of predictors of business failure. *Journal of Accounting Research*, 10(1), 167-179. doi:10.2307/2490225
- Demirhan, H. (2021). Borsa İstanbul'da işlem gören sanayi işletmelerinin finansal başarısızlıklarının öngörülmesi: 2007-2019. Ankara: Ankara Üniversitesi Sosyal Bilimler Fakültesi.
- du Jardin, P. (2009). Bankruptcy prediction models: How to choose the most relevant variables. *Bankers, Markets & Investors*(98), s. 39-46.
- Dünya Bankası. (2022). *World Development Report 2022*. The economic impacts of the COVID-19 crisis. World Bank. <https://www.worldbank.org/en/publication/wdr2022/brief/chapter-1-introduction-the-economic-impacts-of-the-covid-19-crisis> adresinden alındı

- Edmister, R. O. (1972). An Empirical test of financial ratio analysis for small business failure prediction. *The Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 7(2), 1477-1493. doi:10.2307/2329929
- Ergin, H., Çetinoğlu, T., & Kurnaz, N. (2008). Risk odaklı iç denetim: Türkiye'nin 500 büyük sanayi işletmesinde ampirik bir değerlendirme. *Muhasebe ve Denetime Bakış*(26), s. 17-36.
- Esin, F. (2015). Liquidity and financial flexibility using the cash flow statement. *The WEI International Academic Conference Proceedings*, (s. 109-113). Viyana.
- Everett, J., & Watson, J. (1998). Small business failure and external risk factors. *Small Business Economics*, 11(4), s. 371-390.
- Fausett, L. V. (1994). *Fundamentals of neural networks: Architectures, algorithms, and applications*. New Jersey: Prentice-Hall.
- Foster, G. (1986). *Financial statement analysis* (2 b.). New Jersey: Prentice-Hall, Englewood Cliffs,.
- Frade, C., & Lopes, C. A. (2009). Overindebtedness and financial stress: A comparative study in Europe. Ed.:J. Niemi, I. Ramsay, & W. Whitford, *Consumer credit, debt and bankruptcy: Comparative and international perspectives*. Oxford: Hart Publishing.
- Frederikslust, R. (1978). *Predictability of corporate failure*. Leiden, The Netherlands: Martinus Nijhoff Social Sciences Division.
- Fulmer, J. G., Moon, J. E., Gavin, T. A., & Erwin, M. (1984). A bankruptcy classification model for small firms. *Journal of Commercial Bank Lending*, 66(11), 25-37.
- Gepp, A., Kumar, K., & Bhattacharya, S. (2010). Business failure prediction using. *Journal of Forecasting*, 29(6), 536-555.
- Gilson, S. C. (1989). Management turnover and financial distress. *Journal of Financial Economics*, 25(2), 241-262.
- Gilson, S., John, K., & Lang, L. (1990). Troubled debt restructurings: An Empirical study of private reorganisation of firms in default. *Journal of Financial Economics*(27), 315-353.

- Gordon, R. H., & Shoven, J. B. (1982). Interest rates, inflation, and corporate financial policy. *Brookings Papers on Economic Activity*, 13(2), s. 461-491.
- Gort, M., & Klepper, S. (1982). Time paths in the diffusion of product innovation. *Economic Journal*(92), 630-953.
- Göktan, E. (1981). Muhasebe oranları yardımıyla ve diskriminant analiz tekniği kullanarak endüstri işletmelerinin mali başarısızlığının tahmini üzerine ampirik bir araştırma, Doçentlik Tezi.
- Gör, Y. (2019). Finansal başarısızlık üzerine bir araştırma: BİST-100 örneği. *Uluslararası Yönetim ve Sosyal Araştırmalar Dergisi*, 6(11), s. 137-144.
- Gujarati, D. N., & Porter, D. C. (2009). *Basic econometrics* (5 b.). New York: The McGraw-Hill Series.
- Güdücü, M. (2023). <https://www.parasut.com>. <https://www.parasut.com/blog/sirket-kapatmak-adresinden-alindi>
- Gürçal, S. (2018). *Finansal sektöre olan borçların yeniden yapılandırılmasında Yeni İstanbul Yaklaşımı*. İstanbul: Özgün Law. <https://www.ozgunlaw.com/makaleler/finansal-sektore-olan-borclarin-yeniden-yapilandirilmasinda-yeni-istanbul-yaklasimi-440-adresinden-alindi>
- Güriş, S., Çağlayan Akay, E., Ün, T., & Kızıllarslan, Ş. (2017). Multivariate probit modeli ile finansal başarısızlığın yeniden incelenmesi:Borsa İstanbul Örneği. *Social Sciences Research Journal*, 6(3), 199-210.
- Güvenek, B. (2009). Devletin regülasyonlar yoluyla piyasalara müdahalesi ve Türkiye enerji piyasaları. *Sosyal Ekonomik Araştırmalar Dergisi*, 9(18), s. 45-62. dergipark.org.tr/en/pub/susead/issue/28417/302547. adresinden alındı
- Iban, M., & Şentürk, E. (2022). Machine learning regression models for prediction of multiple ionospheric parameters. *Advances in Space Research*, 69(3), s. 1319-1334.
- İçerli, M. Y., & Akkaya, G. C. (2006). Finansal açıdan başarılı olan işletmelerle başarısız olan işletmeler arasında finansal oranlar yardımıyla farklılıkların tespiti. *Atatürk Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi*, 20(1), s. 413-421. <https://dergipark.org.tr/tr/pub/atauniiibd/issue/2689/35366> adresinden alındı

- Jo, H., Han, I., & Lee, H. (1997). Bankruptcy prediction using case-based reasoning, neural networks, and discriminant analysis. *Expert Systems with Applications*, 13(2), 97-108. doi:10.1016/S0957-4174(97)00011-0
- Kabalıcı, E. (2014). Yapay sinir ağları, ders notu. <https://ekblc.files.wordpress.com/2013/09/ysa.pdf> adresinden alındı
- Karacan, S., & Savcı, M. (2011). Kriz dönemlerinde işletmelerin mali başarısızlık nedenleri. *Kocaeli Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*(21), s. 39-54.
- Keasey, K., & Watson, R. (1991). Financial distress prediction models: A review of their usefulness. *British Journal of Management*, 2(2), 89-102.
- Keskin, Y. (2002). İşletmelerde finansal başarısızlığın tahmini, çok boyutlu model önerisi ve uygulaması, Doktora Tezi. Ankara: Hacettepe Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü.
- Kılıç, Y. (2011). Finansal başarısızlık tahmininde veri madenciliğinin kullanılması: İMKB'de bir uygulama. Gaziantep Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü.
- Kishalı, Y., & Işıklılar, S. S. (1999). *Maliyet muhasebesi ve maliyet hesaplamaları*. İstanbul: Beta Yayın.
- Korkmaz, M., Baykara, S., & Akman, G. (2012). İşletmelerde sürdürülebilir rekabet üstünlüğü için pazarlama ve satış stratejilerinin geliştirilmesi. *Akademik Bakış Dergisi*(28), s. 1-16.
- Korol, T., & Korodi, A. (2010). Predicting bankruptcy with the use of macroeconomic variables. *Financial Economics*, s. 1-20.
- Kulalı, İ. (2014). Muhasebe temelli tahmin modelleri ışığında, finansal sıkıntı ve iflasın karşılaştırılması. *SosyaEkonomi*, 2, 155-170.
- Labatut, V., & Cherif, H. (2011). Accuracy measures for the comparison of classifiers. *The 5th International Conference on Information Technology* (s. 1-5). Amman, Jordan: Hal Open Science.
- Laitinen, E. K. (1992). Prediction of failure of a newly founded firm. *Journal of Business Venturing*, 7(4), 323-340. doi:10.1016/0883-9026(92)90005-C

- Langeek.co. (2020). 2023 tarihinde <https://langeek.co/en/grammar/course/1364/restructuring-vs-reorganization> adresinden alındı
- Langfield-Smith, K. (1997). Management control systems and strategy: A critical review. *Accounting, Organizations and Society*, 22(2), s. 207-232. doi:10.1016/S0361-3682(95)00040-2
- Lind, D. A., Marchal, L. W., & Wathen, S. A. (2018). *Statistical techniques in business & economics* (17 b.). New York: The McGraw-Hill Companies, Inc.
- McLaney, E. J. (1994). *Business finance for decision makers*. Singapore: Pitman Publishing.
- Mello, M. F., & Santos, A. B. (2016). The Importance of cost management in a manufacturing company of hydroelectric plants - A Case Study. *Brazilian Journal of Operations & Production Management*, 13(1), s. 94-99.
- Meyer, P. A. & Pifer, H. W. (1970). Prediction of bank failures. *The Journal of Finance*, 25(4), 853-868. doi:10.1111/j.1540-6261.1970.tb00558.x
- Michener, G. (2020). We can't allow small businesses to fail. *Forbes*. <https://www.forbes.com/sites/forbesbusinesscouncil/2020/05/26/we-cant-allow-small-businesses-to-fail/> adresinden alındı
- Mirza, A. (2006). Kredi riski yönetiminde erken uyarı sistemleri ve sorunlu kredilerin izlenmesi. Dokuz Eylül Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü.
- Ohlson, J. A. (1980). Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 18(1), 109-131. <https://www.jstor.org/stable/pdf/2490395.pdf> adresinden alındı
- Öztemel, E. (2012). *Yapay sinir ağları*. İstanbul: Papatya Yayıncılık.
- Pardeshi, B. (2022). Logistic regression analysis for prediction of financial failure: evidence from central public sector enterprises in India. *Vision - The Journal of Business Perspective*. <https://doi.org/10.1177/09722629221135241>
- Petty, W. J., Keown, A. J., & Martin, J. D. (2011). *Foundations of finance: The logic and practice of financial management*. Pearson Education Canada.

- Pindado, J., & Rodrigues, L. (2005). Determinants of financial distress costs. *Financial Markets and Portfolio Management*, 19(4), 343-359.
- PricewaterhouseCoopers. (2023). *Business failure rates to ramp up in 2023*. PwC Insolvency Barometer (Q1 2023). PwC. <https://www.pwc.ie/media-centre/press-releases/2023/restructuring-update-q4.html> adresinden alındı
- Raheman, A., Afza, T., Qayyum, A., & Bodla, M. A. (2010). Working capital management and corporate performance of manufacturing sector in Pakistan. *International Research Journal of Finance and Economics*(47).
- Salur, M. N. (2015). İşletmelerde finansal başarısızlık tahmini ve yapay sinir ağıları modelinin kullanımı: Borsa İstanbul'da bir uygulama. Marmara Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü.
- Sands, E. (1980). Business failure prediction and the efficient market hypothesis, M.B.A. Research Project. Simon Fraser University.
- Sartori, F., Mazzucchelli, A., & Gregorio, A. D. (2016). Bankruptcy forecasting using case-based reasoning: The CRePERIE approach. *Expert Systems with Applications*, 64(1), s. 400-411. doi:10.1016/j.eswa.2016.07.033
- Sayılğan, G., & Coşkun, E. (2009). Finansal sıkıntılı şirketlerde yeniden yapılandırma süreçleri ve yeniden yapılandırma süreçlerinin seçimini etkileyen faktörler. *Ankara Üniversitesi SBF Dergisi*, 64(2), 145-162. doi:10.1501/SBFder_0000002106
- Schaefer, J. T. (1990). The Critical success index as an indicator of warning skill. *Weather and Forecasting*, 5, 570-575.
- Selimoğlu, S., & Orhan, A. (2015). Finansal başarısızlığın oran analizi ve diskriminant analizi kullanılarak ölçülmesi: BİST'de işlem gören dokuma, giyim eşyası ve deri işletmeleri üzerine bir araştırma. *Muhasebe ve Finansman Dergisi*, s. 21-40.
- Sevimli, A. (2009). Sürekli denetim: dünü anla, bugünü değerlendir, geleceği denetle. *İç Denetim Dergisi*(24), s. 4.
- Sinkey, J. (1975). A Multivariate statistical analysis of the characteristics of problem banks. *The Journal of Finance*, 30, 21-36.

- Soydaş, Ş. S. (2021). işletmelerde finansal başarısızlığın makine öğrenme yöntemleri ve Altman Z skoru ile tahmin edilmesi. Gümüşhane: Gümüşhane Üniversitesi Lisansüstü Eğitim Enstitüsü.
- Springate, G. L. (1978). Predicting the possibility of failure in a Canadian firm: A Discriminant Analysis. Unpublished MBA Research Project. Simon Fraser University.
- Sruthi, E. R. (2021). [www.analyticsvidhya.com, https://www.analyticsvidhya.com/blog/2021/06/understanding-random-forest/](https://www.analyticsvidhya.com/blog/2021/06/understanding-random-forest/) adresinden alındı.
- Sun, J., Li, H., Huang, Q.-H., & He, K.-Y. (2014). Predicting financial distress and corporate failure: A review from the state-of-the-art definitions, modeling, sampling, and featuring approaches. *Knowledge-Based Systems*, 57, s. 41-56. doi:10.1016/j.knosys.2013.12.006
- Şen, G. (1998). Bankalarda mali başarısızlık ve türkiye’de mali başarısızlığa uğrayan bankaların kantitatif yöntemler yardımıyla tahmini, Doktora Tezi. Marmara Üniversitesi, Bankacılık ve Sigortacılık Enstitüsü.
- Şirin, S. (2020). Rastgele orman algoritmaları ile otel özellikleri. *Uluslararası Yönetim Bilişim Sistemleri ve Bilgisayar*, 4(2), s. 123-132. doi:10.33461/uybisbbd.756276
- Taffler, R. J., & Agarwal, V. (2003). Do statistical failure prediction models work ex ante or only ex post? *Deloitte & Touche Lecture Series on credit risk*. Antwerp: University of Antwerp.
- TCMB. (2022). *Sektör Bilançoları*. Ankara: Türkiye Cumhuriyet Merkez Bankası. 02 01, 2023 tarihinde Sektör Bilançoları adresinden alındı
- Tekok, O. (1985). *Finansal yönetim*. Ankara: Gazi Üniversitesi Yayını.
- Terzi, S. (2011). Finansal rasyolar yardımıyla finansal başarısızlık tahmini: gıda sektöründe ampirik bir araştırma. Çukurova Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi, 15(1), s. 1-18.
- Torres, J. R., & Wong, M. (2022). *Undergraduate quantitative methods in the social sciences lab workbook*. Glasgow: University of Glasgow. <https://bookdown.org/jovet255/lab-workbook/correlation.html> adresinden alındı

- Torun, T. (2007). Finansal başarısızlık tahmininde geleneksel istatistikî yöntemlerle yapay sinir ađlarının karřılařtırılması ve sanayi iřletmeleri üzerine uygulama. Kayseri: Erciyes Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü.
- Tutkavul, K. & Karahan, F. (2021). Lojistik regresyon analizi ile iřletmelerde finansal başarısızlıđın tahmin edilmesi: BIST Sanayi endeksinde bir uygulama. *Mali Çözüm Dergisi*, 31(165), 45-60.
- TÜİK (2022). *Sektör Bilançoları, 2021*. Ankara: Türkiye İstatistik Kurumu. <https://data.tuik.gov.tr/Bulten/Index?p=Sektor-Bilancolari-2021-45741&dil=1> adresinden alındı
- Türkiye Cumhuriyet Merkez Bankası (2022). www.tcmb.gov.tr. https://www3.tcmb.gov.tr/sector/dosyalar/menu/ratios_tr.pdf adresinden alındı
- Uluyol, O., Lebe, F., & Akbař, Y. E. (2014). Firmaların finansal kaldıraç oranları ile öz sermaye kârlılıđı arasındaki iliřki: hisseleri Borsa İstanbul (BİST)'da iřlem gören řirketler üzerinde sektörler bazında bir arařtırma. *İřletme Arařtırmaları Dergisi*, 6(1), s. 70-89.
- Ural, K., Gürarda, ř., & Önemli, M. B. (2015). Lojistik regresyon modeli ile finansal başarısızlık tahminlemesi: borsa İstanbul'da faaliyet gösteren gıda, içki ve tütün řirketlerinde uygulama. *Muhasebe ve Finansman Dergisi*, Temmuz, s. 67-87.
- Uzun, E. (2005). İřletmelerde finansal başarısızlıđın teorik olarak irdelenmesi. *Muhasebe ve Finansman Dergisi*(27). <https://dergipark.org.tr/tr/pub/mufad/issue/35596/395332> adresinden alındı
- Ward, T. J., & Foster, B. P. (1997). A Note on selecting a response measure for financial distress. *Journal of Business Finance & Accounting*(24), s. 869-879. doi:10.1111/1468-5957.00138
- Warner, J. B. (1977). Bankruptcy costs: Some evidence. *Journal of Finance*, 337-347.
- Weber, J. C., & Lamb, D. R. (1970). *Statistics and research in physical education*. St. Louis: CV Mosby Co.
- Weibel, A. (1973). The Value of criteria to judge credit worthiness in the lending of banks. *International Finance and Accounting Handbook*. Bern/Stuttgart: Wiley&Sons, USA.

- Weiss, L. (1990). Bankruptcy resolution: Direct costs and violation of priority of claims. *Journal of Financial Economics*(27), 285-313.
- Wilcox, J. W. (1971). A Simple theory of financial ratios as predictors of failure. *Journal of Accounting Research*, 9(2), 389-395. doi:10.2307/2489944
- Witten, I. H., & Frank, E. (2005). *Data mining: Practical machine learning*. San Francisco, CA: Morgan Kaufmann Publisher .
- Wu, Y., Gaunt, C., & Gray, S. (2010). A Comparison of alternative bankruptcy prediction models. *Journal of Contemporary Accounting and Economics*, 6(1), 34-45.
- www.tdk.gov.tr. (2021, 04 01). www.tdk.gov.tr adresinden alındı
- Yakıcı Ayan, T., & Değirmenci, N. (2018). Firma finansal başarısızlık öngörüsü için bir lojistik regresyon modeli. *Uluslararası İktisadi ve İdari İncelemeler Dergisi*, 18 EYİ Özel Sayısı, 77-88. doi:https://doi.org/10.18092/ulikidince.353407
- Yakut, E., & Elmas, B. (2013). İşletmelerin finansal başarısızlığının veri madenciliği ve diskriminant analizi modelleri ile tahmin edilmesi. *Afyon Kocatepe Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 15(1), 261-280.
- Yazıcı, M. (2007). Bankalarda KOBİ kredilerini değerlendirmeye ilişkin bir yaklaşım: Yapay sinir ağları, Doktora Tezi. İstanbul: Kadir Has Üniversitesi/Sosyal Bilimler Enstitüsü.
- Yılancı, M., Yıldız, B., & Kiracı, M. (2002). Finansal başarısızlık ile çalışma sermayesi arasındaki ilişki: SPK'ya tabi işletmelerde bir araştırma. *Muhasebe Bilim Dünyası Dergisi*(4), s. 1-15.
- Yıldırım, İ. (2006). İşletmelerde mali başarısızlıkların tahmininde erken uyarı sistemleri ve Türkiye için bir model önerisi. Ankara: Gazi Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü.
- Yıldız, B. (1999). Finansal başarısızlığın öngörülmesinde yapay sinir ağı kullanımı ve ampirik bir çalışma, Doktora Tezi. Kütahya: Dumlupınar Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü.
- Yıldız, Ş. (2021). Finansal başarısızlık tahmin modellerinin karşılaştırılması: BİST Turizm işletmeleri üzerine bir uygulama. Karabük: Karabük Üniversitesi, Lisansüstü Eğitim Enstitüsü.

- Yiu, T. (2019). towardsdatascience.com: <https://towardsdatascience.com/understanding-random-forest-58381e0602d2> adresinden alındı
- Yürük, M. F. (2019). Yapay zeka yöntemleri ile işletmelerin finansal başarısızlığının tahmin edilmesi: BİST İmalat sanayi uygulaması. Gaziantep Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü.
- Zhang, G., Hu, M., Patuwo, B., & Indro, D. (1999). Artificial neural networks in bankruptcy prediction: General framework and cross – validation analysis. *European Journal of Operational Research* (116), 16-32.
- Zizi Y, Oudgou M, & El Moudden A. (2020). Determinants and predictors of smes' financial failure: A logistic regression approach. *Risks*. 8(4):107. <https://doi.org/10.3390/risks8040107>

EKLER

Ek 1:Tarım, Ormanlık ve Balıkçılık sektörüne ait R Kodları

```
setwd("c:\\Users\\samsung\\Desktop\\Anadolu\\Sek_A")
#setwd("c:\\Users\\koray.yapa\\Desktop\\Anadolu\\Sek_A")
install.packages("xts")
install.packages("caret", dependencies = TRUE)
install.packages("randomForest")
install.packages("tidyverse")
install.packages("glm2")
install.packages("corrplot")
install.packages("xlsx")
library("xlsx")
library("corrplot")
library("randomForest")
library("caret")
library("xts")
library("glm2")
library("tidyverse")
set.seed(1234)
options("scipen"=0, "digits"=7)
A_data <- read.table("SEKTOR_A.csv", sep=";", dec=".", header = T)
b<-matrix(colnames(A_data))
b<- data.frame(a=b,b=N/A)
for (i in 1:42) {
  a<-sum(is.na(A_data[, i]))
  b[i,2]<-a
}
b$b<-b$b/(nrow(A_data))*100
b
options("scipen"=100, "digits"=4)
veri<- A_data
##### SATIR KONTROLU #####
veri$CONT_1<-paste0(veri$GIRISIM_NO,veri$YIL)
veri$CONT_2<-paste0(veri$GIRISIM_NO1,veri$YIL1)
veri$CONT_3<-paste0(veri$GIRISIM_NO2,veri$YIL2)
veri$CONT_1<- as.numeric(veri$CONT_1)
veri$CONT_2<- as.numeric(veri$CONT_2)
veri$CONT_3<- as.numeric(veri$CONT_3)
veri$X12<- veri$CONT_1-veri$CONT_2
veri$X23<- veri$CONT_2-veri$CONT_3
veri$X13<- veri$CONT_1-veri$CONT_3
veri$KK<- veri$CD_3108-veri$CD_5052
summary(veri$X12)
summary(veri$X23)
summary(veri$X13)
summary(veri$KK)
veri<- veri[!duplicated(veri$CONT_1), ]
veri<- veri[!duplicated(veri$CONT_2), ]
veri<- veri[!duplicated(veri$CONT_3), ]
summary(veri$X12)
summary(veri$X23)
summary(veri$X13)
summary(veri$KK)
veri <-subset(veri, veri$X13 == 0)
summary(veri$X12)
summary(veri$X23)
summary(veri$X13)
summary(veri$KK)
FREQ <- table(veri$CONT_1) # CONT_1 frequency Check
freq<-data.frame(FREQ)
freq$Freq<- as.numeric(freq$Freq)
summary(freq$Freq)
sum(freq$Freq)

veri[is.na(veri)] <- 0
veri<-na.omit(veri)
summary(veri)
veri$CD1032_ort<- (veri$CD_1032+veri$OD_1032)/2
#####FILTRELER#####
stok<-1000
pasif<-5000
kvyk<-500
ozkayn<-5000
satis<-1000
#####FILTRE 1 ##### STOK
veri_F1 <-subset(veri, veri$CD_1032 >=stok)
veri_F1 <- unique(veri_F1)
#####FILTRE 2 ##### PASIF
veri_F2 <-subset(veri_F1, CD_3111 >=pasif)
#####FILTRE 3 ##### KV YABANCI
veri_F3 <-subset(veri_F2, CD_3001 >=kvyk)
#####FILTRE 4 ##### OZKAYNAKLAR
veri_F4 <-subset(veri_F3, CD_3086 >=ozkayn)
#####FILTRE 5 ##### Donem K/Z
veri_F5 <-subset(veri_F4, CD_5052 !="Inf")
#####FILTRE 6 ##### Net SATISLAR
veri_F6 <-subset(veri_F5, CD_5009 >=satis)
veri <- veri_F6
veri <-veri[order(veri$CONT_1, decreasing = FALSE),]
##### Finansal Basarisizlik Tanimlari #####
j<-2
veri$FBT_1<-NA
```

```
for (j in 2:nrow(veri)) {
  if(veri$CONT_1[j]-veri$CONT_1[j-1]==1) {
    if((((veri$CD_3086[j]-veri$CD_3086[j-1])/veri$CD_3086[j-1])<(-0.1)) &
      (((veri$CD_5052[j]-1)<0)&(veri$CD_5052[j]<0)))){
      veri$FBT_1[j]<-1 # Statement
    }else{
      veri$FBT_1[j]<-0
    } else {veri$FBT_1[j]<-NA }
  }
}
table(veri$FBT_1)
veri <-veri[order(veri$CONT_1, decreasing = FALSE),]
j<-2
veri$FBT_2<-NA
for (j in 2:nrow(veri)) {
  if(veri$CONT_1[j]-veri$CONT_1[j-1]==1) {
    if((((veri$CD_1001[j]-veri$CD_3001[j])<0)&((veri$CD_1001[j-1]-veri$CD_3001[j-1])<0)) &
      (((veri$CD_5052[j]-1)<0)&(veri$CD_5052[j]<0)))){
      veri$FBT_2[j]<-1 # Statement
    }else{
      veri$FBT_2[j]<-0
    } else {veri$FBT_2[j]<-NA }
  }
}
table(veri$FBT_2)
veri <-veri[order(veri$CONT_1, decreasing = FALSE),]
j<-2
veri$FBT_4<-NA
for (j in 2:nrow(veri)) {
  if(veri$CONT_1[j]-veri$CONT_1[j-1]==1) {
    if((((veri$CD_1001[j]-veri$CD_3001[j])<0)&((veri$CD_1001[j-1]-veri$CD_3001[j-1])<0)) &
      (((veri$CD_5052[j]-1)<0)&(veri$CD_5052[j]<0))&
      (((veri$CD_3086[j]-veri$CD_3086[j-1])/veri$CD_3086[j-1])<(-0.1))){
      veri$FBT_4[j]<-1 # Statement
    }else{
      veri$FBT_4[j]<-0
    } else {veri$FBT_4[j]<-NA }
  }
}
table(veri$FBT_4)
veri <-veri[order(veri$CONT_1, decreasing = FALSE),]
j<-2
veri$FBT_3<-NA
for (j in 2:nrow(veri)) {
  if(veri$CONT_1[j]-veri$CONT_1[j-1]==1) {
    if((((veri$CD_1001[j]-veri$CD_3001[j])<0)&((veri$CD_1001[j-1]-veri$CD_3001[j-1])<0)) &
      (((veri$CD_3086[j]-veri$CD_3086[j-1])/veri$CD_3086[j-1])<(-0.1))){
      veri$FBT_3[j]<-1 # Statement
    }else{
      veri$FBT_3[j]<-0
    } else {veri$FBT_3[j]<-NA }
  }
}
table(veri$FBT_3)
veri <-veri[order(veri$CONT_1, decreasing = FALSE),]
#####FINANSAL ORANLAR#####
veri$LO_1=veri$CD_1001/veri$CD_3001
veri$LO_2=(veri$CD_1001-
(veri$CD_1032+veri$CD_1045+veri$CD_1047))/veri$CD_3001
veri$LO_3=(veri$CD_1002+veri$CD_1008)/veri$CD_3001
veri$LO_4=veri$CD_1032/veri$CD_1001
veri$LO_5=veri$CD_1032/veri$CD_1122
veri$LO_6=(veri$CD_3001-(veri$CD_1002+veri$CD_1008))/veri$CD_1032
veri$LO_7=(veri$CD_1014+veri$CD_1023)/veri$CD_1001
veri$LO_8=(veri$CD_1014+veri$CD_1023)/veri$CD_1122
veri$FY_1=(veri$CD_3001+veri$CD_3051)/veri$CD_1122
veri$FY_2=veri$CD_3086/veri$CD_1122
veri$FY_3=veri$CD_3086/(veri$CD_3001+veri$CD_3051)
veri$FY_4=veri$CD_3001/veri$CD_3111
veri$FY_5=veri$CD_3051/veri$CD_3111
veri$FY_6=veri$CD_3051/(veri$CD_3051+veri$CD_3086)
veri$FY_7=veri$CD_1084/veri$CD_3086
veri$FY_8=veri$CD_1084/veri$CD_3051
veri$FY_9=veri$CD_1057/(veri$CD_3001+veri$CD_3051)
veri$FY_10=veri$CD_1057/veri$CD_3086
veri$FY_11=veri$CD_1057/(veri$CD_3051+veri$CD_3086)
veri$FY_12=veri$CD_3001/(veri$CD_3001+veri$CD_3051)
veri$FY_13=(veri$CD_3003+veri$CD_3006+veri$CD_3053)/veri$CD_1122
veri$FY_14=(veri$CD_3003+veri$CD_3006)/veri$CD_3001
veri$FY_15=(veri$CD_3003+veri$CD_3006+veri$CD_3053)/(veri$CD_3001+veri$CD_3051)
veri$FY_16=veri$CD_1001/veri$CD_1122
veri$FY_17=veri$CD_1084/veri$CD_1122
veri$DH_1=veri$CD_5010/((veri$CD1032_ort))
veri$DH_2=veri$CD_5009/(veri$CD_1023+veri$CD_1058)
veri$DH_3=veri$CD_5009/veri$CD_1001
veri$DH_4=veri$CD_5009/(veri$CD_1001-veri$CD_3001)
veri$DH_5=veri$CD_5009/veri$CD_1084
veri$DH_6=veri$CD_5009/veri$CD_1057
veri$DH_7=veri$CD_5009/veri$CD_3086
veri$DH_8=veri$CD_5009/veri$CD_1122
veri$KO_1=veri$CD_5052/veri$CD_3086
veri$KO_2=veri$CD_5050/veri$CD_3086
veri$KO_3=(veri$CD_5050+veri$CD_5039)/veri$CD_3111
veri$KO_4=veri$CD_5052/veri$CD_1122
```

```

veriSKO_5=veriSCD_5020/(veriSCD_1122-(veriSCD_1057-veriSCD_1058-
veriSCD_1084))
#veriSKO_6=
veriSKO_7=veriSCD_5020/veriSCD_5009
veriSKO_8=veriSCD_5015/veriSCD_5009
veriSKO_9=veriSCD_5052/veriSCD_5009
veriSKO_10=veriSCD_5010/veriSCD_5009
veriSKO_11=veriSCD_5016/veriSCD_5009
veriSKO_12=veriSCD_5039/veriSCD_5009
veriSKO_13=(veriSCD_5050+veriSCD_5039)/veriSCD_5039
veriSKO_14=(veriSCD_5052+veriSCD_5039)/veriSCD_5039
summary(veriSX12)
summary(veriSX23)
summary(veriSX13)
summary(veriSKK)
A_oranlar<-veri[, 62:length(veri)]
A_oranlar_ALL<-veri[, 62:length(veri)]
A_oranlar<-cbind(veri[, 1:2], veri$CONT_1, veri[,13:16], A_oranlar)
A_oranlar_ALL<-cbind(veri[, 1:2], veri$CONT_1, veri[,13:16], veri[,51:61],
A_oranlar_ALL)
A_oranlar<-na.omit(A_oranlar[,19:64])
#write.table(A_oranlar, file = "A_oranlar.xls")
##### KONTROL 2 #####
Control<-matrix()
Control_INF<-matrix()
Control_NINF<-matrix()
Control_NA<-matrix()
Control<-data.frame(Control)
Control_INF<-data.frame(Control_INF)
Control_NINF<-data.frame(Control_NINF)
Control_NA<-data.frame(Control_NA)
for (i in 1:ncol(A_oranlar)) {
  Control[,i]<-sum(A_oranlar[,i]==0)
  Control_INF[,i]<-sum(A_oranlar[,i]=="Inf")
  Control_NINF[,i]<-sum(A_oranlar[,i]=="-Inf")
  Control_NA[,i]<-sum(A_oranlar[,i]=="NA")
}
Control_ALL<-matrix(ncol = 48, nrow = 5)
Control_ALL<-data.frame(Control)
Control_ALL[1, ]<- Control
Control_ALL<-data.frame(Control)
Control_ALL[2, ]<- Control_NA
Control_ALL[3, ]<- Control_INF
Control_ALL[4, ]<- Control_NINF
Control_ALL[5, ]<- Control+Control_NA+Control_INF+Control_NINF
Control_Yuzde<-Control_ALL/nrow(A_oranlar)*100
Control_ALL<-Control_ALL[, 1:length(Control_ALL)]
Control_Yuzde<-Control_Yuzde[, 1:length(Control_Yuzde)]
Control_Yuzde<-round(Control_Yuzde, digits = 2)
colnames(Control_ALL)<-c("LO_1","LO_2","LO_3","LO_4","LO_5","LO_6","LO_7","LO_8","FY_1",
"FY_2","FY_3","FY_4","FY_5","FY_6","FY_7","FY_8","FY_9","FY_10",
"FY_11","FY_12","FY_13","FY_14","FY_15","FY_16","FY_17","DH_1","DH_2",
"DH_3","DH_4","DH_5","DH_6","DH_7","DH_8",
"KO_1","KO_2","KO_3","KO_4",
"KO_5","KO_7","KO_8","KO_9","KO_10","KO_11","KO_12",
"KO_13","KO_14")
Control_ALL
Control_Yuzde
j<-1
for (j in 1:ncol(Control_Yuzde)) {
  if(Control_Yuzde[5, j]>20)
  {
    Control_Yuzde[6, j]<-"CIKAR" # Statement
  }else{
    Control_Yuzde[6, j]<-" "
  }
}
s<-1
for (s in 1:ncol(Control_Yuzde)) {
  if(Control_Yuzde[6, s]=="CIKAR")
  {
    Control_Yuzde[7, s]<-1 # Statement
  }else{
    Control_Yuzde[7, s]<-0
  }
}
colnames(Control_Yuzde)<-c("LO_1", "LO_2", "LO_3","LO_4", "LO_5",
"LO_6","LO_7","LO_8", "FY_1", "FY_2", "FY_3", "FY_4", "FY_5",
"FY_6", "FY_7", "FY_8", "FY_9", "FY_10", "FY_11",
"FY_12","FY_13","FY_14","FY_15", "FY_16",
"FY_17","DH_1","DH_2","DH_3","DH_4","DH_5",
"DH_6","DH_7","DH_8","KO_1","KO_2","KO_3","KO_4","KO_5",
"KO_7","KO_8","KO_9",
"KO_10","KO_11","KO_12","KO_13","KO_14")
row.names(Control_Yuzde)<-c("Sifir","NA", "Inf", "-Inf", "A_Toplam", "A_Sonuc",
"liste")
ex_var<-c(colnames(Control_Yuzde[which(Control_Yuzde[7, ]==1)]))
ex_var
exclude <- names(A_oranlar_ALL) %in% c(ex_var)
A_oranlar_ALL <-subset(A_oranlar_ALL, A_oranlar_ALLSDH_5 != "Inf")
##### DEGISKEN CIKARMA
A_oranlar_ALL<-A_oranlar_ALL[!exclude]
A_oranlar_FBT_1<-cbind(
A_oranlar_ALL[19:length(A_oranlar_ALL)])
A_oranlar_FBT_2<-cbind(
A_oranlar_ALL[19:length(A_oranlar_ALL)])
A_oranlar_FBT_4<-cbind(
A_oranlar_ALL[19:length(A_oranlar_ALL)])
A_oranlar_FBT_3<-
cbind(A_oranlar_ALL[17],A_oranlar_ALL[19:length(A_oranlar_ALL)])
A_oranlar_FBT_1<-na.omit(A_oranlar_FBT_1)
A_oranlar_FBT_2<-na.omit(A_oranlar_FBT_2)
A_oranlar_FBT_4<-na.omit(A_oranlar_FBT_4)
A_oranlar_FBT_3<-na.omit(A_oranlar_FBT_3)
FBT_1<-table(A_oranlar_FBT_1$FBT_1)
FBT_2<-table(A_oranlar_FBT_2$FBT_2)
FBT_4<-table(A_oranlar_FBT_4$FBT_4)
FBT_3<-table(A_oranlar_FBT_3$FBT_3)
veri_Fail<-rbind(FBT_1, FBT_2, FBT_4, FBT_3)
write.xlsx(veri_Fail, file = "A_Sek_Results.xlsx", sheetName = "Num_FF", append =
TRUE)
veri_Fail
install.packages("corrplot")
library(corrplot)
install.packages("gridExtra")
library(gridExtra)
outdet90 <- function(x){
q90<-quantile(x, probs = 0.90)
q10<-quantile(x, probs = 0.10)
diff<- q90 - q10
diff
lower_t = q10 - (1.5 * diff)
upper_t = q90 + (1.5 * diff)
out_90<-x[(x < lower_t) | (x > upper_t)]
length(out_90)
}
##### FBT 1 #####
A_oranlar_FBT_1<-data.frame(A_oranlar_FBT_1)
ss<-matrix()
ss[1]<-0
Tmin<-matrix()
Tmax<-matrix()
for (i in 2:length(A_oranlar_FBT_1)){
ss[i]<-outdet90(A_oranlar_FBT_1[,i])
q90<-quantile(A_oranlar_FBT_1[,i], probs = 0.90)
q10<-quantile(A_oranlar_FBT_1[,i], probs = 0.10)
diff<- q90 - q10
diff
Tmin[i] = q10 - (1.5 * diff)
Tmax[i] = q90 + (1.5 * diff)
A_oranlar_FBT_1<-subset(A_oranlar_FBT_1, A_oranlar_FBT_1[,i] > Tmin[i] &
A_oranlar_FBT_1[,i] < Tmax[i])
}
library(caret)
library(corrplot)
correlations <- cor(A_oranlar_FBT_1[, 1:length(A_oranlar_FBT_1)])
par(mfrow=c(1,1))
corrplot(correlations, method="square")
cutoFBT_1 <- 0.95
high_Corr_095 <- findCorrelation(correlations, cutoff=cutoFBT_1)
for (value in high_Corr_095) {
print(names(A_oranlar_FBT_1)[value])
}
A_oranlar_FBT_1 <- A_oranlar_FBT_1[, -high_Corr_095]
summary(A_oranlar_FBT_1)
table(A_oranlar_FBT_1$FBT_1)
Cont<-matrix()
Cont_INF<-matrix()
Cont_NINF<-matrix()
Cont_NA<-matrix()
Cont<-data.frame(Cont)
Cont_INF<-data.frame(Cont_INF)
Cont_NINF<-data.frame(Cont_NINF)
Cont_NA<-data.frame(Cont_NA)
for (i in 2:ncol(A_oranlar_FBT_1)) {
Cont[,i]<-sum(A_oranlar_FBT_1[,i]==0)
Cont_INF[,i]<-sum(A_oranlar_FBT_1[,i]=="Inf")
Cont_NINF[,i]<-sum(A_oranlar_FBT_1[,i]=="-Inf")
Cont_NA[,i]<-sum(A_oranlar_FBT_1[,i]=="NA")
}
Cont_ALL<-matrix(ncol = 48, nrow = 5)
Cont_ALL<-data.frame(Cont)
Cont_ALL[1, ]<- Cont
Cont_ALL<-data.frame(Cont)
Cont_ALL[2, ]<- Cont_NA
Cont_ALL[3, ]<- Cont_INF
Cont_ALL[4, ]<- Cont_NINF
Cont_ALL[5, ]<- Cont+Cont_NA+Cont_INF+Cont_NINF
Cont_Yuzde<-Cont_ALL/nrow(A_oranlar)*100
Cont_ALL<-Cont_ALL[, 2:length(Cont_ALL)]
row.names(Cont_ALL)<-c("Sifir","NA", "Inf", "-Inf", "A_Toplam")
Cont_Yuzde<-Cont_Yuzde[, 2:length(Cont_Yuzde)]
Cont_Yuzde<-round(Cont_Yuzde, digits = 2)
row.names(Cont_Yuzde)<-c("Sifir","NA", "Inf", "-Inf", "A_Toplam")
library("randomForest")
library(dplyr)
library(class)
library(caret)
library("randomForest")
library(caret)
library(xts)
library(glm2)
RANFOR<-matrix(nrow = (length(A_oranlar_FBT_1)-1))
i<-1
for (i in 1:10) {
set.seed(250*i)
##### RANDOM FOREST

```

```

rf <- randomForest(FBT_1 ~ ., data = A_Oranlar_FBT_1, ntree = 500, mtry = 6,
importance = TRUE)
rf
FS_RF<-importance(rf) # S?ral?
RANFOR<- cbind(RANFOR, FS_RF[,1])
}
RANFOR<- RANFOR[, 2:11]
RF_MEAN = rowMeans(as.matrix(RANFOR))
RANFOR<-cbind(RANFOR, RF_MEAN)
library(xlsx)
write.xlsx(RANFOR, file = "FBT_1_Feature_S.xlsx", sheetName = "RF")
SFBS<-matrix()
##### Step wise Forward and Backward Selection
base.mod <- lm(FBT_1 ~ 1, data=A_Oranlar_FBT_1) # Step 1: Define base intercept
only model
all.mod <- lm(FBT_1 ~ ., data=A_Oranlar_FBT_1) # Step 2: Full model with all
predictors
stepMod <- step(base.mod, scope = list(lower = base.mod, upper = all.mod), direction
= "both", trace = 0, steps = 1000)
shortlistedVars <- names(unlist(stepMod[[1]])) # Step 4: Get the shortlisted variable.
shortlistedVars <- shortlistedVars[!shortlistedVars %in% "(Intercept)"] # remove
intercept
class(shortlistedVars)
vec_updated <- as.factor(shortlistedVars)
SFBS<-as.matrix(vec_updated)
write.xlsx(SFBS, file = "FBT_1_Feature_S.xlsx", sheetName = "SFBS", append =
TRUE)
##### KNN Method
set.seed(1234)
control <- trainControl(method="repeatedcv", number=10, repeats=3)
A_Oranlar_FBT_1$FBT_1 <- factor(A_Oranlar_FBT_1$FBT_1)
regressor1<- train(FBT_1~ ., data=A_Oranlar_FBT_1, method="knn",
preProcess="scale", trControl=control)
importance <- varImp(regressor1)
importance
k<-matrix()
k<-importance
kk<-matrix(ncol = 2)
kk<-add_rownames(k$Importance, var = "Ind")
kk<-kk[order(-kk$X0), ]
write.xlsx(kk, file = "FBT_1_Feature_S.xlsx", sheetName = "KNN", append = TRUE)
library(dplyr)
a_mean<-mean(RANFOR[,11])
kk<-data.frame(kk)
c_mean<-mean(kk[,3])
a1 <- subset(RANFOR, RANFOR[,11]>a_mean)
a1 <- a1[,1:11]
a1<-data.frame(a1)
a1<-add_rownames(a1, var = "V1")
a1<- a1[,1]
a2=SFBS
a3 = subset(kk, kk[,2]>c_mean)
a3 <- a3[,1]
a3<-matrix(a3)
FeaSel <-rbind(a1,a2,a3)
Model_var<-table(FeaSel)
Model_var <- data.frame(Model_var)
Model_var <-Model_var[order(Model_var$Freq , decreasing = TRUE),]
Model_var = subset(Model_var, Model_var$Freq==3)
mmm_1 <- as.formula(paste("FBT_1 ~", paste0(Model_var[,1], collapse = '+'))
library(caTools)
library("randomForest")
library(caret)
library(ggplot2)
library(esquisse)
library("PMCMRplus")
library('xts')
library(glm2)
require(caTools)
library(ISLR)
library(caret)
table(A_Oranlar_FBT_1$FBT_1)
library(dplyr)
out<-matrix()
for (i in 1:nrow(Model_var)) {
out[i]<-as.character(Model_var[i,1])
}
A_Oranlar_FBT_1<-cbind(A_Oranlar_ALL[1:11],
A_Oranlar_ALL[19:length(A_Oranlar_ALL)])
A_Oranlar_FBT_1<- na.omit(A_Oranlar_FBT_1)
AA<-(A_Oranlar_FBT_1 %>% select(c(out)))
AA_Oranlar_FBT_1<-cbind(A_Oranlar_FBT_1$FBT_1 , AA)
colnames(AA_Oranlar_FBT_1)<-c("FBT_1", colnames(AA))
ss1<-matrix()
Tmin1<-matrix()
Tmax1<-matrix()
for (i in 2:length(AA_Oranlar_FBT_1)){
ss1[i]<-outdet90(AA_Oranlar_FBT_1[,i])
q90<-quantile(AA_Oranlar_FBT_1[,i], probs = 0.90)
q10<-quantile(AA_Oranlar_FBT_1[,i], probs = 0.10)
diff<- q90 - q10
diff
Tmin1[i] = q10 - (1.5 * diff)
Tmax1[i] = q90 + (1.5 * diff)
AB_Oranlar_FBT_1<-subset(AA_Oranlar_FBT_1, AA_Oranlar_FBT_1[,i] >
Tmin1[i] & AA_Oranlar_FBT_1[,i] < Tmax1[i])
}
tm <-matrix()
ttm <-matrix()
tttm<-matrix()
ttttt<-matrix()
band<-table(AB_Oranlar_FBT_1$FBT_1)
fail1 <-band[names(band)==1]
fail0<-band[names(band)==0]
fail<- min(fail0, fail1)
set.seed(1234)
FBT_1_LR<-matrix(ncol = 10)
i<-1
for(i in 1:10) {
data_1<-AB_Oranlar_FBT_1[sample(which(AB_Oranlar_FBT_1$FBT_1==1),
fail), ]
data_0<-AB_Oranlar_FBT_1[sample(which(AB_Oranlar_FBT_1$FBT_1==0), fail),
]
data_01<-rbind(data_0, data_1)
data<-data_01[sample(1:nrow(data_01)), ]
data<-cbind(data[2:length(data)], data[1])
##### RANDOM FOREST
data$FBT_1 <- as.factor(data$FBT_1)
data$FBT_1 <- as.character(data$FBT_1)
spl = sample.split(data, SplitRatio = 0.8)
train = subset(data, spl==TRUE)
testt = subset(data, spl==FALSE)
train$FBT_1<-as.factor(train$FBT_1)
model_fea <- randomForest(mmm_1, data = train,
ntree=100, proximity=T, importance = TRUE)
model_fea
predTrain_fea <- predict(model_fea, train, type = "class")
table(predTrain_fea, train$FBT_1)
predValid_fea <- predict(model_fea, testt, type = "class")
mean(predValid_fea == testt$FBT_1)
table1<-table(predValid_fea, testt$FBT_1)
t1 <- as.data.frame.matrix(table1)
tm <- cbind(tm,t1)
##### LR
logit <- glm(mmm_1, family='binomial', data=train)
summary(logit)
FBT_1_LOGREG<-logit[["coefficients"]]
FBT_1_LOGREG<-data.frame(FBT_1_LOGREG)
FBT_1_LR[i]<-FBT_1_LOGREG
FBT_1_LR<-data.frame(FBT_1_LR)
train.probs_F <-predict(logit, train, type='response')
train.logit_F <- rep(0,length(train.probs_F))
train.logit_F[train.probs_F>=0.5] <- 1
table(train.logit_F, train$FBT_1)
test.probs_F <-predict(logit, testt, type='response')
pred.logit_F <- rep(0,length(test.probs_F))
pred.logit_F[test.probs_F>=0.5] <- 1
ttable1<-table(pred.logit_F, testt$FBT_1)
tt1 <- as.data.frame.matrix(ttable1)
ttm <- cbind(ttm,tt1)
##### KNN
data$FBT_1 <- as.factor(data$FBT_1)
ctrl <- trainControl(method="repeatedcv",repeats = 10)
#_classProbs=TRUE,summaryFunction = twoClassSummary)
knnFea <- train(mmm_1, data = train, method = "knn", trControl = ctrl, preProcess =
c("center","scale"), tuneLength = 20)
#Output of KNN fit
knnFea
plot(knnFea)
knnPredict <- predict(knnFea,newdata = train )
#Get the confusion matrix to see accuracy value and other parameter values
confusionMatrix(knnPredict, train$FBT_1 )
train = subset(data, spl==TRUE)
test = subset(data, spl==FALSE)
knnPredict1 <- predict(knnFea, newdata = test )
confusionMatrix(knnPredict1, test$FBT_1 )
length(knnPredict)
tttable1<-table(knnPredict1, test$FBT_1)
ttt1 <- as.data.frame.matrix(tttable1)
tttm <- cbind(ttm,ttt1)
##### ANN (https://www.pluralsight.com/guides/machine-learning-with-
neural-networks-r)
train_params <- trainControl(method = "repeatedcv", number = 10, repeats=5)
train[-length(data)] = scale(train[-length(data)])
test[-length(data)] = scale(test[-length(data)])
train$FBT_1 <- factor(train$FBT_1)
test$FBT_1 <- factor(test$FBT_1)
nnet_model <- train(mmm_1, data=train,
method = "nnet",
trControl= train_params,
preProcess=c("scale","center"),
na.action = na.omit)
prop.table(table(train$FBT_1)) #Baseline Accuracy
nnet_predictions_test <-predict(nnet_model, test)#Predictions on the test set
tttable1<-table(test$FBT_1, nnet_predictions_test)# Confusion matrix on test set
tttt1 <- as.data.frame.matrix(tttable1)
tttm <- cbind(tttm,tttt1)
}
tm<-tm[, 2:21]
tm0<- tm[, c(TRUE,FALSE)]
tm0
RF_0 = rowMeans(as.matrix((tm0)))
RF_0
tm1<- tm[, c(FALSE, TRUE)]
tm1
RF_1 = rowMeans(as.matrix((tm1)))
RF_1
RF_0<-data.frame(RF_0)

```

```

RF_1<-data.frame(RF_1)
RF_CM<-cbind(RF_0, RF_1)
ttm<-ttm[, 2:21]
ttm0<- ttm[, c(TRUE,FALSE)]
ttm0
LR_0 = rowMeans(as.matrix((ttm0)))
LR_0
ttm1<- ttm[, c(FALSE, TRUE)]
ttm1
LR_1 = rowMeans(as.matrix((ttm1)))
LR_1
LR_0<-data.frame(LR_0)
LR_1<-data.frame(LR_1)
LR_CM<-cbind(LR_0, LR_1)
write.xlsx(FBT_1_LR, file = "LOGREG.xlsx", sheetName = "FBT_1", append =
TRUE)
tttm<-tttm[, 2:21]
tttm0<- tttm[, c(TRUE,FALSE)]
tttm0
KNN_0 = rowMeans(as.matrix((tttm0)))
KNN_0
tttm1<- tttm[, c(FALSE, TRUE)]
tttm1
KNN_1 = rowMeans(as.matrix((tttm1)))
KNN_1
KNN_0<-data.frame(KNN_0)
KNN_1<-data.frame(KNN_1)
KNN_CM<-cbind(KNN_0, KNN_1)
ttttm<-ttttm[, 2:21]
ttttm0<- ttttm[, c(TRUE,FALSE)]
ttttm0
ANN_0 = rowMeans(as.matrix((ttttm0)))
ANN_0
ttttm1<- ttttm[, c(FALSE, TRUE)]
ttttm1
ANN_1 = rowMeans(as.matrix((ttttm1)))
ANN_1
ANN_0<-data.frame(ANN_0)
ANN_1<-data.frame(ANN_1)
ANN_CM<-cbind(ANN_0, ANN_1)
FBT_1_matrix<-cbind(RF_CM,LR_CM, KNN_CM, ANN_CM)
library(xlsx)
write.xlsx(FBT_1_matrix, file = "FF_matrix.xlsx", sheetName = "FBT_1", append =
TRUE)
##### FBT_2 #####
A_Oranlar_FBT_2<- data.frame(A_Oranlar_FBT_2)
ss<-matrix()
ss[1]<-0
Tmin<-matrix()
Tmax<-matrix()
for (i in 2:length(A_Oranlar_FBT_2)){
ss[i]<-outdet90(A_Oranlar_FBT_2[,i])
q90<-quantile(A_Oranlar_FBT_2[,i], probs = 0.90)
q10<-quantile(A_Oranlar_FBT_2[,i], probs = 0.10)
diff<- q90 - q10
diff
Tmin[i] = q10 - (1.5 * diff)
Tmax[i] = q90 + (1.5 * diff)
A_Oranlar_FBT_2<-subset(A_Oranlar_FBT_2, A_Oranlar_FBT_2[,i] > Tmin[i] &
A_Oranlar_FBT_2[,i] < Tmax[i])
}
library(caret)
library(corrplot)
correlations <- cor(A_Oranlar_FBT_2[, 1:length(A_Oranlar_FBT_2)])
par(mfrow=c(1,1))
corrplot(correlations, method="square")
cutoFBT_2 <- 0.95
high_Corr_095 <- findCorrelation(correlations, cutoff=cutoFBT_2)
for (value in high_Corr_095) {
print(names(A_Oranlar_FBT_2)[value])
}
A_Oranlar_FBT_2 <- A_Oranlar_FBT_2[, -high_Corr_095]
summary(A_Oranlar_FBT_2)
table(A_Oranlar_FBT_2$FBT_2)
Cont<-matrix()
Cont_INF<- matrix()
Cont_NINF<- matrix()
Cont_NA<- matrix()
Cont<-data.frame(Cont)
Cont_INF<-data.frame(Cont_INF)
Cont_NINF<-data.frame(Cont_NINF)
Cont_NA<-data.frame(Cont_NA)
for (i in 2:ncol(A_Oranlar_FBT_2)) {
Cont[,i]<-sum(A_Oranlar_FBT_2[,i]==0)
Cont_INF[,i]<-sum(A_Oranlar_FBT_2[,i]=="Inf")
Cont_NINF[,i]<-sum(A_Oranlar_FBT_2[,i]=="-Inf")
Cont_NA[,i]<-sum(A_Oranlar_FBT_2[,i]=="NA")
}
Cont_ALL<-matrix(ncol = 48, nrow = 5)
Cont_ALL<-data.frame(Cont)
Cont_ALL[1, ]<- Cont
Cont_ALL<-data.frame(Cont)
Cont_ALL[2, ]<- Cont_NA
Cont_ALL[3, ]<- Cont_INF
Cont_ALL[4, ]<- Cont_NINF
Cont_ALL[5, ]<- Cont+Cont_NA+Cont_INF+Cont_NINF
Cont_Yuzde<-Cont_ALL/nrow(A_Oranlar)*100
Cont_ALL<-Cont_ALL[, 2:length(Cont_ALL)]
row.names(Cont_ALL)<-c("Sifir", "NA", "Inf", "-Inf", "A_Toplam")
Cont_Yuzde<-Cont_Yuzde[, 2:length(Cont_Yuzde)]
Cont_Yuzde<-round(Cont_Yuzde, digits = 2)
row.names(Cont_Yuzde)<-c("Sifir", "NA", "Inf", "-Inf", "A_Toplam")
library("randomForest")
library(dplyr)
library(class)
library(caret)
library("randomForest")
library(caret)
library('xts')
library(glm2)
RANFOR<- matrix(nrow = (length(A_Oranlar_FBT_2)-1))
i<-1
for(i in 1:10) {
set.seed(250*i)
##### RANDOM FOREST
rf <- randomForest(FBT_2 ~ ., data = A_Oranlar_FBT_2, ntree = 500, mtry = 6,
importance = TRUE)
rf
FS_RF<-importance(rf) # S?ral?
RANFOR<- cbind(RANFOR, FS_RF[,1])
}
RANFOR<- RANFOR[, 2:11]
RF_MEAN = rowMeans(as.matrix((RANFOR)))
RANFOR<-cbind(RANFOR, RF_MEAN)
library(xlsx)
write.xlsx(RANFOR, file = "FBT_2_Feature_S.xlsx", sheetName = "RF")
SFBS<-matrix()
##### Step wise Forward and Backward Selection
base.mod <- lm(FBT_2 ~ 1, data=A_Oranlar_FBT_2) # Step 1: Define base intercept
only model
all.mod <- lm(FBT_2 ~ ., data=A_Oranlar_FBT_2) # Step 2: Full model with all
predictors
stepMod <- step(base.mod, scope = list(lower = base.mod, upper = all.mod), direction
= "both", trace = 0, steps = 1000)
shortlistedVars <- names(unlist(stepMod[[1]])) # Step 4: Get the shortlisted variable.
shortlistedVars <- shortlistedVars[!shortlistedVars %in% "(Intercept)"] # remove
intercept
class(shortlistedVars)
vec_updated <- as.factor(shortlistedVars)
SFBS<-as.matrix(vec_updated)
write.xlsx(SFBS, file = "FBT_2_Feature_S.xlsx", sheetName = "SFBS", append =
TRUE)
##### KNN Method
set.seed(1234)
control <- trainControl(method="repeatedcv", number=10, repeats=3)
A_Oranlar_FBT_2$FBT_2<- factor(A_Oranlar_FBT_2$FBT_2)
regressor1<- train(FBT_2 ~ ., data=A_Oranlar_FBT_2, method="knn",
preProcess="scale", trControl=control)
importance <- varImp(regressor1)
importance
k<-matrix()
k<-importance
kk<-matrix(ncol = 2)
kk<-add_rownames(k$importance, var = "Ind")
kk<-kk[order(-kk$X0), ]
write.xlsx(kk, file = "FBT_2_Feature_S.xlsx", sheetName = "KNN", append = TRUE)
library(dplyr)
a_mean<-mean(RANFOR[,11])
kk<-data.frame(kk)
c_mean<-mean(kk[,3])
a1 = subset(RANFOR, RANFOR[,11]>a_mean)
a1 <- a1[,11]
a1<-data.frame(a1)
a1<-add_rownames(a1, var = "V1")
a1<- a1[,1]
a2<-SFBS
a3 = subset(kk, kk[,2]>c_mean)
a3 <- a3[,1]
a3<-matrix(a3)
FeaSel <-rbind(a1,a2,a3)
Model_var<-table(FeaSel)
Model_var <- data.frame(Model_var)
Model_var <- Model_var[order(Model_var$Freq , decreasing = TRUE),]
Model_var = subset(Model_var, Model_var$Freq==3)
mmm_2 <- as.formula(paste("FBT_2 ~ ", paste0(Model_var[,1], collapse = '+'))
library(caTools)
library("randomForest")
library(caret)
library(ggplot2)
library(esquisse)
library("PMCMRplus")
library('xts')
library(glm2)
require(caTools)
library(ISLR)
library(caret)
table(A_Oranlar_FBT_2$FBT_2)
library(dplyr)
out<-matrix()
for (i in 1:nrow(Model_var)) {
out[i]<-as.character(Model_var[i,1])
}
A_Oranlar_FBT_2<-cbind(A_Oranlar_ALL[12],
A_Oranlar_ALL[19:length(A_Oranlar_ALL)])
A_Oranlar_FBT_2<- na.omit(A_Oranlar_FBT_2)
AA<- (A_Oranlar_FBT_2 %>% select(c(out)))
AA_Oranlar_FBT_2<-cbind(A_Oranlar_FBT_2$FBT_2, AA)
colnames(AA_Oranlar_FBT_2)<-c("FBT_2", colnames(AA))

```



```

ss1<-matrix()
Tmin1<-matrix()
Tmax1<-matrix()
for (i in 2:length(AA_Oranlar_FBT_2)){
  ss1[i]<-outdet90(AA_Oranlar_FBT_2[,i])
  q90<-quantile(AA_Oranlar_FBT_2[,i], probs = 0.90)
  q10<-quantile(AA_Oranlar_FBT_2[,i], probs = 0.10)
  diff<- q90 - q10
  diff
  Tmin1[i] = q10 - (1.5 * diff)
  Tmax1[i] = q90 + (1.5 * diff)
  AB_Oranlar_FBT_2<-subset(AA_Oranlar_FBT_2, AA_Oranlar_FBT_2[,i] >
  Tmin1[i] & AA_Oranlar_FBT_2[,i] < Tmax1[i])
}
tm <-matrix()
ttm <-matrix()
tttm <-matrix()
ttttm <-matrix()
band<-table(AB_Oranlar_FBT_2$FBT_2)
fail1<-band[names(band)==1]
fail0<-band[names(band)==0]
fail<- min(fail0, fail1)
set.seed(1234)
FBT_2_LR<-matrix(ncol = 10)
i<-1
for(i in 1:10) {
  data_1<-AB_Oranlar_FBT_2[sample(which(AB_Oranlar_FBT_2$FBT_2==1), fail),
  ]
  data_0<-AB_Oranlar_FBT_2[sample(which(AB_Oranlar_FBT_2$FBT_2==0), fail),
  ]
  data_01<-rbind(data_0, data_1)
  data<-data_01[sample(1:nrow(data_01)),]
  data<-cbind(data[2:length(data)], data[1])

##### RANDOM FOREST
data$FBT_2 <- as.factor(data$FBT_2)
data$FBT_2 <- as.character(data$FBT_2)
spl = sample.split(data, SplitRatio = 0.8)
train = subset(data, spl==TRUE)
testt = subset(data, spl==FALSE)
train$FBT_2<-as.factor(train$FBT_2)
model_fea <- randomForest(mmm_2, data = train,
  ntree=100, proximity=T, importance = TRUE)

model_fea
predTrain_fea <- predict(model_fea, train, type = "class")
table(predTrain_fea, train$FBT_2)
predValid_fea <- predict(model_fea, testt, type = "class")
mean(predValid_fea == testt$FBT_2)
table1<-table(predValid_fea, testt$FBT_2)
t1 <- as.data.frame.matrix(table1)
tm <- cbind(tm,t1)
##### LR
logit <- glm(mmm_2, family="binomial", data=train)
summary(logit)
FBT_2_LOGREG<-logit[["coefficients"]]
FBT_2_LOGREG<-data.frame(FBT_2_LOGREG)
FBT_2_LR[i]<-FBT_2_LOGREG
FBT_2_LR<-data.frame(FBT_2_LR)
train.probs_F <-predict(logit, train, type="response")
train.logit_F <- rep(0,length(train.probs_F))
train.logit_F[train.probs_F>=0.5] <- 1
table(train.logit_F, train$FBT_2)
test.probs_F <-predict(logit, testt, type="response")
pred.logit_F <- rep(0,length(test.probs_F))
pred.logit_F[test.probs_F>=0.5] <- 1

tttable1<-table(pred.logit_F, testt$FBT_2)
tt1 <- as.data.frame.matrix(tttable1)
ttm <- cbind(ttm,tt1)
##### KNN
data$FBT_2 <- as.factor(data$FBT_2)
ctrl <- trainControl(method="repeatedcv", repeats = 10)
#classProbs=TRUE,summaryFunction = twoClassSummary)
knnFea <- train(mmm_2, data = train, method = "knn", trControl = ctrl, preProcess =
c("center","scale"), tuneLength = 20)
#Output of knn fit
knnFea
plot(knnFea)
knnPredict <- predict(knnFea,newdata = train )
#Get the confusion matrix to see accuracy value and other parameter values
confusionMatrix(knnPredict, train$FBT_2)
train = subset(data, spl==TRUE)
test = subset(data, spl==FALSE)
knnPredict1 <- predict(knnFea, newdata = test )
confusionMatrix(knnPredict1, test$FBT_2)
length(knnPredict)
tttable1<-table(knnPredict1, test$FBT_2)
ttt1 <- as.data.frame.matrix(tttable1)
tttm <- cbind(ttm,ttt1)
##### ANN (https://www.pluralsight.com/guides/machine-learning-with-
neural-networks-r)
train_params <- trainControl(method = "repeatedcv", number = 10, repeats=5)
train[-length(data)] = scale(train[-length(data)])
test[-length(data)] = scale(test[-length(data)])
train$FBT_2 <- factor(train$FBT_2)
test$FBT_2 <- factor(test$FBT_2)
nnet_model <- train(mmm_2, data=train,
  method = "nnet",
  trControl= train_params,
  preProcess=c("scale","center"),
  na.action = na.omit)
prop.table(table(train$FBT_2)) #Baseline Accuracy
nnet_predictions_test <-predict(nnet_model, test)#Predictions on the test set
tttable1<-table(test$FBT_2, nnet_predictions_test)# Confusion matrix on test set
ttt1 <- as.data.frame.matrix(tttable1)
ttttm <- cbind(tttm,ttt1)
}
tm<-tm[, 2:21]
tm0<- tm[, c(TRUE,FALSE)]
tm0
RF_0 = rowMeans(as.matrix((tm0)))
RF_0
tm1<- tm[, c(FALSE, TRUE)]
tm1
RF_1 = rowMeans(as.matrix((tm1)))
RF_1
RF_0<-data.frame(RF_0)
RF_1<-data.frame(RF_1)
RF_CM<-cbind(RF_0, RF_1)
ttm<-ttm[, 2:21]
ttm0<- ttm[, c(TRUE,FALSE)]
ttm0
LR_0 = rowMeans(as.matrix((ttm0)))
LR_0
ttm1<- ttm[, c(FALSE, TRUE)]
ttm1
LR_1 = rowMeans(as.matrix((ttm1)))
LR_1
LR_0<-data.frame(LR_0)
LR_1<-data.frame(LR_1)
LR_CM<-cbind(LR_0, LR_1)
write.xlsx(FBT_2_LR, file = "LOGREG.xlsx", sheetName = "FBT_2", append =
TRUE)
tttm<-tttm[, 2:21]
tttm0<- tttm[, c(TRUE,FALSE)]
tttm0
KNN_0 = rowMeans(as.matrix((tttm0)))
KNN_0
tttm1<- tttm[, c(FALSE, TRUE)]
tttm1
KNN_1 = rowMeans(as.matrix((tttm1)))
KNN_1
KNN_0<-data.frame(KNN_0)
KNN_1<-data.frame(KNN_1)
KNN_CM<-cbind(KNN_0, KNN_1)
ttttm<-tttm[, 2:21]
ttttm0<- ttttm[, c(TRUE,FALSE)]
ttttm0
ANN_0 = rowMeans(as.matrix((ttttm0)))
ANN_0
ttttm1<- ttttm[, c(FALSE, TRUE)]
ttttm1
ANN_1 = rowMeans(as.matrix((ttttm1)))
ANN_1
ANN_0<-data.frame(ANN_0)
ANN_1<-data.frame(ANN_1)
ANN_CM<-cbind(ANN_0, ANN_1)
FBT_2_matrix<-cbind(RF_CM,LR_CM, KNN_CM, ANN_CM )
library(xlsx)
write.xlsx(FBT_2_matrix, file = "FF_matrix.xlsx", sheetName = "FBT_2", append =
TRUE)
##### FBT_3 #####
A_Oranlar_FBT_3<- data.frame(A_Oranlar_FBT_3)
ss<-matrix()
ss[1]<-0
Tmin<-matrix()
Tmax<-matrix()
for (i in 2:length(A_Oranlar_FBT_3)){
  ss[i]<-outdet90(A_Oranlar_FBT_3[,i])
  q90<-quantile(A_Oranlar_FBT_3[,i], probs = 0.90)
  q10<-quantile(A_Oranlar_FBT_3[,i], probs = 0.10)
  diff<- q90 - q10
  diff
  Tmin[i] = q10 - (1.5 * diff)
  Tmax[i] = q90 + (1.5 * diff)
  A_Oranlar_FBT_3<-subset(A_Oranlar_FBT_3, A_Oranlar_FBT_3[,i] > Tmin[i] &
  A_Oranlar_FBT_3[,i] < Tmax[i])
}
library(caret)
library(corrplot)
correlations <- cor(A_Oranlar_FBT_3[, 1:length(A_Oranlar_FBT_3)])
par(mfrow=c(1,1))
corrplot(correlations, method="square")
cutoFBT_3 <- 0.95
high_Corr_095 <- findCorrelation(correlations, cutoff=cutoFBT_3)
for (value in high_Corr_095) {
  print(names(A_Oranlar_FBT_3)[value])
}
A_Oranlar_FBT_3 <- A_Oranlar_FBT_3[,~high_Corr_095]
summary(A_Oranlar_FBT_3)
table(A_Oranlar_FBT_3$FBT_3)
Cont<-matrix()
Cont_INF<- matrix()
Cont_NINF<- matrix()
Cont_NA<- matrix()
Cont<-data.frame(Cont)
Cont_INF<-data.frame(Cont_INF)

```

```

Cont_NINF<-data.frame(Cont_NINF)
Cont_NA<-data.frame(Cont_NA)
for (i in 2:ncol(A_Oranlar_FBT_3)) {
  Cont[,i]<-sum(A_Oranlar_FBT_3[,i]==0)
  Cont_INF[,i]<-sum(A_Oranlar_FBT_3[,i]=="Inf")
  Cont_NINF[,i]<-sum(A_Oranlar_FBT_3[,i]=="-Inf")
  Cont_NA[,i]<-sum(A_Oranlar_FBT_3[,i]=="NA")
}
Cont_ALL<-matrix(ncol=48, nrow=5)
Cont_ALL<-data.frame(Cont)
Cont_ALL[1, ]<- Cont
Cont_ALL<-data.frame(Cont)
Cont_ALL[2, ]<- Cont_NA
Cont_ALL[3, ]<- Cont_INF
Cont_ALL[4, ]<- Cont_NINF
Cont_ALL[5, ]<- Cont+Cont_NA+Cont_INF+Cont_NINF
Cont_Yuzde<-Cont_ALL/nrow(A_Oranlar)*100
Cont_ALL<-Cont_ALL[, 2:length(Cont_ALL)]
row.names(Cont_ALL)<-c("Sifir", "NA", "Inf", "-Inf", "A_Toplam")
Cont_Yuzde<-Cont_Yuzde[, 2:length(Cont_Yuzde)]
Cont_Yuzde<-round(Cont_Yuzde, digits=2)
row.names(Cont_Yuzde)<-c("Sifir", "NA", "Inf", "-Inf", "A_Toplam")
library("randomForest")
library(dplyr)
library(class)
library(caret)
library("randomForest")
library(caret)
library('xts')
library(glm2)
RANFOR<- matrix(nrow = (length(A_Oranlar_FBT_3)-1))
i<-1
for(i in 1:10) {
  set.seed(250*i)
  ##### RANDOM FOREST
  rf <- randomForest(FBT_3 ~ ., data = A_Oranlar_FBT_3, ntree = 500, mtry = 6,
  importance = TRUE)
  rf
  FS_RF<-importance(rf) # S?ra?
  RANFOR<- cbind(RANFOR, FS_RF[,1])
}
RANFOR<- RANFOR[, 2:11]
RF_MEAN <- rowMeans(as.matrix(RANFOR))
RANFOR<-cbind(RANFOR, RF_MEAN)
library(xlsx)
write.xlsx(RANFOR, file = "FBT_3_Feature_S.xlsx", sheetName = "RF")
SFBS<-matrix()
##### Step wise Forward and Backward Selection
base.mod <- lm(FBT_3 ~ 1, data=A_Oranlar_FBT_3) # Step 1: Define base intercept
only model
all.mod <- lm(FBT_3 ~ ., data=A_Oranlar_FBT_3) # Step 2: Full model with all
predictors
stepMod <- step(base.mod, scope = list(lower = base.mod, upper = all.mod), direction
= "both", trace = 0, steps = 1000)
shortlistedVars <- names(unlist(stepMod[[1]])) # Step 4: Get the shortlisted variable.
shortlistedVars <- shortlistedVars[!shortlistedVars %in% "(Intercept)"] # remove
intercept
class(shortlistedVars)
vec_updated <- as.factor(shortlistedVars)
SFBS<-as.matrix(vec_updated)
write.xlsx(SFBS, file = "FBT_3_Feature_S.xlsx", sheetName = "SFBS", append =
TRUE)
##### KNN Method
set.seed(1234)
control <- trainControl(method="repeatedcv", number=10, repeats=3)
A_Oranlar_FBT_3$FBT_3<- factor(A_Oranlar_FBT_3$FBT_3)
regressor1<- train(FBT_3~ ., data=A_Oranlar_FBT_3, method="knn",
preProcess="scale", trControl=control)
importance <- varImp(regressor1)
importance
k<-matrix()
k<-importance
kk<-matrix(ncol=2)
kk<-add_rownames(k$Importance, var = "Ind")
kk<-kk[order(-kk$X0), ]
write.xlsx(kk, file = "FBT_3_Feature_S.xlsx", sheetName = "KNN", append = TRUE)
library(dplyr)
a_mean<-mean(RANFOR[,11])
kk<-data.frame(kk)
c_mean<-mean(kk[,3])
a1 <- subset(RANFOR, RANFOR[,11]>a_mean)
a1 <- a1[,1:11]
a1<-data.frame(a1)
a11<-add_rownames(a1, var = "V1")
a1<- a1[,1]
a2=SFBS
a3 = subset(kk, kk[,2]>c_mean)
a3 <- a3[,1]
a3<-matrix(a3)
FeaSel <-rbind(a1,a2,a3)
Model_var <-table(FeaSel)
Model_var <- data.frame(Model_var)
Model_var <-Model_var[order(Model_var$Freq , decreasing = TRUE),]
Model_var = subset(Model_var, Model_var$Freq==3)
mmm_3 <- as.formula(paste("FBT_3 ~ .", paste0(Model_var[,1], collapse = '+'))
library(caTools)
library("randomForest")
library(caret)
library(ggplot2)

library(esquisse)
library("PMCMRplus")
library('xts')
library(glm2)
require(caTools)
#install.packages("ISLR")
library(ISLR)
library(caret)
table(A_Oranlar_FBT_3$FBT_3)
library(dplyr)
out<-matrix()
for (i in 1:nrow(Model_var)) {
  out[i]<-as.character(Model_var[i,1])
}
A_Oranlar_FBT_3<- cbind( A_Oranlar_ALL[17],
A_Oranlar_ALL[19:length(A_Oranlar_ALL)] )
A_Oranlar_FBT_3<- na.omit(A_Oranlar_FBT_3)
AA<- (A_Oranlar_FBT_3 %>% select(c(out)))
AA_Oranlar_FBT_3<-cbind(A_Oranlar_FBT_3$FBT_3 , AA)
colnames(AA_Oranlar_FBT_3)<-c("FBT_3", colnames(AA))
ssl<-matrix()
Tmin1<-matrix()
Tmax1<-matrix()
for (i in 2:length(AA_Oranlar_FBT_3)){
  ssl[i]<-outdet90(AA_Oranlar_FBT_3[,i])
  q90<-quantile(AA_Oranlar_FBT_3[,i], probs = 0.90)
  q10<-quantile(AA_Oranlar_FBT_3[,i], probs = 0.10)
  diff<- q90 - q10
  diff
  Tmin1[i] = q10 - (1.5 * diff)
  Tmax1[i] = q90 + (1.5 * diff)
  AB_Oranlar_FBT_3<-subset(AA_Oranlar_FBT_3, AA_Oranlar_FBT_3[,i] >
Tmin1[i] & AA_Oranlar_FBT_3[,i] < Tmax1[i])
}
tm <-matrix()
ttm <-matrix()
tttm<-matrix()
ttttt<-matrix()
band<-table(AB_Oranlar_FBT_3$FBT_3)
fail1<-band[names(band)==1]
fail0<-band[names(band)==0]
fail<- min(fail0, fail1)
set.seed(1234)
FBT_3_LR<-matrix(ncol=10)
i<-1
for(i in 1:10) {
  data_1<-AB_Oranlar_FBT_3[sample( which(AB_Oranlar_FBT_3$FBT_3==1),
fail), ]
  data_0<-AB_Oranlar_FBT_3[sample( which(AB_Oranlar_FBT_3$FBT_3==0), fail),
]
  data_01<-rbind(data_0, data_1)
  data<-data_01[sample(1:nrow(data_01)), ]
  data<-cbind(data[2:length(data)], data[1])
  ##### RANDOM FOREST
  data$FBT_3 <- as.factor(data$FBT_3)
  data$FBT_3 <- as.character(data$FBT_3)
  spl = sample.split(data, SplitRatio = 0.8)
  train = subset(data, spl==TRUE)
  testt = subset(data, spl==FALSE)
  train$FBT_3<-as.factor(train$FBT_3)
  model_fea <- randomForest(mmm_3, data = train,
ntree=100, proximity=T, importance = TRUE)
  model_fea
  predTrain_fea <- predict(model_fea, train, type = "class")
  table(predTrain_fea, train$FBT_3)
  predValid_fea <- predict(model_fea, testt, type = "class")
  mean(predValid_fea == testt$FBT_3)
  table1<-table(predValid_fea, testt$FBT_3)
  t1 <- as.data.frame.matrix(table1)
  tm <- cbind(tm,t1)
  ##### LR
  logit <- glm(mmm_3, family='binomial', data=train)
  summary(logit)
  FBT_3_LOGREG<-logit[["coefficients"]]
  FBT_3_LOGREG<-data.frame(FBT_3_LOGREG)
  FBT_3_LR[j]<-FBT_3_LOGREG
  FBT_3_LR<-data.frame(FBT_3_LR)
  train.probs_F <-predict(logit, train, type='response')
  train.logit_F <- rep(0,length(train.probs_F))
  train.logit_F[train.probs_F>=0.5] <- 1
  table(train.logit_F, train$FBT_3)
  test.probs_F <-predict(logit, testt, type='response')
  pred.logit_F <- rep(0,length(test.probs_F))
  pred.logit_F[test.probs_F>=0.5] <- 1
  table1<-table(pred.logit_F, testt$FBT_3)
  tt1 <- as.data.frame.matrix(table1)
  ttm <- cbind(ttm,tt1)
  ##### KNN
  data$FBT_3 <- as.factor(data$FBT_3)
  ctrl <- trainControl(method="repeatedcv", repeats = 10)
  #.classProbs=TRUE,summaryFunction = twoClassSummary)
  knnFea <- train(mmm_3, data = train, method = "knn", trControl = ctrl, preProcess =
c("center","scale"), tune.length = 20)
  #Output of KNN fit
  knnFea
  plot(knnFea)
  knnPredict <- predict(knnFea,newdata = train )
  #Get the confusion matrix to see accuracy value and other parameter values
  confusionMatrix(knnPredict, train$FBT_3)
}

```

```

train = subset(data, spl==TRUE)
test = subset(data, spl==FALSE)
knnPredict1 <- predict(knnFea, newdata = test )
confusionMatrix(knnPredict1, test$FBT_3 )
length(knnPredict)
tttable1 <- table(knnPredict1, test$FBT_3)
ttt1 <- as.data.frame.matrix(tttable1)
tttm <- cbind(tttm, ttt1)
##### ANN (https://www.pluralsight.com/guides/machine-learning-with-neural-networks-r)
train_params <- trainControl(method = "repeatedcv", number = 10, repeats=5)
train[-length(data)] = scale(train[-length(data)])
test[-length(data)] = scale(test[-length(data)])
train$FBT_3 <- factor(train$FBT_3)
test$FBT_3 <- factor(test$FBT_3)
nnet_model <- train(mmm_3, data=train,
  method = "nnet",
  trControl= train_params,
  preProcess=c("scale","center"),
  na.action = na.omit)
prop.table(table(train$FBT_3)) #Baseline Accuracy
nnet_predictions_test <- predict(nnet_model, test)#Predictions on the test set
tttable1 <- table(test$FBT_3, nnet_predictions_test)# Confusion matrix on test set
ttt1 <- as.data.frame.matrix(tttable1)
tttm <- cbind(tttm, ttt1)
}
tm <- tm[, 2:21]
tm0 <- tm[, c(TRUE, FALSE)]
tm0
RF_0 = rowMeans(as.matrix((tm0)))
RF_0
tm1 <- tm[, c(FALSE, TRUE)]
tm1
RF_1 = rowMeans(as.matrix((tm1)))
RF_1
RF_0 <- data.frame(RF_0)
RF_1 <- data.frame(RF_1)
RF_CM <- cbind(RF_0, RF_1)
ttm <- ttm[, 2:21]
ttm0 <- ttm[, c(TRUE, FALSE)]
ttm0
LR_0 = rowMeans(as.matrix((ttm0)))
LR_0
ttm1 <- ttm[, c(FALSE, TRUE)]
ttm1
LR_1 = rowMeans(as.matrix((ttm1)))
LR_1
LR_0 <- data.frame(LR_0)
LR_1 <- data.frame(LR_1)
LR_CM <- cbind(LR_0, LR_1)
write.xlsx(FBT_3_LR, file = "LOGREG.xlsx", sheetName = "FBT_3", append = TRUE)
tttm <- tttm[, 2:21]
tttm0 <- tttm[, c(TRUE, FALSE)]
tttm0
KNN_0 = rowMeans(as.matrix((tttm0)))
KNN_0
tttm1 <- tttm[, c(FALSE, TRUE)]
tttm1
KNN_1 = rowMeans(as.matrix((tttm1)))
KNN_1
KNN_0 <- data.frame(KNN_0)
KNN_1 <- data.frame(KNN_1)
KNN_CM <- cbind(KNN_0, KNN_1)
ttttm <- ttttm[, 2:21]
ttttm0 <- ttttm[, c(TRUE, FALSE)]
ttttm0
ANN_0 = rowMeans(as.matrix((ttttm0)))
ANN_0
ttttm1 <- ttttm[, c(FALSE, TRUE)]
ttttm1
ANN_1 = rowMeans(as.matrix((ttttm1)))
ANN_1
ANN_0 <- data.frame(ANN_0)
ANN_1 <- data.frame(ANN_1)
ANN_CM <- cbind(ANN_0, ANN_1)
FBT_3_matrix <- cbind(RF_CM, LR_CM, KNN_CM, ANN_CM)
library(xlsx)
write.xlsx(FBT_3_matrix, file = "FF_matrix.xlsx", sheetName = "FBT_3", append = TRUE)
##### FBT_4 #####
A_Oranlar_FBT_4 <- data.frame(A_Oranlar_FBT_4)
ss <- matrix()
ss[1] <- 0
Tmin <- matrix()
Tmax <- matrix()
for (i in 2:length(A_Oranlar_FBT_4)){
  ss[i] <- outdet90(A_Oranlar_FBT_4[,i])
  q90 <- quantile(A_Oranlar_FBT_4[,i], probs = 0.90)
  q10 <- quantile(A_Oranlar_FBT_4[,i], probs = 0.10)
  diff <- q90 - q10
  diff
  Tmin[i] = q10 - (1.5 * diff)
  Tmax[i] = q90 + (1.5 * diff)
  A_Oranlar_FBT_4 <- subset(A_Oranlar_FBT_4, A_Oranlar_FBT_4[,i] > Tmin[i] &
  A_Oranlar_FBT_4[,i] < Tmax[i])
}
library(caret)
library(corrplot)
correlations <- cor(A_Oranlar_FBT_4[, 1:length(A_Oranlar_FBT_4)])
par(mfrow=c(1,1))
corrplot(correlations, method="square")
cutoffFBT_4 <- 0.95
high_Corr_095 <- findCorrelation(correlations, cutoff=cutoffFBT_4)
for (value in high_Corr_095) {
  print(names(A_Oranlar_FBT_4)[value])
}
A_Oranlar_FBT_4 <- A_Oranlar_FBT_4[, -high_Corr_095]
summary(A_Oranlar_FBT_4)
table(A_Oranlar_FBT_4$FBT_4)
Cont <- matrix()
Cont_INF <- matrix()
Cont_NINF <- matrix()
Cont_NA <- matrix()
Cont <- data.frame(Cont)
Cont_INF <- data.frame(Cont_INF)
Cont_NINF <- data.frame(Cont_NINF)
Cont_NA <- data.frame(Cont_NA)
for (i in 2:ncol(A_Oranlar_FBT_4)) {
  Cont[,i] <- sum(A_Oranlar_FBT_4[,i]==0)
  Cont_INF[,i] <- sum(A_Oranlar_FBT_4[,i]=="Inf")
  Cont_NINF[,i] <- sum(A_Oranlar_FBT_4[,i]=="-Inf")
  Cont_NA[,i] <- sum(A_Oranlar_FBT_4[,i]=="NA")
}
Cont_ALL <- matrix(ncol = 48, nrow = 5)
Cont_ALL <- data.frame(Cont)
Cont_ALL[1, ] <- Cont
Cont_ALL <- data.frame(Cont)
Cont_ALL[2, ] <- Cont_NA
Cont_ALL[3, ] <- Cont_INF
Cont_ALL[4, ] <- Cont_NINF
Cont_ALL[5, ] <- Cont + Cont_NA + Cont_INF + Cont_NINF
Cont_Yuzde <- Cont_ALL/nrow(A_Oranlar)*100
Cont_ALL <- Cont_ALL[, 2:length(Cont_ALL)]
row.names(Cont_ALL) <- c("Sifir", "NA", "Inf", "-Inf", "A_Toplam")
Cont_Yuzde <- Cont_Yuzde[, 2:length(Cont_Yuzde)]
Cont_Yuzde <- round(Cont_Yuzde, digits = 2)
row.names(Cont_Yuzde) <- c("Sifir", "NA", "Inf", "-Inf", "A_Toplam")
library("randomForest")
library(dplyr)
library(class)
library(caret)
library("randomForest")
library(caret)
library('xts')
library(glm2)
RANFOR <- matrix(nrow = (length(A_Oranlar_FBT_4)-1))
i <- 1
for (i in 1:10) {
  set.seed(250*i)
  ##### RANDOM FOREST
  rf <- randomForest(FBT_4 ~ ., data = A_Oranlar_FBT_4, ntree = 500, mtry = 6,
  importance = TRUE)
  rf
  FS_RF <- importance(rf) # S?ral?
  RANFOR <- cbind(RANFOR, FS_RF[, 1])
}
RANFOR <- RANFOR[, 2:11]
RF_MEAN = rowMeans(as.matrix((RANFOR)))
RANFOR <- cbind(RANFOR, RF_MEAN)
library(xlsx)
write.xlsx(RANFOR, file = "FBT_4_Feature_S.xlsx", sheetName = "RF")
SFBS <- matrix()
##### Step wise Forward and Backward Selection
base.mod <- lm(FBT_4 ~ 1, data=A_Oranlar_FBT_4) # Step 1: Define base intercept
only model
all.mod <- lm(FBT_4 ~ ., data=A_Oranlar_FBT_4) # Step 2: Full model with all
predictors
stepMod <- step(base.mod, scope = list(lower = base.mod, upper = all.mod), direction
= "both", trace = 0, steps = 1000)
shortlistedVars <- names(unlist(stepMod[[1]])) # Step 4: Get the shortlisted variable.
shortlistedVars <- shortlistedVars[!shortlistedVars %in% "(Intercept)"] # remove
intercept
class(shortlistedVars)
vec_updated <- as.factor(shortlistedVars)
SFBS <- as.matrix(vec_updated)
write.xlsx(SFBS, file = "FBT_4_Feature_S.xlsx", sheetName = "SFBS", append =
TRUE)
##### KNN Method
set.seed(1234)
control <- trainControl(method="repeatedcv", number=10, repeats=3)
A_Oranlar_FBT_4$FBT_4 <- factor(A_Oranlar_FBT_4$FBT_4)
regressor1 <- train(FBT_4 ~ ., data=A_Oranlar_FBT_4, method="knn",
preProcess="scale", trControl=control)
importance <- varImp(regressor1)
importance
k <- matrix()
k <- importance
kk <- matrix(ncol = 2)
kk <- add_rownames(k$importance, var = "Ind")
kk <- kk[order(-kk$X0), ]
write.xlsx(kk, file = "FBT_4_Feature_S.xlsx", sheetName = "KNN", append = TRUE)
library(dplyr)
a_mean <- mean(RANFOR[,1:11])
kk <- data.frame(kk)
c_mean <- mean(kk[,3])
a1 = subset(RANFOR, RANFOR[,11]>a_mean)
a1 <- a1[,11]

```

```

a1<-data.frame(a1)
a11<-add_rownames(a1, var = "V1")
a1<- a11[,1]
a2=SFBS
a3 = subset(kk, kk[,2]>c_mean)
a3 <- a3[,1]
a3<-matrix(a3)
FeaSel <-rbind(a1,a2,a3)
Model_var<-table(FeaSel)
Model_var <- data.frame(Model_var)
Model_var <-Model_var[order(Model_var$Freq , decreasing = TRUE),]
Model_var = subset(Model_var, Model_var$Freq==3)
mmm_4 <- as.formula(paste("FBT_4 ~", paste0(Model_var[,1], collapse = '+'))
library(caTools)
library("randomForest")
library(caret)
library(ggplot2)
library(esquisse)
library("PMCMRplus")
library('xts')
library(glm2)
require(caTools)
library(ISLR)
library(caret)
library(caret)
table(A_Oranlar_FBT_4$FBT_4)
library(dplyr)
out<-matrix()
for (i in 1:nrow(Model_var)) {
  out[i]<-as.character(Model_var[i,1])
}
A_Oranlar_FBT_4<-cbind(A_Oranlar_ALL[16],
A_Oranlar_ALL[19:length(A_Oranlar_ALL)])
A_Oranlar_FBT_4<- na.omit(A_Oranlar_FBT_4)
AA<-(A_Oranlar_FBT_4 %>% select(c(out)))
AA_Oranlar_FBT_4<-cbind(A_Oranlar_FBT_4$FBT_4 , AA)
colnames(AA_Oranlar_FBT_4)<-c("FBT_4", colnames(AA))
ss1<-matrix()
Tmin1<-matrix()
Tmax1<-matrix()
for (i in 2:length(AA_Oranlar_FBT_4)){
  ss1[i]<-outdet90(AA_Oranlar_FBT_4[,i])
  q90<-quantile(AA_Oranlar_FBT_4[,i], probs = 0.90)
  q10<-quantile(AA_Oranlar_FBT_4[,i], probs = 0.10)
  diff<- q90 - q10
  diff
  Tmin1[i] = q10 - (1.5 * diff)
  Tmax1[i] = q90 + (1.5 * diff)
  AB_Oranlar_FBT_4<-subset(AA_Oranlar_FBT_4, AA_Oranlar_FBT_4[,i] >
Tmin1[i] & AA_Oranlar_FBT_4[,i] < Tmax1[i])
}
tm <-matrix()
ttm <-matrix()
tttm<-matrix()
ttttm<-matrix()
band<-table(AB_Oranlar_FBT_4$FBT_4)
fail1<-band[names(band)==1]
fail0<-band[names(band)==0]
fail<- min(fail0, fail1)
set.seed(1234)
FBT_4_LR<-matrix(ncol = 10)
i<-1
for(i in 1:10) {
  data_1<-AB_Oranlar_FBT_4[sample( which(AB_Oranlar_FBT_4$FBT_4==1), fail),
]
  data_0<-AB_Oranlar_FBT_4[sample( which(AB_Oranlar_FBT_4$FBT_4==0), fail),
]
  data_01<-rbind(data_0, data_1)
  data<-data_01[sample(1:nrow(data_01), )]
  data<-cbind(data[2:length(data)], data[1])
  ##### RANDOM FOREST
  data$FBT_4 <- as.factor(data$FBT_4)
  data$FBT_4 <- as.character(data$FBT_4)
  spl = sample.split(data, SplitRatio = 0.8)
  train = subset(data, spl==TRUE)
  testt = subset(data, spl==FALSE)
  train$FBT_4<-as.factor(train$FBT_4)
  model_fea <- randomForest(mmm_4, data = train,
ntree=100, proximity=T, importance = TRUE)
  model_fea
  predTrain_fea <- predict(model_fea, train, type = "class")
  table(predTrain_fea, train$FBT_4)
  predValid_fea <- predict(model_fea, testt, type = "class")
  mean(predValid_fea == testt$FBT_4)
  table1<-table(predValid_fea, testt$FBT_4)
  t1 <- as.data.frame.matrix(table1)
  tm <- cbind(tm,t1)
  ##### LR
  logit <- glm(mmm_4, family="binomial", data=train)
  summary(logit)
  FBT_4_LOGREG<-logit[["coefficients"]]
  FBT_4_LOGREG<-data.frame(FBT_4_LOGREG)
  FBT_4_LR[i]<-FBT_4_LOGREG
  FBT_4_LR<-data.frame(FBT_4_LR)
  train.probs_F <- predict(logit, train, type='response')
  train.logit_F <- rep(0,length(train.probs_F))
  train.logit_F[train.probs_F>=0.5] <- 1
  table(train.logit_F, train$FBT_4)
  test.probs_F <- predict(logit, testt, type='response')
  pred.logit_F <- rep(0,length(test.probs_F))
  pred.logit_F[test.probs_F>=0.5] <- 1
  ttable1<-table(pred.logit_F, testt$FBT_4)
  tt1 <- as.data.frame.matrix(ttable1)
  ttm <- cbind(ttm,tt1)
  ##### KNN
  data$FBT_4 <- as.factor(data$FBT_4)
  ctrl <- trainControl(method="repeatedcv",repeats = 10)
  #,classProbs=TRUE,summaryFunction = twoClassSummary)
  knnFea <- train(mmm_4, data = train, method = "knn", trControl = ctrl, preProcess =
c("center","scale"), tuneLength = 20)
  #Output of kNN fit
  knnFea
  plot(knnFea)
  knnPredict <- predict(knnFea,newdata = train )
  confusionMatrix(knnPredict, train$FBT_4 )
  train = subset(data, spl==TRUE)
  test = subset(data, spl==FALSE)
  knnPredict1 <- predict(knnFea, newdata = test )
  confusionMatrix(knnPredict1, test$FBT_4 )
  length(knnPredict)
  ttable1<-table(knnPredict1, test$FBT_4)
  tt1 <- as.data.frame.matrix(ttable1)
  tttm <- cbind(ttm,tt1)
  ##### ANN (https://www.pluralsight.com/guides/machine-learning-with-
neural-networks-r)
  train_params <- trainControl(method = "repeatedcv", number = 10, repeats=5)
  train[-length(data)] = scale(train[-length(data)])
  test[-length(data)] = scale(test[-length(data)])
  train$FBT_4 <- factor(train$FBT_4)
  test$FBT_4 <- factor(test$FBT_4)
  nnet_model <- train(mmm_4 , data=train,
method = "nnet",
trControl= train_params,
preProcess=c("scale","center"),
na.action = na.omit)
  prop.table(table(train$FBT_4)) #Baseline Accuracy
  nnet_predictions_test <-predict(nnet_model, test)#Predictions on the test set
  ttable1<-table(test$FBT_4, nnet_predictions_test)# Confusion matrix on test set
  ttt1 <- as.data.frame.matrix(ttable1)
  ttttm <- cbind(tttm,ttt1)
}
tm<-tm[, 2:21]
tm0<- tm[, c(TRUE,FALSE)]
tm0
RF_0 = rowMeans(as.matrix((tm0)))
RF_0
tm1<- tm[, c(FALSE, TRUE)]
tm1
RF_1 = rowMeans(as.matrix((tm1)))
RF_1
RF_0<-data.frame(RF_0)
RF_1<-data.frame(RF_1)
RF_CM<-cbind(RF_0, RF_1)
ttm<-ttm[, 2:21]
ttm0<- ttm[, c(TRUE,FALSE)]
ttm0
LR_0 = rowMeans(as.matrix((ttm0)))
LR_0
ttm1<- ttm[, c(FALSE, TRUE)]
ttm1
LR_1 = rowMeans(as.matrix((ttm1)))
LR_1
LR_0<-data.frame(LR_0)
LR_1<-data.frame(LR_1)
LR_CM<-cbind(LR_0, LR_1)
write.xlsx(FBT_4_LR, file = "LOGREG.xlsx", sheetName = "FBT_4", append =
TRUE)
tttm<-tttm[, 2:21]
tttm0<- tttm[, c(TRUE,FALSE)]
tttm0
KNN_0 = rowMeans(as.matrix((tttm0)))
KNN_0
tttm1<- tttm[, c(FALSE, TRUE)]
tttm1
KNN_1 = rowMeans(as.matrix((tttm1)))
KNN_1
KNN_0<-data.frame(KNN_0)
KNN_1<-data.frame(KNN_1)
KNN_CM<-cbind(KNN_0, KNN_1)
ttttm<-tttm[, 2:21]
ttttm0<- ttttm[, c(TRUE,FALSE)]
ttttm0
ANN_0 = rowMeans(as.matrix((ttttm0)))
ANN_0
ttttm1<- ttttm[, c(FALSE, TRUE)]
ttttm1
ANN_1 = rowMeans(as.matrix((ttttm1)))
ANN_1
ANN_0<-data.frame(ANN_0)
ANN_1<-data.frame(ANN_1)
ANN_CM<-cbind(ANN_0, ANN_1)
FBT_4_matrix<-cbind(RF_CM,LR_CM,KNN_CM, ANN_CM )
library(xlsx)
write.xlsx(FBT_4_matrix, file = "FF_matrix.xlsx", sheetName = "FBT_4", append =
TRUE)

```

Ek 2:Sektörlerin 2009-2019 yıllarına ilişkin ortalama Aktif ve Pasif yapısı

Sektörler	AKTİF YAPISI		PASİF YAPISI			Ortalama Firma Sayısı
	Dönen Varlıklar	Duran Varlıklar	Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar	Uzun Vadeli Yabancı Kaynaklar	Öz Kaynaklar	
A	55.3	44.7	45.9	15.3	38.8	8.263
B	42.8	57.2	30.4	23.7	45.9	4.905
C	62.7	37.3	44.2	17.3	38.4	109.378
D	33.7	66.3	32.8	34.4	32.9	5.721
E	52.4	47.6	41.7	14.2	44.1	1.454
F	70.4	29.6	56.6	21.0	22.5	99.352
G	76.3	23.7	53.9	12.4	33.7	226.439
H	37.1	62.9	31.9	32.6	35.5	38.303
I	33.6	66.4	34.2	34.0	31.8	31.816
J	40.0	60.0	29.2	24.0	46.8	16.816
L	25.6	74.4	22.3	38.8	38.9	9.271
M	25.7	74.3	21.7	16.3	62.0	45.378
N	53.1	46.9	50.1	22.7	27.3	24.944
P	42.8	57.2	53.2	17.1	29.7	10.175
Q	44.1	55.9	38.1	24.5	37.3	12.844
R	39.5	60.5	47.3	26.2	26.6	3.696
S	64.0	36.0	62.4	12.2	25.4	6.363

Kaynak: TCMB Sektör Bilançoları

DİĞER HİZMET FAALİYETLERİ
YAPISAL ANALİZ TABLOSU (BİN TL)

	2009	(%)	2010	(%)	2011	(%)	2012	(%)	2013	(%)	2014	(%)	2015	(%)	2016	(%)	2017	(%)	2018	(%)	2019	(%)	ORT		
AKTİF YAPISI	2.181.620,6	100,0	2.584.378,9	118,4	3.149.187,6	144,3	3.541.534,2	162,3	3.694.402,3	169,3	3.734.101,4	171,0	4.230.849,6	193,9	4.998.514,6	228,8	5.761.243,6	264,1	6.486.953,1	297,2	7.232.481,6	331,5	7.815.211,4	358,2	64,0
Dönen Varlıklar	1.407.052,6	64,5	1.693.778,8	65,6	1.941.144,9	61,6	2.165.644,7	61,1	2.244.326,4	60,7	2.387.325,7	63,9	2.687.629,0	63,5	2.211.827,3	64,3	3.710.219,0	64,4	4.350.642,9	67,1	4.815.211,4	66,6	4.815.211,4	66,6	64,0
Duran Varlıklar	774.568,0	35,5	888.600,1	34,4	1.208.042,7	38,4	1.375.889,5	38,9	1.450.075,9	39,3	1.346.775,7	36,1	1.543.220,6	36,5	1.786.687,4	35,7	2.051.024,6	35,6	2.136.310,2	32,9	2.417.270,2	33,4	2.999.999,9	33,4	36,0
PASİF YAPISI																									
Kasa Vadesi Yoktur Kaynaklar	1.269.215,3	58,2	1.445.563,2	55,9	1.862.956,8	59,2	2.023.975,4	57,1	2.219.501,7	60,1	2.434.627,8	65,2	2.787.158,0	65,9	3.279.450,8	65,6	3.679.807,9	63,9	4.392.518,3	67,7	4.879.311,6	67,5	4.879.311,6	67,5	62,4
Uzun Vadeli Yabancı Kaynaklar	155.062,8	7,1	200.240,1	7,7	318.466,6	10,1	457.018,3	12,9	481.745,6	13,0	472.918,2	12,7	569.705,4	13,5	706.203,1	14,1	889.238,5	15,4	895.753,7	13,8	973.756,7	13,5	973.756,7	13,5	12,2
Öz Kaynaklar	757.342,6	34,7	938.575,5	36,3	967.764,2	30,7	1.060.541,2	29,9	993.155,0	26,9	826.555,4	22,1	873.986,2	20,7	1.012.860,7	20,3	1.192.197,1	20,7	1.198.681,1	18,5	1.374.413,3	19,0	1.374.413,3	19,0	25,4
Dönem Karı	109.031,6		179.157,2		136.674,1		147.388,3		139.951,6		149.315,4		183.174,0		210.313,4		296.182,7		269.418,4		345.137,4		345.137,4		
Dönem Zararı	(105.881,4)		(107.585,1)		(294.432,6)		(171.376,1)		(189.865,9)		(204.058,2)		(223.478,4)		(313.459,0)		(267.234,3)		(374.479,2)		(350.045,7)		(350.045,7)		

Kaynak: TCMB Sektör Bilançoları

Ek 4: Anadolu Üniversitesi ve TÜİK arasındaki protokol

TÜİK VERİ ARAŞTIRMA MERKEZİNDE ERİŞİMİNE VE KULLANIMINA İZİN VERİLEN MİKRO VERİYE İLİŞKİN PROTOKOL

BİRİNCİ BÖLÜM

Amaç, Kapsam ve Taraflar

Amaç

MADDE 1- İşbu protokolün amacı, Türkiye İstatistik Kurumu (TÜİK) ile Anadolu Üniversitesi arasında “Sektörlere Özgü Finansal Başarısızlık Öngörü Model Önerisi” konulu çalışma kapsamında mikro veriye erişim ve mikro veri kullanımına ilişkin çalışma esaslarını, ilkeleri ve yükümlülükleri belirlemektir.

Kapsam

MADDE 2- İşbu protokol, Madde 1’de belirtilen çalışma konusu için “Sektör Bilançolarını Oluşturan Mikro Veriler 2009-2019” setlerinin Türkiye İstatistik Kurumu Mikro Veriye Erişim ve Kullanımı Hakkındaki Yönerge çerçevesinde erişim ve kullanımını düzenler.

Taraflar

MADDE 3- İşbu protokolün tarafları, TÜİK ile Anadolu Üniversitesi’dir. Bu protokole ilişkin olarak yapılan bütün tebligat ve yazışmalar aşağıdaki adreslere iletilir. Adres değişikliği yazılı olarak tebliğ edilmediği sürece bu adreslere yapılan bildirimler geçerli sayılır. Mikro veri setini yukarıda belirtilen kurum adına **Koray YAPA ve Gürkan KÜÇÜKYILDIZ** adlı araştırmacılar kullanacaktır.

Türkiye İstatistik Kurumu Başkanlığı
Devlet Mah. Necatibey Cad. 114
06420 Çankaya / ANKARA

Anadolu Üniversitesi
Sosyal Bilimler Enstitüsü
Yunus Emre Kampusu
26000 ESKİŞEHİR

Tel: 02223350895

İKİNCİ BÖLÜM

Tarafların Yükümlülükleri ve Çeşitli Hükümler

MADDE 4- TÜİK bu protokol çerçevesindeki mikro veri erişim ve kullanım hizmetini Veri Araştırma Merkezi (VAM) bünyesinde verir. VAM’ın çalışma esasları aşağıda belirtilmiştir:

a) VAM’da verilen hizmetler Merkezde YAZD Başkanlığı, Bölge Müdürlüklerinde ise Bölge Müdürünün yetkilendirdiği birimlerin sorumluluğu altında ve mesai saatleri içerisinde yürütülür.

b) VAM bünyesinde Kurumun bilişim standartlarına uygun işletim sistemi ve yazılım yüklemesi yapılmış, ağ bağlantısı bulunmayan ve veri aktarımına imkan vermeyen bilgisayarlar ile hizmet verilir.

c) Arařtırmacının, Kurumun mevcut yazılımları dıřında bir yazılım kullanmayı talep etmesi durumunda, lisanslı olması kaydıyla gerekli ykleme ve silme iřlemleri Kurum tarafından yapılır.

d) A Grubunda yer alan mikro veri setlerinin ilgili Daire Bařkanlıklarından temin edilmesi ve VAM'larda kullanılması ile ilgili gerekli koordinasyon YAZD Bařkanlıđı tarafından sađlanır.

e) Protokol imzalamayan arařtırmacının VAM'a giriřine izin verilmez,

f) Arařtırmacı, alıřmak istediđi tarihler iin nceden randevu alır. Randevular tam ya da yarım gn iin alınır. Randevular gerektiđinde Kurum tarafından yeniden dzenlenir.

g) VAM'da srekli olarak en az bir kurum gevlisi arařtırmacılara nezaret eder.

h) Arařtırmacının kullanım cretinin belirlenebilmesi iin arařtırmacının alıřtıđı saat, kullandıđı kađıt, arařtırmacıya verilen destek gnlk olarak "Arařtırmacı İzleme Formu"na (EK-5) kaydedilir.

i) Arařtırmacı, VAM'a getirdiđi ya da gtrdđ herhangi bir dokmanı kurum grevlisine bildirir.

j) VAM'da bulunan ekipman dıřında laptop, cep telefonu, fotođraf makinesi, kayıt cihazı v.b. herhangi bir cihazın kullanımına izin verilmez, bu eřyalar tahsis edilen dolaba konulur.

k) Arařtırmacı, elektronik, fotografik, baskı, not alma vb. bir Őekilde veri setinin kaydını almak veya mevcut gvenlik nlemlerini ařmak amacıyla herhangi bir giriřimde bulunamaz.

l) VAM aık olduđu sre iinde kamera ile izlenerek kayıt altına alınır, lzumu halinde bu kayıtlara bařvurulur.

m) Arařtırmacının kullandıđı bilgisayarın ekranı grevli personel tarafından izlenebilir.

MADDE 5- Arařtırma sonularının kullanımı iin ařađıdaki hkmler uygulanır:

a) Arařtırmacı, arařtırma sonularını Kurum tarafından kontrol edilebilir bir dosya formatında hazırlar.

b) Arařtırmacı, oluřturduđu sonu tablolarında gizli veriye yer veremez,

c) Arařtırma sonularının gizli veri ierip iermediđi ilgili Daire Bařkanlıđı/Daire Bařkanlıkları tarafından kontrol edilmeden VAM dıřına ıkarılmasına izin verilmez.

d) Kontroller, iki iř gn iinde yapılır. Gizli veri ieren blmlerin tespit edilmesi halinde, sonu tablolarının kullanılmasına izin verilmez. İki iř gnnde kontrol iřleminin tamamlanması mmkn olmayan tablolar iin, kontrol iřleminin tamamlanma tarihi arařtırmacıya iletilir.

e) Arařtırmacının hatalı hesaplama sonucu elde ettiđi bulgular, sadece arařtırmacıyı bađlar.

f) Arařtırmacı, alıřmadan elde ettiđi sonuları yayınlarken kullandıđı Kurum mikro verilerini kaynak gsterir.

g) Arařtırmacı, yayımladıđı rapor, makale, yayın vb. alıřmalarının bir kopyasını en ge  ay ierisinde Kurum Ktphanesine gndermekle ykmldr. Bu ykmllđn yerine getirmediđi tespit edilen arařtırmacının daha sonraki mikro veri kullanım talepleri karřılanmaz.

h) Arařtırmacı, alıřmasının sonunda EK-4'te yer alan "Mikro Veri Kullanımı Memnuniyet Anketi"ni doldurur.

MADDE 6- Arařtırmacı, 5429 sayılı Trkiye İstatistik Kanunu'nun 13. ve 14. maddeleri ile "Resmi İstatistiklerde Veri Gizliliđi ve Gizli Veri Gvenliđine İliřkin Usul ve Esaslar Hakkında Ynetmelik"te tanımlanan gizlilik ilkelerini dikkate alarak, bu ilkeyi ihlal edecek

bilgi, tablo vb. yayımlayamayacağını ve gizli verileri çalışma sırasında ve sonrasında hiç kimseye açıklayamayacağını, sadece istatistik üretmek amacıyla kullanacağını işbu protokol ile taahhüt etmiş sayılır.

MADDE 7- Veri gizliliğinin ve/veya yönerge ve protokolda belirtilen şartların, araştırmacı tarafından ihlal edilmesi durumunda, araştırmacı ve bağlı bulunduğu kuruma aşağıdaki yaptırımlar uygulanır:

a) İhlalin VAM'da yapılan çalışma esnasında belirlenmesi durumunda, araştırmacının mikro veriye erişimi engellenir ve yapılan protokol feshedilir,

b) İhlal bağlı bulunduğu kurumun yönetimine resmi yazı ile bildirilir,

c) 5429 sayılı Kanununun 14. Maddesine aykırılık nedeniyle aynı kanununun 53. Maddesinin ikinci fıkrasına göre işlem yapılmak üzere hukuki süreç başlatılır.

MADDE 8- İhtilaf halinde Ankara Mahkemeleri yetkilidir.

Protokolün Süresi

MADDE 9- Bu protokol yürürlük tarihinden itibaren 1 yıl süreyle Veri Araştırma Merkezi'nde çalışmak üzere geçerlidir.

Yürürlük

MADDE 10- On (10) maddeden ibaret işbu Protokol iki nüsha tanzim edilmiş olup, tarafların imzalamalarını müteakiben yürürlüğe girer.

Türkiye İstatistik Kurumu Başkanı
Adına

Anadolu Üniversitesi
Sosyal Bilimler Enstitüsü
Adına

Dr. Yavuz UYAR
İzmir Bölge Müdürü V.

Prof. Dr. Saime ÖNCE
Müdür

Ek 5: TÜİK analiz paylaşım izni

From: TÜİK-VERİ ARAŞTIRMA MERKEZİ <veriarastirmamerkezi@tuik.gov.tr>
Sent: Friday, June 9, 2023 5:29 PM
To: Abdurrahman Samed HÜRRİYET <[REDACTED]>
Cc: Mürüvvet Benay YAPAR <[REDACTED]>, Baran AYDIN <[REDACTED]>
Subject: FW: Koray YAPA Kontrol Dosyası

Merhaba,

(Sonuc.txt) kontrol dosyası (ekte) Mikro Veri Kontrol Sorumlusu tarafından onay verilmiştir.

(A_FINORAN.TXT) kontrol dosyası Mikroveri kontrol sorumlusu tarafından inceleme sonucunda aşağıda belirtilen nedenlerden dosya paylaşımına uygun görülmemiştir.

İyi çalışmalar...



Mesut ALPASLAN
Türkiye İstatistik Kurumu
Yazılım Daire Başkanlığı / Bilgi Dağıtım Grup Başkanlığı
Veri Araştırma Merkezi / Tel: +90 0312 454 72 60

From: Erdal YILDIRIM <[REDACTED]>
Sent: Friday, June 9, 2023 4:47 PM
To: TÜİK-VERİ ARAŞTIRMA MERKEZİ <[REDACTED]>
Subject: RE: Koray YAPA Kontrol Dosyası

Kullanıcının gönderdiği A_FINORAN.TXT isimli dosyada girişim düzeyinde bilgi olduğu değerlendirildiğinden kullanıcı ile paylaşımı uygun değildir.

Diğer dosya olan ve ekte paylaşılması için gönderdiğimiz dosya kullanıcı ile paylaşılabilir.

İyi çalışmalar.

SONUC.TXT



İstatistik; geçmişi anlamın, bugünü yönetmenin ve geleceği planlamanın anahtarıdır.

ERDAL YILDIRIM

TÜRKİYE İSTATİSTİK KURUMU
YAPISAL İŞ İSTATİSTİKLERİ GRUBU
DEVLET MAH. NECATİBEY CAD. NO:114 KAT : 14 ODA: 1415
BAKANLIKLAR / ÇANKAYA / ANKARA
TEL : 0 312 454 75 75

From: TÜİK-VERİ ARAŞTIRMA MERKEZİ <[REDACTED]>
Sent: Friday, June 9, 2023 4:27 PM
To: Erdal YILDIRIM <[REDACTED]>
Cc: Serkan KAYAN <[REDACTED]>
Subject: FW: Koray YAPA Kontrol Dosyası

Merhaba,

İzmir Bölge (VAM) gelen kullanıcıya ait, Tabloda belirtilen çıkartmak istediği kontrol dosyaları ektedir.

İyi çalışmalar...



Mesut ALPASLAN
Türkiye İstatistik Kurumu
Yazılım Daire Başkanlığı / Bilgi Dağıtım Grup Başkanlığı
Veri Araştırma Merkezi / Tel: +90 0312 454 72 60