



T.C.

**GİRESUN ÜNİVERSİTESİ
SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ
İŞLETME ANABİLİM DALI
İŞLETME PROGRAMI**

**FİNANSAL BAŞARISIZLIK TAHMİNİNDE
MAKİNE ÖĞRENMESİ YÖNTEMLERİNİN KULLANIMI:
TÜRKİYE'DEKİ KOBİ'LER ÜZERİNE BİR UYGULAMA**

DOKTORA TEZİ

HAZIRLAYAN

Yusuf AKER

172024004

DANIŞMANI

Doç. Dr. Alper KARAVARDAR

GİRESUN, 2021

JÜRİ ÜYELERİ ONAY SAYFASI

Giresun Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü'nün 08/06/2021 tarihli toplantısında oluşturulan jüri, Sosyal Bilimler Enstitüsü İşletme Anabilim Dalı Doktora öğrencisi Yusuf Aker'in "Finansal Başarısızlık Tahmininde Makine Öğrenmesi Yöntemlerinin Kullanımı: Türkiye'deki KOBİ'ler Üzerine Bir Uygulama" başlıklı tezini incelemiş olup aday 30/06/2021 tarihinde, saat 11:00'da jüri önünde tez savunmasına alınmıştır.

Aday çalışma, sınav sonucunda başarılı bulunarak jürimiz tarafından Doktora tezi olarak kabul edilmiştir.

Sınav Jürisi	Unvanı, Adı Soyadı	İmzası
Üye (Başkan)	Doç. Dr. Alper KARAVARDAR	
Üye	Doç. Dr. Uğur SEVİM	
Üye	Dr. Öğr. Üyesi Murat ÖZDEMİR	
Üye	Dr. Öğr. Üyesi Nedim DİKMEN	
Üye	Dr. Öğr. Üyesi Mustafa UYSAL	

ONAY

...../...../2021

Prof. Dr. Güven ÖZDEM
Enstitü Müdürü

YEMİN METNİ

Doktora tezi olarak sunduđum “Finansal Başarısızlık Tahmininde Makine Öğrenmesi Yöntemlerinin Kullanımı: Türkiye’deki KOBİ’ler Üzerine Bir Uygulama” adlı çalışmamın tarafımdan bilimsel ahlak ve geleneklere aykırı düşecek bir yardıma başvurmaksızın yazıldığını ve yararlandığım kaynakların kaynakçada gösterilenlerden oluştuđunu, bu kaynaklara atıf yapılarak yararlanılmış olduđunu belirtir ve bunu onurumla doğrularım.

.../.../...

Yusuf AKER

İmza

ÖNSÖZ

Günümüz finans sektörünün en önemli araştırma konularından birisi haline gelen finansal başarısızlık, finansal yükümlülüklerin yerine getirilememesi, koşulların birkaç dönem boyunca gerilemesi, nakit akışında bozulma anlamına gelmektedir. Finansal başarısızlık çalışmalarında erken uyarı sistemleri ile başarısızlığın önceden tahmin edilerek iflasın önlenmesi amaçlanmaktadır. Bu nedenle başarısızlığın tahmin edilmesine yönelik çalışmalar son dönem ampirik finasta en çok ilgi gören konulardan birisi haline gelmiştir.

2008 küresel finans krizi sonrası finansal başarısızlık çalışmaları daha da önem kazanmaya başlamıştır. Mikro düzeyde başlayan işletme başarısızlıkları makro düzeyde ülkelerin ekonomik dinamiklerini olumsuz etkilemiştir. Bu çalışma ile Türkiye’de faaliyette bulunan Küçük ve Orta Ölçekli İşletmeler (KOBİ) üzerine bir araştırma yapılmıştır. BDDK (2019) verilerine göre KOBİ segmentinin kredi geri ödeme performanslarının bireysel ve ticari segmente göre farklılaştığı görülmektedir. Bu durum farklı dinamiklere sahip KOBİ’lerin farklı yaklaşım tarzı ile değerlendirilmesi gerektiğini ortaya koymaktadır. Finansal analizler geleneksel istatistik teknikleri yerine makine öğrenmesi algoritmaları ile gerçekleştirilmiştir. Çalışmanın odak noktası KOBİ’lerdeki finansal başarısızlığı en yüksek doğru sınıflandırma öngörüsüyle bulan modeli tespit ederek, hangi finansal oranların bu tespitte daha ayırt edici olduğunun belirlenmesidir.

Çalışmanın akademik araştırmalara katkısının yanı sıra yöneticiler, yatırımcılar ve kreditorler için faydalı olacağı düşünülmektedir. Elde edilen bulgular, performans düşüşüne dair verdiği erken uyarı sinyalleri ile yöneticiler açısından başarısızlık riskini azaltmak için düzeltici önlem alma fırsatı sunmaktadır. Yatırımcılar açısından finansal başarısızlığa neden olan ana faktörleri anlamalarını ve riskli firmalara yatırım yapmaktan kaçınmalarını sağlamaya yardımcı olacaktır. Kredi verenler için ise başarısızlık riskini analiz ederken sermaye kaybına uğramama çabalarına katkı sağlayacaktır.

Bu çalışmanın planlanması, araştırılması ve yürütülmesinde ilgi ve desteğini esirgemeyen, engin bilgi ve tecrübelerinden yararlandığım sayın hocam Doç. Dr.

Alper KARAVARDAR’a teþekkürlerimi bir borç biliyor ve þükranlarımı sunuyorum.
Son olarak bu tezin her aşamasında yanımda olan aileme sonsuz teþekkürlerimi
sunarım.



ÖZET

Yusuf AKER

“Finansal Başarısızlık Tahmininde Makine Öğrenmesi Yöntemlerinin Kullanımı: Türkiye’deki KOBİ’ler Üzerine Bir Uygulama”

Bu çalışmada Türkiye’de faaliyet gösteren 173 başarılı ve 219 başarısız olmak üzere toplam 392 KOBİ’nin 2015-2018 yılları arasındaki finansal mali tabloları incelenmiştir. Başarısızlığı tahmin etmek için lojistik regresyon, karar ağacı, rastgele ormanlar, destek vektör makineleri ve k en yakın komşu yöntemleri kullanılarak başarısızlıktan önceki her bir yıl için en yüksek doğru tahmin gücüne sahip modelin bulunması amaçlanmıştır. 2018 yılı içerisinde yetkili mahkemeler tarafından haklarında iflas veya konkordato kararı verilen işletmeler başarısız kabul edilmiştir.

Ampirik sonuçlar karar ağacı modelinin başarısızlıktan 1 ve 2 yıl öncesinde sırasıyla %90 ve %97 ile en yüksek doğru sınıflandırma başarısını sağlayan model olduğunu göstermektedir. Başarısızlıktan 3 yıl öncesinde ise Naive Bayes modeli, %97 ile en iyi tahmin sonucu veren model olmuştur.

Tüm modellerin doğruluk oranları incelendiğinde başarısızlıktan uzaklaştıkça doğru tahmin öngörüsünün arttığı görülmektedir. T-1 yılında, başarısızlığa en yakın dönem olmasına rağmen daha düşük model doğruluk oranlarına sahip olunması, bizleri işletmelerin faaliyette bulunduğu Türkiye ekonomisindeki dinamikleri daha detaylı araştırmaya sevketmiştir. 2015 ve 2016’da benzer şekilde hareket eden makroekonomik göstergelerin (faiz, enflasyon, kur) 2017 ve 2018 yılında dramatik bir şekilde arttığı gözlemlenmiştir. Başarısız işletmeler 2017 yılında yüksek banka kredileri ile hızlı büyümüşler ve yüksek faaliyet karları elde etmişlerdir. Ancak düşük öz kaynağa sahip bu işletmeler bir süre sonra finansman giderlerini yönetememişlerdir. Yüksek banka borçluluğu ve yüksek finansman gideri ile kar da elde edemeyen başarısız işletmeler 2018 yılı içerisinde kendilerini finansal olarak çeviremedikleri için başarısız olmuşlardır. Başarısız işletmeler yüksek stok bağımlılık oranı ve düşük karlılık ile çalışmaktadırlar. Başarısız işletmelerin vergi öncesi ve vergi sonrası karlılığı ile öz kaynak karlılığının daha düşük olduğu tespit edilmiştir. Ayrıca uzun vadeli yabancı kaynaklarının devamlı sermaye içerisindeki

payının daha yüksek olduđu görölmüştür. Başarılı işletmelerin yabancı kaynaklar toplamı, öz kaynaklarının iki katı iken başarısız işletmelerde bu durum ortalama 4 katıdır. Başarılı işletmelerin daha yüksek aktif devir hızı ile çalıştıkları ve faaliyet hacimlerinin daha yüksek olduđu görölmektedir. Konjonktürel dalgalanmaların yüksek olduđu dönemlerde model doğru öngörü oranlarının düşük olduđu görölmüştür. Bu yüzden daha yüksek model doğruluk oranına ulaşmak için modele daha fazla bağımsız değişken (başarısızlığa etki eden işletme içi ve işletme dışı etkenler) eklenmesinin daha kesin ve güvenilir sonuçlar elde edilmesi açısından faydalı olacağı düşünülmektedir.

Anahtar sözcükler: Finansal Başarısızlık, Karar Ağacı, Destek Vektör Makineleri, Naive Bayes ve Lojistik Regresyon.

ABSTRACT

Yusuf AKER

“Using Machine Learning Methods in Financial Distress Prediction: An Application for SMEs in Turkey”

In this study, financial statements included between 2015-2018 of the SMEs consisted of 173 non-distressed and 219 distressed operating in Turkey have been examined . To predict to financial distress, it is intended to find the model that has the highest accurate prediction for each year before financial distress with using logistic regression, decision tree, random forest, support vector machines, K nearest neighbor and Naive Bayes model. Firms are considered distressed if bankruptcy or concordat (composition of debts) decision were issued by the competent courts in 2018.

Empirical results indicate that for 1 and 2 years prior to financial distress, decision tree model is respectively the best classifier with overall accuracy of %90 and %97. Three years prior to financial distress, the Naive Bayes is the best classifier prediction model with overall accuracy of 97%.

When the accuracy of all model results are examined, it has been obtained the higher successful prediction results when the further away from bankruptcy. Although it is the nearest term to distress year, to have lower model accuracy prediction rates in the t-1 year directed us to more detailed researches on the dynamics of the Turkey's economy in which operates firms. It has been observed that macroeconomic indicators (interest, inflation, exchange rate), acting similarly in 2015 and 2016, increased dramatically in 2017 and 2018. Distressed firms grew fast with high bank loans in 2017 and achieved high operating margin. However, these companies with low equity capital could not manage their financing expenses after a while. Distressed firms that could not make a profit with high bank debts and high financing expenses failed in 2018 because they could not meet their financial expenses. Distressed firms operate with high stock dependency ratio and low profitability. It has been determined that distressed firms have lower pre-tax profits, after-tax profits and return on equity than non-distress firms. In addition, it has been

observed that the share of long-term liabilities in constant capital is higher. While the total foreign assets of non-distressed firms are twice their own funds, this situation is on average 4 times for distressed firms. It is observed that non-distressed firms operate with higher asset turnover and their operating volumes. In the period when cyclical fluctuations were high, it was observed that the models correct prediction rates were low. Therefore, we believe that adding more independent variables (internal and external factors affecting failure) to the model to achieve higher model accuracy rate will be beneficial in terms of obtaining more accurate and reliable results.

Key words: Financial Distress, Decision Tree, Support Vector Machines, Naive Bayes and Logistic Regression.

İÇİNDEKİLER

ÖNSÖZ	I
ÖZET.....	III
ABSTRACT	V
KISALTMALAR	XI
TABLolar LİSTESİ.....	XII
ŞEKİLLER LİSTESİ.....	XIV
GRAFİKLER LİSTESİ	XV
GİRİŞ	1

BİRİNCİ BÖLÜM

TÜRKİYE'DE KOBİ'LER VE KOBİ'LERDE FİNANSAL BAŞARISIZLIK

1.1. KOBİ TANIMI	4
1.1.1. Dünyada ve Türkiye'de KOBİ'ler	5
1.2. KOBİ KREDİLERİNİN DEĞERLENDİRİLMESİ	6
1.3. KOBİ'LERİN TEMEL SORUNLARI	8
1.3.1. Yönetim ve Örgütlenme	9
1.3.2. Tedarik Sorunları.....	9
1.3.3. Üretim Yönetimi Sorunları	9
1.3.4. Pazarlama ve İhracat ile İlgili Sorunlar	9
1.3.5. Finans ve Muhasebe İle İlgili Sorunlar.....	10
1.3.6. İnsan Kaynakları ve Halkla İlişkiler İle İlgili Sorunlar	10
1.4. KOBİ'LERDE FİNANSAL BAŞARISIZLIĞIN ÖNGÖRÜLMESİ.....	11
1.4.1. Finansal Başarısızlık Tanımı.....	11
1.4.2. Finansal Başarısızlık Nedenleri	12
1.4.2.1. İşletme İçinden Kaynaklanan Başarısızlık Nedenleri.....	13
1.4.2.1.1. Yetersiz Yönetim.....	13
1.4.2.1.2. İşletme Sermayesi Yetersizliği.....	13
1.4.2.1.3. Aşırı Borçlanma	14
1.4.2.1.4. Operasyonel Riskler.....	14

1.4.2.1.5. Enformasyon Teknolojisi Eksikliği	15
1.4.2.1.6. Stratejik Risk ve İtibar (Repütasyon) Riski.....	15
1.4.2.1.7. Risk Yoğunlaşması.....	15
1.4.2.1.8. Farklı Bir Sektöre Yatırım Yapılması	15
1.4.2.2. İşletme Dışından Kaynaklanan Başarısızlık Nedenleri	16

İKİNCİ BÖLÜM

LİTERATÜR ÇALIŞMASI

2.1. YURT DIŞINDA YAPILAN ÇALIŞMALAR.....	17
2.2. TÜRKİYE’DE YAPILAN ÇALIŞMALAR	23
2.2.1. FB Çalışmalarında Kullanılan Modeller	41
2.2.2. Veri Kaynağına ve Eğitim Test Oranına Göre FB Çalışmaları	41
2.2.3. Analiz Programına Göre FB Çalışmaları	42
2.2.4. Araştırma Dönemine Göre Yapılan FB Çalışmaları.....	42
2.2.5. Firma Sayısına Göre FB Çalışmaları.....	42
2.2.6. Kullanılan Rasyo Sayısına Göre FB Çalışmaları	43
2.2.7. Kodlama Şekline Göre Yapılan FB Çalışmaları	43
2.2.8. Başarısızlık Kriterlerine Göre FB Çalışmaları	44

ÜÇÜNCÜ BÖLÜM

MAKİNE ÖĞRENMESİ İLE FİNANSAL BAŞARISIZLIK TAHMİNİ

3.1. MODEL SEÇİMİ	47
3.1.1. Aşırı Öğrenme (Overfitting)	48
3.1.2. Yetersiz Öğrenme (Underfitting).....	49
3.1.3. Çapraz Doğrulama (Cross Validation).....	49
3.2. PERFORMANS ÖLÇÜM METRİKLERİ.....	50
3.2.1. Hata Matrisi (Confusion Matrix).....	50
3.2.2. Doğruluk (Accuracy) ve Kesinlik (Precision).....	51
3.2.3. Hassasiyet (Recall) ve F1 Skoru (F1 Measure).....	51

3.3. MAKİNE ÖĞRENMESİ ALGORİTMALARI	52
3.3.1. Lojistik Regresyon.....	52
3.3.2. K En Yakın Komşu (KNN)	53
3.3.3. Naive Bayes Algoritması	55
3.3.4. Karar Ağacı (Decision Tree)	56
3.3.5. Rastgele Ormanlar (Random Forest)	58
3.3.6. Destek Vektör Makineleri (Support Vector Machine- SVM).....	59
3.4. VERİ ÖN İŞLEME (DATA PREPROCESSİNG)	61
3.4.1. Normalizasyon (Normalising)	61
3.4.1.1. Z Skor Normalizasyonu	62
3.4.1.2. Min-Max Normalizasyonu	62
3.4.1.3. Medyan Normalizasyonu	63
3.4.1.4. Sigmoid Normalizasyonu	63
3.4.2. Kayıp (Eksik) Veri Analizi	64
3.4.3. Uç değer Analizi (Outlier)	65

DÖRDÜNCÜ BÖLÜM

FİNANSAL BAŞARISIZLIK TAHMİNİ, TÜRKİYE’DEKİ KOBİ’LER ÜZERİNE AMPİRİK BİR ÇALIŞMA

4.1. ARAŞTIRMANIN AMACI VE KAPSAMI.....	68
4.2. ARAŞTIRMANIN ÖNEMİ.....	68
4.3. ARAŞTIRMANIN VERİ SETİ.....	70
4.4. ARAŞTIRMANIN SINIRLARI.....	71
4.5. FİNANSAL BAŞARISIZ KOBİ FİRMALARININ BELİRLENMESİ .	72
4.6. FİNANSAL ORANLAR (DEĞİŞKENLER)	73
4.7. BAŞARISIZLIKTAN 1 YIL ÖNCEKİ MODEL	75
4.7.1. Özellik Seçimi	76
4.7.2. Tanımlayıcı İstatistikler	77

4.7.3.	Koleralasyon ve Çoklu Doğrusal Bağlantı (2017)	81
4.7.4.	Finansal Başarısızlık Modellerinin Analiz Sonuçları Doğrultusunda Karşılaştırılması	82
4.8.	BAŞARISIZLIKTAN 2 YIL ÖNCEKİ MODEL	86
4.8.1.	Özellik Seçimi	87
4.8.2.	Tanımlayıcı İstatistikler	88
4.8.3.	Koleralasyon ve Çoklu Doğrusal Bağlantı (2016)	91
4.8.4.	Finansal Başarısızlık Modellerinin Analiz Sonuçları Doğrultusunda Karşılaştırılması	92
4.9.	BAŞARISIZLIKTAN 3 YIL ÖNCEKİ MODEL	95
4.9.1.	Özellik Seçimi	97
4.9.2.	Tanımlayıcı İstatistikler	97
4.9.3.	Koleralasyon ve Çoklu Doğrusal Bağlantı (2015)	101
4.9.4.	Finansal Başarısızlık Modellerinin Analiz Sonuçları Doğrultusunda Karşılaştırılması	102
4.10.	PERFORMANSLARIN KARŞILAŞTIRILMASI.....	105
	SONUÇ VE ÖNERİLER	110
	KAYNAKLAR	118
	EKLER.....	135
	ÖZGEÇMİŞ	140

KISALTMALAR

AB	: Avrupa Birliđi
BDDK	: Bankacılık Düzenleme ve Denetleme Kurulu
BSDM	: Balance Sheet Decomposition Measure
BİST	: Borsa İstanbul
CART	: Classification And Regression Tree
CBR	: Case – Based Reasoning
CUSUM	: Cumulative Sums
DVM	: Destek Vektör Makinesi
FB	: Finansal Başarısızlık
GA	: Genetic Algorithms
KA	: Karar Ağacı
KNN	: K Nearest Neighbors
KVTA	: Kısa Vadeli Ticari Alacaklar
KVYK	: Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar
LPM	: Linear Probability Model
LR	: Lojistik Regresyon
MDA	: Multiple Discriminant Analysis
NB	: Naive Bayes
NN	: Neural Networks
RF	: Random Forest
RFE	: Recursive Feature Elimination
RO	: Rastgele Orman
RPA	: Recursive Partitioning (Decision Tree) Analysis
RS	: Rough Sets Model
SVM	: Support Vector Machine
UVTA	: Uzun Vadeli Ticari Alacaklar
UVYK	: Uzun Vadeli Yabancı Kaynaklar
VIF	: Variance Inflation Factor
YSA	: Yapay Sinir Ağları

TABLOLAR LİSTESİ

- Tablo 1.** Araştırmanın Metodolojisi
- Tablo 2.** Eximbank KOBİ Kriterleri
- Tablo 3.** AB KOBİ Tanımlama Kriterleri
- Tablo 4.** KOBİ'lerin Oransal Payları (%) (2016)
- Tablo 5.** Literatürdeki Finansal Başarısızlık Tanımları
- Tablo 6.** Dünyada Yapılan FB Çalışmaları ve Bulguların Özeti
- Tablo 7.** FB Çalışmalarında Kullanılan Modeller
- Tablo 8.** FB Çalışmaları Veri Kaynağı ve Eğitim-Test Oranı Karşılaştırması
- Tablo 9.** Kullanılan Programa Göre Türkiye'de Yapılan FB Çalışmaları
- Tablo 10.** Araştırma Dönemine Göre Türkiye'de Yapılan FB Çalışmaları
- Tablo 11.** Firma Sayısına Göre Türkiye'de Yapılan FB Çalışmaları
- Tablo 12.** Kullanılan Rasyo Sayısına Göre Türkiye'de Yapılan FB Çalışmaları
- Tablo 13.** Kodlama Şekline Göre Türkiye'de Yapılan FB Çalışmaları
- Tablo 14.** Başarısızlık Kriterlerine Göre Türkiye'de Yapılan FB Çalışmaları
- Tablo 15.** Yöntem Gruplarına Göre Türkiye'de Yapılan FB Çalışmaları
- Tablo 16.** Makine Öğrenmesi Eğitim ve Test Yapısı
- Tablo 17.** K-FoldCV Çalışma Şeması (K=5)
- Tablo 18.** Veri Kümesi Tablosu
- Tablo 19.** Finansal Tablolardan Elde Edilen Birincil Değişkenler
- Tablo 20.** RF-RFE Yöntemi ile Seçilen İkincil Değişkenler (2017)
- Tablo 21.** Başarısızlıktan 1 Yıl Önceki Özet İstatistikler
- Tablo 22.** Mann Whitney U Testi (2017)
- Tablo 23.** Korelasyon ve Çoklu Doğrusal Bağlantı İstatistikleri (2017)
- Tablo 24.** 2017 Yılı Verileri Hata Matrisi
- Tablo 25.** RF-RFE Yöntemi ile Seçilen İkincil Değişkenler (2016)
- Tablo 26.** Başarısızlıktan 2 Yıl Önceki Özet İstatistikler
- Tablo 27.** Mann Whitney U Testi (2016)
- Tablo 28.** Korelasyon ve Çoklu Doğrusal Bağlantı İstatistikleri (2016)
- Tablo 29.** 2016 Yılı Hata Matrisi
- Tablo 30.** RF-RFE Yöntemi ile Seçilen İkincil Değişkenler (2016)
- Tablo 31.** Başarısızlıktan 3 Yıl Önceki Özet İstatistikler

Tablo 32. Mann Whitney U Testi (2015)

Tablo 33. Korelasyon ve Çoklu Doğrusal Bağlantı İstatistikleri (2015)

Tablo 34. 2015 Yılı Hata Matrisi

Tablo 35. Finansal Oran Ortalamaları



ŞEKİLLER LİSTESİ

Şekil 1. Lojistik Regresyon Grafiksel Görselleştirilme

Şekil 2. KNN Algoritması İşleyişi

Şekil 3. KNN Performans Karşılaştırması-2017

Şekil 4. Karar Ağacı Yapısı

Şekil 5. Karar Ağacı Performans Karşılaştırması-2017

Şekil 6. Box-plot ile Uç değer Analizi

Şekil 7. Uç Değer Düzeltimi Kodlama Tablosu

Şekil 8. Kutu Grafiği (Boxplot) Dağılımı-1 (2017)

Şekil 9. Kutu Grafiği (Boxplot) Dağılımı-2 (2017)

Şekil 10. KNN Algoritması En İyi K Değeri (2017)

Şekil 11. Kutu Grafiği (Boxplot) Dağılımı-1 (2016)

Şekil 12. Kutu Grafiği (Boxplot) Dağılımı-2 (2016)

Şekil 13. KNN Algoritması En İyi K Değeri (2016)

Şekil 14. Kutu Grafiği (Boxplot) Dağılımı-1 (2015)

Şekil 15. Kutu Grafiği (Boxplot) Dağılımı-2 (2015)

Şekil 16. KNN Algoritması En İyi K Değeri (2015)

GRAFİKLER LİSTESİ

- Grafik 1.** Türkiye’deki Başarısız KOBİ’ler (2018)
- Grafik 2.** Konkordato Kararı Verilen KOBİ’ler (2018)
- Grafik 3.** Kayıp Veri Tablosu (2017)
- Grafik 4.** Model Performans Göstergesi (2017)
- Grafik 5.** Kayıp Veri Tablosu (2016)
- Grafik 6.** Model Performans Göstergesi (2016)
- Grafik 7.** Kayıp Veri Tablosu (2015)
- Grafik 8.** Model Performans Göstergesi (2015)
- Grafik 9.** Modellerin Performans Karşılaştırması
- Grafik 10.** Türkiye’deki Enflasyon ve Faiz Oranı
- Grafik 11.** Türkiye’deki Dolar/TL Kurunun Seyri
- Grafik 12.** Takibe Dönüşüm Oranı

GİRİŞ

Günümüz ticari işletmeleri, küreselleşen ekonomi, hızlı gelişen teknoloji, müşteri taleplerindeki radikal değişimler ve sınırların kalktığı, bilgiye hızlı ulaşılabilen yoğun bir rekabet ortamında faaliyetlerini sürdürmektedir. Bu yeni döneme, işletme içi veya işletme dışı nedenlerle uyum sağlayamayan işletmeler finansal açıdan başarısızlık riski ile karşılaşmakta hatta iflasa kadar gidebilecek bir süreçle karşı karşıya kalabilmektedir.

İşletmelerin gelecekte meydana gelebilecek finansal başarısızlığı önceden tahmin edebilmeleri ve gerekli tedbirleri alabilmeleri finansal sıkıntıyı en az zararlarla atlatabilmelerini sağlayacaktır. Finansal başarısızlıkta erken uyarıların farkına varamayan ve erken önlem alamayan firmalar sadece hissedarlara, çalışanlara, alacaklılara ve diğer çıkar gruplarına büyük zarar vermekle kalmayıp aynı zamanda genel ekonomik yapıyı da olumsuz etkileyecektir. Mikro düzeyde ortaya çıkabilecek başarısız firmaların sayısının artması istihdam ve refah düzeyinde meydana gelebilecek olumsuzluklarla toplumu etkileyerek ülke ekonomisine ciddi maliyetler yükleyebilecektir.

Finans sektörünün en önemli araştırma alanlarından birisi haline gelen finansal başarısızlık, finansal yükümlülüklerin yerine getirilememesi, koşulların birkaç dönem boyunca gerilemesi, nakit akışında bozulma anlamına gelmektedir. Erken uyarı sistemleri ile iflasın tahmin edilmesine yönelik çalışmalar iflasın önlenmesinde önemli bir rol oynayabileceğinden finansal başarısızlık konusu son dönem muhasebe ve kurumsal finans literatüründe ilgi gören konulardan birisi haline gelmiştir.

Çalışmanın amacı doğrultusunda, tezin ilk bölümünde Türkiye’de KOBİ’ler ve KOBİ kredilerinin değerlendirilmesi ile KOBİ’lerde finansal başarısızlık süreci detayları ile birlikte anlatılmıştır.

Tezin ikinci bölümünde geniş bir literatür araştırması yapılmıştır. Yurtdışında yapılan çalışmalar hakkında bilgi verildikten sonra yurtiçinde yayınlanan 102 eser detaylı bir incelemeye tabi tutulmuştur. Eserler, çalışmalarda kullanılan modellere, veri kaynağına, eğitim test oranına, analiz yapılan programa, araştırma dönemlerine,

araştırılan örnek sayısına, kullanılan değişken sayısına, kodlama şekillerine, başarısızlık kriterlerine ve yöntem gruplarına göre kapsamlı bir şekilde incelenmiştir.

Tezin üçüncü bölümünde başarısızlık tahmininde kullanacağımız lojistik regresyon - LR (Logistic regression), Karar Ağacı – KA (Decision Tree), K en yakın komşu – KNN (K-nearest Neighbors), Naive Bayes -NB, Destek Vektör Makineleri - DVM (Support Vector Machine) ve Rastgele Orman -RO (Random Forest) model yapıları incelenmiştir. Model seçiminde aşırı öğrenme (overfitting), yetersiz öğrenme (underfitting), çapraz doğrulama (k-fold cross validation) ve performans ölçüm metrikleri anlatılmıştır. Veri ön işleme (data preprocessing) aşamasının da ele alındığı bu bölümde verilerde normalizasyon, kayıp veri analizi ve uç değer (outlier) sorunu ve çözümleri hakkında da bilgi verilmiştir.

Tezin dördüncü bölümünde araştırmanın metodolojisi çıkarılmıştır. Veriler ön işleme adımından sonra analize tabi tutularak başarısızlığı en iyi tahmin eden yöntem tespit edilmeye çalışılmıştır.

Tablo 1. Araştırmanın Metodolojisi

Veri Ön İşleme						
Süreç	2015-2016-2017 yılları başarılı ve başarısız firma verilerinin elde edilmesi					
	Kayıp veri tespiti – Kayıp verilerin medyan değeri ile doldurulması					
	Aykırı (uç) değerlerin tespiti – Tukey yöntemi ile düzenlenme					
	Verilerin normalizasyonu					
	Verilerin eğitim ve test grubuna ayrılması					
	RF-RFE özellik seçim yöntemiyle öznelilik seçme					
	Bağımsız değişkenler korelasyon analizi, verilen dağılımı ve çoklu doğrusallık (VIF) sorunu analizi					
Veri Analizi						
Yöntemler	Lojistik Regresyon	Karar Ağacı	KNN	Rastgele Orman	Naive Bayes	DVM

Tezin son bölümü ise araştırma sonucunda elde edilen verilerin değerlendirilmesi, yorumlanması ve gelecekteki çalışmalar için bazı önerileri içermektedir.



BİRİNCİ BÖLÜM

1. TÜRKİYE’DE KOBİ’LER VE KOBİ’LERDE FİNANSAL BAŞARISIZLIK

KOBİ’ler toplam işletme sayısı ve sağladıkları işgücü sayesinde Türkiye ekonomisinde çok önemli bir yere sahip olup serbest rekabete dayalı ülke pazarında hareketliliği sağlayan önemli unsurlardan birisidir. Diğer bir anlatımla değişen piyasa şartlarına hızlı adaptasyon, üretim sistemlerindeki esneklik, bölgesel kalkınmada üstlendikleri önemli roller, yeni iş alanları oluşturarak işsizliği azaltmadaki rolleri nedeniyle ülke ekonomileri için KOBİ’ler önemli bir aktör vasfını taşımaktadırlar (Cansız,2008).

1.1. KOBİ TANIMI

KOBİ kavramı ülkeler, sektörler, yasalar hatta zaman ve mekana göre farklılıklar göstermektedir. Bu nedenle KOBİ için evrensel bir tanımlama yapılması oldukça zordur. Bu karmaşıklığı aşmak için nicel ve nitel bazı ölçütler kullanılagelmiştir. Tanımlamada kullanılan nicel ölçütlerden bazıları belli bir dönemde çalıştırılan personel sayısı, yapılan satış toplamı, harcanan enerji miktarı, işletmede kullanılan makine teçhizat sayıları, işletme sermayesi miktarıdır. Nitel ölçütler ise işletmenin bulunduğu pazarın büyüklüğü, sermaye ve emek öğelerinin payları, alabileceği kredi miktarı ve yönetimde uzmanlaşma gibi kriterlerdir (Türkoğlu, 2003).

Türkiye’de de farklı kurumlar tarafından yapılan KOBİ tanımlamaları mevcuttur. Küçük ve Orta Ölçekli İşletmeleri Geliştirme ve Destekleme İdaresi Başkanlığı (KOSGEB), Eximbank, Sanayi Bakanlığı, Halk Bankası, Hazine Müsteşarlığı, Türkiye İstatistik Kurumu (TÜİK) gibi KOBİ’lere hizmet veren kurumlar kendi misyonlarına göre tanımlama yapmışlardır.

Resmi Gazete’de (2018) yayımlanan 30458 sayılı yönetmeliğe göre KOBİ’ler 250’den az çalışanı olan ve yıllık satış hasılatı yüz yirmi beş milyon Türk Lirasını aşmayan, mikro işletme, küçük işletme ve orta büyüklükteki işletme olarak sınıflandırılan ekonomik birimleri veya girişimleri ifade etmektedir. 2012 yılında yayımlanan bir önceki yönetmelikte bu ciro kırk milyon TL olarak belirtilmişti.

Eximbank (Türkiye İhracat Kredi Bankası) Tanımı: Eximbank KOBİ’leri aşağıdaki gibi sınıflandırmıştır.

Tablo 2. Eximbank KOBİ Kriterleri

Kriter	Mikro Ölçekli KOBİ	Küçük Ölçekli KOBİ	Orta Ölçekli KOBİ
Çalışan Personel Sayısı	< 10	< 50	< 250
Yıllık Net Satış Hâsılatı	≤ 3 Milyon TL	≤ 25 Milyon TL	≤ 125 Milyon TL
Yıllık Mali Bilanço Toplamı	≤ 3 Milyon TL	≤ 25 Milyon TL	≤ 125 Milyon TL

Kaynak: www.eximbank.gov.tr

Avrupa Birliğinde KOBİ Tanımı: 1 Ocak 2005’te yürürlüğe giren 2003/361/EC sayılı tüzük çerçevesinde çalışan kişi sayısı, yıllık ciroları ile bilanço büyüklüğü ölçülerini kapsamaktadır.

Tablo 3. AB KOBİ Tanımlama Kriterleri

Kriter	Mikro Ölçekli KOBİ	Küçük Ölçekli KOBİ	Orta Ölçekli KOBİ
Çalışan Personel Sayısı	< 10	< 50	< 250
Yıllık Net Satış Hâsılatı	≤ €2 Milyon	≤ €10 Milyon	≤ €50 Milyon
Yıllık Mali Bilanço Toplamı	≤ €2 Milyon	≤ €5 Milyon	≤ €43 Milyon

Kaynak: kosgeb.gov.tr

1.1.1. Dünyada ve Türkiye’de KOBİ’ler

TÜİK'e göre 2019 yılı içerisinde Türkiye'deki toplam girişimin yüzde 99,8'inin KOBİ'ler tarafından gerçekleştirildiği görülmektedir (TÜİK, 2020). Aynı zamanda KOBİ'lerin maaş ve ücretlerin yüzde 51.1'ini, istihdamın yüzde 72.4'ünü, toplam cironun yüzde 50.4'ünü, personel maliyetinin %51.8'ini ve üretim değerlerinin %44.1'ini oluşturdu görülmektedir. Dünya ile karşılaştırıldığında ülkeler arasında çok da büyük farklılıkların olmadığı, tüm ülkelerde KOBİ'lerin girişim ve istihdamda çok önemli bir yere sahip olduğu görülmektedir.

Tablo 4. KOBİ'lerin Oransal (%) Payları (2016)

	Amerika	Almanya	Hindistan	Japonya	İngiltere	G.Kore	Fransa	İtalya	Türkiye
KOBİ'lerin Toplam Oranı	97,2	99,8	98,6	99,4	96	97,8	99,9	97	98,9
KOBİ'lerde Çalışma Oranı	50,4	64	63,2	81,4	36	61,9	49,4	56	76,7

Kaynak: Şehirli, (2018)

1.2. KOBİ KREDİLERİNİN DEĞERLENDİRİLMESİ

Bankaların ana faaliyet unsurlarından olan kredi verme süreci ya firmanın doğrudan bankaya başvurması ya da banka pazarlama birimlerinin girişimleri neticesinde kredi talebinin alınmasıyla başlamaktadır. KOBİ kredileri iş akışlarında tüm bankaların benzer süreçlere sahip olduğu gözlemlenmiştir. İlk aşamada gerekli evraklar alındıktan sonra müşteri ile kredi görüşmesi yapılır.

KOBİ kredileri değerlendirme sürecinde bankalarca istenen bazı belgeler şunlardır;

1. Kurumlar Vergisi Beyannamesi
2. Geçici vergi beyannamesi ile detay mizan
3. Ticaret Sicil Gazetesi
4. Faaliyet Belgesi
5. Hazirun Cetveli (Anonim Şirketlerde)
6. Vergi Levhası
7. Son İmza Sirküleri

8. Oda Kayıt Belgeleri
9. Firma Ortaklarının Kimlik Fotokopileri
10. Ortaklık pay defteri tasdikli sureti veya Ortaklık gösterir sicil kayıt belgesi
11. Firmanın ve Firma Ortaklarının üzerlerine Gayrimenkul ve Araç Fotokopileri
12. Firmanın sahip olduğu TSE, ISO gibi belgeler
13. Firmanın sahip olduğu bayilik veya distribütörlük sözleşmeleri ve belgeleri
14. Kapasite raporu

İlave olarak müteahhitlik/ihale firmalar için;

15. Devam Eden ve Biten İşler Listesi
16. Devam Eden İşlere Ait Son Hakediş Belgeleri
17. Biten İşlere Ait İş Bitirme Belgeleri (Kesin Kabul Tutanakları, Geçici Kabul Tutanakları)

Özel inşaat işleri yapan firmalar için;

18. 1-Yapılan Sözleşmeler
19. 2-Arsa Tapusu Fotokopileri (Kat Karşılığı İse)

Karayolu taşımacılık işleri ile iştigal eden firmalar için;

20. Karayolu Taşıma Belgesi (C-2 Belgesi)

KGF teminatı için istenen ilave belgeler;

21. Vergi Dairesi ve SSK Borcu yoktur belgeleri
22. SGK onaylı "Sigortalı hizmet belgesi"
23. Bankalardaki kredi limit ve risklerin dökümü, taksitli kredilerin ödeme planı
24. İşyeri sigorta poliçeleri
25. İşyeri kira ise kira kontratı
26. Leasing sözleşmeleri (mevcut ise)

Değerlendirmeye müşterinin ön istihbaratının yapılması ile başlanır. Devam eden süreçte kredi talebi ile müşteri evrakları arasındaki uyum araştırılır. Talep edilen kredi tutarı ile KOBİ'nin mevcut geliri karşılaştırılır. Finansal tablolardaki dönen ve

duran varlık yapısı, karlılık düzeyi, öz kaynak yapısı gibi çok sayıda veri incelenir. Rating modülleri çerçevesinde yapılan bu çalışmaya sübjektif unsurlarda ilave edilerek bir sonuca varılmaya çalışılır. Şube tarafından başlatılan bu süreçler miktara ve bankasına göre değişmekle beraber genellikle genel müdürlük kredi komitesi, bölge tahsis müdürlüğü veya şube kredi komitesinde karara bağlanarak, tahsis sonuçları ve tahsis edilen limitler firmalara tebliğ edilir.

Kredi kararı verebilmek için bankalar KOBİ'lerin finansal yapılarını, güçlü ve zayıf yönlerini bilmek isterler. Bu amaçla değerlendirme yapmak içinde sübjektif unsurların yanında finansal tablolara da ihtiyaç duyarlar. Bankalar için ana amaç minimum kredi zararı yerine en iyi KOBİ'yi seçerek kredi vermektir. Risk ile karlılık arasında bir ilişkinin ortaya çıktığı bu durumda esas amaç etkin ve doğru bir değerlendirme yaparak doğru kredi kararını vermektir.

Bankalar ve diğer kreditorler KOBİ'lere belli bir süre için verdikleri kredinin riskini (kredi verildikten sonra bile) ölçülmeye çalışırlar. Kurumlar, kredi risklerini ölçerken dört adet riskle karşı karşıya kalabilmektedirler. Bunlar ekonomide ortaya çıkabilecek enflasyon ve devalüasyon riski, müşterinin krediyi geri ödememe riski, ölüm veya fesih gibi sebeplerle firmanın fiziki durumunun ortadan kalması ve teminatların değer kaybetme riskidir.

Kredi kararının verildiği ilk aşamadan sonra karara göre gerekli teminatlandırma yapılır. Genel kredi sözleşmesi imzalandıktan sonra müşteriye ödeme planı verilerek müşterinin ödemelerini düzgün yapıp yapmadığı takip edilmeye başlanır. Kredi geri ödemesinde sorun çıkması durumunda gerekli aksiyon şube veya genel müdürlük birimleri tarafından alınarak kredi tasfiye edilmeye çalışılır (HalkbankKobi, 2020).

1.3. KOBİ'LERİN TEMEL SORUNLARI

KOBİ'ler doğaları gereği bireysel ve ticari sektörlerden ayrıışan işletmeler olduğu için sahip oldukları sorunlarla da farklılık göstermektedirler. KOBİ'lerin temel sorunlarını aşağıdaki şekilde sıralayabiliriz (Akgemci, 2001);

1.3.1. Yönetim ve Örgütlenme

İşletmeler amaçları doğrultusunda hareket eden ekonomik birlikler olmalarına karşılık, KOBİ'ler genellikle uzun vadeli planlar yapmamakta ve bu amaçla planlama uzmanı çalıştırmamaktadır. Tüm planlama ve örgütlemeyi işletme sahibi veya ortaklar yapmaktadır. Yeterli eğitim ve tecrübeye sahip olmayan ortaklar genellikle sezgi yoluyla ve hatalı kararlar alabilme potansiyeline sahiptirler. Personel yönetimi, işletme dışı çevre ile olan ilişki, finansal kontrol, tedarikçi iletişimi konularında yetkin olmayan yöneticiler ile uzun ömürlü işletmelere sahip olmak oldukça zordur.

1.3.2. Tedarik Sorunları

Büyük işletmelere göre düşük sipariş hacmine sahip olan KOBİ'ler kısıtlı sermayeye sahiptirler. Bu yüzden ya düşük siparişe yeterli iskonto alamazlar ya da yüksek miktar siparişe stok maliyetine katlanmak zorunda kalırlar. Genellikle siparişe göre üretim yaptıklarından uzun vadeli malzeme tedarikine gitmemektedirler.

1.3.3. Üretim Yönetimi Sorunları

Ürün geliştirme, standardizasyon ve nitelikli personel işletme üretim zincirinde çok önemli yere sahiptir. Bu alandaki eksiklikler işletmelerin uzun vadede mevcudiyetini zora sokacaktır. Bilgi işlem teknolojilerinden de yeterli düzeyde yararlanamayan KOBİ'ler farklılaşmış teknolojik ürünlere karşı rekabette zorluklarla karşılaşmaktadır. Emek yoğun bir yapıya sahiptirler. Tedarikte kullanılan malzemelerin fiyattan dolayı istenildiği anda bulunamaması sorunu da ayrı bir dezavantaj olarak karşılırlarına çıkmaktadır.

1.3.4. Pazarlama ve İhracat İle İlgili Sorunlar

Uzman pazarlamacı istihdam edilmemesi, düzenli pazar araştırması yapılmaması, ürünlerin pazarlanırken karmaşık satış kanalları ve satış örgütleri kullanılmaması ve yerel pazarlara hitap etmeleri, KOBİ'leri rekabette oldukça dezavantajlı bir konuma getirmektedir.

İhracat alanında ise iyi organize olamamaları, yetersiz teşvikler, bürokratik engeller, resmi ihracat uygulamaları, iç piyasanın dış piyasaya göre daha cazip olması ve dış piyasada satış yapmayı hedeflememeleri, KOBİ'lerin ulusal düzeyde ihracat yapamamalarının başlıca nedenlerinden bazılarıdır.

1.3.5. Finans ve Muhasebe İle İlgili Sorunlar

Türkiye'deki KOBİ'lerin sorunları ile ilgili yapılan araştırmalarda kredi ve finansmanın en önemli sorun olduğu görülmektedir (Çetin, 1996; Erez, 1994). Banka işlemlerinde daha fazla bürokratik engel ile karşılaşan KOBİ'lerin sermaye piyasalarından yararlanamaması, ayrı bir finansman bölümlerinin olmaması, yetersiz finansman bilgisi, otofinansmanda kısıtlı olanaklar, finansal sorunların başında gelmektedir. Bankalar tarafından diğer kesimlere kıyasla daha yüksek faiz oranlarıyla kredi kullandırılan KOBİ'ler, muhasebe kayıtlarını da yasal yükümlülük olarak algılamaktadırlar.

1.3.6. İnsan Kaynakları ve Halkla İlişkiler İle İlgili Sorunlar

Uzmanlığın çok önem taşıdığı günümüz ekonomik pazarında KOBİ'lerin en önemli sorunlarından birisi kalifiye eleman bulamamaktır. Mali yapısı zayıf olan bu işletmeler fazla ücret ve yan ödemelerden dolayı yeterli uzman personel istihdamında zorlanmaktadır. Personel eğitime yeterli yatırımın yapılamaması, halkla ilişkiler için bütçe ayrılamaması KOBİ'lerin diğer dezavantajlarından bazılarıdır.

1.4. KOBİ'LERDE FİNANSAL BAŞARISIZLIĞIN ÖNGÖRÜLMESİ

1.4.1. Finansal Başarısızlık Tanımı

Finansal başarısızlık alanında yapılan çalışmalarda tam bir ifade birliğine rastlanılamamıştır. Literatürde mali başarısızlık (fiscal distress), iflas (bankruptcy), borçların ödenememesi (insolvency), temerrüde düşme (default) gibi terimler kullanılmaktadır. Finansal literatüre 1960'lı yıllarda giren finansal başarısızlık kavramı 1970'li yıllarda meydana gelen krizler ile daha da önem kazanmaya başlanmıştır.

Civan ve Dayı (2014), finansal başarısızlığı işletme gelirlerinin sermaye maliyetini de içine alacak şekilde maliyetlerin tamamını karşılayamaması olarak tanımlamıştır. Baş ve Çakmak (2012) ise finansal başarısızlığı işletmenin borçlarını ödeyemeyecek duruma gelmesi, bozulan finansal yapı sonucu finansal sıkıntıya girilmesi ve devam eden sıkıntı sonucu başarısız olunarak iflas edilmesi şeklinde tanımlamışlardır. Aktaş, Doğanay ve Yıldız (2003) ise finansal başarısızlığı geniş kapsamlı bir kavram olarak görmüşler ve üretimin durdurulması, işletme aktiflerinin %10'unun kaybedilmesi, borçların aktif toplamını aşması, üç yıl üst üste zarar edilmesi, borç ödemedede güçlüklerinin yaşanması, sermayenin yarısının kaybedilmesi ya da iflas etme koşullarından biri veya daha fazlasının aynı anda gerçekleşmesi şeklinde tanımlamışlardır. Kılıç ve Seyrek (2012) ise finansal başarısızlığı işletmelerin politikaları ve almış olduğu kararlar sonucu yaşamış olduğu başarısızlıklar, hedeflerine ulaşamama durumu şeklinde tanımlamışlardır.

Tablo 5. Literatürdeki Finansal Başarısızlık Tanımları

Yazar	Kullanılan Terim	Tanım
Altman	İflas	Yasal olarak iflas etmiş veya tasfiye edilmiş ya da Ulusal İflas Kanunu hükümleri çerçevesinde yeniden yapılandırma kararının alınması durumudur.
Beaver	Başarısızlık	Bir firmanın vadesi gelen finansal yükümlülüklerini ödeyememesi yani iflas, tahvile bağlı ödemelerin yapılamaması, banka hesabının sürekli ekside seyretmesi, imtiyazlı hisse senetlerinin temettü ödemelerinin yapılamaması durumudur.
Blum	Başarısızlık	Vadesi gelen borçların ödenememesi, iflas süreci içerisine giriş ve alacaklılarla borçların azaltılması yönünde açıkça anlaşmaya gidilmesi durumudur.
Booth	Başarısızlık	Avustralya Borsa'sında işlem görmekte olan firmalardan işlem listesinden çıkarılanlar başarısız olarak kabul edilmiştir.
Deakin	Başarısızlık	İflas sürecine girilmesi, borçların ödenememesi veya tasfiyesi sürecine girilmesi durumudur.
Taffler	Başarısızlık	İşletmelerin kendi kararlarıyla tasfiye edilmeleri veya alacaklıların mahkeme kararı ile işletmeyi tasfiye ettirmeleri başarısızlık olarak tanımlanmıştır.
Taffler ve Tisshaw	Başarısızlık	Başarısızlık işletmenin kendi rızası ya da mahkeme emri ile tasfiye edilmesi veya hükümetin işletme üzerinde bu yönde işlem gerçekleştirmesidir.

Kaynak: Altman, (2006).

1.4.2. Finansal Başarısızlık Nedenleri

KOBİ'ler gerek ülke ekonomisinin içinde bulunduğu durumdan gerekse işletmenin iç yönetiminden kaynaklanan nedenlerle taahhütlerini yerine getiremez ya da ödemelerini vadelerinde yapamaz duruma gelebilirler (Karacan ve Savcı, 2011).

Finansal başarısızlık ile ekonomik başarısızlığın bazen birbiri yerine kullanıldığı görülmektedir. Ancak finansal başarısızlık ekonomik başarısızlığa bağlı

değildir. Ekonomik başarısızlık işletmenin yatırım karlılığının sermaye maliyeti altına düşmesi olarak tanımlanır. Diğer bir deyişle gelirleri maliyetlerini karşılamayan işletmeler ekonomik açıdan başarısız işletmeler olarak tanımlanmaktadır. Finansal başarısızlıkta ise işletmeler ya teknik likiditelerini kaybederler ya da iflas ederler. İşletme sermayesi gereksinimi duyan işletmelerin bir miktar borcunu ödeyememesinden başlayarak arka arkaya gelecek borçların da ödenememesi ile iflasa kadar giden bir süreçtir (Uzun, 2005).

Finansal başarısızlık ile ilgili yapılan çalışmalar incelendiğinde başarısızlığın işletme içinden ve işletme dışından kaynaklandığı görülmektedir (Eğilmez, 2017; Karacan ve Savcı, 2011; Uzun, 2005).

1.4.2.1. İşletme İçinden Kaynaklanan Başarısızlık Nedenleri

İşletme içi başarısızlık, işletmelerin yönetiminden kaynaklanan başarısızlık şeklindedir. Yönetimin iradesi ile alınan kararlar sonucu ortaya çıkan, sadece yönetimin denetleyebileceği nedenlerdir.

1.4.2.1.1. Yetersiz Yönetim

Ceylan (1993) ve Argenti'ye (1976) göre işletme başarısızlıklarının en önemli sebebi yetersiz yönetimdir. Yetersiz yönetimde planlama ile başlayıp denetimle biten yönetim işlevlerinde aksaklıklar mevcuttur. Muhasebe bilgi sistemi ihmal edildiğinden doğru karar vermek zorlaşmaktadır.

1.4.2.1.2. İşletme Sermayesi Yetersizliği

İşletme sermayesi yetersizliği dar anlamda bir yıldan kısa sürede paraya çevrilebilecek varlıkları, geniş anlamda ise dönen varlıklarla kısa vadeli borçlar arasındaki ilişkiyi incelediğinden işletmenin bütünüyle ilgili bir kavramdır.

İşletme sermayesinin yeterli seviyede olması işletmelerin varlığını sağlıklı bir şekilde sürdürebilmesi için hayati önemdedir. Sermayesi yetersizliği, firmaların gelecek performansını kötü şekilde etkileyerek bir tehdit unsuru haline gelebilir. Yetersiz işletme sermayesi ile faaliyetine devam eden şirketler bir süre sonra yükümlülüklerini yerine getirememeye başlarlar. Eğer gerekli önlem alınmaz ise bu durum işletmelerin iflas ve tasfiyeye kadar gidebilecek bir süreç yaşamalarına sebep olacaktır.

1.4.2.1.3. Aşırı Borçlanma

İşletmeye dışardan sağlanan borçlar, vadesi ne kadar uzun olursa olsun vade sonunda faizi ile geri ödenmesi gereken bir finansman kaynağıdır. Borçlanmadan gelen kaynağı iyi bir şekilde kullanamayan işletmeler yeni borçlar ve artan faiz yükleri ile karşı karşıya kalabilirler. Bu durumda likiditesi azalan işletmeler taahhütlerini yerine getiremeyecek duruma gelebilirler.

İşletme için en uygun borçlanma yapılmalı, borç yükünden dolayı başarısızlığa uğramamaları için gerekli tedbirler alınmalıdır. Yükümlülükleri karşılama gücü, çeşitli oran analizleri ve nakit akışları ile kontrol altına alınabilir. Borçlanırken risk, maliyet ve zamanlama gibi kriterlere de dikkat edilmelidir.

1.4.2.1.4. Operasyonel Riskler

İşletmeler günlük faaliyetlerini ifa ederken her an operasyonel risk ile karşı karşıyadırlar. Çalışanlardan kaynaklı riskler, işletme sisteminin zayıflığı, başarısız iç süreçler, dolandırıcılık, işletme çevresinden gelen fiziksel ve çevresel riskler ile hukuki riskler örnek gösterilebileceğimiz operasyonel risklerden bazılarıdır. Operasyonel süreçlerde sorunla karşılaşmamak için her alanda iş süreçleri titiz bir şekilde ele alınarak genel uyumu sağlamak amacıyla “iş prosedürleri” belirlenmelidir.

1.4.2.1.5. Enformasyon Teknolojisi Eksikliği

Enformasyon teknolojisi bir işletmenin hedeflerine ulaşması için kullandığı tüm yazılım ve donanımlarıdır. Dijitalleşen dünyada veri çok önemli hale gelmiştir. Veriyi iyi kullanarak sonuçlar çıkaran ve bu sonuçlara göre aksiyon alan şirketler rekabette avantajlı hale gelmektedirler.

1.4.2.1.6. Stratejik Risk ve İtibar (Repütasyon) Riski

İşletmeler rekabet avantajlarını, piyasadaki konumlarını ve performanslarını negatif yönde etkileyecek durumları yakından izlemelidirler. Ayrıca işletmelerin stratejileri belirlenirken çok dikkat edilmelidir çünkü işletme stratejisinde yapılan hata işletme sürekliliği ile yakından ilgilidir. Dijitalleşen ve yoğun reklam ile yönlendirilmeye çalışılan günümüz tüketicisi için hizmetlerde esneklik, farklılaşma, marka ve müşteri deneyimi önemli hale gelmiştir. Kurum itibarının iyi yönetilmesi günümüz işletme risk yönetiminde en önde gelen konulardan birisi haline gelmiştir.

1.4.2.1.7. Risk Yoğunlaşması

İşletmeler satışlarında tabana yaygın bir müşteri grubu yerine az sayıda müşteri üzerine yoğunlaşırsa, riskin dağıtılmamasından dolayı tahsilat riski ile karşı karşıya kalabilirler. İşletmelerin varlığı bir süre sonra riskte yoğunluk yaşanan müşterilerinin varlığı ile aynı anlam taşımaya başlar. Satışlarda yoğunlaşılan müşterilerin finansal krize girip ödemelerini yapamaması, işletmelerinde finansal sıkıntıya girmelerine sebep olacaktır.

1.4.2.1.8. Farklı Bir Sektöre Yatırım Yapılması

Günümüz işletmelerinde daha fazla kar elde etmek için risk iştahını kontrol etmek oldukça zor olabilmektedir. Verimli ve karlı çalışan işletmeler bazen tecrübe sahibi olmadıkları başka bir sektöre yatırım yaparlar. Bu durumda yeni yatırım için gerekli fonların mevcut firmanın işletme sermayesinden karşılanması, işletmenin finansal sıkıntıya girmesine sebep olacaktır.

1.4.2.2. İşletme Dışından Kaynaklanan Başarısızlık Nedenleri

Yönetimden kaynaklanmayan, yönetimin bilgisi dışında meydana gelen nedenlerdir. Toplumun beklentilerini karşılayamamak, tüketicinin korunamaması, değişen pazara ayak uyduramamak, faiz oranlarını hızla yükselmesi, enflasyonun yüksekliği ve uzun vadeli borç bulmada zorluk yaşanması, fiyatlardaki ani değişiklikler, döviz kurundaki ani dalgalanmalar, ithalat ve ihracat rejiminde yapılan değişiklikler, devletin para ve maliye politikalarındaki değişiklikleri, doğal afet, savaş gibi çok sayıda dışsal etken işletmelerin başarısızlık nedenlerinden bazılarıdır. Başarısızlıkla karşılaşmamak için işletme içi nedenler kadar işletme dışı nedenlere de dikkat edilmeli, gerekli tedbirler zamanında alınarak işletmenin yaşayabilmesi sağlanmalıdır.

İKİNCİ BÖLÜM

2. LİTERATÜR ÇALIŞMASI

2.1. YURT DIŞINDA YAPILAN ÇALIŞMALAR

Finansal başarısızlık tahmini ile ilgili çalışmaların 1930'lu yıllarda başladığı görülmektedir. Bu alandaki ilk çalışmalardan birini yapan Patrick (1931), 1920-1929 yılları arasında faaliyet gösteren başarılı ve başarısız 19 işletmeyi 13 farklı finansal oran ile incelemiştir. İstatiksel bir analiz olmayan bu çalışmada başarılı ve başarısız işletmeler arasında farklılıkların olduğu tespit edilerek başarılı işletmelerin olumlu başarısız işletmelerin ise olumsuz oran eğilimlerine sahip olduğunu tespit edilmiştir.

Ramser ve Foster (1931) ise 173 işletmeyi 11 finansal oran kullanarak inceledikleri çalışmalarında finansal açıdan başarısız olan firmaların başarılı firmalara göre daha düşük rasyolara sahip oldukları sonucuna varmışlardır. Merwin (1942) de çalışmasında 900 firmayı inceleyerek işletmelerin başarısızlıktan dört ya da beş yıl önceden zayıflık belirtileri göstermeye başladığını belirtmiştir (Yadav, 1986).

Beaver'ın (1966) çalışması da bu alanda yapılan ilk çalışmalardandır. Beaver 30 finansal oranı altı grup altında toplayarak her bir oran için tekli diskriminant analizi uygulamıştır. Bu analiz 1954-1964 yılları arasında faaliyet gösteren 79 başarısız işletme ile yine aynı alanda faaliyet gösteren başarılı işletmeler üzerinde uygulanmıştır. Araştırma sonucunda başarılı işletmelerin finansal oran değerlerinin başarısız işletmelerden daha yüksek olduğu tespit edilmiştir. Çalışmada ayrıca başarısız işletmelerin oranlarının başarısızlık dönemine yaklaştıkça hızlı bir şekilde düştüğü tespit edilmiştir.

Literatürdeki en önemli çalışmalardan birisi de Altman (1968) tarafından gerçekleştirilmiştir. Altman yaptığı çalışmada 33 başarılı ve 33 başarısız olmak üzere toplam 66 işletmeyi çoklu diskriminant analizi yöntemi ile incelemiştir. Çalışmada

finansal başarısızlığın tespit edilmesinde kullanılabilecek beş finansal orandan oluşan Z skor modeli geliştirilmiştir.

$$Z = 0.012X_1 + 0.014X_2 + 0.033X_3 + 0.006X_4 + 0.999X_5$$

X1: Çalışma Sermayesi / Toplam Varlıklar

X2: Dağıtılmamış Karlar / Toplam Varlıklar

X3: FVÖK / Toplam varlıklar

X4: Özkaynaklar / Toplam Borcun Defter Değeri

X5: Satışlar/Toplam Varlıklar

Altman Z skoru 2,99'dan büyük olan işletmeleri finansal başarısızlık riski söz konusu olmayan güvenli bölgede, Z skoru 1,81 ile 2,99 arasında olan firmaları finansal başarısızlık riski çok yüksek olmasa da ihtiyatlı davranılması istenilen gri bölgede, Z skoru 1,81'in altında olan işletmeleri ise finansal başarısızlık riski yüksek olan işletmeler olarak belirlemiştir. Altman'ın çalışması başarısızlıktan 1 yıl önce %95, başarısızlıktan 2 yıl önce ise %72 oranında doğru sınıflandırma performansı göstermiştir.

Blum (1972) tarafından geliştirilen modelde ise aşağıdaki üç şarttan herhangi birisinin gerçekleşmesi durumunda işletmeler finansal açıdan başarısız sayılmıştır. Bunlar;

- Vadeleri gelmiş olmasına rağmen borçların ödenmemesi,
- Tasfiye işlemlerine başlanması,
- Alacaklılarla borçların azaltılması konusunda anlaşmaya varılması (konkordato).

1954-1968 yılları arasındaki 115 başarılı ve 115 başarısız firmayı inceleyen Blum, diskriminant çalışmalarının aksine çok fazla değişken (mali oran) kullanmamıştır. Sadece 12 oran kullanarak başarısızlık tahmin modeli oluşturan Blum'ın ampirik bulgularını yorumlamak farklı sayıda sonucun bulunması nedeni ile oldukça güç olmuştur (Tuncay,1998).

Deakin (1972), Beaver ve Altman tarafından geliştirilen modellere alternatif oluşturmak amacıyla yeni bir model geliştirmiştir. Deakin, Beaver'in kullandığı 14 mali oran ile Altman tarafından geliştirilen modeli kullanarak her iki modelin iyi

yanlarını bir araya getirmeye çalışmıştır. 1964 ile 1970 yılları arasında iflas eden 32 başarısız işletmeyi, aktif büyüklüğü ve mali veri dönemlerini dikkate alarak 32 başarılı işletme ile eşleştirmiştir. Çalışma sonucunda elde edilen bulgular Beaver'ın 1967 yılında elde ettiği sonuçlarla büyük benzerlik göstermiştir. Her iki çalışmada da nakit akışının toplam borçlara oranının finansal başarısızlığı tahmin etmede en etkili yöntem olduğu tespit edilmiştir (Tuncay,1998).

Libby (1975) ise çalışmasının ilk aşamasında Beaver tarafından geliştirilen 14 finansal oranı ticari bankaların kredi yöneticilerine göndermiştir. Ticari banka kredi yöneticilerinden bu oranları kullanarak işletmeleri başarılı ve başarısız olarak ayırmalarını istenmiştir. Bilgilerin kullanılabilirliği kredi yöneticilerinin tahminlerinin başarısına bağlı olarak değerlendirilmiştir. Libby çalışmasında Deakin'ın araştırmasında kullandığı 64 firmadan 60'ını incelemiştir. Libby'nin çalışmasını diğer çalışmalardan farklı kılan nokta ise çalışmasında "Temel Bileşenler Analizi" (Principal Components Analysis, PCA) tekniğini kullanmasıdır. PCA tekniği ile Libby, 14 mali orandan 5 değişkenli bir set elde etmiştir. Yapılan araştırmada 60 işletmeden 51'i doğru olarak sınıflandırılmıştır (Tuncay,1998).

Springate (1978) yaptığı çalışmada çok değişkenli ayırım analizini kullanmıştır. Başarılı ve başarısız firmaları tespit etmek için 4 temel oran üzerinden bir model geliştirerek 0,862'den küçük olan işletmeleri başarısız kabul eden bir Z değeri hesaplamıştır. Rastgele örnekleme yolu ile 40 işletmenin incelendiği bu çalışmada modelin doğruluk derecesi %92,5 olarak hesaplanmıştır (Aydın, Başar ve Çokun, 2010).

Fulmer (1984) ise yaptığı çalışma ile Altman ve Springate gibi finansal başarısızlığı çok değişkenli ayırım analizi ile tespit etmeye çalışmıştır. Fulmer çalışmasında aktif büyüklüğü ortalama 455 milyon dolar olan 30 başarılı ve 30 başarısız işletmeyi kullanmıştır. H değeri veren bir denklem elde eden Fulmer, H değeri sıfırdan küçük olan işletmelerin finansal açıdan başarısız olma ihtimallerinin çok yüksek olduğunu tespit ederek bu işletmeleri başarısız işletme olarak tanımlamış, sıfırdan büyük olan işletmelerin ise başarılı işletmeler olduğunu belirtmiştir.

Tablo 6. Dünyada Yapılan Finansal Başarısızlık Çalışmaları ve Bulguların Özeti

Sıra	Yazar	Yıl	Model	Doğruluk %	Tahmin Örnekleme	Ülke	Araştırma Dönemi	Sektör
1	Altman	1968	MDA	95	66	USA	1946-1965	İmalat
2	Altman vd.	1977	MDA	93	111	USA	1964-1974	İmalat/Perakende
3	Altman vd.	1994	MDA	NA	1212	Italy	1985-1992	Endüstriyel
4	Altman vd.	1994	NN	NA	1212	Italy	1985-1992	Endüstriyel
5	Aziz vd.	1988	MDA	89	98	USA	1971-1982	Karışık
6	Aziz vd.	1988	Logit	92	98	USA	1971-1982	Karışık
7	Aziz vd.	1988	BSDM	92	98	USA	1971-1982	Karışık
8	Back vd.	1996	MDA	85	74	Finland	1986-1989	Karışık
9	Back vd.	1996	Logit	96	74	Finland	1986-1989	Karışık
10	Back vd.	1996	NN	97	74	Finland	1986-1989	Karışık
11	Back vd.	1996	GA	97	74	Finland	1986-1989	Karışık
12	Beynon ve Peel	2001	MDA	78	60	UK	NA	İmalat
13	Beynon ve Peel	2001	Logit	80	60	UK	NA	İmalat
14	Beynon ve Peel	2001	RPA	93	60	UK	NA	İmalat
15	Beynon ve Peel	2001	RS	92	60	UK	NA	İmalat
16	Booth	1983	MDA	85	44	Australia	1964-1979	Karışık
17	Booth	1983	BSDM	85	44	Australia	1964-1979	Karışık
18	Brockman ve Turtle	2003	MDA	75	NA	USA	1989-1998	Karışık
19	Brockman ve Turtle	2003	Logit	85	NA	USA	1989-1998	Karışık
20	Brockman ve Turtle	2003	Credit	85	NA	USA	1989-1998	Karışık
21	Casey ve Bartczak	1984	Univ.	75	290	USA	1971-1982	Karışık
22	Casey ve Bartczak	1984	MDA	86	290	USA	1971-1982	Karışık
23	Casey ve Bartczak	1984	Cash	75	290	USA	1971-1982	Karışık
24	Coats ve Fant	1993	MDA	88	282	USA	1970-1989	Karışık
25	Coats ve Fant	1993	NN	95	282	USA	1970-1989	Karışık
26	Dimitras vd.	1999	MDA	90	80	Greece	1986-1993	Karışık
27	Dimitras vd.	1999	Logit	90	80	Greece	1986-1993	Karışık
28	Dimitras vd.	1999	RS	98	80	Greece	1986-1993	Karışık
29	El Hennawy ve Morris	1983	MDA	98	44	UK	1960-1971	Karışık
30	Foreman	2002	Logit	97	77	USA	1999	Telekom
31	Frydman vd.	1985	MDA	74	200	USA	1971-1981	Karışık
32	Frydman vd.	1985	RPA	89	200	USA	1971-1981	Karışık
33	Gombola vd.	1987	MDA	89	77	USA	1970-1982	İmalat/Perakende

34	Gombola vd.	1987	BSDM	89	77	USA	1970-1982	İmalat/Perakende
35	Jo vd.	1997	MDA	82	542	Korea	1991-1993	Karışık
36	Jo vd.	1997	NN	84	542	Korea	1991-1993	Karışık
37	Jo vd.	1997	CBR	82	542	Korea	1991-1993	Karışık
38	Kahya ve Theodossiou	1999	MDA	70	189	USA	1974-1991	İmalat/Perakende
39	Kahya ve Theodossiou	1999	Logit	77	189	USA	1974-1991	İmalat/Perakende
40	Kahya ve Theodossiou	1999	CUSUM	83	189	USA	1974-1991	İmalat/Perakende
41	Keasey ve McGuinness	1999	Logit	86	86	UK	1976-1984	Karışık
42	Laitinen ve Laitinen	1998	Logit	80	82	Finland	1986-1991	Endüstriyel
43	Laitinen ve Laitinen	1998	ParAdj.	80	82	Finland	1986-1991	Endüstriyel
44	Laitinen ve Laitinen	1998	Cash	59	82	Finland	1986-1991	Endüstriyel
45	Lin ve Piesse	2001	Univ.	79	77	UK	1985-1994	Karışık
46	Lin ve Piesse	2001	Logit	87	77	UK	1985-1994	Karışık
47	McGurr ve DeVaney	1998	MDA	74	112	USA	1989-1993	Perakende
48	McGurr ve DeVaney	1998	Logit	67	112	USA	1989-1993	Perakende
49	McGurr ve DeVaney	1998	Cash	68	112	USA	1989-1993	Perakende
50	McKee ve Lensberg	2002	GA	83	291	USA	1991-1997	Karışık
51	McKee ve Lensberg	2002	RS	83	291	USA	1991-1997	Karışık
52	Messier ve Hansen	1988	RPA	100	32	USA	1975-1976	NA
53	Meyer ve Pifer	1970	LPM	80	60	USA	1948-1965	Banks
54	Moyer	1977	MDA	90	54	USA	1965-1975	NA
55	Moyer	1977	BSDM	85	54	USA	1965-1975	NA
56	Neophytou vd.	2001	Univ.	90	102	UK	1988-1994	Endüstriyel
57	Neophytou vd.	2001	Logit	94	102	UK	1988-1994	Endüstriyel
58	Neophytou vd.	2001	MDA	94	102	UK	1988-1994	Endüstriyel
59	Neophytou vd.	2001	NN	96	102	UK	1988-1994	Endüstriyel
60	Park ve Han	2002	CBR	85	2144	Korea	1995-1998	Karışık
61	Piesse ve Wood	1992	MDA	NA	48	UK	1973-1986	Motor İşletmesi
62	Platt ve Platt	1990	Logit	90	171	USA	1972-1986	Karışık
63	Pompe ve Feelders	1997	MDA	70	288	Belgium	1988-1994	İnşaat
64	Pompe ve Feelders	1997	RPA	70	288	Belgium	1988-1994	İnşaat
65	Pompe ve Feelders	1997	NN	73	288	Belgium	1988-1994	İnşaat

66	Salchenberger vd.	1992	Logit	94	200	USA	1986-1987	Tasarruf ve Borç
67	Salchenberger vd.	1992	NN	97	200	USA	1986-1987	Tasarruf ve Borç
68	Shin ve Lee	2002	GA	80	476	Korea	1995-1997	İmalat
69	Skogsvik	1990	Probit	84	379	Sweden	1966-1980	Madencilik
70	Stone ve Rasp	1991	LPM	70	108	USA	NA	NA
71	Stone ve Rasp	1991	Logit	72	108	USA	NA	NA
72	Sung vd.	1999	MDA	82	152	Korea	1991-1997	İmalat/Perakende
73	Sung vd.	1999	RPA	83	152	Korea	1991-1997	İmalat/Perakende
74	Taffler	1982	MDA	91	43	UK	1968-1973	Karışık
75	Taffler	1983	MDA	98	92	UK	1969-1976	İmalat
76	Taffler ve Tisshaw	1977	MDA	99	92	UK	1969-1976	İmalat
77	Theodossiou	1991	LPM	93	363	Greece	1980-1984	İmalat
78	Theodossiou	1991	Logit	95	363	Greece	1980-1984	İmalat
79	Theodossiou	1991	Probit	94	363	Greece	1980-1984	İmalat
80	Theodossiou	1993	MDA	85	259	USA	1967-1986	İmalat/Perakende
81	Theodossiou	1993	CUSUM	85	259	USA	1967-1986	İmalat/Perakende
82	Varetto	1998	GA	95	3840	Italy	NA	Karışık
83	Ward	1994	Logit	92	227	USA	1984-1988	NA
84	Westgaard ve Wijnst	2001	Logit	97	35287	Norway	1995-1999	Karışık
85	Westgaard ve Wijnst	2001	Credit	97	35287	Norway	1995-1999	Karışık
86	Wilcox	1973	Gamb.	94	82	USA	1949-1971	Karışık
87	Yang vd.	1999	MDA	71	122	USA	1984-1989	Yağ ve Gaz
88	Yang vd.	1990	NN	74	122	USA	1984-1989	Yağ ve Gaz
89	Zavgren	1985	Logit	82	90	USA	1972-1988	Karışık

Kaynak:(Aziz & Dar, 2006)

Aziz ve Dar (2006) kurumsal iflas tahmin modelleri konulu 89 ampirik çalışmanın rapor edildiği 46 makaleyi incelemiştir. Yapılan çalışmalarda geleneksel olarak firmalardaki başarısızlığı tahmin etmek için finansal oranların kullanıldığı görülmektedir. Çalışmaların yüzde 60'ından fazlasında açıklayıcı değişken olarak finansal rasyolar kullanılmıştır. İncelenen çalışmaların yüzde 60'ında analizler istatistiksel model, yüzde 25'i yapay zeka modelleri ve yüzde 11'inde ise teorik modeller kullanılarak yapılmıştır. Yüzde 30'dan fazla çalışmanın Çoklu Diskriminant Analizi yöntemi, yüzde 21'inde ise Logit modelin kullanıldığı görülmektedir. İki model kullanılan tüm modellerin yarısına denk gelirken, istatistiksel modellerin yüzde 77'sini oluşturmaktadır. İncelenen çalışmaların model

bazında tahmin doğruluğuna bakıldığında ise yapay zeka modelleri ile yapılan tahminlerin doğruluk oranı yüzde 88, istatistiksel modellerin doğruluk oranı yüzde 84 ve teorik modellerin doğruluk oranının ise yüzde 85 olduğu tespit edilmiştir.

2.2. TÜRKİYE'DE YAPILAN ÇALIŞMALAR

Ergin (1999) finansal başarısızlığı öngörmeye çok değişkenli ayırma analizi ile yapay sinir ağlarını karşılaştırmıştır. Çalışma ile 1983-1997 yılları arasında SPK'ya tabi ve Borsa İstanbul'da faaliyet gösteren 53 başarılı, 53 başarısız toplam 106 firmadan oluşan örneklem ile işletmelerin başarısızlığa düşmeden 1 yıl önce tanımlanabilmeleri amaçlanmıştır. 15 değişken ile yapılan çalışma sonucunda çok değişkenli ayırma analizinin örneklem verilerini %83,33 doğru sınıflandırdığı, yapay sinir ağlarının ise doğru sınıflama oranını ise %94,44 doğruluğa sahip olduğu tespit edilmiştir.

Aktaş, Doğanay ve Yıldız (2003) çalışmalarında Türkiye'de 1983-1997 yılları arasında SPK'ya kayıtlı ya da Borsa İstanbul'da işlem gören 53 başarılı, 53 başarısız olmak üzere toplam 106 işletmenin finansal başarısızlığa düşmeden 1 yıl önce tanımlanabilmesini amaçlamışlardır. Bu nedenle başarısızlığa düşmeden 1 yıl önceki veriler dikkate alınarak çalışma gerçekleştirilmiştir. Çoklu Regresyon Analizi, Diskriminant Analizi, Logit Analizi ve Yapay Sinir Ağlarının kullanıldığı çalışmada Çoklu Regresyon ile Logit modelleri, Diskriminant modeline göre daha başarılı bulunmuştur. Çoklu regresyon ve Logit'in %78 öngörü gücüne sahip olduğu bu çalışmada, en başarılı öngörücü %95,71 eğitim ve %86,11 test grubu üzerindeki doğruluk oranı ile Yapay Sinir Ağları olmuştur.

İçerli (2005) finansal başarısızlığı 1, 2 ve 3 yıl önceden öngörecektir bir model üzerine çalışma yapmıştır. Diskriminant, Lojistik Regresyon ve Yapay Sinir Ağları modelinin kullanıldığı çalışmada Borsa İstanbul'da 1990-2003 yılları arasında faaliyet gösteren endüstri işletmeleri incelenmiştir. Üç yıl üst üste zarar eden firmaların başarısız kabul edildiği bu çalışmada 14 finansal oran kullanılmıştır.

Yapılan analiz sonucunda öngörü gücü en yüksek olan modelin Yapay Sinir Ağları olduğu tespit edilmiştir.

Poyraz ve Uçma (2006), Türkiye’deki ihracatçı sektörlerin 1994 ve 2001 krizlerinden etkilenme derecelerini Altın Z-Skor yöntemi ile incelemiştir. Turizm, tekstil, gıda ve ulaşım sektörlerinin Z skorları hesaplanarak her bir sektörün nasıl etkilendiği analizler yapılarak açıklanmaya çalışılmıştır.

İçerli ve Akkaya (2006), çalışmalarında üç yıl üst üste zarar etmiş olmak ya da iflas etmiş olmayı finansal başarısızlık kriteri olarak kabul etmişlerdir. Araştırmalarının veri seti Borsa İstanbul’da 1990-2003 yılları arasında faaliyet gösteren endüstri işletmelerinden oluşmaktadır. Hizmet, ulaşım ve finans sektörünün farklı finansal karakteristik göstermesi nedeniyle kapsam dışı tutulduğu bu çalışmada 10 finansal oran kullanılmıştır. Firmalar finansal açıdan başarılı ve başarısız olarak gruplandırıldıktan sonra veriler Z testi yardımıyla analiz edilmeye çalışılmıştır.

Torun (2007) Borsa İstanbul’da 1992-2004 yılları arasında faaliyet gösteren 203 işletmeyi 26 finansal oran yardımıyla Diskriminant Analizi, Lojistik regresyon ve Yapay Sinir Ağları yardımıyla incelemiştir. Geleneksel istatistikî yöntemlerle Yapay Sinir Ağlarını karşılaştırarak başarısızlığı tahmin etmede en uygun yöntemin bulunmaya çalışıldığı bu çalışmada başarısızlıktan 1 ve 2 yıl önce en iyi performansa sahip yöntemin Yapay Sinir Ağları olduğu tespit edilmiştir.

Akkaya, Demireli ve Yakut (2009) tekstil, kimya, petrol ve plastik sektörlerinde faaliyet gösteren işletmelerde finansal başarısızlığın bir yıl önceden belirlenmesine yönelik bir model geliştirilmeye çalışmışlardır. 1998-2007 dönemine ait 52 firma Yapay Sinir Ağları yöntemi ile analize tabi tutulmuş olup modelin %81 oranında başarı sağladığı görülmüştür.

Muzır ve Çağlar (2009) literatürde yaygın olarak kullanılan 8 adet finansal başarısızlık modelinin Türkiye’de test edilmesi amacıyla başarısızlıktan önceki ilk yıl için tahmin performanslarının karşılaştırmasını incelemiştir. %81,6 ile Q-Skor modelinin sınıflandırmada en yüksek başarı oranına sahip model olduğu anlaşılmıştır.

Çelik (2009) finansal başarısızlık alanında kabul görmüş yöntemleri karşılaştırarak Borsa İstanbul’da 1992-2008 yılları arasında faaliyet gösteren 194

başarılı, 161 başarısız olmak üzere toplam 355 firmayı inceleyerek başarısızlığı doğru şekilde tahmin edebilecek bir model geliştirmeyi amaçlamıştır. 25 finansal oranın kullanıldığı çalışmada başarısızlığa düşmeden 1, 2 ve 3 yıl öncesi için ayrı ayrı tahmin modelleri oluşturmak amacıyla Yapay Sinir Ağları, Altman Z Puanı Modeli ve Diskriminant Analizi modelleri kullanılmıştır. Sonuçlara bakıldığında Yapay Sinir Ağları'nın diğer modellerden daha yüksek doğru sınıflandırma öngörüsüne sahip olduğu görülmüştür.

Terzi (2011), 2009-2010 BİST gıda sektöründe faaliyet gösteren 10'u başarısız, 12'si başarılı 22 şirketi incelemiştir. Başarısızlık kriteri olarak Altman Z Skor Modeli kullanılmıştır. Finansal başarının incelenmesi amacıyla seçilen 19 adet finansal rasyo, diskriminant ve stepwise yöntemi kullanılarak 6'ya düşürülmüştür. Geliştirilen modelin %90,9 doğruluk oranına sahip olduğu, aktif karlılık oranı ile borç-özkaynak oranının finansal başarısızlığı belirleyen en etkin oranlar olduğu tespit edilmiştir.

Kılıç ve Seyrek (2012), BİST imalat sanayi sektöründe yer alan 137 işletmenin 2005-2010 yıllarına ait finansal verilerini kullanarak yapay sinir ağları modelinin finansal başarısızlık tespitinde başarılı olup olamayacağını sınımaya çalışmışlardır. 14 finansal oranın kullanıldığı bu çalışmada en önemli değişkenin faaliyet karlılığı oranı olduğu, yapay sinir ağlarının da başarısızlığı gözlemlemedeki gücünün %84 olduğu görülmüştür.

Yakut (2012) BİST'te 2002-2010 yılları arasında faaliyette bulunan 120 sanayi işletmesini ele almıştır. Finansal başarısızlığın tahmini için Yapay Sinir Ağları, Destek Vektör Makineleri ve C5.0 algortiması kullanılmıştır. 28 adet değişkenin kullanıldığı çalışmada dört tür model kurulmuştur. Birinci modelde tüm değişkenler analize sokularak 1, 2, 3 ve 4 yıl önceden başarısızlığı tahmin etmek için YSA, C5 ve DVM algoritmaları tüm veri üzerine uygulanmıştır. İkinci modelde ise lojistik regresyon ile elde edilen 4 değişken analize tabi tutulmuş diğerleri analiz dışı bırakılmıştır. Lojistik regresyon analizi yapılırken çoklu bağlantı ihtimalinin yüksek olmasından dolayı aşamalı seçim (stepwise) yöntemi kullanılmıştır. Üçüncü modelde diskriminant analizi ile stepwise yöntemi kullanılarak 3 değişken belirlenmiştir. Dördüncü ve son modelde ise feature selection yöntemi ile 12 değişken belirlenmiştir.

Yöntemler açısından sonuçlara bakıldığında YSA yönteminin hem C5 hem de DVM'den daha iyi sonuç verdiği görülmüştür.

Yakut ve Elmas (2013), Borsa İstanbul'da işlem gören 140 sanayi işletmesinin 2005-2008 yılları arasındaki finansal tablolarını incelemiştir. 38 başarısız, 102 başarılı firmanın incelendiği bu çalışmada 23 finansal oran kullanılmıştır. Karar ağacı ve diskriminant analizi ile finansal başarısızlığın tespit edilmeye çalışıldığı bu çalışmada veri madenciliğinin diskriminant analizine göre daha iyi sonuç verdiği belirlenmiştir.

Civan ve Dayı (2014), Zonguldak ili genelindeki 10 kamu sağlık işletmesinin 2008-2012 yılları arasındaki mali tablolarını inceleyerek Altman Z ve YSA modelleri ile finansal başarısızlığı tahmin etmeye çalışmışlardır. Başarısızlık kriteri olarak Altman Z skorunun esas alınan bu çalışmada finansal başarısızlığı YSA modelinin %85 oranında doğru tahmin ettiği görülmektedir.

Özdemir (2014), Altman Z, Z' ve Z" Skor modellerinin hem halka açık hem de halka açık olmayan işletmeler açısından Türkiye'de uygulanabilirliğini değerlendirmiştir. Halka açık 80 işletme ile halka açık olmayan 62 işletmenin incelendiği bu çalışmada modellerin sınıflandırma kabiliyeti kabul edilebilir görünse de I tip hata oranının oldukça yüksek olduğu gözlemlenmiştir.

Büyükarıkan ve Büyükarıkan (2014), Borsa İstanbul'da işlem gören bilişim sektörü firmalarını Altman Z-Score ve Springate finansal başarısızlık modelleriyle incelemiştir. 2008-2013 döneminde BİST bilişim sektöründe faaliyet gösteren 6 firmaya uygulanan modeller sonucunda iflas öngörüsü gerçekleşmediği tespit edilmiştir.

Paket (2014), BİST'te 5 farklı sektörde işlem gören 58 işletmenin 2002-2012 yılları arasındaki 11 yıllık verilerini incelemiştir. 28 adet finansal oranın kullanıldığı çalışmada başarısızlık kriteri cari yıl zarar etmek ya da iki ya da daha fazla yıl zarar etmek olarak belirlenmiştir. Çalışmanın asıl amacı iki gruplu diskriminant analizi ile yapay sinir ağlarının işletmelerdeki başarı durumunun sınıflandırılmasında öngörü performanslarını karşılaştırarak en uygun yöntemi bulmaya çalışmaktır. Çalışma

sonucunda yapay sinir ağlarının diskriminant analizine göre daha yüksek bir öngörü performansı ortaya koyduğu görülmüştür.

Vatansever ve Aydın (2014), BİST Gıda İçki ve Tütün sektöründe faaliyette bulunan 4'ü finansal anlamda başarılı 4'ü ise başarısız olmak üzere toplam 8 firmanın 2012 yılı mali tablolarından elde edilen verilerle finansal başarısızlık öngörüsünde bulunmuştur. Çalışmada 43 finansal rasyo üzerine önce diskriminant analizi uygulanmış ve 5 istatistiksel anlamlı finansal rasyo elde edilmiştir. Çalışmada modellerin finansal başarısızlığı 1 yıl önceden tespit etmesi hedeflenmiştir. Ayırma analizi sonrası elde edilen finansal oranlar ELECTRE TRI modelinde değişken olarak yer alarak başarısızlık tahmininde bulunulmuştur. Çalışma sonucunda elde edilen verilerle ELECTRE TRI modelinin başarılı bir model olduğu sonucuna varılmıştır.

Selimoğlu ve Orhan (2015), BİST'de işlem gören 25 adet dokuma, giyim eşyası ve deri işletmesinin finansal başarısızlıklarını tespit etmek için 23 adet finansal oran belirlemiştir. İşletmelerin başarısızlık kriteri olarak Altman Z Skoru ve ilgili yıl kar/zarar durumu benimsenmiştir. Verilerin normal dağılıp dağılmadığının analizi için Kolmogorow-Simornow testi uygulanarak dağılımın normal olmadığı tespit edilmiştir. Bu nedenle hangi finansal oranların anlamlı fark gösterdiğini belirlemek için parametrik olmayan Mann-Whitney U Testi kullanılmıştır. Anlamlı farklılık gösteren 7 oran ile devam edilen çalışma sonucunda kullanılan diskriminant analiz modelinin başarı yüzdesinin %92 olduğu görülmüştür.

Ural, Gürarda ve Önemli (2015), BİST imalat sektöründe faaliyet gösteren 24 firmanın 2005-2014 yılları arasındaki verilerini dikkate alarak finansal başarısızlığı tahmin etmeye çalışmıştır. Son üç yıldır şirketin zarar etmesi, BİST işlem sırasının kalıcı olarak kapatılması, işletmenin özkaynaklarının negatif değerde olması, işletmenin BİST gözüaltı piyasasında olması, faaliyetlerini durdurmuş olması, iflasını açıklamış olması çalışmada şirketlerin başarısızlık kriteri olarak belirlenmiştir. Lojistik regresyon yöntemi ile başarısızlık 3 yıl öncesinden tahmin edilmeye çalışılmıştır. 27 rasyonun kullanıldığı modelde, modelin öngörü gücü başarısızlıktan bir yıl önce %91, 2 yıl önce %91 ve 3 yıl önce ise %74,5 olarak gerçekleşmiştir. Bu sonuçlar lojistik regresyonun işletme başarısızlığı tahmininde başarılı bir model olabileceğini göstermektedir.

Taşpınar Cengiz, Bağdatlı Kalkan, Turanlı ve Köse (2015) işletmelerin finansal başarısızlıklarını diskriminant analizi ve faktör analizi ile incelemeye çalışmışlardır. Çalışmada BİST’te yer alan 100 şirketin mali verileri 25 finansal rasyo yardımıyla incelenerek firmaların başarılı ya da başarısız nitelenip nitelenmeyeceği araştırılmıştır. Normal dağılım göstermeyen rasyoların analiz dışı bırakıldığı bu çalışmada 24 orijinal değişkenin açıklama oranının %76’sının, 6 bağımsız faktör tarafından açıklanabileceği sonucuna varılmıştır. Çalışma sonucunda genel faktör üzerine pozitif ve negatif etki eden değişkenlerin başarı ve başarısızlık yönünde etkilerinin fazla olduğu sonucuna varılmıştır.

Salur (2015) çalışmasında Borsa İstanbul’da işlem gören firmaların finansal tablolarından yararlanarak yapay sinir ağları ile finansal durumlarının tahmin edilmesine yönelik bir model geliştirerek, modelin tahmin gücünü ölçmeyi amaçlamıştır. Çalışmada Borsa İstanbul’da 2008-2013 yılları arasında faaliyet gösteren 72 başarılı, 72 başarısız olmak üzere toplam 142 işletme incelenmiştir. Yapay Sinir Ağları modelinin doğru sınıflandırma oranının %95,83 olduğu tespit edilmiştir.

Geyikçi ve Karaa (2016), BİST’de 2000-2015 yılları arasında faaliyet göstermiş 23 iflas eden ve 23 iflas etmemiş toplam 46 işletmeyi regresyon ve diskriminant analizi yöntemi ile incelemiştir. Yapılan analiz sonucunda regresyon analizinin diskriminant analizine göre iflas etmiş firmaların tespitinde daha başarılı olduğu gözlemlenmiştir.

Sezgin (2016), Lojistik Regresyonda gözlenen varyansın beklenen varyanstaki büyük olduğu aşırı yayılım sorununu ele almıştır. BİST’te işlem gören 80 firmanın Eylül 2016 dönemine ait mali başarısızlığını tahmin etmeye çalışmıştır. Önce faktör analizi ile firmaları başarılı ve başarısız olarak ayırmıştır. Çalışmada 18 finansal oran kullanılmıştır. Lojistik regresyonun varsayımları olan doğrusallık, hata terimlerinin bağımsızlığı, çoklu doğrusal bağlantı, beklenen frekans sayısı, tam ayırışım, aşırı yayılım sorunları üzerinde durarak, aşırı yayılım durumunda modelim uyum istatistiği ve parametrelerine güvenilmeyeceği için aşırı yayılım tespit edilen çalışmada Williams metodu ile aşırı yayılım kontrol altına alınarak parametreler

yeniden tahmin edilmiş ve doğru sınıflama sonucunda oranının arttığı gözlemlenmiştir.

Gör (2016), kurumsal yönetim anlayışının finansal başarısızlığı ne ölçüde etkilediğini araştırmıştır. 2 tanesi finansal oran olan toplam 10 değişken ile yapılan çalışmada BİST 100 endeksinde sürekli yer alan şirketlerin 2009-2016 yıllarına ait mali tablolarını incelemiştir. Altman Z skoru ile başarılı ve başarısız olarak sınıflandırılan şirketlerin normal dağılıma sahip olup olmadıklarını anlamak için Kolmogorov-Smirnov Testi uygulanmıştır. Anlamlılık değeri 0,05'den küçük çıkması sebebiyle normal dağılıma uymayan değişkenlerin çoklu bağlantı sorunu olmadığı VIF değerlerinin 10'dan küçük çıkması ile anlaşılmıştır. Lojistik regresyon modeli uygulanan çalışmada kurumsal yönetim endeksinde yer alan şirketlerin finansal açıdan başarılı oldukları anlaşılmıştır.

Soba, Akyüz ve Uğurcan (2016), BİST'e kayıtlı 9 işletmenin 2011-2015 yılları arasındaki finansal başarısızlık düzeylerini Altman Z modeli yardımıyla ölçmeye çalışmıştır. Analiz konusu 9 firmanın gelecekteki muhtemel finansal kriz ortamlarından etkilenme düzeyi araştırılmıştır.

Toraman ve Karaca (2016) Borsa İstanbul'da faaliyet gösteren kimya sektöründe yer alan 17 firmanın 2010-2013 yılları dahil olmak üzere finansal başarısızlık analizlerini gerçekleştirmiştir. Altman Z skor modelinin uygulandığı çalışmada 11 adet finansal rasyo kullanılmıştır. Bağımsız değişkenler arası normal dağılım göstermeyen çalışmada Spearman korelasyon analizi yapılmıştır. Bağımlı değişken Z ile 18 bağımsız değişken arasında ilişkide Net Çalışma Sermayesi/Toplam Aktif, Toplam Borç/Toplam Aktif, Toplam Finansal Borçlar/Özkaynaklar, Net Kar-Zarar/Net Satışlar, Faiz ve Vergi Öncesi Karın Doğal Logaritması ve Stoklar/Toplam Aktif değişkenleri açısından istatistiksel olarak anlamlı sonuçlar elde edilmiştir.

Turaboğlu, Yıkılmaz Erkol ve Topaloğlu (2017), firmaların finansal başarısızlıkları ile sermaye yapıları arasındaki ilişkiyi incelemiştir. BİST 100'de yer alan 37 firma incelenmiştir. Firmaların finansal başarısızlığı Altman Z-Skor ve Springate S-Skoru ile sermaye yapısı ise toplam borç oranı, dışsal öz sermaye ve borçların vade yapısı ile temsil edilmiştir.

Akyüz, Yıldırım, Akyüz ve Tugay (2017), Borsa İstanbul'da işlem gören 16 adet kağıt ve kağıt ürünleri sanayi işletmesinin finansal başarısızlıklarını ölçmeye çalışmıştır. Bu firmaların 2015 yılı verileri yardımıyla elde edilen 23 adet finansal orana Altman Z Skor modeli uygulanarak firmalar başarılı ve başarısız olarak gruplara ayrılmıştır. Ayırma işlemi sonucunda 9 işletme finansal açıdan başarısız, 7 işletme ise başarılı grupta sınıflandırılmıştır.

Türk ve Kurklu (2017), Borsa İstanbul endeksinde yer alan 166 şirketin 2014-2016 dönemindeki mali başarısızlık seviyelerini ölçmeye çalışmıştır. Analiz için Altman Z Skor ve Springate S Skor modelleri kullanılmış olup, Altman modeli 166 işletmeden %69'unun (115), Springate modeli ise 169 işletmeden %57'sinin (95) finansal sıkıntı içerisinde olmadığını göstermiştir. Her iki modelde farklı başarısızlık düzeylerinde tahmin yapmıştır.

Akpınar ve Akpınar (2017), çalışmalarında finansal başarısızlık riskinin belirleyicilerini tespit etmeye çalışmışlardır. İşletmelerdeki başarısızlık kriteri olarak Altman Z-Skor model sonuçlarının kabul edildiği bu çalışmada BİST'te işlem gören 86 imalat sanayi firmasının 2010-2014 yılı finansal verileri incelenmiştir. Verilere uygulanan panel veri analizi sonucunda bağımsız değişkenlerle finansal başarısızlık arasında anlamlı ilişkiler tespit edilmiştir. Kârlılık, kaldıraç, büyüklük, büyüme, yaş, işletme değeri, türev araç kullanımı, kâr payı ödemesi ve ortaklık yapısının işletmelerin başarısızlığına etki edebilecek değişkenler olarak kullanıldığı bu çalışmada entelektüel sermayenin Z Skorunu pozitif etkilediği bulgusuna ulaşılmıştır.

Güriş, Çağlayan Akay, Ün ve Kızılarıslan (2017) Multivariate Probit Model ile Borsa İstanbul'da işlem gören 175 imalat sektörü işletmesinin 2012-2015 yılları arasındaki finansal tablolarını inceleyerek finansal başarısızlık olasılıklarını tahmin etmeye çalışmışlardır. Finansal başarısızlık kriteri olarak sermayesinin yarısını kaybeden, iki yıl ve üç yıl üst üste zarar eden firmalar seçilmiştir. Başarısızlık kriterlerinden her biri bağımsız değişken olarak kabul edilmiştir. Diğer bir anlatımla çalışmada 3 adet bağımlı değişken mevcut olup, bağımlı değişkenlerin ilişkili olmasına izin verilmiştir. Analiz sonucu uygun bulunan 5 finansal oran nihai modelde istatistiksel olarak anlamlı etkiye sahip açıklayıcı değişkenler olarak belirlenmiştir. Yapılan çalışma sonucunda her bir başarısızlık göstergesinin farklı sayıda finansal

rasyodan etkilendiği ve her bir başarısızlık göstergesinin aynı anda modellenenebilir olduğu sonucuna varılmıştır.

Ege, Topaloğlu, Yıkılmaz Erkol (2017) çalışmalarında finansal başarısızlık ve finansal performans arasındaki ilişkiyi incelemiştir. BİST 100 endeksindeki imalar sanayi firmalarının 2011-2015 yılları arasındaki finansal tabloları panel veri analizi yöntemi ile incelenmiştir. Finansal başarısızlığın tespiti için Fulmer H-Skorunun kullanıldığı çalışmada finansal performans için ise Tobin's Q oranı kullanılmıştır. Çalışma sonucunda Fulmer H-Skoru ile Tobin's Q Skoru arasında pozitif ve anlamlı bir ilişki tespit edilmiş olup firmaların başarısızlık düzeyleri azaldıkça, finansal performans ve firma değerlerinin arttığı anlaşılmıştır.

Yakıcı Ayan ve Değirmenci (2018) BİST sınai endeksinde faaliyet gösteren 143 firmanın 2013-2016 yılları arasındaki finansal oranlarını kullanarak finansal başarısızlığı 1, 2 ve 3 yıl önceden öngörmek için çeşitli lojistik regresyon modelleri geliştirmişlerdir. Çalışma sonucunda 2 ve 3 yıl önceden başarısızlığın tahmininde finansal oranların yeterli olmayacağı ancak 1 yıl önceden yapılan tahminde başarı ya da başarısızlık öngörüsünün yüksek olacağı sonucuna varılmıştır. Bu amaçla geliştirilen lojistik regresyon modelinde cari oran, dönen varlık devir hızı, esas faaliyet kar marjı ve öz sermaye karlılığı oranlarının anlamlı bulunan değişkenler olduğu tespit edilmiştir.

Kıracı ve Asker (2018) maliyet liderliği stratejisi uygulayan 17 havayolu şirketinin 2012-2016 dönemine ait finansal verilerine Altman Z Skor, Springate S-Skor modelini uygulayarak finansal başarısızlık risklerini tespit etmeye çalışmışlardır. Çalışma sonucunda bazı havayollarının finansal başarısızlık risklerini yönetme konusunda başarılı olurken bazılarının yeterince başarılı olamadığı tespit edilmiştir.

Hesarı (2018), BİST'de işlem gören ve sektör ayrımı yapılmayan 176 işletmenin 2009-2014 arası yıllık verilerini 7 adet finansal rasyo ile analiz etmiştir. Başarısızlık kriteri olarak başta iki yıl üst üste mali tablolarında zarar eden firmalar kabul edilmiş iken, yeterli sayıda başarısız firmaya ulaşılamamasından dolayı tek yıla düşürülmüştür. 104 başarılı ve 72 başarısız firma ile yapılan çalışmada karar ağaçları, yapay sinir ağları, lojistik regresyon ve diskriminanat modelleri kullanılmıştır.

Ağırman'ın (2018) çalışmasında BİST imalat sanayi altında yer alan 5 alt sektördeki başarılı ve başarısız firmaların finansal tablolarından elde edilen oranlar yapay sinir ağı yöntemi ile belirlenmiştir. Çalışmanın ana amacı firmaların finansal sıkıntı durumunu gösteren rasyoların tespit edilmesidir. Veri seti kottan çıkarılan işletmeler ile kotta bulunan başarılı firmalardan oluşturulmuştur. Çalışma sonucunda imalat sanayi altındaki her bir sektör için en etkili ilk 5 finansal sıkıntı göstergesi tespit edilmiştir. En çok kullanılan 24 rasyonun yapay sinir ağları ile başarı tahmin oranları hesaplanmıştır. Daha sonra varyans analizi ile her bir rasyonun finansal başarısızlık üzerinde etkili olup olmadığına bakılmıştır. ANOVA p değerleri finansal sıkıntı üzerindeki etkisine göre sıralanmıştır. Çünkü her bir rasyonun finansal başarısızlık üzerine etkili olmadığı şeklindeki yokluk hipotezini reddedebilmek için en düşük önem seviyesi seçilmektedir. Her bir sektör için ilk 10 da yer alan rasyolar kullanılarak yapay sinir ağları ile başarı tahmin oranları hesaplanmıştır.

İslamoğlu ve Çankaya (2018) BİST elektrik endeksine dahil 6 firmanın 2012-2016 yılları arasındaki finansal tablolarından yararlanarak çalışma yapmıştır. Elde edilen rasyolar, panel veri analizi ile incelenmiştir. Yapılan analiz sonuçlarına göre Tobin's Q oranı ile Fulmer H skor ve Fiyat-kazanç oranı arasında anlamlı ve pozitif bir ilişkinin olduğu tespit edilmiştir.

Yazıcı (2018) risk değerlendirmesinin zor olduğu KOBİ'lerdeki finansal başarısızlıkla ilgili alternatif bir model ortaya koymaya çalışmıştır. Bir ticari banka kayıt sisteminden cirosu 40 milyona kadar olan ve 250 kişiden az çalışanı bulunan 42 başarısız ve 58 başarılı firma tesadüfi olarak seçilmiştir. 2006-2016 yılları arası firma verilerinin incelendiği bu çalışmada 29 adet finansal oranın yanında firmanın protestolu çek senedinin olup olmaması, ortağın öğrenim durumu gibi 9 adet subjektif faktör, Merkez Bankası M1, M2 para arzı, cari işlemler dengesi, GSMH, büyüme, TÜFE gibi 20 adet makroekonomik kriterlerle toplam 54 değişken karar sistemi ile ilgili test edilmiştir. Modelde kullanılan başarısızlık tanımında sorunlu krediler için Karşılıklar Kararnamesine göre bankaya olan kredi ve taksit ödemelerini 90 gün boyunca yapmayan firmalar başarısız, düzenli ya da 90 gün gecikmeye ulaşmayacak şekilde yapanlar ise başarılı kabul edilmiştir. Sonuçların diskriminant analizi, lojistik regresyon ve yapay sinir ağı yöntemleri ile karşılaştırıldığı bu çalışmada test grubunu %96 doğru sınıflandırmasıyla yapay sinir ağları en başarılı yöntem olmuştur.

Sevim ve Pasli (2018), Doğu Karadeniz bölgesinde faaliyet gösteren 4 ve 5 yıldızlı 12 adet konaklama işletmesinin üst düzey yöneticilerine anket uygulanarak finansal başarısızlığa yol açan faktörleri DEMATEL yöntemi ile analiz etmiştir. 7 adet faktörle yapılan bu çalışmada yönetim hatalarının en önemli finansal başarısızlık faktörü olduğu, işletme ölçeği, satış ve gelirlerde azalma faktörlerinin ise diğerlerinden en çok etkilenen faktörler olduğu sonucuna varılmıştır.

Büyükarıkan ve Büyükarıkan (2018) Borsa İstanbul'da işlem gören ve kimya sektöründe faaliyet gösteren işletmelerin 2010-2014 dönemine ait finansal tablolarını kullanarak regresyon, diskriminant, logit ve probit modelleri ile finansal başarısızlık öngörüsü üzerine çalışmıştır. 29 Finansal oranın kullanıldığı çalışmada normalize edilen veriler incelenmek için Shapiro-Wilk ve Kolmogorov-Smirnov testine tabi tutulmuştur. Normallik gösteren 12 değişken ile analize devam edilen çalışmada regresyon modeli %86.36, diskriminant analizi %88.2, logit model %89.1 ve probit model %85.45 düzeyinde doğru sonuçlar elde etmiştir.

Aksoy (2018) Borsa İstanbul İmalat Sanayi sektöründe faaliyet gösteren 126 firmanın 2006-2009 yılları arası finansal başarısızlığını tahmin etmek amacıyla lojistik regresyon, çok değişkenli diskriminant analizi, yapay sinir ağları, C5.0 algoritması, CART (sınıflama ve regresyon ağaçları) yöntemlerini kullanarak başarısızlıktan 1, 2 ve 3 yıl önce geçerli olabilecek en yüksek tahmin gücüne sahip modeli bulmaya çalışmıştır. Yapılan analiz sonucunda en yüksek doğruluk başarısızlıktan 3 yıl önce %84,21 ile CART, 2 yıl önce %87,30 ile lojistik regresyon ve 1 yıl önce ise yine %92,86 doğruluk oranı ile lojistik regresyon yöntemi ile elde edilmiştir.

Kısakürek, Arslan ve Bircan (2018) BİST imalat sektöründe işlem gören 124 işletmenin 2008 yılına ait bilanço ve gelir tabloları yardımıyla mali tablolarını hesaplamıştır. İşletmelerin başarılı olup olmadıkları Altman Z skoru ile belirlenmiştir. Model oluşturmak ve modele anlamlı değişkenleri almak amacıyla mali tablolara faktör analizi uygulanmıştır. Çıkan sonuçlar ise diskriminant analizine tabi tutulmuştur. Değişkenlerin tümü anlamlı oluncaya kadar işleme devam etmiştir. Diskriminant analizi sonucunda modelin %91,1 oranında doğru sınıflama yaptığı

tespit edilmiştir. T yılındaki başarısızlık, her iki model için de t1, t2 ve t3 yıllarında ayrı ayrı tespit edilmiştir.

Aksoy ve Boztosun (2018) Borsa İstanbul imalat sanayi endeksinde faaliyet gösteren 126 işletmenin 2006-2009 yılları arasındaki finansal tablolarından yararlanarak finansal başarısızlığını tahmin etmeye çalışmıştır. Çok değişkenli diskriminant analizi ve lojistik regresyon modelinin kullanıldığı bu çalışmada 1, 2 ve 3 yıl öncesinden en başarılı tahmin gücüne sahip model belirlenmeye çalışılmıştır. 25 finansal oran ve 4 nitel değişken olmak üzere toplam 29 değişkenin kullanıldığı çalışmada diskriminant analizinin doğru sınıflandırma yüzdesi başarısızlıktan 3, 2 ve 1 yıl öncesinde sırasıyla %80.16, %83.33 ve %81.75 lojistik regresyon metodunun başarı oranı %80.16, %87.30 ve %92.86 olmuştur.

Bulut ve Şimşek (2018) Borsa İstanbul'da işlem gören teknoloji sektöründeki işletmelerin lojistik regresyon yöntemiyle finansal başarı ve başarısızlık düzeylerini tespit etmeye çalışmıştır. Finansal oranlar ve lojistik regresyon analiz tekniklerinin finansal başarısızlığın tespitinde birlikte kullanılıp kullanılamayacağı teorik olarak incelenmiştir.

Dizgil (2018), 2012-2017 yıllarına ait finansal tablo verileriyle BİST ticaret endeksinde yer alan 14 şirketi Springate finansal başarısızlık modeli ile incelemiştir. Bu modele göre hesaplanan S değeri üzerinde kullanılan oranlardan hangisinin daha etkili olduğunu tespit edilmeye çalışılmıştır. S skoru ile faiz vergi öncesi kar, satışlar ve aktif toplamı arasında pozitif anlamlı bir ilişki bulunmuştur.

Güler Çalık ve Aytekin (2018) finansal performans ve finansal başarısızlık arasındaki ilişkiyi incelemiştir. Çalışmada 2009-2016 yılları arasında BİST Taş ve Toprağa Dayalı Sanayi Endeksinde faaliyet gösteren 22 firmanın finansal verilerinden yararlanılmıştır. Finansal veriler En Küçük Kareler Yöntemi ile analiz edilmiştir. Finansal başarısızlık ölçütü olarak Fulmer H skorunun kullanıldığı çalışmada performans göstergesi olarak özsermaye karlılığı ve aktif karlılığı olan iki farklı model oluşturulmuştur. Çalışma sonucunda Fulmer H Skoru ile işletme büyüklüğü, aktif karlılığı ve özsermaye karlılığı arasında pozitif yönde, defter değeri / İşletme büyüklüğü arasında ise negatif yönde bir ilişkinin varlığı tespit edilmiştir.

Ece ve Oner (2018) finansal bilgi düzeyi ile firma finansal başarısı arasındaki ilişkiyi KOBİ'ler açısından incelemiştir. Erzincan ilinde bulunan 40 KOBİ'nin 2014-2017 yılları arasındaki finansal verileri incelenmiştir. Başarısız firmalar Altman Z skor modeline göre tespit edilmiş olup panel veri yöntemi kullanılarak firma yöneticilerine anket uygulanmıştır. Araştırma neticesinde firma başarısı ile finansal bilgi düzeyi arasında anlamlı bir ilişkinin varlığı tespit edilmiştir.

Akdeniz (2018) finansal başarısızlığı 1 yıl önceden tahmin etmeye çalışmıştır. Finansal açıdan başarılı 50 imalat firması ile finansal açıdan başarısız 50 imalat firması incelenmiştir. Başarısızlık kriteri, firmaların bankalardan kullandığı kredilerinde 91 gün veya üzeri gecikme yaşaması ya da idari takibe alınmaları olarak belirlenmiştir. 9 finansal rasyonun kullanıldığı bu çalışmada yapay sinir ağı tahmin modelinin %94 oranında doğru sınıflandırma yaptığı tespit edilmiştir.

Aktümsek (2018) çalışmasında Borsa İstanbul'da hisse senetleri işlem gören 3 farklı sektördeki firmaların finansal başarısızlıklarını sektör bazında karşılaştırarak tespit etmeye çalışmıştır. Analiz tekniği olarak lojistik regresyon yönteminin kullanıldığı bu çalışmada birinci sektörde stok devir hızı, ikinci sektörde cari oran, üçüncü sektörde ise vergi öncesi kar / özsermaye oranının temel göstergeler olduğu tespit edilmiştir.

Söylemez (2018) Borsa İstanbul'da 2007-2009 yılları arasında faaliyet gösteren 489 imalat sanayi işletmesini incelemiştir. Çalışmanın amacı Black-Scholes-Merton Modeli ile KMV Modeli'nin uygulanabilirliğinin test edilerek karşılaştırılmasıdır. Yapılan çalışma sonucunda BSM2 ve KMV2 modellerinin genel tahmin güçlerinin BSM1 ve KMV1 modellerine göre daha yüksek olduğu tespit edilmiştir.

Şengören (2019) firmaların finansal başarısızlıklarını öngörmede Lojistik Regresyon ve Destek Vektör Makineleri modellerinin başarılarını karşılaştırmıştır. Bu amaçla BİST'te işlem gören 26 başarısız ve 49 başarılı toplam 75 firmanın 2006-2017 yılları arasındaki finansal tablolarından yararlanılarak mali oranlar hesaplanmış ve finansal başarısızlık 1, 2 ve 3 yıl önceden tahmin edilmeye çalışılmıştır. 23 finansal oranın kullanıldığı çalışmada SVM modelinin tahmin başarısı her 3 yıl içinde Lojistik Regresyon Modeli tahmin başarısından daha yüksek çıkmıştır.

Şaşmaz (2019) Borsa İstanbul'da 2010-2018 yılları arasında işlem görmüş ve iflas etmiş 7 işletmeyi incelenmiştir. Başarısız olma kriterinin “iflas” olduğu bu çalışmadaki ana amaç Altman Z-Skor ve Springate Z-Skor finansal başarısızlık tahmin modellerini iflas eden şirketlere uygulayarak modellerin doğruluğunu ve güvenilirliğini karşılaştırmaktır. Çalışma sonucunda Altman Z-Skor modelinin %100, Springate Z-Skor modelinin ise %85 başarılı gruplandırma yaptığı tespit edilmiştir.

Aksoy ve Boztosun (2019) Borsa İstanbul imalat sanayi sektörüne kayıtlı 86 firmanın 2010-2012 dönemine ait finansal tablolarından elde edilen verilerle başarısızlıktan 1 ve 2 yıl öncesi için sınıflandırma tahmini yapmıştır. Çalışmada CART Sınıflandırma ve Regresyon Ağaçları, Yapay Sinir Ağları, Destek Vektör Makinesi ve K En Yakın Komşular algoritmaları kullanılmıştır. Yapılan analiz sonucunda başarısızlıktan 2 yıl önce YSA %98.4, CART %82.78, SVM %80.42 ve KNN %78 sınıflandırma doğruluğu göstermişken başarısızlıktan 1 yıl önce ise YSA %100, CART %89.72, KNN %81.22 ve SVM %74.17 sınıflandırma doğruluğu göstermiştir.

Baş ve Çakmak (2019) gri ilişkisel analiz yardımıyla finansal başarısızlık öngörü çalışmasında kullanılan bağımsız değişkenlerin önemli olanları tespit etmeye çalışmıştır. Borsa İstanbul tekstil ve deri sektöründe faaliyet gösteren 35 işletmenin 2002-2009 yılları arasındaki bilanço ve gelir tablolarından faydalanan çalışmada 21 finansal oran kullanılmıştır. Çalışma sonucunda en iyi sınıflandırma yüzdesinin %88,6 ile gri ilişkisel analiz sonucu belirlenen finansal oranlarla yapılan lojistik regresyon sınıflandırma tablosuna ait olduğu tespit edilmiştir.

Ceran ve Bülbül (2019) BİST'te işlem gören imalat sanayi sektörlerindeki işletmelerin 2008-2016 yılları arasındaki verilerini incelemiştir. 70 başarılı 70 başarısız olmak üzere 140 firma incelenmiştir. Yapay sinir ağları ve destek vektör makineleri kullanılarak başarısız işletmeler 1, 2 ve 3 yıl öncesinden tespit edilmeye çalışılmıştır. Çalışma sonucunda iki modelinde başarılı sonuç verdiğinden bahsedilerek, destek vektör makinesi ile yapılan analizlerin azlığından bahsedilmiştir.

Selçik (2019) BİST'e kayıtlı 228 imalat sanayi işletmesinin 1997-2017 yılları arasındaki çeyreklik mali verilerine ait 84 rasyodan oluşan bir çalışma yapmıştır.

Altman Z skoru'nun başarısızlık kriteri olarak ele alındığı bu çalışmada finansal başarısızlık lojistik regresyon, yapay sinir ağı, rastegele ormanlar ve karar ağaçları ile tahmin edilmeye çalışılmıştır. Çalışmada stepwise regresyon, tekrarlı değişken eliminasyonu (RFE) ve karma metod kullanılarak değişken sayısı 27'ye düşürülmüştür. Çalışmaya katılan firmaların %90'ı başarılı iken başarısız firma sayısı %10'da kalmıştır. Modellerin ortalama başarısı ise yüzde 90 ile 93 arasında değişmektedir.

Karadeniz ve Öcek (2019a), Türkiye ve Avrupa dahil 21 ülkede faaliyet gösteren toplam 75 halka açık konaklama tesisinin 2012-2016 yılları arasındaki 5 yıllık verilerini incelemiştir. Verilere Altman Z' Skor, Springate, Ohlson Skor, CA_Skor ve Fulmer modelleri uygulanmıştır. Araştırma sonucunda finansal başarısızlık riski gösteren işletme sayılarının tüm modellerde birbirine yakın olduğu sonucuna varılmıştır.

Ertan ve Ersan (2019) 2000-2014 yılları arasında BİST'te işlem gören 175 başarılı ve 33 başarısız olmak üzere 208 imalat sanayi işletmesinin finansal başarısızlık riski üzerinde etkili olan faktörleri araştırmıştır. Çalışmada Cox orantılı riskler, panel probit, panel logit, tamamlayıcı log log ve log-logistic yöntemleri kullanılmıştır. Cox orantılı riskler yönteminin en yüksek başarıyı sağlayan yöntem olduğu tespit edilmiştir.

Yürük ve Ekşi (2019) 2008-2016 yılları arasında BİST'te işlem gören 70 başarılı ve 70 başarısız işletmeyi incelemiştir. 26 finansal oran kullanılan çalışmada finansal başarısızlık yapay sinir ağları ve destek vektör makineleri modelleriyle tahmin edilmeye çalışılmıştır.

Karadeniz ve Öcek (2019b), Borsa İstanbul'a kayıtlı turizm sektöründe faaliyet gösteren 11 firmanın 2012-2017 yılları arasındaki finansal verilerini incelemiştir. Çalışmada Altman Z Skor modeline göre belirlenen finansal başarısızlık riski taşıyan işletmeler ile başarısızlık riski taşımayan işletmelerin finansal oranları arasında anlamlı bir farkın olup olmadığını araştırılmıştır. 13 adet finansal rasyo kullanılarak başarısızlık riski taşıyan ve taşımayan firmalar arasında finansal oranlar bağlamında istatistiksel olarak anlamlı bir farklılık olup olmadığı tespit edilmeye çalışılmıştır. İki grubun farklılığını karşılaştırmak için t testi ve normal dağılıma sahip

olup olmadığını anlamak için Shapiro-Wilk testi uygulanmış, test sonucunda ise p değerlerinin 0,05'den küçük çıktığı görülmüştür. Normal dağılıma uymayan değerler Mann-Whitney U testine tabi tutulmuştur. Çalışma sonucunda iki grup arasında cari oran, asit-test oranı, nakit oran, kaldıraç oranı, aktif karlılığı, öz sermaye karlılığı, net kar marjı ve fiyat/kazanç oranı bağlamında istatistiksel olarak anlamlı farklılık olduğu saptanmıştır.

Güngör (2019) havayolu şirketlerinin başarısızlık riskini analiz etmeye çalışmıştır. Çoklu Diskriminant Analizi, Lojistik regresyon ve Yapay Sinir Ağları modelinin kullanıldığı çalışmada Skytrax listesinde bulunan dünyanın en iyi 100 havayolu şirketinden 30 tanesi incelenmiştir. Altman Z skoru ile iflas tahmininde yapıldığı bu çalışmada bu modelin başarısızlık tespiti için başarılı bir model olmasına karşın iflas tahminini ölçmede yetersiz olduğu sonucuna varılmıştır.

Ural (2020) sadece akademik çalışmalarda değil sektör tarafından da kullanılabilecek bir finansal başarısızlık tahmin modeli üzerinde çalışmıştır. BİST'te faaliyet gösteren üretim işletmelerinin 2014-2018 arası 5 yıllık veriler üzerinde çalışmıştır. 3 tip model kullanılan çalışmada ilk model teorik olarak bilançonun bozulması ölçümü, ikincisi istatistiksel model olarak Lojistik regresyon ve son model olarak makine öğrenmesi modeli olan yapay sinir ağları ile başarısızlık tahmininde bulunulmuştur. Tüm yıllardaki en yüksek tahmin doğruluğu ile yapay sinir ağlarının en başarılı model olduğu tespit edilmiştir.

Çavuş ve Başar (2020) BİST imalat sektöründe yer alan 178 firmayı incelemiştir. Çalışmanın ana amacı 2018 yılındaki başarısızlığı öngörmede nakit akış oranlarının açıklayıcı bir güce sahip olup olmadıklarının araştırılmasıdır. Başarısızlık kriteri olarak Altman Z Skorunun kullanıldığı bu eserde ikili lojistik regresyon analizi kullanılmıştır. Bağımsız değişken olarak 2015, 2016 ve 2017 yıllarındaki nakit akış oranları kullanılmış olup finansal başarısızlığın öngörülmesinde nakit akış oranlarının etkili olduğu sonucuna varılmıştır.

İloğlu (2020) çalışmasında havacılık sektörü hakkında genel bilgi verdikten sonra Türkiye, Amerika Birleşik Devletleri ve İngiltere'ye ait 6 havayolu şirketinin 2014-2018 yılları arasındaki yıllık finansal tablo verilerini Altman Z Skor modelini kullanarak incelemiştir. Analize göre ulusal uçuşlara ağırlık veren Pegasus,

Southwest ve Easy Jet Havayolları firmalarının finansal olarak başarılı oldukları, uluslararası uçuşlara ağırlık veren şirketlerin ise finansal başarısızlık yaşadığı gözlemlenmiştir.

Giray Yakut ve Bacaksız (2020), 2012-2015 yılları arasında BİST'e kote 175 imalat sanayi işletmesine teknoloji yoğunluğuna göre faktör analizi ve lojistik regresyon analizi ile finansal başarısızlık tahmini yapılmıştır. Başarısızlık kriteri olarak üst üste 2 ve 3 yıl zarar eden firmaların ele alındığı bu çalışmada, 2 yıl üst üste zarar eden firmalarda karlılık mali oranlarından net kar / toplam aktifler ve net kar / net satış oranlarının etkili olduğu, 3 yıl üst üste zarar eden firmalarda ise karlılık mali oranlarından net kar / net satışlar oranının etkili oran olduğu tespit edilmiştir.

Akyüz (2020), BİST'te hisseleri işlem gören taş ve toprağa dayalı alanda faaliyet gösteren 25 şirketin 2014-2018 yılları arasındaki finansal başarısızlık risklerini Altman Z Skor, Springate ve Fulmer modelleriyle incelemiştir. Çalışma sonuçları yıl bazında ve model bazında ayrı ayrı değerlendirilmiş, finansal başarısızlık riski yüksek olan şirketlerin nakit dönüşümü ve satış politikalarında problem yaşadığı saptanmıştır.

Umut (2020), 2014 yılsonu mali verileriyle hayat dışı alanında faaliyet gösteren 38 sigorta şirketini finansal oranlar kullanarak diskriminant analizi yöntemi ile incelemiştir. Yapılan çalışma sonucunda diskriminant analizinin sigorta şirketlerini başarılı ya da başarısız sınıflandırma doğruluk yüzdesinin %97,4 olduğu tespit edilmiştir.

Bağcı ve Sağlam (2020) BİST'e kayıtlı sağlık ve spor alanında faaliyet gösteren 6 işletmenin 2014-2017 yılları arasında finansal başarısızlık riski taşıyıp taşımadığını incelemiştir. Finansal başarısızlık tahmini için Altman, Springate ve Fulmer modellerinin kullanıldığı bu çalışmada sağlık işletmelerinin iyi bir finansal yapı ve performansa sahip oldukları, iflas risklerinin az olduğu şeklinde bulgulara ulaşılmıştır. Spor işletmelerinin ise kötü finansal yapıya sahip oldukları ve her an iflas riski ile karşı karşıya kalabilecekleri öngörülmüştür.

Bu çalışmada Türkiye'de finansal başarısızlık tahmin modelleri konulu 102 eser incelenmiştir (Söylemez, 2018: İçerli, 2005: Aksoy, 2018: Salur, 2015: Öcal,

2014: Topcu, 2013: Ceran, 2019: Yakut, 2012: Ural, 2020: Güngör, 2019: Çelik, 2009: Torun, 2007: Ergin, 1999: Aktaş, Doğanay ve Yıldız, 2003: İçerli ve Akkaya, 2006: Terzi, 2011: Dizgil, 2018: Ertan ve Ersan, 2019: Ağırman, 2018: Abacıoğlu, 2018: Öztürkler, 2012: Gülcan, 2011: Demirtepe, 2019: Öztürk, 2010: Kul, 2012: Börüban, 2009: Ural, 2014: Uyar, 2019: Gökdemir, 2015: Şaşmaz, 2019: Paket, 2014: Şengören, 2019: Akdeniz, 2018: Aktümsek, 2018: Civan ve Dayı, 2014: Büyükarıkan ve Büyükarıkan, 2014: Akkaya, Demireli ve Yakut, 2009: Ceran ve Bülbül, 2019: Taşpınar Cengiz, Bağdatlı Kalkan, Turanlı ve Köse, 2015: Selçik, 2019: Hesarı, 2018: Ural, Gürerda ve Önemli, 2015: Karadeniz ve Öcek, 2019a: Ağırman, 2018: İçerli ve Akkaya, 2006: İslamoğlu ve Çankaya, 2018: Terzi, 2011: Dizgil, 2018: Ertan ve Ersan, 2019: Turaboğlu, Yıkılmaz Erkol ve Topaloğlu, 2017: Kısakürek, Arslan ve Bircan, 2018: Yürük ve Ekşi, 2019: Geyikçi ve Karaa, 2016: Poyraz ve Uçma, 2006: Özdemir, 2014: Muzır ve Çağlar, 2009: Giray Yakut ve Bacaksız, 2020: Akyüz, 2020: Soba, Akyüz ve Uğurcan, 2016: Umut, 2020: Bağcı ve Sağlam, 2020: Güriş, Çağlayan Akay, Ün ve Kızılarıslan, 2017: Kiracı ve Asker, 2018: Aktaş, Doğanay ve Yıldız, 2003: Sezgin, 2016: Gör, 2016: Yazıcı, 2018: Büyükarıkan ve Büyükarıkan, 2018: Toraman ve Karaca, 2016: Akyüz, Yıldırım, Akyüz ve Tugay, 2017: Aksoy ve Boztosun, 2018: Türk ve Kurklu, 2017: Bulut ve Şimşek, 2018: Yakut ve Elmas, 2013: Aksoy ve Boztosun, 2019: Baş ve Çakmak, 2019: Güler Çalık ve Aytekin, 2018: Ege, Topaloğlu ve Yıkılmaz Erkol, 2017: Yakıcı Ayan ve Değirmenci, 2018: Kılıç ve Seyrek, 2012: Ece ve Oner, 2018: Akpınar ve Akpınar, 2017: Karadeniz ve Öcek, 2019b: Çavuş ve Başar, 2020: Vatansever ve Aydın, 2014: Selimoğlu ve Orhan, 2015: İloğlu, 2020). Çalışmalarda, kullanılan modeller, veri kaynakları, analizlerde kullanılan programlar, incelenen dönemler, incelenen firma sayısı, analizlerde kullanılan finansal rasyo sayıları, başarılı ve başarısız firma kodları, araştırmalardaki başarısızlık kriterleri ile sonuçlardaki doğruluk oranları tespit edilmeye çalışılmış, geleneksel istatistik ile veri madenciliği teknikleri karşılaştırılmıştır.

2.2.1. FB Çalışmalarında Kullanılan Modeller

Lojistik regresyon modeli analizlerde en fazla kullanılan model olarak karşımıza çıkmaktadır. 29 çalışmada kullanılan bu modeli 28'er çalışma ile Altman Z Skor modeli ve Diskriminant modeli takip etmiştir. Yapay Sinir Ağları ve Springate modeli sırasıyla en fazla analiz yapılan diğer yöntemler olmuştur.

Tablo 7. FB Çalışmalarında Kullanılan Modeller

Sıra	Yöntem	Adet	Sıra	Yöntem	Adet
1	Lojistik Regresyon	29	15	Tobin's Q	2
2	Altman Z Skor	28	16	Rastgele Ormanlar	1
3	Diskriminant Analizi	28	17	Çoklu Regresyon Analizi	1
4	Yapay Sinir Ağları	26	18	Probit	1
5	Springate	14	19	Panel Veri Analizi	1
6	Karar Ağacı	7	20	Multivariate Probit Model	1
7	Fulmer	7	21	Mann Whitney U Testi	1
8	Destek Vektör Makineleri	6	22	KMV Modeli	1
9	Faktör Analizi	6	23	K En Yakın Komşu	1
10	Logit Model	4	24	Cox Regresyon	1
11	Cox Modeli	3	25	CHAID Algoritması	1
12	Ohlson	2	26	CA Score Modeli	1
13	Gri İlişki Analizi	2	27	Black-Scholes-Merton Modeli	1
14	CART	2	28	Çoklu Regresyon Modeli	1

2.2.2 Veri Kaynağına ve Eğitim Test Oranına Göre FB Çalışmaları

Araştırmaların yüzde 88'inin verileri Borsa İstanbul kaynaklıdır. Halka açık olmayan firmaların verilerine ulaşmak oldukça zor olduğu için araştırmacıların büyük bir kısmı BİST verilerini kullanmıştır. Diğer bir inceleme ise toplanan verilerin test ve eğitim olarak ayrılmasındaki sınıflandırma üzerine olmuştur. Araştırmaların büyük bir kısmı yüzde 70 eğitim ve yüzde 30 test sınıflandırma yöntemini seçmiştir.

Tablo 8. FB Çalışmaları Veri Kaynağı ve Eğitim-Test Oranı Karşılaştırması

Veri Kaynağı	Adet	Eğitim Test Oranı	Adet
BİST	77	%50-50	1
Banka	5	%60-40	2
Havayolu	4	%70-30	11
Sigorta	1	%80-20	4

2.2.3. Analiz Programına Göre FB Çalışmaları

Yapılan analizlerin büyük bir kısmının SPSS programı ile yapıldığı görülmektedir. Bu programı sırasıyla Matlab, R ve Clementine programları takip etmiştir.

Tablo 9. Kullanılan Programa Göre Türkiye’de Yapılan FB Çalışmaları

<u>Kullanılan program</u>	<u>Adet</u>	<u>Kullanılan program</u>	<u>Adet</u>
Spss	16	Neuro Solution	2
Matlab	5	Pasw	1
R	3	Python	1
Clementine	2	Rapidminer	1
Alyuda Neuro	1	Release	1
Eviews	1	Stata	1
Medcalc	1	Thinkspro	1
Neuralworks Predict	1		

2.2.4. Araştırma Dönemine Göre Yapılan FB Çalışmaları

Yapılan araştırmaların yıllara göre dağılımı tablo 10’da gösterilmiştir. En fazla incelenen yıl 2014 ve 2012’dir. Araştırmalarda genel olarak firmaların 2005 ile 2018 yılları arasındaki dönemi incelenmiştir.

Tablo 10. Araştırma Dönemine Göre Türkiye’de Yapılan FB Çalışmaları

<u>Araştırma Dönemi</u>	<u>Adet</u>	<u>Araştırma Dönemi</u>	<u>Adet</u>
2014	20	2011	13
2012	20	2016	13
2013	18	2007	10
2015	17	2006	9
2008	16	2005	7
2009	15	2017	5
2010	13	Diğer	24

2.2.5. Firma Sayısına Göre FB Çalışmaları

5 adet çalışmada 6 adet firmanın finansal başarısızlık tahmini yapılmaya çalışılmıştır. 4’er adet çalışmada ise 106’şar ve 100’er adet firma incelenmiştir. Toplam 78 adet araştırmada 5175 firma analiz edilmiştir. Araştırma başına incelenen firma ortalaması 66,35’tir.

Tablo 11. Firma Sayısına Göre Türkiye’de Yapılan FB Çalışmaları

Firma Sayısı	Adet	Firma Sayısı	Adet	Firma Sayısı	Adet
6	5	137	2	166	1
106	4	86	2	160	1
100	4	156	2	178	1
140	3	126	2	144	1
22	3	124	2	143	1
80	3	35	2	203	1
25	3	208	2	206	1
75	3	14	2	228	1
175	2	176	1	355	1

2.2.6. Kullanılan Rasyo Sayısına Göre FB Çalışmaları

Tablo 12, finansal başarısızlığı tespit etmek için kaç adet finansal rasyo kullandığını göstermektedir. 5 adet çalışma analizlerinde 25 adet finansal oran kullanmış, 3’er adet çalışma ise 26, 23 ve 21 adet finansal oran kullanmıştır. Tüm çalışmalarda kullanılan ortalama finansal rasyo 16,48 olarak tespit edilmiştir. Toplam 35 adet araştırmada toplam 577 finansal rasyo kullanılmıştır. Araştırma başına düşen rasyo ortalaması 16,48’dir.

Tablo 12. Kullanılan Rasyo Sayısına Göre Türkiye’de Yapılan FB Çalışmaları

Rasyo Sayısı	Araşt.Adeti	Rasyo Sayısı	Araşt.Adeti	Rasyo sayısı	Araşt.Adeti
25	5	50	1	19	1
26	3	43	1	18	1
21	3	42	1	15	1
23	3	28	1	14	1
10	2	27	1	13	1
29	2	22	1	9	1
7	1	8	1	84	1
24	1	20	1		

2.2.7. Kodlama Şekline Göre Yapılan FB Çalışmaları

Araştırmalarda başarısız firmalar daha çok sıfır ile kodlanırken başarılı firmalar 1 ile kodlanmıştır. 2 ile kodlanan herhangi bir başarılı firma çalışması bulunmazken sadece 3 adet çalışmada başarısız firmaların 2 ile kodlandığı görülmektedir.

Tablo 13. Kodlama Şekline Göre Türkiye’de Yapılan FB Çalışmaları

<u>Başarılı Firmalar</u>		<u>Başarısız Firmalar</u>	
<u>Kod</u>	<u>Araştırma Sayısı</u>	<u>Kod</u>	<u>Araştırma Sayısı</u>
0	6	0	18
1	21	1	6
2	-	2	3

2.2.8. Başarısızlık Kriterlerine Göre FB Çalışmaları

Finansal başarısızlık tahmin modeli çalışmalarındaki en önemli konulardan birisi ise finansal başarısızlık kriteri veya kriterlerinin tespittir. Araştırma sonuçlarının sağlıklı olabilmesi için başarısızlık kriterleri çok önemlidir.

Tablo 14. Başarısızlık Kriterlerine Göre Türkiye’de Yapılan FB Çalışmaları

Sıra	Başarısızlık Kriteri	Araştırma Sayısı
1	İflas	19
2	Üç yıl üst üste zarar etmiş olmak	16
3	İki yıl üst üste zarar etmiş olmak	14
4	BİST kottan çıkarılma	10
5	Faaliyetleri durdurmuş olmak	10
6	Altman Z Skoru	9
7	Özsermayenin 2/3 oranında azalması	7
8	Gözaltı pazarına alınması	7
9	Aktif (varlık) toplamının en az %10 oranında azalmış olması	7
10	Negatif sermayeye sahip olması	5
11	Geçmiş yıl zararının aktif toplamın %10'unu aşması	4
12	Vadesi gelen borçların ödenmemesi	4
13	Zarar etmek	3
14	91 gün gecikmeli ödeme	2
15	Rehin, icra veya haciz	2
16	Sermayenin yarısını kaybetmek	2
17	Kredi teklifinin reddedilmesi	1
18	Fulmer skoru	1
19	Düşük derecelendirme notu	1
20	Borçların aktif aşması	1
21	İşletmelerin yakın izleme pazarına alınması	1

İflas, üç ya da iki yıl üst üste zarar etmek, BİST kottan çıkarılma, faaliyetlerin durdurulması ve Altman Z skoru, finansal başarısızlık çalışmalarında kullanılan kriterlerin başında gelmektedir.

2.2.9. Yöntem Gruplarına Göre FB Çalışmaları

İncelenen çalışmalarda hem makine öğrenmesi hem de geleneksel istatistik yöntemi kullanılan 15 adet eser tespit edilmiştir. Modellerin doğrulukları incelendiğinde makine öğrenmesi yöntemlerinin yaklaşık yüzde 86 oranında daha başarılı sonuç verdiği görülmektedir.

Tablo 15. Yöntem Gruplarına Göre Türkiye’de Yapılan FB Çalışmaları

<u>Geleneksel İstatistik-Veri Madenciliği</u>	<u>Adet</u>	<u>Veri Madenciliği Yöntemleri</u>	<u>Adet</u>
Makine Öğrenmesi	13	YSA	10
Geleneksel İstatistik	2	CART	2
		Karar Ağacı	1
		SVM	1

Makine öğrenmesi yöntemleri kendi içerisinde tekrar analiz edilmiştir. Yaklaşık yüzde 66 oran ile yapay sinir ağlarının en başarılı sonuçları bulan model olduğu tespit edilmiştir.

ÜÇÜNCÜ BÖLÜM

3. MAKİNE ÖĞRENMESİ İLE FİNANSAL BAŞARISIZLIK TAHMİNİ

Makine öğrenmesi verilen bir problemi, probleme ait ortam verilerine göre modelleyen bilgisayar algoritmalarına verilen genel addır (Orhan, 2020). Makine öğrenmesi (yapay öğrenme) matematik ve istatistiksel yöntemlerle mevcut verilerden çıkarımlar yaparak bilinmeyene dair tahminlerde bulunur. Büyük verilerden sonuç çıkarmaya odaklanarak modeller yardımıyla veri yapıları ve ilişkiler araştırılır. Veri kümesindeki gizli ilişki ve kalıpları temsil etmeyi öğrenen modeller eğitim adı verilen veri kümesi ile eğitilirler. Eğitimle beraber öğrenimini tamamlayan model algoritmasının daha önce karşılaşmadığı ve test kümesi adı verilen yeni veriler ile tahminler yapması sağlanır. Böylece öğrenilen bilginin genelleştirilmesine çalışılır (Friedman, Hastie ve Tibshirani, 2001). Son yıllarda makine öğrenimine artan ilginin ana nedeni istatistik ve makine öğrenimi arkasındaki modellerin haftalar alabilecek hesaplama güçlerinin, günümüz teknolojisinin artan bilgisayar işlem güçleri ile çok daha hızlı hesaplanabiliyor olmasıdır. Dijital dünyada sürekli artan büyük verilerin analizi rekabette çok önemli bir hale gelmiştir. Yüksek hacimli makinelerle çok daha kısa sürede yapılan analizlerle makine öğrenimi modelleme çalışmaları ilgi çekmeye devam etmektedir (Salvador, Ruiz ve Rodrigues, 2017).

Makine öğrenmesi algoritmaları denetimli (supervised) ve denetimsiz (unsupervised) öğrenme olarak ikiye ayrılmaktadır. **Denetimsiz öğrenme** verideki bilinmeyen yapı ve ilişkileri bulmak için kullanılan ve modeli denetlememizi gerektirmeyen bir öğrenme tekniğidir. Denetimsiz öğrenmede amaç veriler hakkında daha fazla bilgi edinerek temel yapı ve dağılımı modellemektir. Burada sistem doğru çıktıyı tahmin etmez. Verilerdeki gizli yapıyı tanımlayarak veri kümelerinden çıkarımlar yapar. **Denetimli öğrenme** ise eğitim veri setine dayalı bir model olup, verilerin büyük kısmından öğrenen bir algoritma öğrenme süreci sonrasında modelin daha önce görmediği veriler (test verisi) ile denetlenmesidir. Özellikle tahmin problemlerine odaklanan bu öğrenme türü regresyon ve sınıflandırma olarak iki alt

gruba ayrılır. Sınıflandırma algoritmalarında veri çeşitli sınıflar arasında dağıtılmaktadır. Veriler eğitim bölümünde dağılım şekline göre algoritmalar tarafından öğrenilir. Öğrenilen veriler daha sonra test verileri ile karşılaştırılarak algoritmanın doğru sınıflandırma yapıp yapmadığı analiz edilir. Regresyonda ise bir değişken model kullanılarak tahmin yapılmaya çalışılır. Modelin eğittiği veri ile bu değere karşılık gelen başka bir veriyi model sayesinde tahmin edebiliriz. Regresyonda sürekli bir miktarı tahmin etme görevi mevcuttur. Karar ağacı ve yapay sinir ağları gibi algoritmalar ufak değişikliklerle hem sınıflandırma hem de regresyon için kullanılabilirler. Lojistik regresyon ise adında regresyon geçmesine rağmen bir sınıflandırma algoritmasıdır (Akay, 2018; Brownlee, 2017).

3.1. MODEL SEÇİMİ

Makine öğreniminde veri seti tipik olarak eğitim ve test seti olarak ikiye ayrılır. Eğitim seti, model (makine öğrenimi algoritmalarından herhangi birisi) tarafından verilerdeki gizli kalıpları ve ilişkileri keşfetmek ve ortaya çıkarmak için kullanılır. Test seti ise eğitilen modelin gücünü ve faydasını ölçmek için kullanılır (Bishop, 2006). Eğer test veri setinde sonuçlar eğitim aşamasına göre kötü çıkarsa bu durum modelimizde aşırı öğrenme (overfitting) probleminin ortaya çıktığı anlamına gelmektedir. Diğer bir anlatımla, eğitim (train) ve uygulama (test) diye iki alt kümeye ayrılan veriler sonucunda modelimiz aşırı öğrenme ya da eksik öğrenme durumlarından birisi ile karşılaşılabilir.

Tablo 16’da da görüleceği gibi eğitim ve test olarak ikiye ayrılan veri, eğitim seti ile eğitilmektedir. Eğitim setinde bağımsız değişkenler “X Eğitim”, bağımlı değişken ise “y Eğitim” ile temsil edilmektedir. Eğitilen veri daha sonra “X Test” bölümünde tahmin yapmaktadır. Yapılan tahmin sonucu “prediction” değerleri hesaplanır. Bu değerler “X Test” verilerine uygulanıp, X testin bağımlı değişkeni olan “y test” değerleri ile karşılaştırılarak modelin doğruluğu ölçülür.

Tablo 16. Makine Öğrenmesi Eğitim ve Test Yapısı

Sıra	CariOran	NakitOranı	AsitT O.				Statü	
0	0.45	0.1	0.33				1	
1	2.05	1.95	1.85				0	
X	2	0.45	0.02	1.05			0	y
Eğitim	3	1.95	1.02	1.74			1	Eğitim
4	2.03	1.65	1.32				1	
5	0.21	0.01	0.04				0	
6	1.95	0.98	1.65		X	1	1	
X	7	0.32	0.04	0.01		0	0	y Test
Test	8	2.03	1.54	1.02		1	1	
						Doğruluk Oranı		

3.1.1. Aşırı Öğrenme (Overfitting)

Analizde kullanılan model eğitim veri seti üzerinde aşırı ezberleme yapmaya başlamışsa overfitting olma ihtimali yüksektir. Bu durumda eğitim veri setinde yüksek doğruluk skoruna ulaşan model, test veri setinde düşük bir doğruluk skoru ile karşımıza çıkacaktır. Teknik tabirle modeldeki yüksek varyans ile düşük bias¹ durumunun ortaya çıkmasıdır. Veri değişikliğinde ezberlenen durumlar bulunamayacağı için test setinde yapılan uygulamada çok düşük tahminleme skorları elde edilecektir. Overfitting problemi 3 yöntemden birisi uygulanarak çözülebilir. Birincisi verideki öznitelik sayısı azaltılır. Bunun içinde verideki yüksek korelasyonlu kolonlar silinebilir ya da faktör analizi gibi yöntemlerle birçok değişken tek bir değişkenle temsil edilebilir. İkinci olarak veri setine daha fazla veri ekleyerek veri çeşitliliği artırılır. Üçüncü ve son yöntem olarak düzenleme (regularizasyon) yapılır. Modelin karmaşıklığını azaltmak için kullanılan bu yöntemde kayıp fonksiyonun cezalandırılması yöntemi uygulanır. Yani modeldeki ağırlığı yüksek olan değişkenin etki derecesi azaltılmaya çalışılır. Lasso ve Ridge teknikleri en popüler regularizasyon teknikleridir (Öğündür, 2020).

¹ Bias, gerçek değerlerin tahmin edilen değerlerden ne kadar uzak olduğunu temsil etmektedir. Bias'ın yüksek olması tahmin değerlerinin gerçek değerlerden uzak olması anlamını taşımaktadır.

3.1.2. Yetersiz Öğrenme (Underfitting)

Aşırı öğrenmenin tersi olan bu durumda ise model yetersiz öğrenme yapmaktadır. Eğitim setinde yüksek hata oranı olacağı için test setinde de aynı durum gözlemlenir yani düşük varyans ve yüksek bias durumu ile karşılaşmış demektir. Overfitting kadar yaygın karşılaşılmayan bu durumda da model, eğitim verilerinden alınan dersleri yok sayarak girdi çıktı arasındaki temel ilişkiyi öğrenememektedir (Öğündür, 2020).

3.1.3. Çapraz Doğrulama (Cross Validation)

Aşırı öğrenmeyi önlemek için yaygın olarak kullanılan diğer bir yöntem çapraz doğrulamadır (Arlot ve Celisse, 2010). Literatürde k katmanlı çapraz doğrulama (k-fold cross validation) olarak da geçen ve makine öğrenme modellerinin başarısını ölçmek için kullanılan bir yöntemdir. En iyi parametreleri seçmek anlamında kullanılmaktadır. Parametreler ise öğrenilen parametreler ve seçilen parametreler (hiperparametre) olarak ikiye ayrıldığından öğrenilen parametreleri seçme olanağımız bulunmamaktadır çünkü model parametreleri kendisi öğrenmektedir. Seçilen parametrelerde ise yapılan seçimlerle modelin doğruluğu daha yüksek bir model haline gelmesiyle sağlanabilmektedir. KNN algoritmasındaki k değeri buna örnek olarak gösterilebilir.

Eğitim ve test verisi olarak ikiye ayrılan makine öğrenim modellerinde model doğruluğu birbirine yakın çıkmalıdır. Aynı modeli farklı test verisine uygulayarak %90'a %60 gibi farklı değerler bulmamız durumunda modelimiz aşırı öğrenme (overfitting) ile karşılaşmış demektir. Overfitting problemini ortadan kaldırmak amacıyla kullanılan yöntemlerden birisi de k-fold cross validation yöntemidir.

Tablo 17. K-FoldCV Çalışma Şeması (K=5)

1. Grup	Test	Eğitim	Eğitim	Eğitim	Eğitim	Ort.1
2. Grup	Eğitim	Test	Eğitim	Eğitim	Eğitim	Ort.2
3. Grup	Eğitim	Eğitim	Test	Eğitim	Eğitim	Ort.3
4. Grup	Eğitim	Eğitim	Eğitim	Test	Eğitim	Ort.4
5. Grup	Eğitim	Eğitim	Eğitim	Eğitim	Test	Ort.5
Eğitim Seti						Test
Veri Seti						

K değerinin 5 olduğu yukarıdaki tabloda tüm veri seti eğitim ve test olarak ikiye ayrılmıştır. K=5 değeri ile beraber eğitim veri setimizi 5 parçaya böleriz. Her seferinde farklı bir test bölümünü kullanarak Ort.1, Ort.2, Ort.3, Ort.4 ve Ort.5 gibi 5 adet doğruluk (accuracy) değerlerine ulaşırız. Cross Validation yapmadan önce 1 adet accuracy değerimiz var iken veriyi her seferinde 5 parçaya bölüp farklı değerlerini işleyerek 5 adet accuracy değerine ulaşırız. Son aşamada ise accuracy'lerin ortalaması bulunarak tek bir accuracy değerine sahip oluruz.

3.2. PERFORMANS ÖLÇÜM METRİKLERİ

Makine öğrenimi algoritmasının performansını ölçmek için bazı performans ölçütlerini kullanmamız gerekmektedir. Sorun ve amaca bağlı olarak seçim yapabileceğimiz farklı performans ölçütleri mevcuttur. Hata matrisi (confusion matrix), doğruluk (accuracy), kesinlik (precision), hassasiyet (recall) ve F1 skoru bu ölçütlerden bazılarıdır.

3.2.1. Hata Matrisi (Confusion Matrix)

Makine öğrenmesinde kullanılan sınıflandırma algoritmalarının performanslarını ölçmek için hata matrisi sıklıkla kullanılmaktadır. Tahminler ile gerçek değerlerin karşılaştırıldığı matriste değerler dört gruptan birine girmektedir.

Bunlar doğruya doğru dediğimiz (başarılıya başarılı) alan TP (True Positive), yanlışla yanlış dediğimiz alan TN (True Negative), doğruya yanlış dediğimiz alan FP (False Positive) ve yanlışla doğru dediğimiz FN (False Negative) alanından oluşmaktadır. Hipotez testlerinde de kullanılan tip 1 ve tip 2 hatalar TP ve TN'ye benzemektedir.

3.2.2. Doğruluk (Accuracy) ve Kesinlik (Precision)

Algoritmanın ne kadar doğru sonuç verdiğini göstermektedir. Doğru tahmin edilen test gözlemlerinin toplam test gözlemine bölünmesi ile elde edilir.

$$\text{Doğruluk} = \frac{TP + TN}{\text{Toplam}}$$

Kesinlik matrisinde ise pozitif olarak tahmin edilen durumdaki başarı gösterilmektedir.

$$\text{Kesinlik} = \frac{TP}{TP + FP}$$

3.2.3. Hassasiyet (Recall) ve F1 Skoru (F1 Measure)

Hassasiyet tüm pozitif gözlemlerden ne kadar doğru tahmin ettiğimizi göstermektedir. Algoritmanın başarılı sonuç vermesi için yüksek hassasiyete sahip olması gerekmektedir.

$$\text{Hassasiyet} = \frac{TP}{TP + FP}$$

Hassasiyet ve kesinliğin karşılaştırması zordur. Bu yüzden iki değeri ölçmek için F1 değeri kullanılır. F1 ise bu iki değer harmonik ortalamasıdır.

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

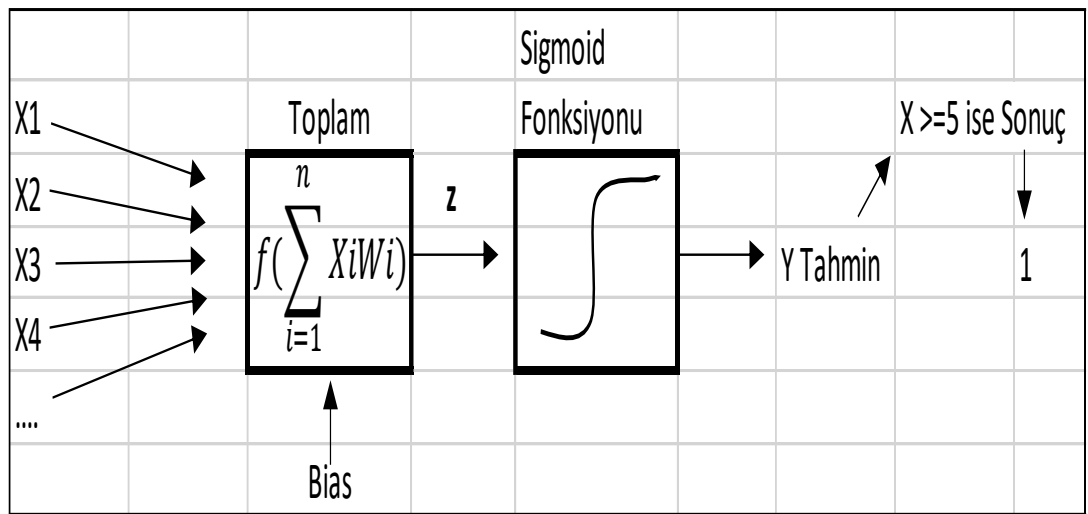
3.3. MAKİNE ÖĞRENMESİ ALGORİTMALARI

3.3.1. Lojistik Regresyon

Literatürde Logit Model adı ile de anılan Lojistik regresyon modeli, bağımlı değişkenin kategorik veya sınıflamalı olduğu durumlara uygun bir model olarak karşımıza çıkmaktadır. Bağımlı değişkenin ikili, üçlü ve çoklu kategorilerde gözlemlendiği durumlarda açıklayıcı değişkenlerle neden-sonuç ilişkisini belirlemede yararlanılan bir yöntemdir (Özdamar, 2002).

Doğrusal regresyon analizleri bağımlı ve bağımsız değişkenler arasındaki doğrusal bir ilişkiye dayanarak tahminlerde bulunmak için kullanılmaktadır. Lojistik regresyon analizinde öngörüler denklem kullanılarak yapılmaktadır. Bağımlı ve bağımsız değişkenler arasındaki ilişkiye en uygun olan doğrusal çizgi çizilerek bağımlı değişkenin gerçek değeri ile bağımsız değişkenin tahmin değeri arasındaki farkı en aza indirecek denklem bulunmaya çalışılır. Bağımlı ve bağımsız değişkenler arasında yüksek korelasyonun olması bağımsız değişkenlerin bağımlı değişkeni regresyon doğrusu boyunca hatasız bir şekilde yüksek öngörü gücüyle tahmin edebileceğini göstermektedir (Shannon ve Davenport, 2001).

Şekil 1. Lojistik Regresyon Grafiksel Görselleştirilme



Kaynak: [udemy.com/machinelearning](https://www.udemy.com/machinelearning)

Lojistik regresyon modelinde π olasılığı temsil ederken β_1 regresyon katsayısını, X_i ise bağımsız değişkenleri temsil etmektedir. Modelde temsil edilen β_0 ve β_1 'ler maksimum olasılık yöntemiyle tahmin edilmektedir. Lojistik regresyon modeli aşağıdaki şekilde yazılmaktadır (Kalaycı, 2009);

$$\text{Log} \frac{\pi}{1-\pi} = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \dots + \beta_m X_m$$

Buradaki asıl amaç modeli eğitim veya teste sokmak olduğundan X_1 , X_2 ve takip eden tüm değişkenler ağırlıkları ile çarpılarak toplandıktan sonra bir Z değeri elde edilir.

$$Z = b \text{ (bias)} + X_1 w_1 + X_2 w_2 + X_3 w_3 + \dots + X_n w_n$$

Elde edilen Z değeri Sigmoid fonksiyonuna sokularak 0 ile 1 arasında bir değere eşitlenir. Diğer bir anlatımla sigmoid fonksiyonundan çıkan Y tahmin değeri 0 ile 1 arasında bir değere eşitlenir. Sigmoid fonksiyonu türevi alınabilen bir fonksiyon olduğu için X 'in değerleri ve ağırlıkları sürekli veri girişi oldukça güncellenecek ve Z değeri her seferinde yeni bir değer alacaktır. Türevin alınması ile X değerleri ve bias sürekli güncellenecektir (udemy.com).

3.3.2. K En Yakın Komşu (KNN)

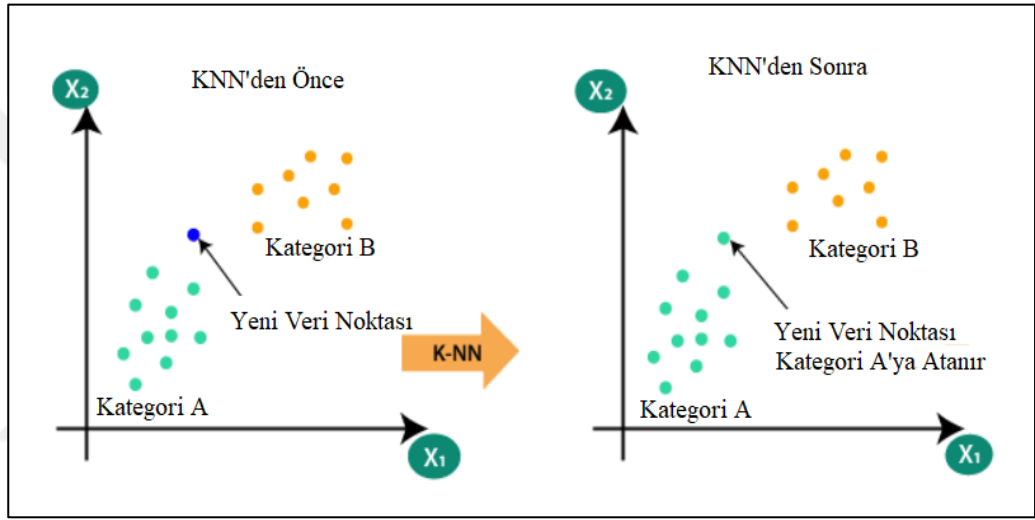
K en yakın komşu algoritması sınıflandırılmak istenen veriyi önceki verilere yakınlık ilişkisine göre sınıflandıran bir algoritma türüdür. Diğer algoritmalarındaki karmaşık yapıya göre daha basit bir öğrenme modelidir. Eğitim aşamasına sahip olmayan bu modelde eğitim ile test hemen hemen aynı şeyi ifade etmektedir.

Bu modelde yeni noktaya en yakın noktalar aranmaktadır. En yakın noktalar k ile temsil edilmektedir. K değeri yeni verinin kaç adet eski veri noktasına uzaklığının ölçüleceğini temsil etmektedir. K değerini 3 seçersek, yeni noktaya yakın 3 adet data noktasının uzaklığı ölçülür. En yakın 3 noktanın hangi sınıftan olduğuna bakılarak sınıflandırma kararı verilmektedir. Algoritma bu uzaklıkları Öklid uzaklık kuralına göre hesaplamaktadır.

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

Şekil 2’de de görüleceği gibi k değerinin 3 olduğunu varsaydığımız analizde a ve b noktalarına en yakın 3 nokta öklid uzaklığına göre belirlenerek, ilgili noktaların hangi sınıfa ait olduğu tespit edilecektir. Bu değer en yakın komşuların değerlerin ortalaması olarak hesaplanmaktadır.

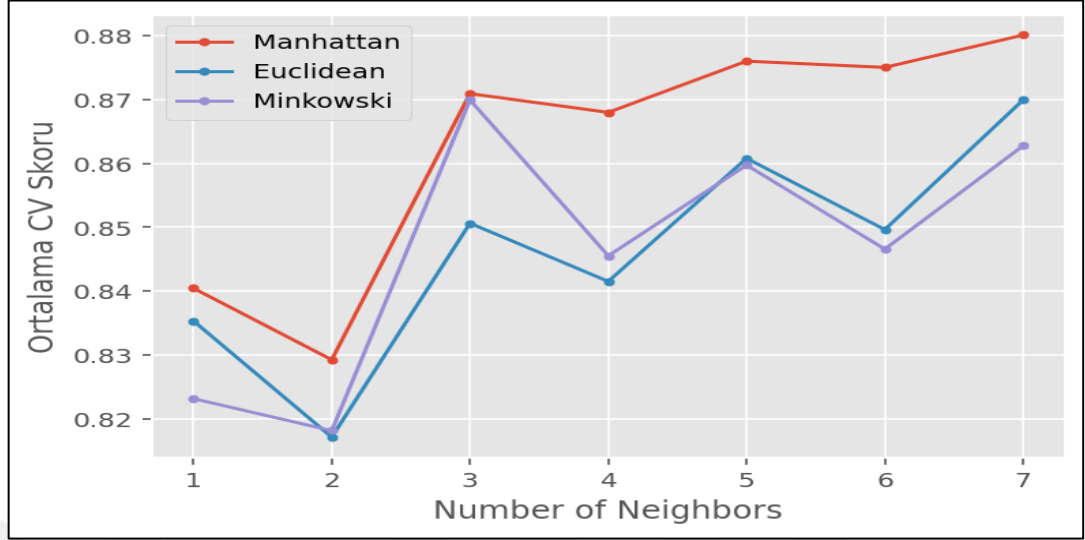
Şekil 2. KNN Algoritması İşleyişi



Kaynak: www.jawapoint.com

KNN algoritması bazı kısıtlamalara sahiptir. K parametresinin seçimi algoritmanın başarısında kritik öneme sahiptir. K parametresinin çok küçük seçilmesi gürültülü veriye karşı algoritmayı hassas bir duruma getirmektedir. İkinci önemli nokta ise uygun uzaklık ölçütünün seçilmesi konusudur. Uzaklık ölçütü uygulanmadan verilerin standardize edilmesi gerekmektedir. Bağımsız değişkenlerin sürekli olması halinde uygun olan Öklid uzaklık ölçütünün çok değişkenli yüksek boyutlu verilerde iyi sınıflama yapamadığı bilinmektedir. Yüksek boyutlu verilerde yüksek belleğe ihtiyaç duyan bu algoritmanın az sayıda değişkenle sınıflandırma yapması önerilmektedir (Lantz, 2019).

Şekil 3. KNN Performans Karşılaştırması-2017



KNN ve K-Ortalamalar gibi bir çok denetimli ve denetimsiz modelde çıktı iki veri noktası arasındaki mesafeye göre belirlenir. Bu nedenle mesafeleri hesaplamak için kullandığımız metrik bu modellerde önemli bir rol oynamaktadır. Minkowski, Manhattan, Oklid, Hamming ve Kosinus mesafesi bunlardan bazılarıdır (Gonhani, 2019).

3.3.3. Naive Bayes Algoritması

Naive Bayes sınıflandırıcısı adını Thomas Bayes'den alan ve Bayes Teoremine dayanan bir modeldir. Olasılık ilkelerine göre tanımlanmış bir dizi hesaplama yöntemi ile verilerin kategorisini tespit eder. Bayes Teoremi değişkenler arası ilişkileri koşullu olasılıklar kullanarak gösteren grafiksel bir modeldir. Modelde değişkenler düğüm olarak gösterilirken olası ilişkiler ise düğümler arası çizgi olarak temsil edilmektedirler. Bağlı olmayan düğüm, değişkenlerden bağımsız olduğu anlamını taşımaktadır. Bayes teoremi aşağıdaki denklemle ifade edilmektedir (Haltaş ve Alkan, 2013);

$$P(X|Y)=(P(Y | X)P(X))/P(Y)$$

$P(X|Y)$, Y olayı gerçekleştiğinde X olayının meydana gelme olasılığını, $P(Y|X)$, X olayı gerçekleştiğinde Y olayının meydana gelme olasılığını temsil ederken, $P(X)$ ve $P(Y)$ ise X ve Y olaylarının önsel olasılıklarıdır.

Naive Bayes algoritmasında her özellik birbirinden bağımsız kabul edildiği için iyi performans gösterdiği kabul edilmektedir. Basit ve kolay yapısı ile az veriyle çok iyi işler yapılabilirdiği gibi yüksek boyutlu verilerde de çok olumlu sonuçlar verebilmektedir. Dengesiz verilerin yanında devamlı ve kesik verilerle de kullanılabilmektedir.

3.3.4. Karar Ağacı (Decision Tree)

Karar ağacı modeli karar düğümleri (decision nodes) ve yaprak düğümlerinden (leaf nodes) oluşan ağaç yapısında bir sınıflandırma modelidir. Bu yöntemde veri seti küçük parçalara bölünerek geliştirilir. Hem kategorik hem de sayısal verilerden oluşabilen karar ağaçlarında, karar düğümleri birden fazla dallanma içerebilir. İlk düğüme kök düğüm (root node) denmektedir (Uzun, 2020).

Karar ağacı modeli “n sayıdaki istatistiksel birim kümesinin alt gruplara bölünmesiyle elde edilen tekrarlamalı model” olarak tanımlanabilir. Birim kümenin alt kümelerine bölünmesinin amacı diğer gruba göre daha fazla alt küme oluşturarak grubun saflığını artırmaktır. Alt grupta homojenlik sağlandığında ve daha fazla saf grup elde edilemediğinde algoritma sonlanır (Soo ve Upneja, 2014).

Birçok problemde başarılı bir şekilde uygulanan karar ağacı modelinin avantajlarını aşağıdaki şekilde sıralayabiliriz (Soo ve Upneja, 2014);

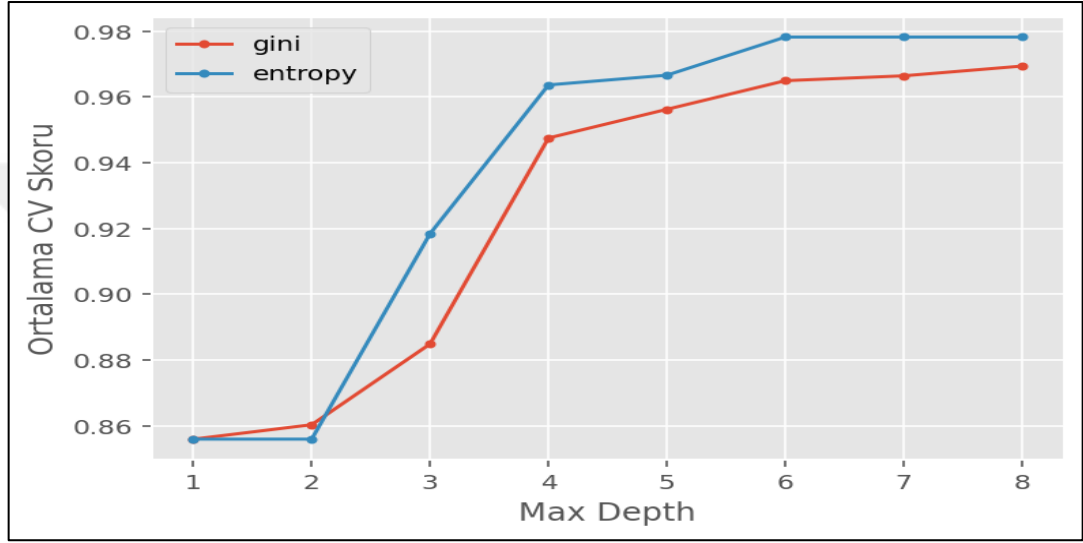
- Kullanılan veriler istatistiksel varsayım gerektirmez.
- Eksik ve nitelikli verileri de işleyebilir. Çoğu zaman eksik verinin çıkarılması veri kaybına neden olabilmektedir.
- Hedef değişkeni ile çok sayıda girdi değişkeni arasındaki ilişkiyi bulmak için verileri ortaya çıkarmada oldukça faydalıdır.
- Kolay anlaşılabilen bir model olup anlamlı bilgiler elde edilmesini sağlar.
- Hızlı sonuç veren bir modeldir.

Karar ağacında kullanılan diğer ayıraç ise entropidir;

$$I_H = \sum_{j=1}^c p_j \log_2(p_j)^2$$

Gini İndeksi $[0, 0.5]$ aralığında değerlere sahipken Entropi aralığı $[0, 1]$ 'dir. Farklı karar ağacı algoritmaları farklı safsızlık ölçülerini kullanır. CART, gini katsayısı ile analiz yaparken, ID3 ve C4.5, C5 entropi kullanmaktadır.

Şekil 5. Karar Ağacı Performans Karşılaştırması-2017



Karar ağacının maksimum derinliği max depth ile ifade edilir. Değer girilmezse limitsiz olur. Ancak modelin aşırı öğrenme yapması durumunda düşürülmesi gerekmektedir (Akca, 2020).

3.3.5. Rastgele Ormanlar (Random Forest)

Denetimli algoritma çeşitlerinden birisi olan rastgele ormanlar modeli isminden de anlaşılacağı gibi rastgele bir orman yaratan, hem sınıflandırma hem de regresyon problemlerinde kullanılan bir algoritmadır. Ağaç sayısı ile sonuç arasında doğrudan bir ilişki olmamakla birlikte ağaç sayısı arttıkça sonuca ulaşılmaktadır. Karar ağacı algoritması ile arasındaki fark ise rastgele orman algoritmasındaki kök düğümlerinin rastgele seçiliyor olmasıdır (Çebi, 2020).

Rastgele ormanlar algoritmasının anlaşılması ve yorumlanması kolaydır. Ağaç yapılarının görselleştirilebilir olması ve analiz için yoğun bir veri hazırlığına gerek olmaması başlıca avantajlarından. Ancak veriyi iyi bir şekilde açıklayamayan aşırı karmaşık ağaçlar üretmesi durumunda olumlu sonuç verme olasılığı düşmektedir. Aynı zamanda sistemin aşırı ezberletilmesi (overfitting) durumunda da algoritma esnekliğini kaybederek, ezberlemeye yakın bir sonuç verip gereksiz detaya girebilir. Algoritma regresyondan ziyade sınıflandırmada daha başarılıdır (Çebi, 2020).

Rastgele ormanlar, makine öğrenme algoritmaları içerisinde eşsiz bir yorumlama ve tahmin yeterliliği sağlar. Özelliklerinden dolayı iyi genellemeler yapar ve geçerli tahminlerde bulunur. Adaboost ve Destek Vektör Makinelerinden daha kesin sonuçlara sahip olduğu gözlemlenmiştir. Oldukça kısa sürede sonuç veren binlerce değişkenle çok sayıda sınıf etiketine sahip kategorik değişken içeren kayıp verili ve dengesiz dağılımlı verilerde iyi sonuçlar verebilen bir modeldir. Aşırı uyum sergileyen bir yapısının olmasının yanında kısa sürede sonuç üreten yapıya sahiptirler (Yılmaz, 2014).

RO'nun bazı özellikleri aşağıda belirtilmiştir (Coşgun vd., 2009);

- Aşırı uyum olamaz,
- Ağaç türetmede sınır yoktur,
- Hızlı ve saklanabilen bir algoritmadır,
- Eksik veri problemine karşı çok etkili bir yöntemdir. Eksik veriye rağmen yüksek doğru sınıflandırma sağlamaya devam eder,
- Yüzlerce değişken herhangi bir elemeye tabi tutulmadan kullanılabilir,
- Hiper parametre kestirimi yapmadan da iyi sonuçlar verir.

3.3.6. Destek Vektör Makineleri (Support Vector Machine- SVM)

Destek vektör makineleri genellikle sınıflandırma problemlerinde kullanılan denetimli öğrenme algoritmalarından birisidir. Vapnik (1995) tarafından geliştirilen DVM son zamanlarda dikkate değer sonuçlar ortaya çıkarmasından dolayı pek çok araştırmacının ilgisini çekmiştir. Bu yöntemin üstünlüğü diğer modellere göre daha

iyi bir genelleme yeteneği olmasından kaynaklanmaktadır (Min, Lee ve Han, 2006). İlgili algoritmayı Tay ve Cao (2002), toptan fiyat endeksi tahmininde, Huang vd. (2004) kredi derecelendirmede, Fan ve Palaniswami (2000) ise iflas tahmininde kullanmışlardır.

Finansal başarısızlık tahmin literatüründe yüksek tahmin doğruluk oranından dolayı SVM oldukça güçlü ve etkili bir yöntem olarak kabul edilmektedir. SVM'nin tahmin doğruluk oranını etkileyen diğer modellere göre farklı süreçleri vardır. En önemli özelliği değişken seçimindeki başarısıdır. Çünkü araştırmaya konu olan verilerdeki örnek uzayın geometrik yapısı kavranmaya çalışılırken gereksiz, alakasız ve birbirleri ile ilişkisiz veriler ile karşılaşılacaktır. Böyle bir durumda fazla zaman harcanması ve modelin uygunluk oranının bir miktar düşmesi söz konusu olacaktır (Piramuthu, 2004).

DVM'ler verilerin doğrusallığına göre doğrusal ve doğrusal olmayan DVM diye ikiye ayrılmaktadır. X ve Y , R^d 'nin alt kümeleri ve d özellik sayısı olmak üzere, X ve Y 'nin elemanlarını farklı taraflara ayırabilen bir hiperdüzlemi mevcut ise, X ve Y birbirinden doğrusal olarak ayrılabilir demektir (Elizondo 2006). Doğrusal DVM'ler için Hard-Marjin ve Soft-Marjin olmak üzere iki çeşit DVM vardır.

DVM algoritmalarında asıl amaç farklı gruplara ait verileri ayıran hiperdüzlemi, tüm grupların birbirine en yakın noktalarına en uzak biçimde tutmaktır. DVM aslında w ve b 'nin seçimi olarak özetlenebilir. Bu durumda, veri seti denklemi aşağıdaki şekilde tanımlanabilir,

$$xi \cdot w + b \begin{cases} \geq +1, yi = +1 \text{ için} \\ \leq -1, yi = -1 \text{ için} \end{cases}$$

Tanımlanan bu denklem de aşağıdaki şekilde özetlenebilir (Kartal ve Balaban, 2019),

$$\forall i \text{ için } yi (xi \cdot w + b) - 1 \geq 0 \quad (3)$$

Sorf-Marjin denklemlerde de denklemi tanımlayabilmek için negatif olmayan bir aylak değişken tanımlanmakta ve $\xi_i \geq 0$ olmak üzere denklem aşağıdaki şekilde genişletilmektedir,

$$\forall i \text{ için } yi (xi \cdot w + b) - 1 + \xi_i \geq 0$$

DVM'lerin doğrusal olarak ayrılmaması durumunda ise DVM'ler girdi uzayını daha yüksek boyutlu bir uzaya haritalamaktadırlar. Böylece gruplar arasında doğrusal bir karar sınırı oluşturularak $x \in R^n$ gözlem rektörü $Z \in R^F$ rektörüne dönüştürülür (Yakut, 2012).

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

3.4. VERİ ÖN İŞLEME (DATA PREPROCESSİNG)

Veri ön işleme, veri madenciliğinde modeller kurulmadan önce veri seti üzerinde yapılan birtakım işlemlerden oluşmaktadır. Veri kümesinden kaynaklanan ve en fazla zaman alan aşamadır. Araştırma zamanının %80'lik kısmını kapsayan bu aşama (Piramuthu, 2004), veri üzerinde bir takım düzeltme, eksik veriyi tamamlama, tekrarlı verileri kaldırma, normalizasyon, dönüştürme, bütünleştirme, boyut indirgeme gibi işlemlerden oluşmaktadır.

3.4.1. Normalizasyon (Normalising)

Literatürde özellik ölçekleme (feature scaling), normalleştirme, standardize etme (standardization) şeklinde de karşımıza çıkabilecek olan veriyi normalize etme, makine öğrenmesinin önemli ön işleme aşamalarından birisidir. Veri normalleştirmesine ihtiyaç duyulma sebebi farklı niteliklerin farklı ölçü birimleri ile ölçülmesinden kaynaklanmaktadır. Normalizasyon gerçek değerli sayısal özniteliklerin 0 ile 1 aralığında yeniden ölçeklendirmesi anlamına gelmektedir.

Makine öğrenmesinin temel unsurlarından birisi olan normalizasyon işlemi verilerin etkin bir şekilde işlenmesine izin veren başka bir biçime dönüştürülmesi anlamına gelmektedir. Ham verilerin değer aralığı büyük ölçüde değiştiğinden, bazı makine öğrenimi algoritmalarında, nesnel işlevler normalleştirme olmadan düzgün çalışmayacaktır. Örneğin, birçok sınıflandırıcı, iki nokta arasındaki mesafeyi Öklid mesafesine göre hesaplamaktadır. Özelliklerden biri geniş bir değer aralığına sahipse,

mesafe bu belirli özellik tarafından belirlenecektir. Bu nedenle, tüm özelliklerin aralığı normalize edilmelidir, böylece her özellik son mesafeye yaklaşık orantılı olarak katkıda bulunur. Özellik ölçeklemenin uygulanmasının bir başka nedeni de gradyan inişinin özellik ölçeklendirmesi olmadan çok daha hızlı yaklaşmasıdır. Kayıp işlevinin bir parçası olarak düzenlileştirmeden kullanılıyorsa özellik ölçeklendirmesinin uygulanması da önemlidir. Böylece katsayılar uygun şekilde cezalandırılmaktadır (Loffe ve Szegedy, 2015).

Normalizasyon tekniklerinden bazıları aşağıda sunulmuştur;

3.4.1.1. Z Skor Normalizasyonu

Aynı veri seti üzerinde bazı değerlerin küçük bazı değerlerinde oldukça yüksek olması durumunda verimiz uç değerlere sahip demektir. Bu durum ise bu aykırı değerlerin veri kümesinin sonuçları üzerinde etkili olacağı anlamına gelmektedir. Bu tür bir durumla karşılaşmamak için her bir sütunun aritmetik ortalaması ve standart sapması bulunarak aşağıdaki formül ile veriler normalleştirilir. Böylece veriler arası uzaklık ortadan kaldırılarak verilerdeki uç noktalar azaltılır (Yüksek vd., 2007).

$$x' = \frac{x_i - \mu_i}{\sigma_i}$$

Bu eşitlikte;

x' = Normalize edilmiş veriyi,

x_i = Verinin girdi değerini,

μ_i = Girdi setinin ortalamasını,

σ_i = Girdi setinin standart sapmasını ifade etmektedir.

3.4.1.2. Min-Max Normalizasyonu

Verileri doğrusal olarak normalize eden bu yöntemde veri içerisindeki tüm değerlerin gruptaki en büyük ve en küçük değere göre normalleştirilmektedir.

Değerler 0 ile 1 arasına indirgenmekte olup kullanılacak formül ise aşağıda ifade edilmiştir;

$$z = \frac{x_i - \min(x)}{\max(x) - \min(x)}$$

Bu eşitlikte;

z = Normalize edilmiş veriyi,

x_i = Verinin girdi değerini,

$\min(x)$ = Girdi setindeki en küçük sayıyı,

$\max(x)$ = Girdi setinin standart sapmasını ifade etmektedir.

3.4.1.3. Medyan Normalizasyonu

Bu yöntemde ise her girdinin medyan değeri hesaplanarak, her bir veriye medyan normalizasyonu uygulanmaktadır. Aşırı sapmalardan etkilenmeyen bu yöntemin formülü aşağıda belirtilmiştir (Jayalakshmi, ve Santhakumaran, 2011);

$$x' = \frac{x_i}{Medyan(a_i)}$$

Bu eşitlikte;

x' = Normalize edilmiş veriyi,

x_i = Verinin girdi değerini,

a_i = Girdi setinin medyanını ifade etmektedir.

3.4.1.4. Sigmoid Normalizasyonu

Sigmoid fonksiyonu ile normalizasyon yaparken veriler 0 ile 1 veya 1 ile -1 arasında sınıflandırılmaktadır. Birkaç sigmoid fonksiyon çeşidi bulunmasına karşılık Tanjant sigmoid fonksiyonunun hızlı süreç yönetiminde iyi bir seçim olabileceği öngörülmektedir.

$$x' = \frac{e^{x_i} - e^{-x_i}}{e^{x_i} + e^{-x_i}}$$

Bu eşitlikte;

x' = Normalize edilmiş veriyi,

x_i = Verinin girdi değerini,

e = Doğal logaritma değerini ifade etmektedir.

3.4.2. Kayıp (Eksik) Veri Analizi

Birçok araştırmada toplanan verilerde eksikliklerle karşılaşmaktadır. Bu verilere kayıp veri veya eksik veri denilmektedir. Bu durum istatistiksel analizlerin sonucunu etkileyen bir durum olarak karşımıza çıkabilmektedir (Çokluk ve Kayri, 2011). Bu yüzden bu sorun ya baştan engellenmeli ya da olabildiğince düzeltme yapılarak en az düzeye indirilmelidir. Araştırmalarda meydana gelen kayıp veriler bilgi eksikliğini ifade ettiği için veri kaybına neden olmaktadır (Bal, 2003). Kayıp veri ile karşılaşıldığında bu verileri analiz dışı tutmak belki de alınabilecek en etkili ve kolay yöntemdir. Ancak bazı durumlarda yüksek veri kaybına neden olabileceği için farklı yöntemler ile bu sorunun aşılmasına çalışılmalıdır.

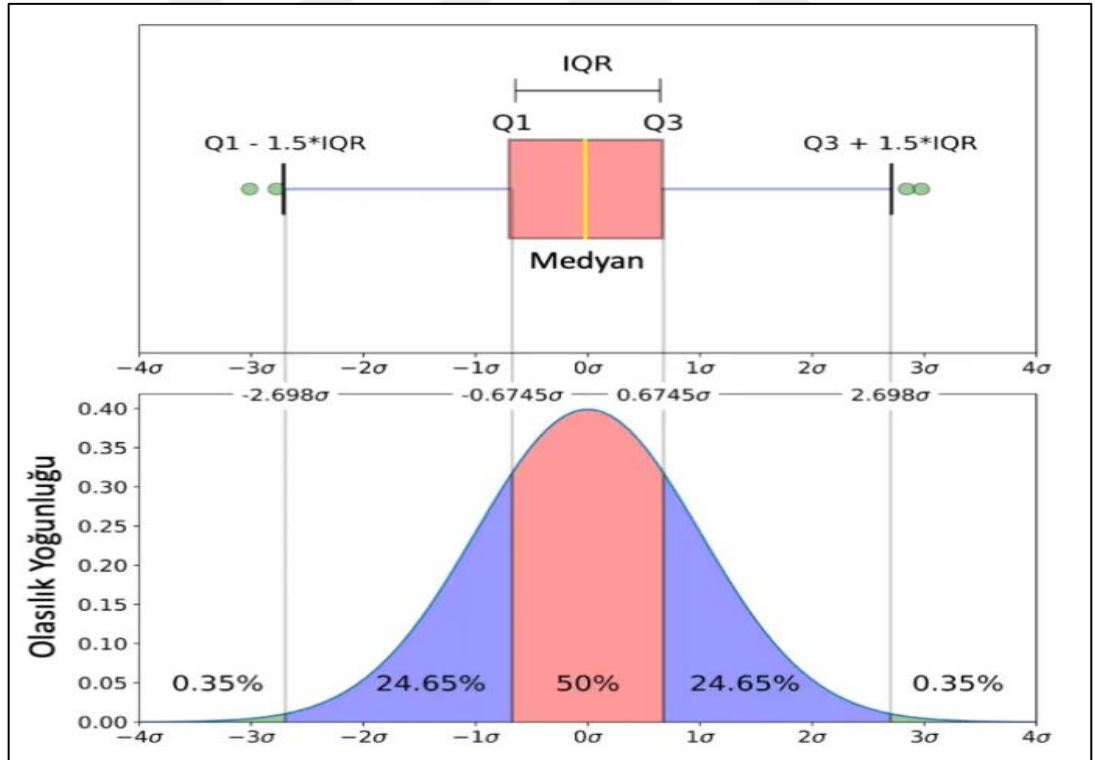
Araştırmalardaki kayıp veri sorunu geçmişten beri farklı yöntemlerle ele alınmaya çalışılmıştır. Silme yönteminde bir ya da birden fazla kayıp veri içeren durumlar çıkarılarak sadece tam değere sahip verilerle araştırmaya devam edilir. Diğer bir yöntem olan yaklaşık değer atama yöntemlerinde ise araştırmadaki eksik veriler ilgili duruma göre yakın değerleri ile tamamlanarak eksik veri sorunu giderilmeye çalışılır. Bu yöntemlerden bazılarında seri ortalaması, yakın noktaların ortalaması, noktaların doğrusal eğimi, doğrusal değer kestirimini örnek gösterebiliriz. Diğer yöntemleri ise beklenti maksimizasyonu, regresyon ataması ve çoklu atama yöntemleri olarak sayabiliriz (Şahin Kürşad ve Nartgün, 2015).

3.4.3. Uç değer Analizi (Outlier)

Veri ön işleme adımlarından birisi olan uç değer analizinde veri seti diğer verilerle karşılaştırıldığında veriye uygun olmadığı düşünülen değerlere uç (aşırı ya da aykırı) değer denilmektedir. Bu aykırı değerler, hatalı veri girişi ya da ölçüm aletinin hatasından kaynaklanabilmektedir. Bu yüzden bu değerlerin gerçekten aykırı değer olup olmadığı kontrol edilmelidir. Veri setinde çok sayıda uç değer bulunması normal dağılımdan sapılmasına ve yapılacak istatistiksel analizde sapmalar meydana getirmesine sebep olabilecektir (Aktürk ve Acemoğlu, 2010).

Bir veri setinde aykırı değer olup olmadığını tespit etmek amacıyla geliştirilmiş yöntemlerden bazıları; box-plot grafiği, Dixon testi, standart sapma yöntemi, Grubbs testi, Rosner testi, Discordance testi, Tietjen-Moore, Weisberg t testi, Nalimov ve Walsh testi'dir (Ovla ve Taşdelen, 2012).

Şekil 6. Box-plot ile Uç değer Analizi

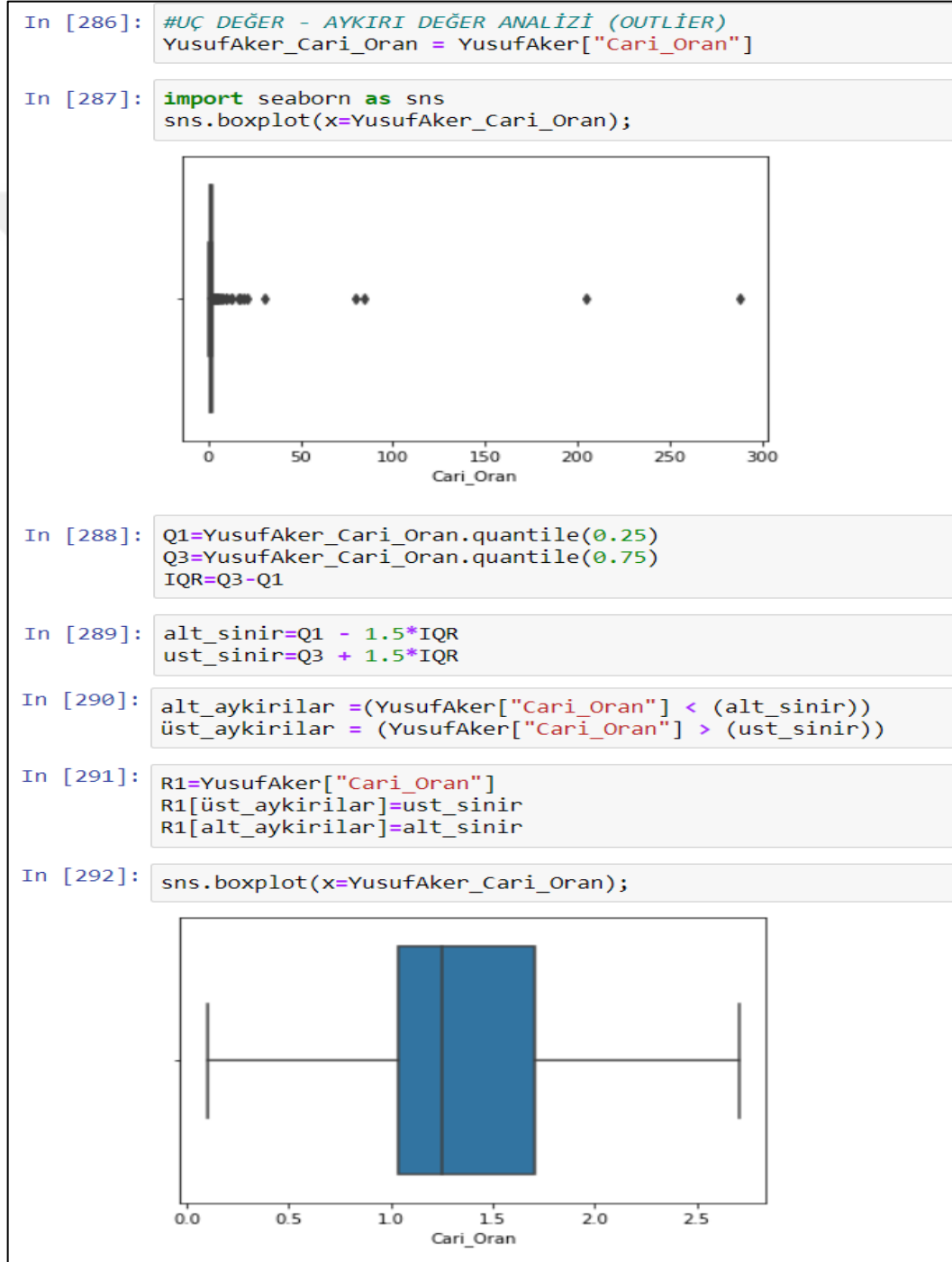


Kaynak: <https://yalin-dunya.com>

Bu araştırmada uç değerleri normalleştirmek için kullanılan yöntem box-plot yöntemidir. Bu yöntemde uç değerler hesaplanırken öncelikle ortanca (medyan)

değeri bulunur. Bunun için veriler en düşükten en yükseğe doğru sıralanır. İkinci adım olarak veri dizininin medyanı bulunur. Daha sonra alt çeyrek (Q1) ile üst çeyrek (Q3) değerleri bulunur. Devam eden süreçte çeyrekler açıklığını bulmak için Q1 ve Q3 değerleri 1,5 ile çarpılır. Böylece verinin alt ve üst sınırları bulunur. Bu sınırlar dışında kalan tüm değerler uç değer olarak nitelendirilir.

Şekil 7. Uç Değer Düzeltimi Kodlama Tablosu



Şekil 7’de “YusufAker” dosyasındaki “Cari_Oran” veri kolonuna, python programlama dilinde uç değer normalizasyonu yapılmıştır. Sıfır ile 1 arasında toplanan verilerin 300, 200 ve daha alt kısımlarda çok sayıda uç değeri olduğu görülmektedir. Q1 ve Q3 değeri bulunan verinin Q3-Q1 değeri olan IQR (İnterquartile Range) değeri bulunur.

IQR değerinden sonra verinin alt sınırını bulmak için alt değerden, 1.5 ile çarpılan IQR değeri çıkarılarak alt sınır bulunur. Üst sınırını bulmak içinde üst sınırdan, 1.5 ile çarpılan IQR değeri çıkarılır. Sınır noktaları belirlendikten sonra,

```
alt_aykirilar =(YusufAker["Cari_Oran"] < (alt_sinir))
```

kodu ile verideki tüm alt aykırı değerler,

```
üst_aykirilar = (YusufAker["Cari_Oran"] > (ust_sinir))
```

kodu ile de tüm üst aykırı değerler bulunur. Bulunan tüm üst aykırı değerler aşağıdaki kod ile alt değere eşitlenir,

```
R1[üst_aykirilar]=ust_sinir
```

Tüm alt aykırı değerler ise,

```
R1[alt_aykirilar]=alt_sinir
```

kodu ile alt sınır değerine eşitlenir. Böylece bu yöntemle “YusufAker” adlı dosyadaki tüm veri kümelerine bu işlem tek tek uygulanarak tüm kolonlardaki uç değerler belirlenen sınırlar içine çekilmiş olacak ve veri uç değer probleminden kurtulmuş olacaktır.

DÖRDÜNCÜ BÖLÜM

4. FİNANSAL BAŞARISIZLIK TAHMİNİ, TÜRKİYE’DEKİ KOBİ’LER ÜZERİNE AMPİRİK BİR ÇALIŞMA

4.1. ARAŞTIRMANIN AMACI VE KAPSAMI

Bu çalışmada Türkiye’de faaliyet gösteren 173 başarılı ve 219 başarısız olmak üzere toplam 392 KOBİ’nin 2015-2018 yılları arasındaki finansal mali tabloları incelenmiştir. Başarısızlığı tahmin etmek için lojistik regresyon, karar ağacı, rastgele ormanlar, destek vektör makineleri ve K en yakın komşu yöntemleri kullanılarak başarısızlıktan 1, 2 ve 3 yıl önce geçerli olabilecek en yüksek tahmin gücüne sahip modelin bulunması amaçlanmıştır. Araştırmadaki ikinci amaç ise hangi finansal oranların başarısızlığı tahmin etmede daha etkili olduğunun tespit edilmesidir.

Finansal oranlar MS Excel programı kullanılarak hesaplanmıştır. SPSS 22.00 programı ile yapılan Shapiro Wilk ve Mann Whitney U testi dışındaki tüm istatistiksel analizlerde Python 3.4 programı kullanılmıştır.

4.2. ARAŞTIRMANIN ÖNEMİ

Literatür incelemesine göre Türkiye’de finansal başarısızlık üzerine çok sayıda araştırma yapıldığı ve bu araştırmaların da %88,5’inin veri kaynağının BİST’e kayıtlı ticari firmalar olduğu anlaşılmaktadır (bankınız tablo 8). Buna karşılık TÜİK’e (2020) göre Türkiye’deki toplam girişimin %99,8’inin oluşturan KOBİ’lere ait yeterli çalışma yapılmadığı saptanmıştır. İncelenen 102 eserden sadece 2 tanesinde (Yazıcı, 2018; Ece ve Öner, 2018) KOBİ’lerde finansal başarısızlık tespit edilmeye çalışılmıştır. Oysa BDDK (2019) verilerine göre piyasa işleyişinde meydana gelebilecek olumsuz koşullardan ya da krizlerden en hızlı etkilenecek ve ilk başarısızlığa düşecek kesimin KOBİ’ler olduğu görülmektedir (bakınız grafik 12).

Araştırmanın literatüre ikinci önemli katkısı incelenen firma sayısı ile ilgilidir. Literatür incelemesinde (bakınız tablo 11) araştırma başına incelenen firma sayılarının ortalama 106 olduğu görülmektedir. Bu çalışmada ise 392 firma verisi ile başarısızlık tahmin edilmeye çalışılmıştır. Öğündür'e göre (2020) makine öğrenme modellerinde, modelleri doğru eğitebilmek ve aşırı öğrenme (overfitting), yetersiz öğrenme (underfitting) sorunları ile karşılaşmamak için yeterli sayıda firma verisi ile çalışma yapmak kritik önemdedir.

Literatür incelemesinde (bakınız tablo 15) makine öğrenmesi ve geleneksel istatistik modellerinin model doğruluk oranları karşılaştırılmış ve %87 oranında makine öğrenme modellerinin daha başarılı sonuç verdiği görülmüştür (İçerli, 2005; Aksoy, 2018; Ural, 2020; Çelik, 2009; Torun, 2007; Ergin, 1999; Paket, 2014; Şengören, 2019; Civan ve Dayı, 2014; Hesarı, 2018; Aktaş vd., 2003; Yazıcı, 2018; Yakut ve Elmas, 2013). Bu yüzden çalışma analizindeki tüm modeller makine öğrenme algoritmalarından oluşturulmuştur.

Araştırmadaki dördüncü ve önemli en hususlardan birisi ise başarısızlık kriterlerinin seçimidir. Modeller eğitilirken işletmeler başarılı ve başarısız diye iki gruba ayrılmaktadır. Bu ayrımada yapılacak hata, modelin sonuçlarını şüpheli duruma sokabilecektir. Literatür incelemesinde verilerin büyük bir kısmı BİST'e dayandığından (bakınız tablo 8) ve iflas eden firma sayısı analiz yapmaya yeterli olmadığından başarısızlık kriterleri çok geniş tutulmuştur (bakınız tablo 14). İflas, üst üste iki yıl zarar etmek, üst üste üç yıl zarar etmek, geçmiş yıl zararının aktifin %10'u geçmesi, Altman Z Skoru, özsermayenin 2/3 oranında azalması gibi kriterlerden biri, birkaçı ya da bunlardan herhangi birine sahip olunması, başarısızlık kriteri olarak tanımlanmış ve bu firmalar da başarısız kabul edilmiştir (Aksoy, 2018; Salur, 2015; Yakut, 2012; Güngör, 2019; Çelik, 2009; Torun, 2007; İçerli ve Akkaya, 2006; Yürük ve Ekşi, 2019; Demirtepe, 2019; Öztürk, 2010; Kul, 2012; Ural, 2020; Aktümsek, 2018; Civan ve Dayı, 2014; Akkaya, Demireli ve Yakut, 2009; Ceran ve Bülbül, 2019; Selcik, 2019; Hesarı, 2018; Ural, Girarda ve Önemli, 2015; İçerli ve Akkaya, 2006; Terzi, 2011; Kısakürek, Arslan ve Bircan, 2018; Yürük ve Ekşi, 2019; Giray Yakut ve Bacaksız, 2020; Güriş vd., 2017; Aktaş vd., 2003; Aksoy ve Boztosun, 2018; Yakut ve Elmas, 2013; Yakıcı Ayan ve Değirmenci, 2018; Kılıç ve Seyrek, 2012; Akpınar ve Akpınar, 2017; Karadeniz ve Öcek, 2019b; Çavuş ve Başar, 2020;

Vatansever ve Aydın, 2014; Selimoğlu ve Orhan, 2015). Analizlerde başarısız kabul edilen firmaların günümüz itibari ile faaliyetlerine devam etmesi, araştırma sonuçlarını geçerli kılması bakımından çok önemlidir. Bu çalışmada ticaret mahkemesi tarafından hakkında iflas ve konkordato kararı verilen KOBİ'lerin başarısız kabul edilmesi, başarısızlık kriterinde hatalı seçim yapma olasılığı sıfıra indirilmiştir. Ayrıca çalışmada başarısızlık dönemi olan 2018'deki başarısız işletme ana kütesinin yüzde 27'sinin verisine ulaşılması nedeniyle verilerle eğitilen modellerin başarılı ve başarısız işletmeler arasındaki gizli ilişki ve kalıpları temsil etmeyi daha iyi öğrenebileceği düşünülmektedir.

4.3. ARAŞTIRMANIN VERİ SETİ

Araştırmanın veri seti Türkiye'de 2015 ile 2018 yılları arasında faaliyette bulunan KOBİ'lerin vergi dairesi tarafından onaylı yıllık Kurumlar vergisi veya Gelir vergisi beyannamelerinden oluşmaktadır. 2015-2017 yılları içerisinde Türkiye'de faaliyette bulunmasına rağmen 2018 yılı içerisinde yetkili mahkemeler tarafından haklarında iflas veya konkordato kararı verilen KOBİ'ler başarısız kabul edilmiştir.

Tablo 18. Veri Kümesi Tablosu

Bağımsız Değişken Sayısı	47			
Örnek Sayısı	Dönem	Toplam firma	Başarısız firma	Başarısız olmayan
	t-1	378	208	170
	t-2	380	211	169
	t-3	385	219	166
Veri Kaynağı	Vergi dairesi onaylı bilanço ve gelir tablosu			
Kayıp veri var mı ?	Var			
Başarısızlık kriteri	2018 yılı içerisinde Ticaret Mahkemeleri tarafından iflas veya konkordato kararı verilen KOBİ'ler			
Araştırma dönemi	t-1	Başarısızlıktan 1 yıl önce (2017)		
	t-2	Başarısızlıktan 2 yıl önce (2016)		
	t-3	Başarısızlıktan 3 yıl önce (2015)		

Çalışmada KOBİ'lerin finansal başarısızlığa düşmeden 1, 2 ve 3 yıl öncesinden tahmin edilmesi amaçlandığından 2015, 2016 ve 2017 yılsonu finansal tabloları dikkate alınmıştır. Araştırmada kullanılan birincil finansal oranlar Tablo 19'da gösterilmiştir. Çalışmanın "Status" (durum) kolonunda "1" ile kodlanan

işletmeler başarılı, “0” ile kodlanan işletmeler ise başarısız sınıfa aittir. Bu kolon aynı zamanda araştırmanın bağımlı değişkenini oluşturmaktadır. Diğer 47 kolon ise bağımsız değişkenler olup her biri ayrı bir finansal rasyoyu temsil etmektedir.

Her veri setimiz eğitim ve test olmak üzere rastgele iki alt örneğe ayrılmıştır. Eğitim verisinin amacı tahmin modelini eğitmektir. Eğitilen veri, test seti üzerinde uygulanarak modelin performansı ölçülür. Alt örneklerin %70’i eğitim, %30’u test grubuna ayrılmıştır. Bu oranda ayırım yapılma sebebi literatür incelemesinde en fazla kullanılan ayırım oranı olmasından kaynaklanmaktadır (bakınız tablo8). T-1 yılında 170 başarılı, 208 başarısız, t-2 yılında 169 başarılı, 211 başarısız, t-3 yılında ise 166 başarılı, 219 başarısız işletme incelenmiştir.

4.4. ARAŞTIRMANIN SINIRLARI

Araştırma sadece Türkiye’de faaliyet gösteren KOBİ’ler ile sınırlı tutulmuştur. Türkiye’deki firmaların yüzde 98,9’u KOBİ’lerden oluşmasına karşılık (bakınız tablo 4) yaptığımız literatür incelemesinde (bakınız tablo 11) finansal başarısızlık üzerine yapılan araştırmaların yüzde 89’unun BİST’e kayıtlı ticari firmalar üzerinde yapıldığı tespit edilmiştir.

Çalışmanın ikinci kısıtı ise sektörler hakkındadır. İşletmelerin finansal tabloları analiz edilirken sektörlerle ait iki tür bilanço yapısı ile karşılaşılmıştır. Bunlardan birincisi yıllara sari iş yapan (inşaat ya da taahhüt firmaları gibi) diğer bir anlatımla bilançolarında 170 ve 350’li hesapları kullanan firmalardır. İkincisi ise bir takvim yılı esasına göre çalışan (bu hesapları kullanmayan) firmalardır. Doğru sonuçlar elde edebilmek için bilanço yapılarının gruplandırılarak ayrı ayrı analiz edilmesi gerekmektedir. Türkiye’deki bankacılık sisteminde de firmaların finansal tablo analizleri yapılırken bu yöntemin benimsendiği gözlemlenmiştir. Bu yüzden çalışmaya 1 takvim yılına göre çalışan KOBİ’ler dahil edilmiş, yıllara sari (birden fazla takvim yılına sirayet eden) iş yapan KOBİ’ler çalışma dışı tutulmuştur.

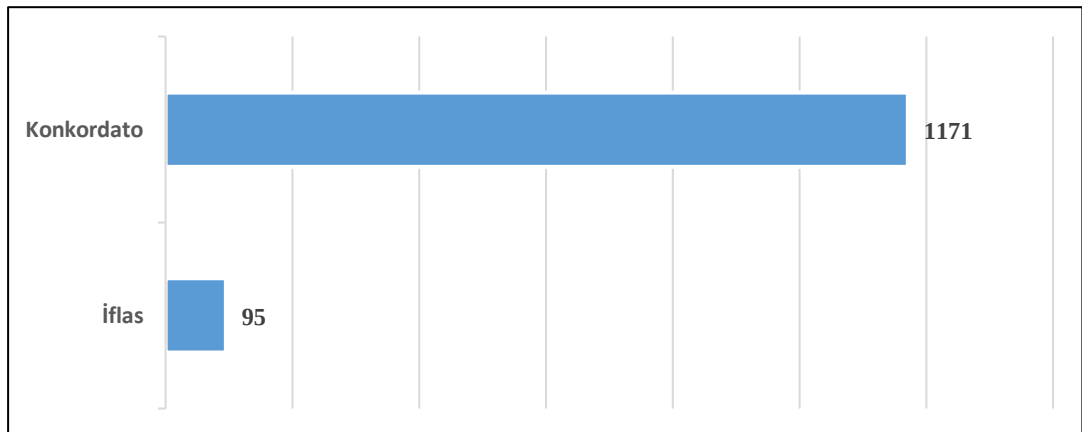
Çalışmada sadece finansal oranlar dikkate alınarak başarısızlık tahmin edilmeye çalışılmıştır. Çünkü yapılan literatür incelemesinde Türkiye ve dış dünyada finansal başarısızlık alanında yapılan çalışmaların büyük kısmında ana ayırt edici

kriter olarak finansal rasyoların kullanıldığı gözlemlenmiştir. Ancak işletmelerin yönetim becerileri, işletme sahip ya da hissedarlarının eğitim ve yaşları, işletme yönetim bilgi sistemleri, kısa ve uzun vadeli stratejileri, verimliliği, müşterilerde yoğunlaşması, tedarikçi güvenilirliği, bankalar ile olan ilişkileri, dış ekonomik çevresi, içinde bulunduğu ülkenin enflasyon ve işsizlik oranları ile politik ve ekonomik istikrarı gibi çok sayıda değişkenin de başarısızlık üzerinde etkisi vardır. Bu etkileri de kapsayan çalışmaların yapılması daha kesin öngörülü sonuçlar elde edilmesini sağlayabilecektir.

4.5. FİNANSAL BAŞARISIZ KOBİ FİRMALARININ BELİRLENMESİ

2018 yılında Türkiye’de mahkemeler tarafından iflas kararı tebliğ edilen 95 (%8) işletme ile haklarında konkordato kararı alınan 1171 (%92) işletme bulunmaktadır (ilan.gov.tr). Konkordato kararı verilen firmaların %15’i gerçek kişi işletmesi iken %85’i tüzel kişidir. Gerçek kişi firmaların da %3’ü inşaat sektöründe faaliyet gösterirken %97’si inşaat dışı alanda faaliyet göstermektedir. Tüzel kişiliği olan işletmelerin ise %35’i inşaat sektöründe faaliyet gösterirken yüzde 65’i inşaat dışı alanda faaliyet göstermektedir.

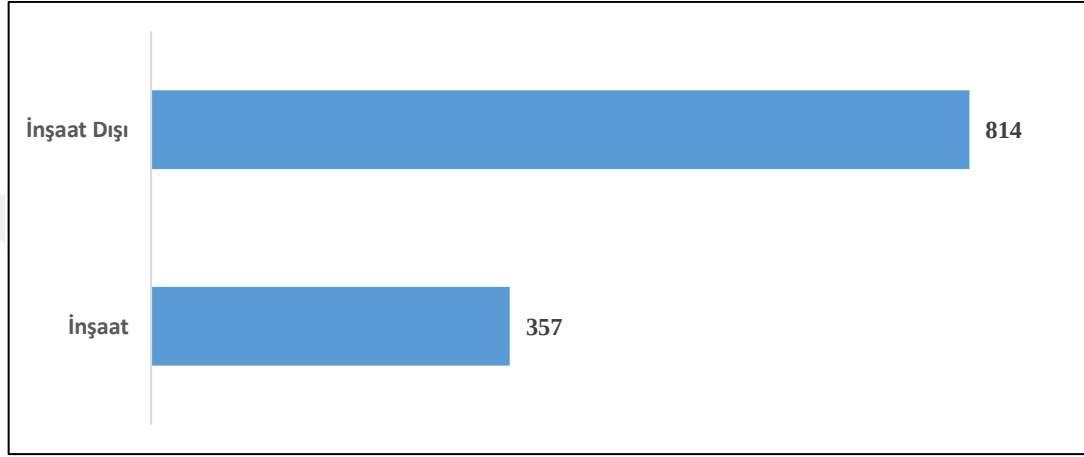
Grafik 1. Türkiye’deki Başarısız KOBİ’ler (2018)



Kaynak: İlan.gov.tr

Araştırmada aynı tür veriler ile analize devam etmek için inşaat alanında faaliyet gösteren KOBİ'ler kapsam dışı tutulmuştur. İnşaat ve taahhüt alanında faaliyet gösteren işletmelerin yıllara sari iş yapma potansiyellerinin yüksek olmasından dolayı kapsam dışı tutulmasına karar verilmiştir. Bu alan dışındaki tüm işletmeler araştırma kapsamına alınmıştır.

Grafik 2. Konkordato Kararı Verilen KOBİ'ler (2018)



Kaynak: İlan.gov.tr

2018 yılında konkordato kararı verilen 1171 KOBİ'nin yüzde 30'u (357) inşaat alanında faaliyet gösterirken yüzde 70'i (814) ise inşaat dışı alanda faaliyet göstermektedir. İnşaat ve taahhüt alanındaki KOBİ firmalarının araştırma kapsamı dışında kalmasıyla başarısız işletmeler anakütle sayısı 814 olmuştur. 814 veriden 219'una ulaşılarak başarısız KOBİ verilerinde tüm evrenin yaklaşık yüzde 27'sinin verisine ulaşılmıştır.

4.6. FİNANSAL ORANLAR (DEĞİŞKENLER)

Çalışmada 4 grupta 47 farklı finansal oran kullanılmıştır. Birincil değişken olarak seçilen bu oranlar literatürdeki araştırmalara dayanmaktadır (Mselmi vd., 2018; Ural vd., 2005; Aksoy ve Boztosun, 2018; Yürük ve Ekşi, 2019; Kısakürek vd., 2018; Ertan ve Ersan, 2018; Yazıcı, 2018). Finansal oranların listesi tablo 19'da verilmiştir.

Tablo 19. Finansal Tablolardan Elde Edilen Birincil Değişkenler

Finansal Oranlar	Kod	Değişkenler
Likidite Oranları	R1	Cari Oran
	R2	Likidite Oranı
	R3	Nakit Oranı
	R4	Stoklar/Dönen Varlıklar
	R5	Stoklar/Toplam Aktif
	R6	Stok Bağımlılık Oranı
	R7	Kısa Vadeli Ticari Alacaklar/Dönen Varlıklar
	R8	Kısa Vadeli Ticari Alacaklar/Toplam Aktifler
Finansal Yapı Oranları	R9	Yabancı Kaynaklar Toplamı/Toplam Aktifler
	R10	Borçlanma Oranı
	R11	Öz Kaynaklar/Yabancı Kaynaklar Toplamı
	R12	Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar/Yabancı Kaynaklar
	R13	Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar/Toplam Pasif
	R14	Banka Kredileri/Toplam Aktif
	R15	Banka Kredileri/Yabancı Kaynaklar Toplamı
	R16	Kısa Vadeli Banka Kredileri/Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar
	R17	Uzun Vadeli Yabancı Kaynaklar/Toplam Pasif
	R18	Uzun Vadeli Yabancı Kaynaklar/Devamlı Sermaye
	R19	Dönen Varlıklar/Toplam Aktif
	R20	Duran Varlıklar/Öz Kaynaklar
	R21	Duran Varlıklar/Yabancı Kaynaklar Toplamı
	R22	Duran Varlıklar/Devamlı Sermaye
	R23	Net Maddi Duran Varlıklar/Öz Kaynaklar
	R24	Net Maddi Duran Varlıklar/Uzun Vadeli Yabancı Kaynaklar
	R25	Net Maddi Duran Varlıklar/Toplam Aktif
Karlılık Oranları	R26	Vergi Sonrası Net Kar/Net Satışlar
	R27	Satılan Malın Maliyeti/Net Satışlar
	R28	Brüt Satış Karı/Net Satışlar
	R29	Faaliyet Giderleri/Net Satışlar
	R30	Faaliyet Karı/Net Satışlar
	R31	Faaliyet Karı/(Toplam Aktif-Mali Duran Varlıklar)
	R32	Finansman Gideri/Net Satışlar
	R33	Finansman Giderleri+Vergi Öncesi Net Kar/Toplam Pasif
	R34	Finansman Giderleri+Vergi Sonrası Kar/Finansman Giderleri
	R35	Finansman Giderleri+Vergi Öncesi Kar/Finansman Giderleri
	R36	Vergi Sonrası Net Kar/Öz Kaynaklar
	R37	Vergi Öncesi Kar/Öz Kaynaklar
	R38	Vergi Sonrası Net Kar/Toplam Aktif
	R39	Dağıtılmamış Karlar+Yedekler/Toplam Aktif
	R40	Öz Kaynak Devir Hızı

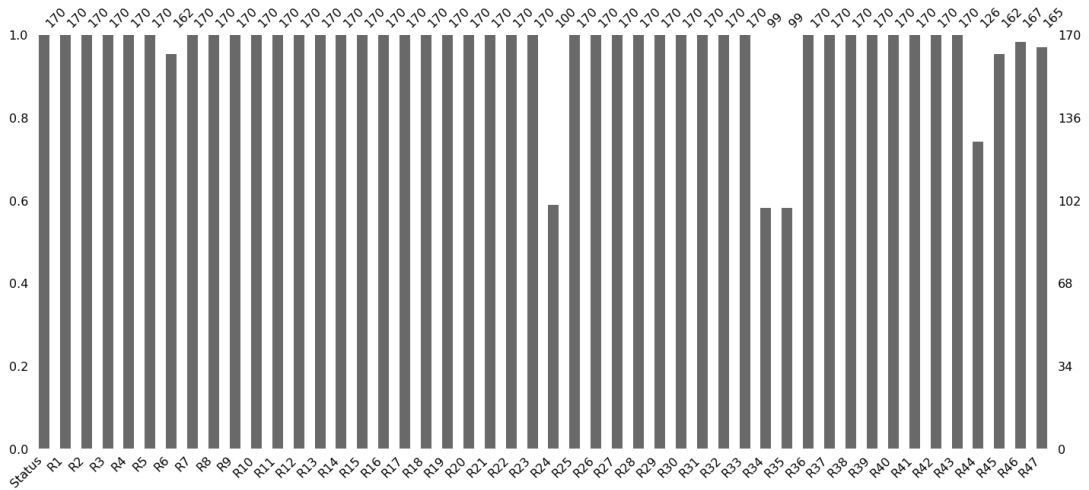
Devir Hızları	R41	Çalışma Sermayesi Devir Hızı
	R42	Net Çalışma Sermayesi Devir Hızı
	R43	Aktif Devir Hızı
	R44	Alacak Devir Hızı
	R45	Stok Devir Hızı
	R46	Duran Varlıklar Devir Hızı
	R47	Net Maddi Duran Varlıklar Devir Hızı

4.7. BAŞARISIZLIKTAN 1 YIL ÖNCEKİ MODEL

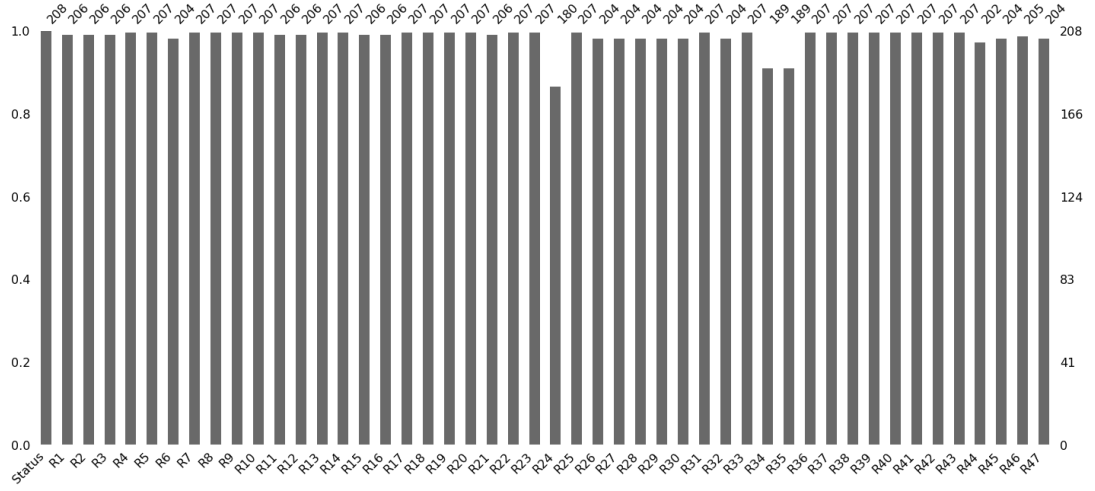
Başarısızlıktan 1 yıl önceki doğruluğu bulmak amacıyla hazırlanan veriler öncelikle veri ön işleme adımlarına tabi tutulmuştur. 2017 yılına ait başarılı ve başarısız firmaların verileri incelenmiş ve başarılı firmalarda 7.990 veriden 280 adet kayıp (eksik) veri olduğu tespit edilmiştir. En yüksek eksik veri sırasıyla %41,76 ile R34, %41,76 ile R35, %41,18 ile R24 ve %25,88 ile R44 bağımsız değişkenlerindedir. %80 ve üzeri kayıp veri olan değişken bulunmadığından veri çıkarımı yapılmadan çalışmaya devam edilmiştir.

Grafik 3. Kayıp Veri Tablosu (2017)

Panel A: Başarılı Firmalar



Panel B: Başarısız Firmalar



Başarısız firmalarda ise daha az kayıp veri mevcuttur. 9776 veriden 152'si eksik veridir. En yüksek kayıp %13 ile R24 değişkenindedir. Toplamda (başarılı ve başarısız firma) %2,43 eksik veri mevcuttur. Eksik veriler ilgili değişkenlerin medyan değerleri ile doldurularak veri kümesi güncellenmiştir.

4.7.1. Özellik Seçimi

Özellik seçimi (feature selection) orijinal veri setini temsil edebilecek en iyi altkümenin seçimini ifade etmektedir. Makine öğrenimi ve istatistik alanında sıklıkla kullanılmaktadır. Özellik sayısının azaltılmasının veri analizinde çok sayıda faydası mevcuttur. Verinin boyutunun düşmesi, algoritmanın hızının artması, ilgisiz ve gürültülü verinin ortadan kalkması, verinin daha basit ve görselleştirilebilir hale gelmesi, veri depolama için gerekli hafızanın azaltılması gibi nedenler bunlardan birkaçıdır. Özellik seçiminde kullanılan yöntemler istatistiksel bilgiye dayalı filtreleme (filter), özellikler üzerinde arama işlemleri gerçekleştiren sarmal (wrapper) yöntemler ile en iyi bölen ölçütünü bulmaya çalışan gömülü (embedded) yöntemler olmak üzere genel olarak 3 grupta incelenmektedir (Budak, 2018).

Bu çalışmada özellik seçimi için sarmal metotlardan birisi olan Random Forest - Recursive Feature Elimination (RF-RFE) yöntemi kullanılmıştır. En popüler

özellik seçme yaklaşımlarından biri olan Recursive Feature Elimination (RFE) (özyinelemeli özellik seçimi) yöntemi veri boyutunu azaltmada ve verimlilik artışında etkilidir (Chen, Meng, Liu, Jin ve Su, 2018). Voyle vd. (2016)'ne göre RF-RFE'nin diğer yöntemlerle karşılaştırıldığında daha etkili olduğu ve daha yüksek bir sınıflandırma doğruluğu elde etmek için daha az özellik kullanabileceği kanıtlanmıştır. RFE yöntemi daha verimli sınıflandırma yapmak amacıyla birçok sınıflandırma algoritmasıyla (DVM, KA veya RO vb.) beraber kullanılabilmektedir.

Tablo 20. RF-RFE Yöntemi ile Seçilen İkincil Değişkenler (2017)

Kod	Açılımı
R6:	Stok Bağımlılık Oranı
R15:	Banka Kredileri / Yabancı Kaynaklar Toplamı
R18:	Uzun Vadeli Yabancı Kaynaklar/Devamlı Sermaye
R24:	Net Maddi Duran Varlıklar/Uzun Vadeli Yabancı Kaynaklar
R30:	Faaliyet Karı / Net Satışlar
R32:	Finansman Gideri/Net Satışlar
R34:	(Finansman Giderleri + Vergi Sonrası Kar) / Finansman Giderleri
R46:	Duran Varlıklar devir Hızı

4.7.2. Tanımlayıcı İstatistikler

Bu bölümde 2017 verilerinin normal dağılıp dağılmadığı, değişken ortalamalarının parametrik olmayan (dağılımdan bağımsız) Mann Whitney U testi ile karşılaştırılması, çoklu doğrusal bağlantı etkisi (VIF) ve değişkenlere ait diğer tanımlayıcı istatistikler incelenmiştir.

Verilerin normallik varsayım kontrolü Shapiro-Wilk testi ile yapılmıştır. Tablo 21'de de görüleceği gibi seçilen tüm bağımsız değişkenlerde p değeri 0,05'ten küçük olduğu için dağılımının normal olmadığı görülmektedir. Finansal başarısızlık ile ilgili yapılan çalışmalarda (Mselmi, Lahiana ve Hamza, 2017; Selimoğlu ve Orhan, 2015; Gör, 2016; Toraman ve Karaca, 2016; Karadeniz ve Öcek, 2019b) verilerin genellikle normal dağılmadığı görülmektedir.

Tablo 21. Başarısızlıktan 1 Yıl Önceki Özet İstatistikler

Değişkenler	R6	R15	R18	R24	R30	R32	R34	R46
Panel A:								
Tüm veri seti								
sayı	378	378	378	378	378	378	378	378
ortalama	1,849557	0,604377	0,372624	0,918207	0,046092	0,027699	2,500073	12,164229
std. sapma	1,714372	0,701298	0,324820	0,736784	0,050256	0,034877	1,733570	14,300647
min	-1,968473	0,000000	-0,567549	-1,232655	-0,072043	0,000000	-0,975730	0,000000
max	6,390963	2,724057	1,081260	2,638308	0,177656	0,141963	6,542847	55,452146
Shapiro-Wilk test p-değeri	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Panel B:								
Başarısız firmalar								
sayı	208	208	208	208	208	208	208	208
ortalama	2,332664	0,860544	0,511647	0,713795	0,060167	0,044018	1,764553	7,918617
std. sapma	2,052956	0,793298	0,296164	0,777527	0,055165	0,038967	1,252516	7,746015
min	-1,968473	0,000000	-0,181926	-1,232655	-0,072043	0,000000	-0,975730	0,000000
max	6,390963	2,724057	1,081260	2,638308	0,177656	0,141963	4,626431	23,645576
Panel C:								
Başarılı firmalar								
sayı	170	170	170	170	170	170	170	170
ortalama	1,258461	0,290949	0,202524	1,168313	0,028871	0,007731	3,400003	17,358861
std. sapma	0,869124	0,383047	0,273927	0,596777	0,036940	0,011171	1,817144	18,258983
min	-0,529976	0	-0,567549	0,166867	-0,050417	0	0,086331	0,32531
max	2,904297	1,100631	0,894771	2,060690	0,102070	0,032298	6,542847	55,452146

Dağılımı normal olmayan başarılı ve başarısız firmalara ait seçilen ikincil değişkenlerin aritmetik ortalamaları arasındaki farkın anlamlılığı Mann Whitney U testi ile yapılmıştır. Test sonucuna göre p değeri 0,05'ten düşük olduğu için yokluk hipotezi reddedilerek 2017 yılı başarılı ve başarısız işletmeleri arasında R6, R15, R18, R24, R30, R32, R34 ve R46 rasyoları açısından istatistiksel olarak anlamlı bir farkın olduğu sonucuna ulaşılmıştır.

Tablo 22. Mann Whitney U Testi (2017)

	R6	R15	R18	R24	R30	R32	R34	R46
Mann-Whitney U	12650,00	8150,50	8277,00	10830,00	10802,00	5917,50	7678,00	11783,00
Z	-4,761	-9,033	-8,974	-6,541	-6,509	-11,202	-9,535	-5,582
Sig *.05	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000

- **Stok Bağımlılık Oranı (R6):** Başarısız firmaların stok bağımlılık oranlarının başarılı firmalardan daha yüksek olduğu görülmektedir.

KVYK – (Hazır Değerler + Menkul Kıymetler) / Stoklar

İşletmelerin kısa vadeli yabancı kaynaklarını ödeyebilmesi için stoklara ne kadar bağımlı olduğunu gösteren finansal orandır. Başarısız firmaların stok bağımlılığı ortalama değeri 2.33, medyanı 1,53 iken başarılı firmaların stok bağımlılık ortalama değeri 1.26 ve medyanı 1.03'tür. Başarısız firmaların kısa vadeli yabancı kaynakların ödenmesinde daha fazla stoklara bağımlı olduğu anlaşılmaktadır. Başarısız firmalarda medyanın üzerindeki dağılımın daha fazla olduğu görülmektedir.

- **Banka Kredileri / Yabancı Kaynaklar Toplamı (R15):** Başarılı firmaların yabancı kaynaklar içerisindeki banka payının başarısız firmalara göre daha düşük olduğu görülmektedir. Başarısız firmaların 0.86 ortalama, 0.58 medyan değerine karşın başarılı firmaların 0.29 ortalama ve 0.09 medyan değerine sahip olduğu görülmektedir. Başarısız firmalarda medyanın üzerindeki dağılımın daha geniş olduğu görülmektedir.

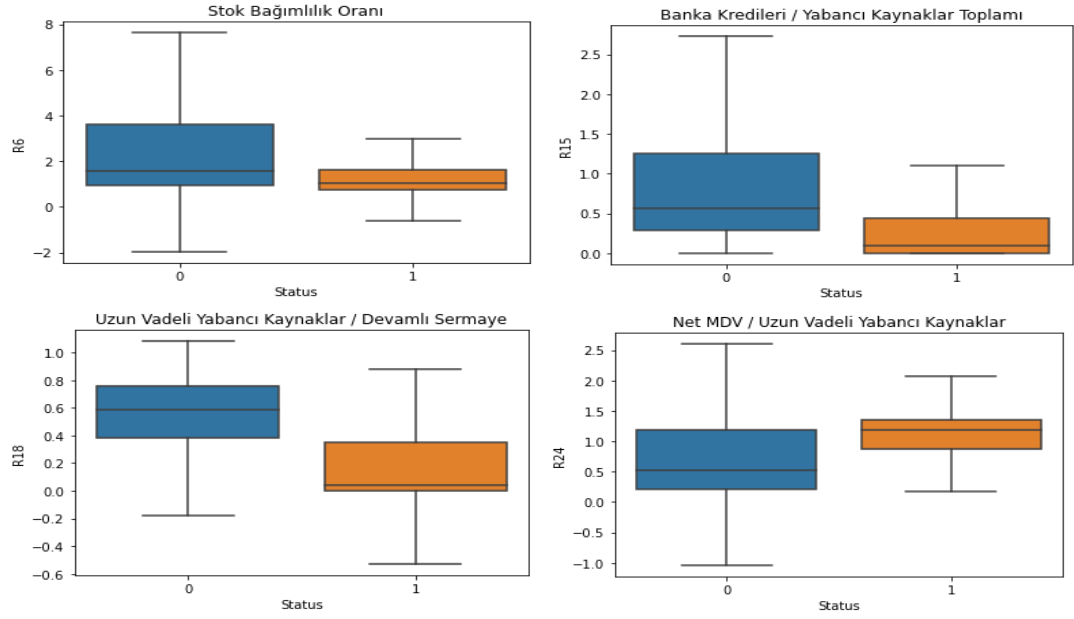
- **UVYK / Devamlı Sermaye (R18):** Başarılı firmaların uzun vadeli yabancı kaynaklarının devamlı sermayeye oranının başarısız firmalardan daha düşük olduğu görülmektedir.

$$\text{UVYK} / (\text{UVYK} + \text{Öz kaynaklar})$$

Başarılı firmaların çok daha güçlü sermayeye sahip oldukları, başarısız firmaların ise öz kaynaklara oranla daha fazla yabancı kaynak kullandıkları görülmüştür. (Başarısız firmalar ort. 0.51, medyan 0.57'dir. Başarılı firmalar ort. 0.20, medyanı 0.04'tür.)

- **Net Maddi Duran Varlıklar / UVYK (R24):** Başarısız firmaların net maddi duran varlıklarının uzun vadeli borçlarına oranının düşük olduğu, başarılı firmalarda ise başarısız firmalara oranla iki katı fazla olduğu görülmektedir. UVYK ile Net Maddi Duran varlıklar arasındaki ilişki karşımıza önemli bir ayırt edici kriter olarak çıkmaktadır. (Başarısız firmalar ort. 0.71, medyan 0.52'dir. Başarılı firmalar ort. 1.17, medyanı 1.19'dur.)

Şekil 8. Kutu Grafiği (Boxplot) Dağılımı-1 (2017)

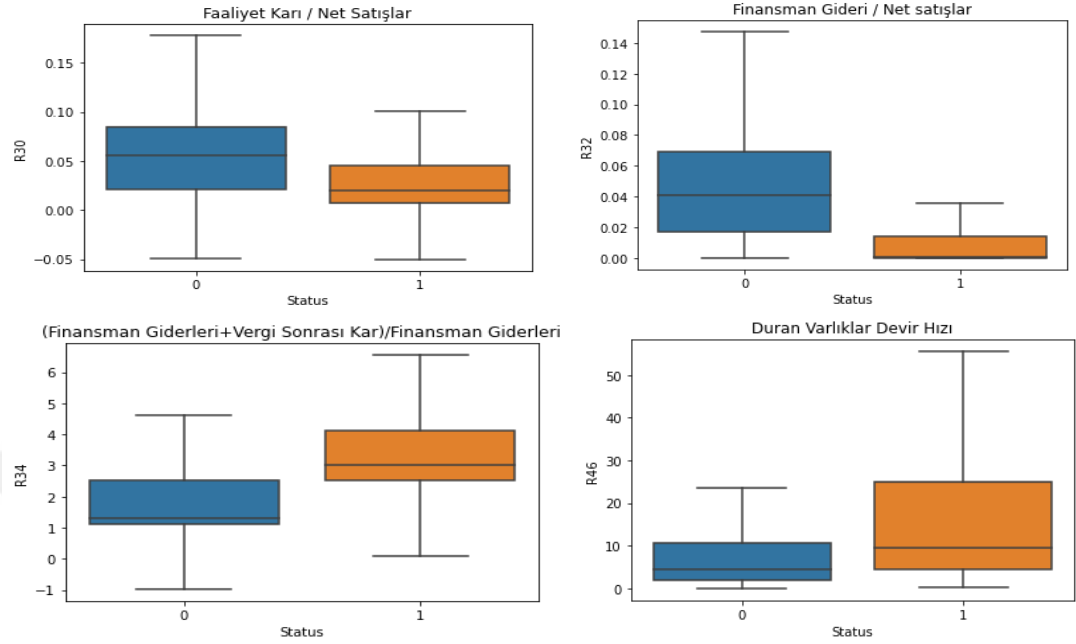


- **Faaliyet Karı / Net Satışlar (R30):** Başarısız firmaların faaliyet kar marjının başarılı firmalara göre daha yüksek olduğu görülmektedir. Bu durumda Net finansal borçların karşılama gücüne bakılmalıdır. Başarısız firmaların yüksek banka borcu ile hızlı büyüdükleri ancak bir süre sonra finansman giderlerini yönetemedikleri görülmüştür. Faaliyet kar marjı oranı faaliyetlerin karlılığa ne kadar iyi katkıda bulunduğunu göstermektedir. (Başarısız firmalar ort. 0.06, medyan 0.06'dır. Başarılı firmalar ort. 0.03, medyanı 0.02'dir.)

- **Finansman Gideri / Net Satışlar (R32):** Başarısız firmaların net satışlarının yüzde 4,4'ü kadar finansman giderine sahip olduğu görülmektedir. Başarılı firmalarda ise bu oranın binde 7'lerde olup beklendiği gibi başarısız firmaların daha fazla yabancı kaynak kullanarak bunun için ödedikleri finansman gideri daha fazladır. (Başarısız firmalar ort. 0.04, medyan 0.034'tür. Başarılı firmalar ort. 0.007, medyanı 0.0004'tür.)

- **(Finansman Gideri + Vergi Sonrası kar) / Finansman Giderleri (R34):** Başarılı firmaların başarısız firmalara oranla daha yüksek vergi sonrası kar ve düşük finansman giderleri ile çalıştıkları tespit edilmiştir. (Başarısız firmalar ort. 1.76, medyan 1.31'dir. Başarılı firmalar ort. 3.40, medyanı 3.002'dir.)

Şekil 9. Kutu Grafiği (Boxplot) Dağılımı-2 (2017)



- **Duran Varlıklar Devir Hızı (R46):** İşletmede duran varlıklara aşırı bir yatırım yapıp yapılmadığını gösteren bir orandır. Duran varlık yatırımına düşen satış hasılatını hesaplayarak belirlenen bir orandır.

Net Satışlar / Duran Varlıklar

Başarılı firmaların duran varlıklara daha fazla yatırım yaptığı tespit edilmiştir (Başarısız firmalar ort. 7.92, medyan 4.41'dir. Başarılı firmalar ort. 17.36, medyanı 9.53'tür).

4.7.3. Koleralasyon ve Çoklu Doğrusal Bağlantı (2017)

R34 ile R35 arasında ($R35-VIF=49$) ve R17 ile R15 arasında ($R17-VIF=13$) çoklu doğrusallık sorunu ortaya çıktığından dolayı R35 ve R17 değişkenleri öznitelik seçim listesinden çıkarılmıştır.

Tablo 23. Korelasyon ve Çoklu Doğrusal Bağlantı İstatistikleri (2017)

	R6	R15	R18	R24	R30	R32	R34	R46
R6	1							
R15	-0,04713	1						
R18	0,023742	0,561236	1					
R24	0,077526	-0,25591	-0,51959	1				
R30	-0,10478	0,21522	0,197285	-0,08493	1			
R32	-0,02582	0,446509	0,407102	-0,1501	0,694608	1		
R34	-0,08637	-0,29287	-0,40681	0,20231	-0,1226	-0,46496	1	
R46	-0,15284	-0,2829	-0,28045	-0,00095	-0,185	-0,31208	0,250055	1
VIF	2,049434	2,847239	3,447713	2,606682	4,050813	4,899684	3,408806	1,737293

Çoklu doğrusallık sorunu (multicollinearity) basit tanımıyla bir değişkeni tahmin eden en az iki değişken arasında çok yüksek ilişkinin olması durumudur. Yüksek ilişkili değişkenler birbirinin çok benzeri olacakları için veriden atılması uygun olacaktır. Çünkü çoklu doğrusal bağlantı (variance inflation factor – VIF) regresyon katsayılarının yanlış tahmin edilmesi, regresyon katsayıları standart hatalarının abartılı çıkmasına bağlı olarak güven aralıklarının büyümesi ve t test değerlerinin küçülmesine neden olabilir. Değişkenler arasında korelasyon katsayısı matrisinde korelasyon katsayısı mutlak değeri 1'e yakın olan bağımsız değişkenler arasında çoklu doğrusal bağlantının olduğu ifade edilebilir. Diğer bir tespit yöntemi ise VIF değeridir. Genelde VIF değeri 10 veya üzerinde ise bağımsız değişkenler arasında çoklu doğrusal bağlantının varlığı kabul edilir (Hines ve Montgomery, 1990; Alpar, 1997; Topal, Ecevit, Yağanoğlu, Sönmez ve Keskin, 2010; Albayrak, 2008; Karakaş, 2008).

4.7.4. Finansal Başarısızlık Modellerinin Analiz Sonuçları Doğrultusunda Karşılaştırılması

Başarısızlıktan bir yıl önceki veriler tahmin modelleri ile karşılaştırılarak başarısızlığı en iyi öngören model bulunmaya çalışılmıştır. Modellere ait hata matrisi ve performans skorları aşağıda verilmiştir.

Tablo 24. 2017 Yılı Verileri Hata Matrisi

Panel A: Rastgele Orman						
Eğitim Örneği			Test Örneği			
	0	1	Toplam	0	1	Toplam
0	100 (145/145)	0 (0/145)	100	90,48 (57/63)	9,52 (6/63)	100
1	0 (0/119)	100 (119/119)	100	13,73 (7/51)	86,27 (44/51)	100
Panel B: Karar Ağacı						
Eğitim Örneği			Test Örneği			
	0	1	Toplam	0	1	Toplam
0	94,48 (137/145)	5,52 (8/145)	100	87,30 (55/63)	12,70 (8/63)	100
1	0 (0/119)	100 (119/119)	100	5,88 (3/51)	94,12 (48/51)	100
Panel C: Lojistik Regresyon						
Eğitim Örneği			Test Örneği			
	0	1	Toplam	0	1	Toplam
0	88,29 (128/145)	11,71 (17/145)	100	87,30 (55/63)	12,70 (8/63)	100
1	15,13 (18/119)	84,87 (101/119)	100	19,60 (10/51)	80,40 (41/51)	100
Panel D: Naive Bayes						
Eğitim Örneği			Test Örneği			
	0	1	Toplam	0	1	Toplam
0	85,52 (124/145)	14,48 (21/145)	100	85,71 (54/63)	14,29 (9/63)	100
1	15,13 (18/119)	84,87 (101/119)	100	21,57 (11/51)	78,43 (40/51)	100
Panel A: DVM						
Eğitim Örneği			Test Örneği			
	0	1	Toplam	0	1	Toplam
0	88,28 (128/145)	11,72 (17/145)	100	84,13 (53/63)	15,87 (10/63)	100
1	10,92 (13/119)	89,08 (106/119)	100	15,69 (8/51)	84,31 (43/51)	100
Panel A: KNN						
Eğitim Örneği			Test Örneği			
	0	1	Toplam	0	1	Toplam
0	86,90 (126/145)	13,10 (19/145)	100	87,30 (55/63)	12,70 (8/63)	100
1	10,92 (13/119)	89,08 (106/119)	100	13,73 (7/51)	86,27 (44/51)	100

Rastgele Orman modeli eğitim setinde gerçekte başarısız olan 145 işletme ile gerçekte başarılı olan 119 işletmenin tamamı doğru sınıflandırılmıştır. Eğitim seti ortalama toplam doğru sınıflandırma oranı %100'dür. Test grubunda ise gerçekte başarısız olan 63 işletmenin 57'si doğru sınıflandırılmıştır. Başarılı olan 51 işletmenin 44'ü doğru sınıflandırılarak başarılı işletme kategorisine dahil edilmiştir. Test seti ortalama toplam doğru sınıflandırma oranı %89'dur.

Karar ağacı eğitim setinde gerçekte başarısız olan 145 işletmeden 137'si ile gerçekte başarılı olan 119 işletmenin tamamını doğru sınıflandırılmıştır. Eğitim seti ortalama toplam doğru sınıflandırma oranı %97'dir. Test setinde ise gerçekte başarısız olan 63 işletmenin 55'i doğru sınıflandırılmıştır. Başarılı olan 51 işletmenin ise 48'i doğru sınıflandırılarak başarılı işletme kategorisine dahil edilmiştir. Test seti ortalama toplam doğru sınıflandırma oranı %90'dır.

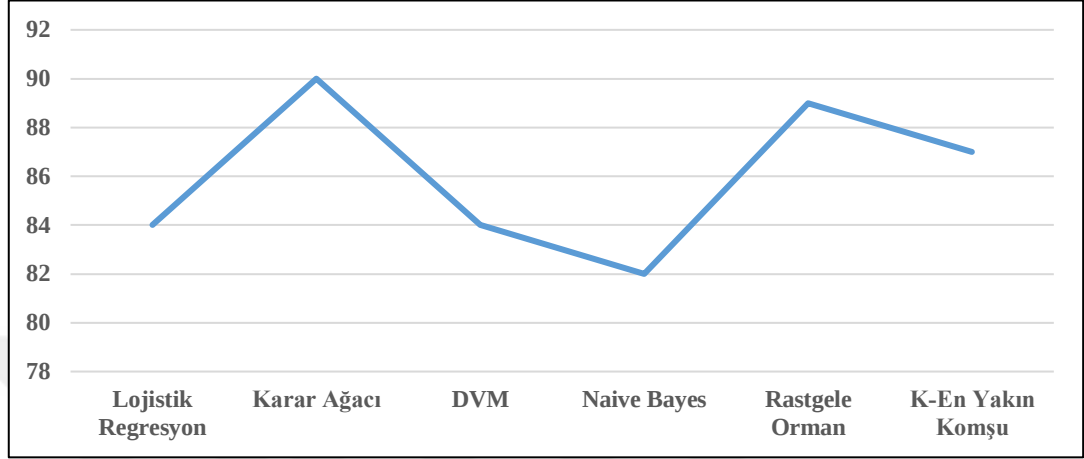
Lojistik regresyon modeli eğitim setinde gerçekte başarısız olan 145 işletmenin 128'ini doğru sınıflandırmıştır. Gerçekte başarılı olan 119 işletmenin ise 101'i doğru sınıflandırılarak başarılı işletme kategorisine dahil etmiştir. Eğitim seti toplam doğru sınıflandırma oranı %87'dir. Test setinde ise gerçekte başarısız olan 63 işletmenin 55'i doğru sınıflandırılmıştır. Başarılı olan 51 işletmenin ise 41'i doğru sınıflandırılarak başarılı işletme kategorisine dahil edilmiştir. Test seti ortalama toplam doğru sınıflandırma oranı %84'tür.

Naive Bayes modeli eğitim setinde gerçekte başarısız olan 145 işletmenin 124'ünü doğru sınıflandırmıştır. Gerçekte başarılı olan 119 işletmenin ise 101'i doğru sınıflandırılarak başarılı işletme kategorisine dahil etmiştir. Eğitim seti toplam doğru sınıflandırma oranı %85'tir. Test setinde ise gerçekte başarısız olan 63 işletmenin 54'ü doğru sınıflandırılmıştır. Başarılı olan 51 işletmenin ise 40'ı doğru sınıflandırılarak başarılı işletme kategorisine dahil edilmiştir. Test seti ortalama toplam doğru sınıflandırma oranı %82'dir.

Destek Vektör Makineleri modeli eğitim setinde gerçekte başarısız olan 145 işletmenin 128'ini doğru sınıflandırmıştır. Gerçekte başarılı olan 119 işletmenin ise 106'sı doğru sınıflandırılarak başarılı işletme kategorisine dahil etmiştir. Eğitim seti toplam doğru sınıflandırma oranı %89'dur. Test setinde ise gerçekte başarısız olan

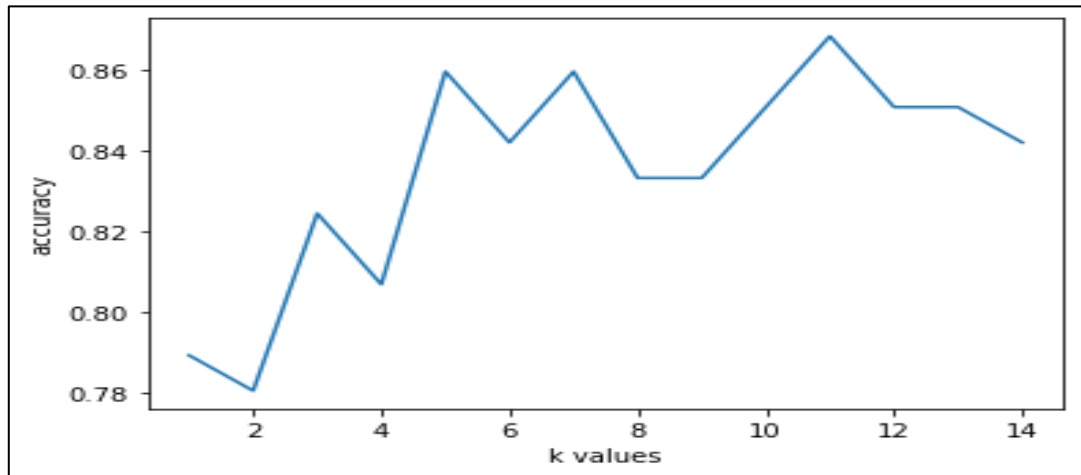
63 işletmenin 53'ü doğru sınıflandırılmıştır. Başarılı olan 51 işletmenin ise 43'ü doğru sınıflandırılarak başarılı işletme kategorisine dahil edilmiştir. Test seti ortalama toplam doğru sınıflandırma oranı %84'tür.

Grafik 4. Model Performans Göstergesi (2017)



KNN modeli, eğitim setinde gerçekte başarısız olan 145 işletmenin 126'sını doğru sınıflandırmıştır. Gerçekte başarılı olan 119 işletmenin ise 106'sı doğru sınıflandırılarak başarılı işletme kategorisine dahil edilmiştir. Eğitim seti toplam doğru sınıflandırma oranı %88'dir. Test setinde ise gerçekte başarısız olan 63 işletmenin 55'i doğru sınıflandırılmıştır. Başarılı olan 51 işletmenin ise 44'ü doğru sınıflandırılarak başarılı işletme kategorisine dahil edilmiştir. Test seti ortalama toplam doğru sınıflandırma oranı %87'dir.

Şekil 10. KNN Algoritması En İyi K Değeri (2017)



KNN modelinin 2017 yılı verileri için en iyi k değerinin 11 olduğu saptanmıştır. 0 – 14 arasında alınan değerlerde k değerinin 2 ile en düşük doğruluğu verdiği anlaşılmaktadır.

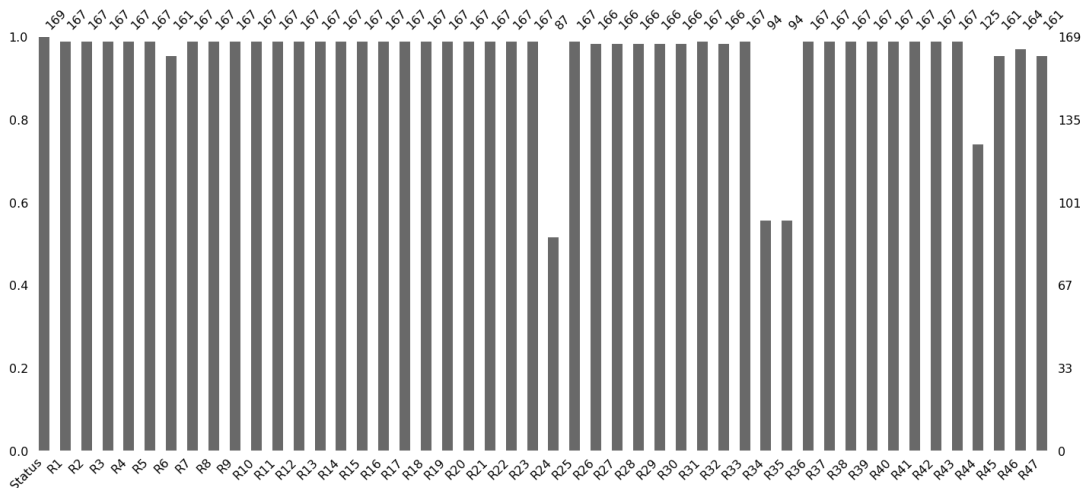
4.8. BAŞARISIZLIKTAN 2 YIL ÖNCEKİ MODEL

Başarısızlıktan 2 yıl önceki doğruluğu bulmak amacıyla hazırlanan veriler öncelikle veri ön işleme adımlarına tabi tutulmuştur. 2016 yılına ait başarılı ve başarısız firmaların verileri incelenmiş ve başarılı firmalardaki (bağımsız değişkenlerinin) 7.943 veriden 389 adet kayıp veri olduğu tespit edilmiştir. En yüksek eksik veri sırasıyla %48,52 ile R24, %44,37 ile R34, %44,37 ile R35 ve %26,04 ile R44 bağımsız değişkenlerindedir. %80 ve üzeri kayıp veri olan değişken bulunmadığından veri çıkarımı yapılmadan çalışmaya devam edilmiştir.

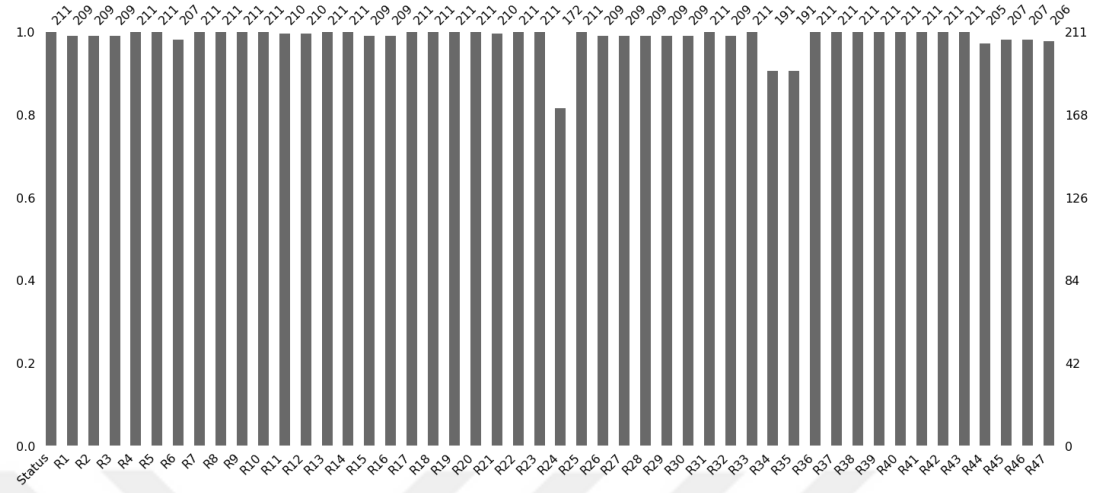
Başarısız firmalarda ise daha az kayıp veri mevcuttur. 9917 veriden 127'si eksik veridir. En yüksek kayıp %18,48 ile R24 değişkenindedir. Başarılı ve başarısız firma veri gruplarında ise toplamda %2,89 eksik veri mevcuttur. Eksik veriler ilgili değişkenlerin medyan değerleri ile doldurularak veri kümesi güncellenmiştir.

Grafik 5. Kayıp Veri Tablosu (2016)

Panel A: Başarılı Firmalar



Panel B: Başarısız Firmalar



4.8.1. Özellik Seçimi

RF-RFE yöntemi ile t-2 yılına ait en etkili 10 finansal oran seçilmiştir. R34 ile R35 değişleri arası yüksek korelasyon bulunmasından dolayı R34 değişkeni listeden çıkarılmıştır.

Tablo 25. RF-RFE Yöntemi ile Seçilen İkincil Değişkenler (2016)

Kod	Açılımı
R6:	Stok Bağımlılık Oranı
R15:	Banka Kredileri / Yabancı Kaynaklar Toplamı
R17:	Uzun Vadeli Yabancı Kaynaklar / Toplam Pasif
R18:	Uzun Vadeli Yabancı Kaynaklar/Devamlı Sermaye
R24:	Net Maddi Duran Varlıklar/Uzun Vadeli Yabancı Kaynaklar
R32:	Finansman Gideri/Net Satışlar
R35:	(Finansman Giderleri + Vergi Öncesi Kar) / Finansman Giderleri
R44:	Alacak Devir Hızı
R46:	Duran Varlıklar Devir Hızı

4.8.2. Tanımlayıcı İstatistikler

Bu bölümde 2016 verilerinin normal dağılıp dağılmadığı, değişken ortalamalarının parametrik olmayan (dağılımdan bağımsız) Mann Whitney U testi ile karşılaştırılması, çoklu doğrusal bağlantı etkisi (VIF) ve değişkenlere ait diğer tanımlayıcı istatistikler incelenmiştir. Verilerin normallik varsayım kontrolü Shapiro-Wilk testi ile yapılmıştır. Tablo 26’da da görüleceği gibi seçilen verilerin tüm bağımsız değişkenlerinde p değeri 0,05’ten küçük olduğu için dağılımının normal olmadığı görülmektedir.

Dağılımı normal olmayan başarılı ve başarısız firmalara ait seçilen ikincil değişkenlerin aritmetik ortalamaları arasındaki farkın anlamlılığı Mann Whitney U testi ile yapılmıştır. Test sonucuna göre p değeri 0,05’ten düşük olduğu için yokluk hipotezi reddedilerek 2016 yılı başarılı ve başarısız işletmeleri arasında R6, R15, R17, R18, R24, R32, R35, R44 ve R46 rasyoları açısından istatistiksel olarak anlamlı bir farkın olduğu görülmektedir.

Tablo 26. Başarısızlıktan 2 Yıl Önceki Özet İstatistikler

Değişkenler	R6	R15	R17	R18	R24	R32	R35	R44	R46
Panel A: Tüm veri seti									
sayı	380	380	380	380	380	380	380	380	380
ortalama	1,902626	0,460397	0,146860	0,319295	0,797053	0,026858	1,891485	8,305613	13,586545
std. sapma	1,811481	0,503204	0,185932	0,340008	0,514782	0,034739	0,958350	7,628059	16,158007
min	-2,418927	0,000000	0,000000	-0,831633	-0,621116	0,000000	-0,530658	0,000000	0,000000
max	6,792352	1,933519	0,780676	1,610463	1,867806	0,146562	3,757784	27,898704	65,860889
Shapiro-Wilk test p-değeri	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Panel B: Başarısız firmalar									
sayı	211	211	211	211	211	211	211	211	211
ortalama	2,392867	0,631280	0,210324	0,438052	0,739323	0,042394	1,624414	6,065722	8,469488
std. sapma	2,072580	0,546349	0,212740	0,353286	0,659067	0,039259	1,120664	5,547003	8,366145
min	-2,418927	0,000000	0,000000	-0,831633	-0,621116	0,000000	-0,530658	0,000000	0,000000
max	6,792352	1,933519	0,780676	1,610463	1,867806	0,146562	3,757784	17,833136	25,022325
Panel C: Başarılı firmalar									
sayı	169	169	169	169	169	169	169	169	169
ortalama	1,290549	0,247046	0,067623	0,171024	0,869130	0,007462	2,224928	11,102164	19,975297
std. sapma	1,163882	0,340077	0,100213	0,254871	0,213203	0,010688	0,548321	8,867789	20,677305
min	-1,089725	0,000000	0,000000	-0,253363	0,532658	0,000000	1,398079	0,830515	0,206249
Max	3,540690	1,063317	0,283595	0,775582	1,156743	0,031778	3,072351	27,898704	65,860889

- **Stok Bağımlılık Oranı (R6):** Başarısız firmaların stok bağımlılık oranlarının başarılı firmalardan daha yüksek olduğu görülmektedir. Başarısız firmaların kısa vadeli yabancı kaynakların ödenmesinde daha fazla stoklara bağımlı olduğu anlaşılmaktadır. Başarısız firmalarda medyanın üzerindeki dağılımın daha fazla olduğu görülmektedir. (Başarısız firmalar ort. 2.39, medyan 1.55'tir. Başarılı firmalar ort. 1.29, medyanı 0.97'dir.)

Tablo 27. Mann Whitney U Testi (2016)

	R6	R15	R17	R18	R24	R32	R35	R44	R46
Mann-Whitney U	11403,0	8796,000	9829,000	9621,000	13822,50	6285,000	9453,500	10609,00	11460,00
Z	-6,041	-8,523	-7,638	-7,836	-3,835	-10,923	-7,941	-6,797	-5,988
Sig *0,05	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000

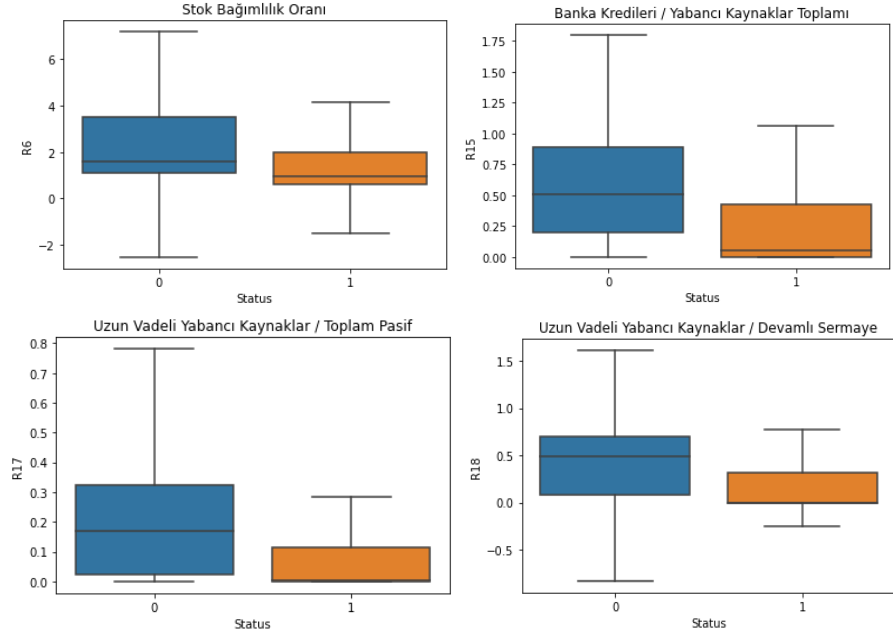
- **Banka Kredileri / Yabancı Kaynaklar Toplamı (R15):** Başarılı firmaların yabancı kaynaklar içerisindeki banka kredileri payının başarısız firmalara göre oldukça düşük olduğu tespit edilmiştir. (Başarısız firmalar ort. 0.63, medyan 0.51'dir. Başarılı firmalar ort. 0.25, medyanı 0.06'dır.)

- **Uzun Vadeli Yabancı Kaynaklar / Toplam Pasif (R17):** Başarısız firmaların UYVK'larının toplam pasif içerisindeki payının oldukça yüksek olduğu tespit edilmiştir. (Başarısız firmalar ort. 0.21, medyan 0.17'dir. Başarılı firmalar ort. 0.067, medyanı 0.002'dir.)

- **UYVK / Devamlı Sermaye (R18):** Başarılı firmaların uzun vadeli yabancı kaynaklarının devamlı sermayeye oranının başarısız firmalardan daha düşük olduğu görülmektedir. Başarılı firmaların çok daha güçlü sermayeye sahip oldukları, başarısız firmaların ise öz kaynaklara oranla daha fazla yabancı kaynak kullandıkları görülmüştür. (Başarısız firmalar ort. 0.44, medyan 0.5'dir. Başarılı firmalar ort. 0.17, medyanı 0.0002'dir.)

- **Net Maddi Duran Varlıklar / UYVK (R24):** Başarısız firmaların net maddi duran varlıklarının uzun vadeli borçlarına oranının başarılı firmalara göre daha düşük olduğu görülmektedir. UYVK ile Net Maddi Duran varlıklar arasındaki ilişki karşımıza önemli bir ayırt edici kriter olarak çıkmaktadır. (Başarısız firmalar ort. 0.74, medyan 0.74'tür. Başarılı firmalar ort. 0,87, medyanı 0.88'dir.)

Şekil 11. Kutu Grafiği (Boxplot) Dağılımı-1 (2016)



- **Finansman Gideri / Net Satışlar (R32):** Başarısız firmaların net satışlarının yüzde 4,2'si kadar finansman giderine sahip olduğu görülmektedir. Başarılı firmalarda ise bu oranın binde 7'lerdedir. Beklendiği gibi başarısız firmaların daha fazla yabancı kaynak kullanarak yüksek finansman gideri ödedikleri görülmektedir. (Başarısız firmalar ort. 0.042, medyan 0.03'tür. Başarılı firmalar ort. 0.007, medyanı 0.0007'dir.)

- **(Finansman Gideri + Vergi Öncesi Kar) / Finansman Giderleri (R35):** Başarılı firmaların başarısız firmalara oranla daha yüksek vergi öncesi kar ve düşük finansman giderleri ile çalıştıkları tespit edilmiştir. (Başarısız firmalar ort. 1.62, medyan 1.32'dir. Başarılı firmalar ort. 2.22, medyanı 2.15'dir.)

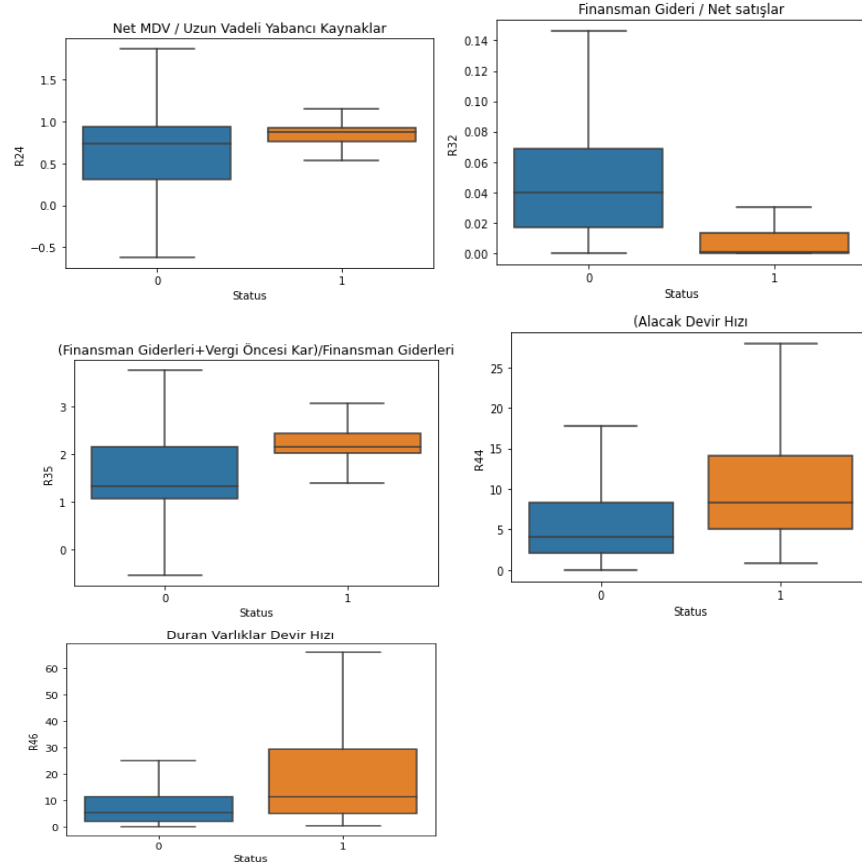
- **Alacak Devir Hızı (R44):** Bir muhasebe döneminde alacakların kaç defa tahsil edildiğini gösteren bu oranın başarılı firmalarda yüksek çıktığı görülmüştür.

$$\text{Net Satışlar} / (\text{KVTA} + \text{UVTA})$$

2016 yılı verilerine göre başarılı firmaların alacaklarını başarısız firmalara göre daha hızlı tahsil ettiğini göstermekte, başarısız firmalarda ise alacakların sürekli

birlikte olduğunu işaret etmektedir. (Başarısız firmalar ort. 6.07, medyan 4.02'dir. Başarılı firmalar ort. 1.10, medyanı 8.35'dir.)

Şekil 12. Kutu Grafiği (Boxplot) Dağılımı-2 (2016)



- **Duran Varlıklar Devir Hızı (R46):** İşletmede duran varlıklara aşırı yatırım yapılıp yapılmadığını gösteren finansal orandır. Başarılı firmaların duran varlıklara daha fazla yatırım yaptığı tespit edilmiştir. (Başarısız firmalar ort. 8.47, medyan 5.17'dir. Başarılı firmalar ort. 19.98, medyanı 11.27'dir.)

4.8.3. Koleralasyon ve Çoklu Doğrusal Bağlantı (2016)

R34 ile R35 arasında yüksek korelasyon (0.95) mevcut olduğu için VIF değerleri kontrol edilmiştir. 10'un üzerinde değeri olan R34 seçilen değişkenler

arasından çıkarılmıştır. Kalan değişkenler arasında çoklu doğrusal bağlantı açısından hiçbir sorun olmadığı görülmektedir.

Tablo 28. Korelasyon ve Çoklu Doğrusal Bağlantı İstatistikleri (2016)

	R6	R15	R17	R18	R24	R32	R35	R44	R46
R6	1								
R15	-0,0699	1							
R17	-0,10277	0,727466	1						
R18	-0,04129	0,533566	0,794596	1					
R24	0,01099	-0,04646	-0,32634	-0,32257	1				
R32	0,145187	0,502446	0,414569	0,373735	-0,11977	1			
R35	-0,11874	-0,30743	-0,30065	-0,31493	0,113634	-0,48274	1		
R44	-0,3053	-0,09051	-0,07302	-0,11357	0,116626	-0,23219	0,111954	1	
R46	-0,13269	-0,33351	-0,30983	-0,25432	0,008867	-0,32956	0,182065	0,18696	1
VIF	2,061043	4,91414	7,42647	5,08798	3,59912	2,39152	3,79763	2,32642	1,8558

4.8.4. Finansal Başarısızlık Modellerinin Analiz Sonuçları Doğrultusunda Karşılaştırılması

Başarısızlıktan iki yıl önceki veriler tahmin modelleri ile karşılaştırılarak başarısızlığı en iyi öngören model bulunmaya çalışılmıştır. Modellere ait hata matrisi ve performans skorları aşağıda verilmiştir.

Tablo 29. 2016 Yılı Hata Matrisi

Panel A: Rastgele Orman						
Eğitim Örneği			Test Örneği			
0	1	Toplam	0	1	Toplam	
0	100 (150/150)	0 (0/150)	100	95,08 (58/61)	4,92 (3/61)	100
1	0 (0/116)	100 (116/116)	100	1,89 (1/53)	98,11 (52/53)	100
Panel B: Karar Ağacı						
Eğitim Örneği			Test Örneği			
0	1	Toplam	0	1	Toplam	
0	100 (150/150)	0 (0/150)	100	98,36 (60/61)	1,64 (1/61)	100
1	0 (0/116)	100 (116/116)	100	3,77 (2/53)	96,23 (51/53)	100

Panel C: Lojistik Regresyon

Eğitim Örneği				Test Örneği		
	0	1	Toplam	0	1	Toplam
0	81,33 (122/150)	18,67 (28/150)	100	85,25 (52/61)	14,75 (9/61)	100
1	25,86 (30/116)	74,14 (86/116)	100	26,42 (14/53)	73,58 (39/53)	100

Panel D: Naive Bayes

Eğitim Örneği				Test Örneği		
	0	1	Toplam	0	1	Toplam
0	89,33 (134/150)	10,67 (16/150)	100	85,25 (52/61)	14,75 (9/61)	100
1	18,10 (21/116)	81,90 (95/116)	100	15,09 (8/53)	84,91 (45/53)	100

Panel A: DVM

Eğitim Örneği			Test Örneği			
	0	1	Toplam	0	1	Toplam
0	89,33 (134/150)	10,67 (16/150)	100	86,89 (53/61)	13,11 (8/61)	100
1	2,59 (3/116)	97,41 (113/116)	100	7,55 (4/53)	92,45 (49/53)	100

Panel A: KNN

Eğitim Örneği			Test Örneği			
	0	1	Toplam	0	1	Toplam
0	90,66 (136/150)	9,34 (14/150)	100	88,52 (54/61)	11,48 (7/61)	100
1	3,45 (4/116)	96,55 (112/116)	100	11,32 (6/53)	88,68 (47/53)	100

Rastgele orman modeli eğitim setinde gerçekte başarısız olan 150 işletme ile gerçekte başarılı olan 116 işletmenin tamamını doğru sınıflandırmıştır. Eğitim seti ortalama toplam doğru sınıflandırma oranı %100'dür. Test grubunda ise gerçekte başarısız olan 61 işletmenin 58'i doğru sınıflandırılmıştır. Başarılı olan 53 işletmenin ise 52'si doğru sınıflandırılarak başarılı işletme kategorisine dahil edilmiştir. Test seti ortalama toplam doğru sınıflandırma oranı %96'dır.

Karar ağacı modeli eğitim setinde gerçekte başarısız olan 150 işletme ile gerçekte başarılı olan 116 işletmenin tamamını doğru sınıflandırmıştır. Eğitim seti ortalama toplam doğru sınıflandırma oranı %100'dür. Test setinde ise gerçekte başarısız olan 61 işletmenin 60'ı doğru sınıflandırılmıştır. Başarılı olan 53 işletmenin

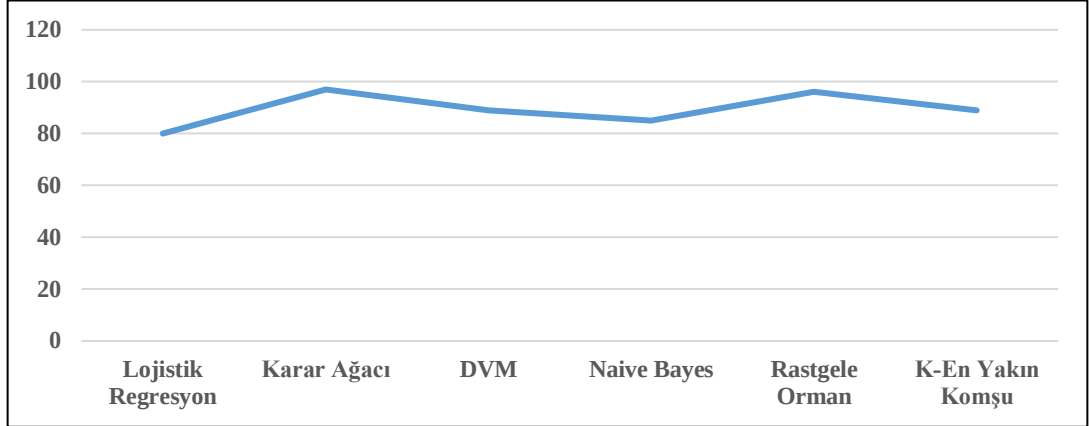
ise 51'i doğru sınıflandırılarak başarılı işletme kategorisine dahil edilmiştir. Test seti ortalama toplam doğru sınıflandırma oranı %97'dir.

Lojistik regresyon modeli, eğitim setinde gerçekte başarısız olan 150 işletmenin 122'sini doğru sınıflandırmıştır. Gerçekte başarılı olan 116 işletmenin ise 86'sı doğru sınıflandırılarak başarılı işletme kategorisine dahil edilmiştir. Eğitim seti toplam doğru sınıflandırma oranı %78'dir. Test setinde ise gerçekte başarısız olan 61 işletmenin 52'si doğru sınıflandırılmıştır. Başarılı olan 53 işletmenin ise 39'u doğru sınıflandırılarak başarılı işletme kategorisine dahil edilmiştir. Test seti ortalama toplam doğru sınıflandırma oranı %80'dir.

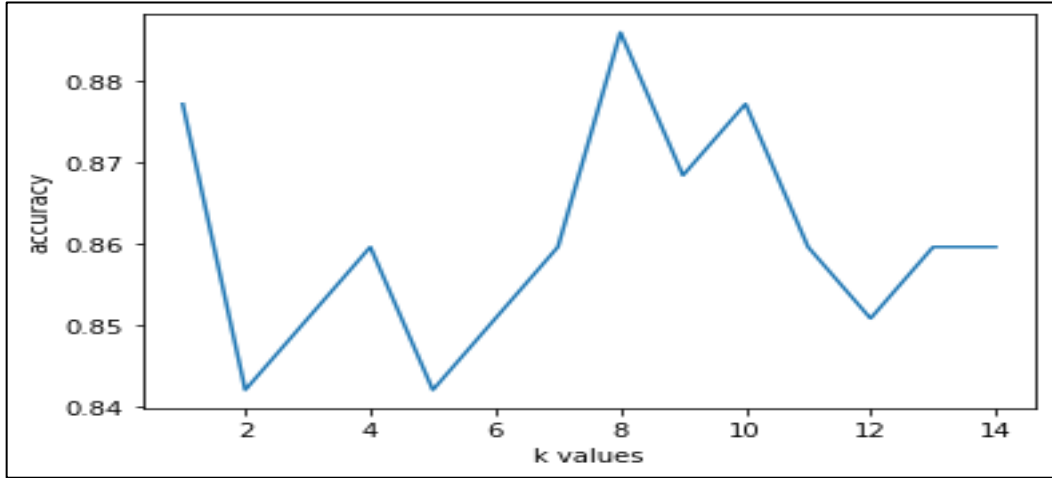
Naive Bayes modeli, eğitim setinde gerçekte başarısız olan 150 işletmenin 134'ünü doğru sınıflandırmıştır. Gerçekte başarılı olan 116 işletmenin ise 95'i doğru sınıflandırılarak başarılı işletme kategorisine dahil edilmiştir. Eğitim seti toplam doğru sınıflandırma oranı %86'dır. Test setinde ise gerçekte başarısız olan 61 işletmenin 52'si doğru sınıflandırılmıştır. Başarılı olan 53 işletmenin ise 45'i doğru sınıflandırılarak başarılı işletme kategorisine dahil edilmiştir. Test seti ortalama toplam doğru sınıflandırma oranı %85'dir.

Destek Vektör Makineleri, modeli eğitim setinde gerçekte başarısız olan 150 işletmenin 134'ünü doğru sınıflandırmıştır. Gerçekte başarılı olan 116 işletmenin ise 113'ü doğru sınıflandırılarak başarılı işletme kategorisine dahil edilmiştir. Eğitim seti toplam doğru sınıflandırma oranı %93'tür. Test setinde ise gerçekte başarısız olan 61 işletmenin 53'ü doğru sınıflandırılmıştır. Başarılı olan 53 işletmenin ise 49'u doğru sınıflandırılarak başarılı işletme kategorisine dahil edilmiştir. Test seti ortalama toplam doğru sınıflandırma oranı %89'dur.

KNN modeli, eğitim setinde gerçekte başarısız olan 150 işletmenin 136'sını doğru sınıflandırmıştır. Gerçekte başarılı olan 116 işletmenin ise 112'si doğru sınıflandırılarak başarılı işletme kategorisine dahil edilmiştir. Eğitim seti toplam doğru sınıflandırma oranı %93'tür. Test setinde ise gerçekte başarısız olan 61 işletmenin 54'ü doğru sınıflandırılmıştır. Başarılı olan 53 işletmenin ise 47'si doğru sınıflandırılarak başarılı işletme kategorisine dahil edilmiştir. Test seti ortalama toplam doğru sınıflandırma oranı %89'dur.

Grafik 6. Model Performans Göstergesi (2016)

KNN modelinde 2016 yılı verileri için en iyi k değerinin 8 olduğu saptanmıştır. 0 – 14 arasında alınan değerlerde k değerinin 2 ve 5 ile en düşük doğruluğu verdiği anlaşılmaktadır.

Şekil 13. KNN Algoritması En İyi K Değeri (2016)

4.9. BAŞARISIZLIKTAN 3 YIL ÖNCEKİ MODEL

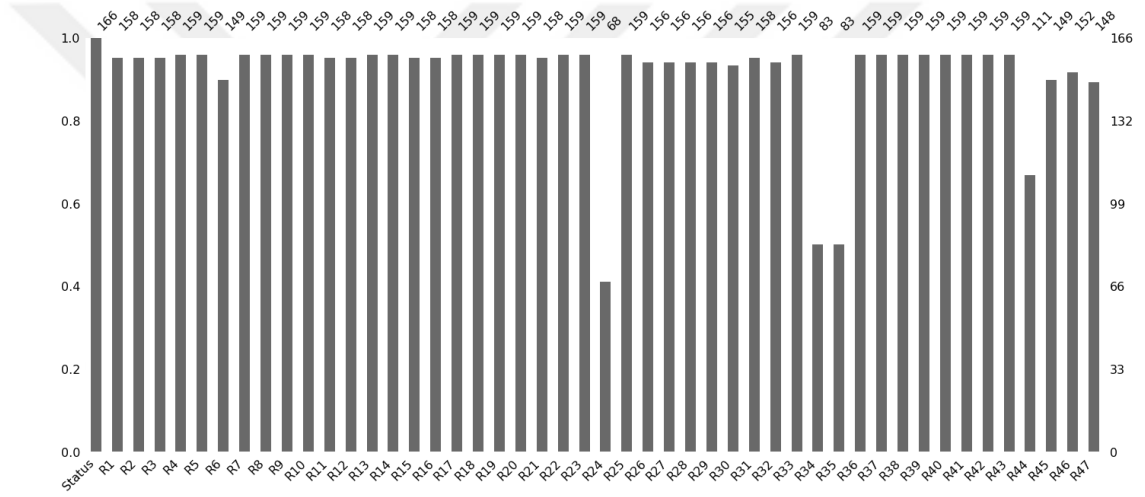
Başarısızlıktan 3 yıl önceki doğruluğu bulmak amacıyla hazırlanan veriler öncelikle veri ön işleme adımlarına tabi tutulmuştur. 2015 yılına ait başarılı ve başarısız firmaların verileri incelenmiş ve başarılı firmalarda 7.802 veriden 686 adet kayıp veri olduğu tespit edilmiştir. En yüksek eksik veri sırasıyla %59.04 ile R24, %50 ile R34, %50 ile R35, %33 ile R44 ve %10,24 ile R45 bağımsız

değişkenlerindedir. %80 ve üzeri kayıp veriye sahip değişken bulunmadığından veri çıkarımı yapılmadan çalışmaya devam edilmiştir.

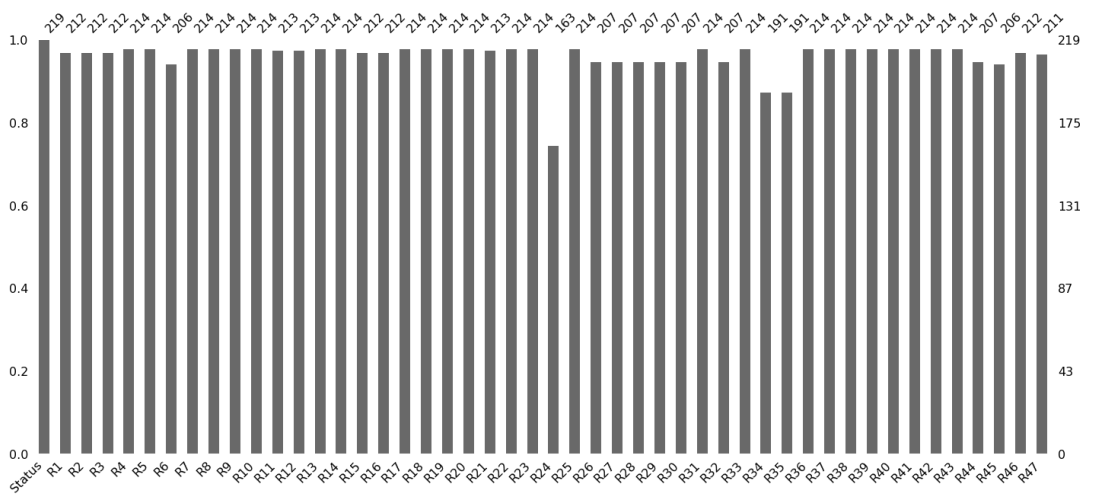
Başarısız firmalarda ise daha az kayıp veri mevcuttur. 10.293 veriden 415'i eksik veridir. En yüksek eksik veriler sırasıyla %25.57 ile R24, %12,78 ile R34 ve %12,78 ile R35 değişkenlerindedir. Başarılı ve başarısız firma veri gruplarında ise toplamda %6.08 eksik veri mevcuttur. Eksik veriler ilgili değişkenlerin medyan değerleri ile doldurularak veri kümesi güncellenmiştir.

Grafik 7. Kayıp Veri Tablosu (2015)

Panel A: Başarılı Firmalar



Panel B: Başarısız Firmalar



4.9.1. Özellik Seçimi

RF-RFE yöntemi ile t-3 yılına ait en etkili 10 finansal oran seçilmiştir. R34 ile R35 değişleri arası yüksek korelasyon bulunmasından dolayı R34 değişkeni listeden çıkarılmıştır.

Tablo 30. RF-RFE Yöntemi ile Seçilen İkincil Değişkenler (2015)

Kod	Açılımı
R6:	Stok Bağımlılık Oranı
R11:	Öz kaynaklar / Yabancı kaynaklar Toplamı
R16:	Kısa Vadeli Banka Kredileri / Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar
R20:	Duran Varlıklar / Öz Kaynaklar
R24:	Net MDV / Uzun Vadeli Yabancı Kaynaklar
R32:	Finansman Gideri/Net Satışlar
R35:	(Finansman Giderleri + Vergi Öncesi Kar) / Finansman Giderleri
R37:	Vergi Öncesi Kar/Öz Kaynaklar
R42:	Net Çalışma Sermayesi Devir Hızı

4.9.2. Tanımlayıcı İstatistikler

Bu bölümde 2015 verilerinin normal dağılıp dağılmadığı, değişken ortalamalarının parametrik olmayan (dağılımdan bağımsız) Mann Whitney U testi ile karşılaştırılması, çoklu doğrusal bağlantı etkisi (VIF) ve değişkenlere ait diğer tanımlayıcı istatistikler incelenmiştir.

Verilerin normallik varsayım kontrolü Shapiro-Wilk testi ile yapılmıştır. Tablo 31’de de görüleceği gibi seçilen verilerin tüm bağımsız değişkenlerinde p değeri 0,05’ten küçük olduğu için dağılımının normal olmadığı görülmektedir.

Dağılımı normal olmayan başarılı ve başarısız firmalara ait seçilen ikincil değişkenlerin aritmetik ortalamaları arasındaki farkın anlamlılığı Mann Whitney U testi ile yapılmıştır. R06, R11, R16, R20, R24, R32, R35 bağımsız değişkenlerinin p

- **Öz Kaynaklar / Yabancı Kaynaklar Toplamı (R11):** Başarısız firmalar öz kaynaklarının 5 katı yabancı kaynağa sahipken başarılı firmalarda bu durum yaklaşık 2 katıdır. (Başarısız firmalar ort. 0.23, medyan 0.19'dur. Başarılı firmalar ort. 0.57, medyanı 0.45'tir.)

- **Kısa Vadeli Banka Kredileri / Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar (R16):** Başarısız firmaların KVK içindeki banka kredisi payının daha yüksek olduğu görülmektedir. Bu oran başarılı firmalarda yaklaşık 3 kat daha fazladır. (Başarısız firmalar ort. 0.31, medyan 0.25'dir. Başarılı firmalar ort. 0.1, medyanı 0'dır.)

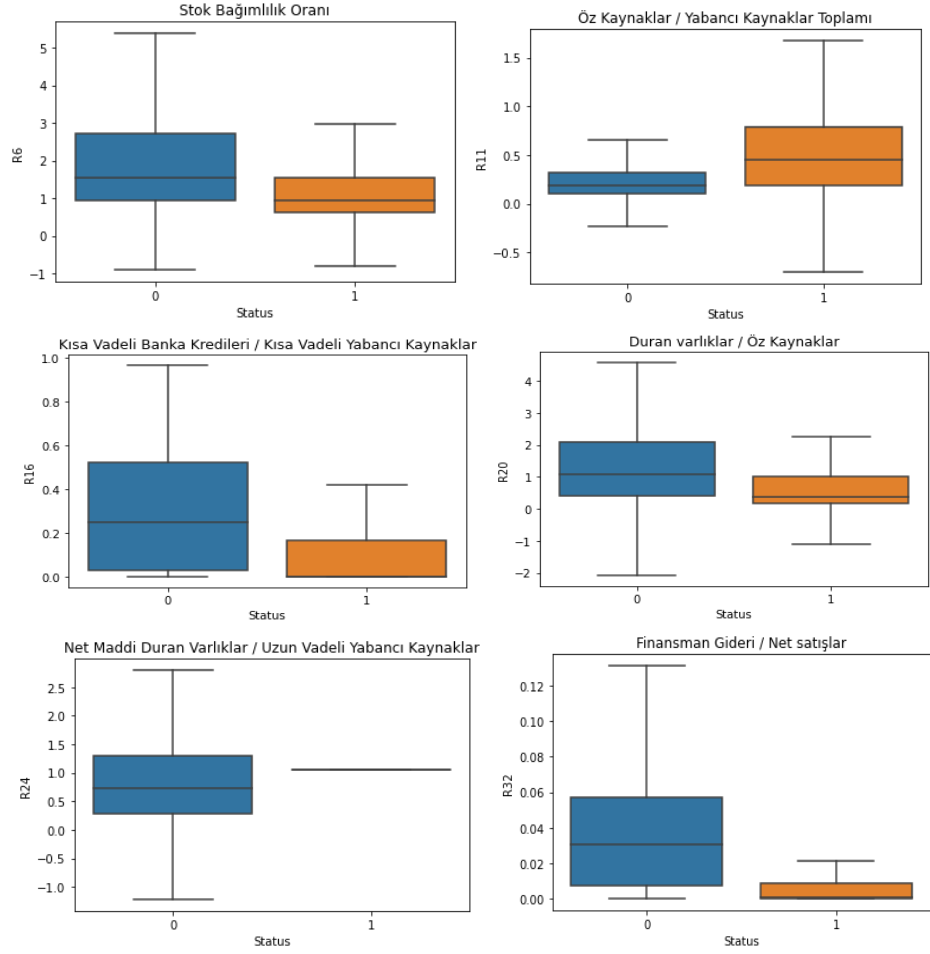
- **Duran Varlıklar / Öz Kaynaklar (R20):** Başarısız firmaların duran varlığının öz kaynaklara göre daha fazla olduğu, başarılı firmaların ise öz kaynağının yarısı oranında duran varlığa sahip olduğu tespit edilmiştir. (Başarısız firmalar ort. 1.40, medyan 1.06'dır. Başarılı firmalar ort. 0.63, medyanı 0.38'dir.)

- **Net Maddi Duran Varlıklar / UVYK (R24):** Başarısız firmaların net maddi duran varlıklarının uzun vadeli borçlarına oranının düşük olduğu, başarılı firmalarda ise iki katı fazla olduğu görülmektedir. UVYK ile Net Maddi Duran varlıklar arasındaki ilişki karşımıza önemli bir ayırt edici kriter olarak çıkmaktadır. (Başarısız firmalar ort. 0.83, medyan 1'dir. Başarılı firmalar ort. 9.95, medyanı 9.95'tir.)

- **Finansman Gideri / Net Satışlar (R32):** Başarısız firmaların net satışlarının yüzde 4,1'i kadar finansman giderine sahip olduğu görülmektedir. Başarılı firmalarda ise bu oranın binde 6'dır. Beklendiği gibi başarısız firmaların daha fazla yabancı kaynak kullanarak bunun için ödedikleri gider daha fazladır. (Başarısız firmalar ort. 0.039, medyan 0.03'tür. Başarılı firmalar ort. 0.006, medyanı 0.0006'dır.)

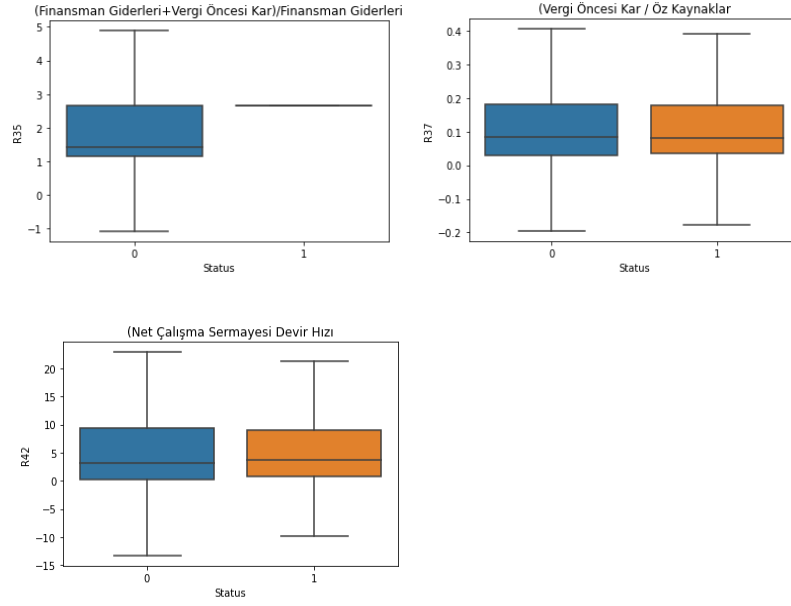
- **(Finansman Gideri + Vergi Öncesi Kar) / Finansman Giderleri (R35):** Başarılı firmaların başarısız firmalara oranla daha yüksek vergi öncesi kar ve düşük finansman giderleri ile çalıştıkları tespit edilmiştir. (Başarısız firmalar ort. 1.78, medyan 1.42'dir. Başarılı firmalar ort. 2.65, medyanı 2.64'tür.)

Şekil 14. Kutu Grafiği (Boxplot) Dağılımı-1 (2015)



- **Vergi Öncesi Kar / Öz Kaynaklar (R37):** Başarılı firmaların öz kaynaklara oranla başarısız firmalardan daha yüksek vergi öncesi kar elde ettikleri görülmektedir. (Başarısız firmalar ort. 0.106, medyan 0.08'dir. Başarılı firmalar ort. 0.114, medyanı 0.08'dir.)
- **Net Çalışma Sermayesi Devir Hızı (R42):** İşletmelerin faaliyetini sürdürürken sahip oldukları Net İşletme Sermayeleri ile hangi ölçüde satış hacim başarısı gösterdiğini yansıtan bir orandır. Beklendiği gibi başarılı firmaların daha iyi bir satış hacmine sahip oldukları görülmektedir.

Net Satışlar / Net İşletme Sermayesi (Dönen Varlıklar – KVKYK)

Şekil 15. Kutu Grafiği (Boxplot) Dağılımı-2 (2015)

Düşük devir hızına sahip başarısız firmaların stok veya alacak devir hızlarının yavaş olması da bu oranın düşük çıkmasına neden olabilir. (Başarısız firmalar ort. 4.14, medyan 3.16'dır. Başarılı firmalar ort. 4.66, medyanı 3.62'dir.)

4.9.3. Koleralasyon ve Çoklu Doğrusal Bağlantı (2015)

R34 ile R35 arasında yüksek korelasyon (0.95) mevcut olduğu için R34 seçilen değişkenler arasından çıkarılmıştır. Değişkenler arasında çoklu doğrusal bağlantı açısından hiçbir sorun olmadığı görülmektedir.

Tablo 33. Korelasyon ve Çoklu Doğrusal Bağlantı İstatistikleri (2015)

	R6	R11	R16	R20	R24	R32	R35	R37	R42
R6	1								
R11	-0,3250	1							
R16	0,1420	-0,1177	1						
R20	0,0135	-0,2674	0,1102	1					
R24	0,0565	0,1027	0,0147	-0,0559	1				
R32	0,1366	-0,2663	0,3735	0,2213	-0,2251	1			
R35	-0,0648	0,2800	-0,2191	-0,2624	0,0922	-0,5298	1		
R37	0,1325	-0,1097	-0,0968	-0,0615	-0,0147	-0,1712	0,3492	1	
R42	-0,1218	-0,0035	-0,0379	-0,1558	-0,0130	-0,0821	0,0802	0,0425	1
VIF	2,5499	2,2643	2,0261	1,7035	3,5718	1,9551	4,9539	1,8521	1,2282

4.9.4. Finansal Başarısızlık Modellerinin Analiz Sonuçları Doğrultusunda Karşılaştırılması

Başarısızlıktan üç yıl önceki veriler tahmin modelleri ile karşılaştırılarak başarısızlığı en iyi öngören model bulunmaya çalışılmıştır. Modellere ait hata matrisi ve performans skorları aşağıda verilmiştir.

Tablo 34. 2015 Yılı Hata Matrisi

Panel A: Rastgele Orman						
Eğitim Örneği			Test Örneği			
	0	1	Toplam	0	1	Toplam
0	100 (155/155)	0 (0/155)	100	95,31 (61/64)	4,69 (3/64)	100
1	2,63 (3/114)	97,37 (111/114)	100	7,69 (4/52)	92,31 (48/52)	100
Panel B: Karar Ağacı						
Eğitim Örneği			Test Örneği			
	0	1	Toplam	0	1	Toplam
0	100 (155/155)	0 (0/155)	100	95,31 (61/64)	4,69 (3/64)	100
1	2,63 (3/114)	97,37 (111/114)	100	7,69 (4/52)	92,31 (48/52)	100
Panel C: Lojistik Regresyon						
Eğitim Örneği			Test Örneği			
	0	1	Toplam	0	1	Toplam
0	84,52 (131/155)	15,48 (24/155)	100	90,63 (58/64)	9,37 (6/64)	100
1	23,68 (27/114)	76,32 (87/114)	100	30,77 (16/52)	69,23 (36/52)	100
Panel D: Naive Bayes						
Eğitim Örneği			Test Örneği			
	0	1	Toplam	0	1	Toplam
0	90,97 (141/155)	9,03 (14/155)	100	93,75 (60/64)	6,25 (4/64)	100
1	0 (0/114)	100 (114/114)	100	0 (0/52)	100 (52/52)	100

Panel A: DVM

Eğitim Örneği				Test Örneği		
	0	1	Toplam	0	1	Toplam
0	86,45 (134/155)	13,55 (21/155)	100	90,63 (58/64)	9,37 (6/64)	100
1	0 (0/114)	100 (114/114)	100	5,77 (3/52)	94,23 (49/52)	100

Panel A: KNN

Eğitim Örneği				Test Örneği		
	0	1	Toplam	0	1	Toplam
0	78,06 (121/155)	21,94 (34/155)	100	85,94 (55/64)	14,06 (9/64)	100
1	1,75 (2/114)	98,25 (112/114)	100	0 (0/52)	100 (52/52)	100

Rastgele orman modeli, eğitim setinde gerçekte başarısız olan 155 işletmenin tamamını doğru sınıflandırmıştır. Gerçekte başarılı olan 114 işletmenin ise 111'i doğru sınıflandırılarak başarılı işletme kategorisine dahil etmiştir. Eğitim seti toplam doğru sınıflandırma oranı %99'dur. Test setinde ise gerçekte başarısız olan 64 işletmenin 61'i doğru sınıflandırılmıştır. Başarılı olan 52 işletmenin de 48'i doğru sınıflandırılarak başarılı işletme kategorisine dahil edilmiştir. Test seti ortalama toplam doğru sınıflandırma oranı %94'tür.

Karar ağacı modeli, eğitim setinde gerçekte başarısız olan 155 işletmenin tamamını doğru sınıflandırmıştır. Gerçekte başarılı olan 114 işletmenin ise 111'i doğru sınıflandırılarak başarılı işletme kategorisine dahil etmiştir. Eğitim seti toplam doğru sınıflandırma oranı %99'dur. Test setinde ise gerçekte başarısız olan 64 işletmenin 61'i doğru sınıflandırılmıştır. Başarılı olan 52 işletmenin ise 48'i doğru sınıflandırılarak başarılı işletme kategorisine dahil edilmiştir. Test seti ortalama toplam doğru sınıflandırma oranı %94'tür.

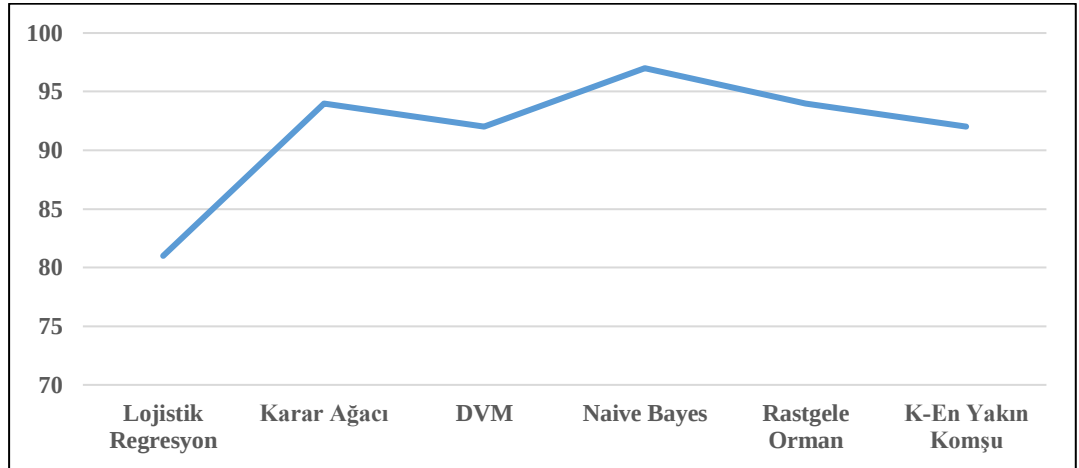
Lojistik regresyon modeli, eğitim setinde gerçekte başarısız olan 155 işletmenin 131'ini doğru sınıflandırmıştır. Gerçekte başarılı olan 114 işletmenin ise 87'si doğru sınıflandırılarak başarılı işletme kategorisine dahil etmiştir. Eğitim seti toplam doğru sınıflandırma oranı %81'dir. Test setinde ise gerçekte başarısız olan 64 işletmenin 58'i doğru sınıflandırılmıştır. Başarılı olan 52 işletmenin ise 36'sı doğru

sınıflandırılarak başarılı işletme kategorisine dahil edilmiştir. Test seti ortalama toplam doğru sınıflandırma oranı %81'dir.

Naive Bayes modeli, eğitim setinde gerçekte başarısız olan 155 işletmenin 141'ini doğru sınıflandırmıştır. Gerçekte başarılı olan 114 işletmenin ise tamamı doğru sınıflandırılarak başarılı işletme kategorisine dahil etmiştir. Eğitim seti toplam doğru sınıflandırma oranı %95'tir. Test setinde ise gerçekte başarısız olan 64 işletmenin 60'ı doğru sınıflandırılmıştır. Başarılı olan 52 işletmenin ise tamamı doğru sınıflandırılarak başarılı işletme kategorisine dahil edilmiştir. Test seti ortalama toplam doğru sınıflandırma oranı %97'dir.

Destek Vektör Makineleri modeli, eğitim setinde gerçekte başarısız olan 155 işletmenin 134'ünü doğru sınıflandırmıştır. Gerçekte başarılı olan 114 işletmenin ise tamamı doğru sınıflandırılarak başarılı işletme kategorisine dahil etmiştir. Eğitim seti toplam doğru sınıflandırma oranı %92'dir. Test setinde ise gerçekte başarısız olan 64 işletmenin 58'i doğru sınıflandırılmıştır. Başarılı olan 52 işletmenin ise 49'u doğru sınıflandırılarak başarılı işletme kategorisine dahil edilmiştir. Test seti ortalama toplam doğru sınıflandırma oranı %92'dir.

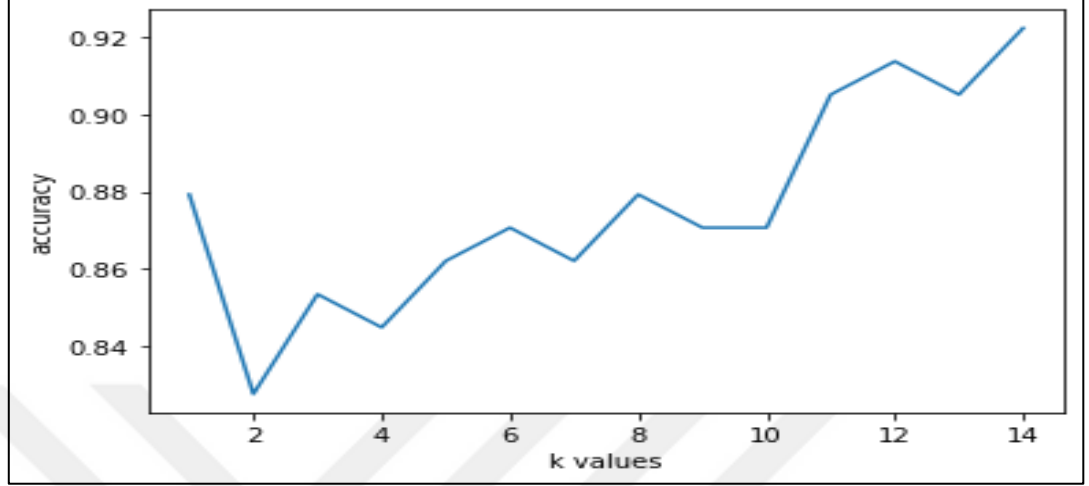
Grafik 8. Model Performans Göstergesi (2015)



KNN modeli eğitim setinde, gerçekte başarısız olan 155 işletmenin 121'i doğru sınıflandırmıştır. Gerçekte başarılı olan 114 işletmenin ise 112'si doğru sınıflandırılarak başarılı işletme kategorisine dahil etmiştir. Eğitim seti toplam doğru sınıflandırma oranı %87'dir. Test setinde ise gerçekte başarısız olan 64 işletmenin 55'i doğru sınıflandırılmıştır. Başarılı olan 52 işletmenin ise tamamı doğru

sınıflandırılarak başarılı işletme kategorisine dahil edilmiştir. Test seti ortalama toplam doğru sınıflandırma oranı %92'dir.

Şekil 16. KNN Algoritması En İyi K Değeri (2015)



KNN modelinin 2015 yılı verileri için en iyi k değerinin 14 olduğu saptanmıştır. 0 – 14 arasında alınan değerlerde k değerinin 2 ile en düşük doğruluğu verdiği anlaşılmaktadır.

4.10. PERFORMANSLARIN KARŞILAŞTIRILMASI

Modeller 2017 doğruluk oranlarına göre değerlendirildiğinde en başarılı tahmin modeli sırasıyla %90 ile KA, %89 ile RO, %87 ile KNN, %84 ile DVM ve LR, %82 ile NB olmuştur.

Modeller 2016 doğruluk oranlarına göre değerlendirildiğinde en başarılı tahmin modeli sırasıyla %97 ile KA, %96 ile RO, %89 ile KNN ve DVM, %85 ile NB, %80 ile LR olmuştur.

Modeller 2015 doğruluk oranlarına göre değerlendirildiğinde en başarılı tahmin modeli sırasıyla %97 ile NB, %94 ile KA ve RO, %92 ile KNN ve DVM, %81 ile LR olmuştur.

- **Karar Ağacı:** Karar ağacı modelinin 93,67 genel ortalama ile sınıflandırmadaki en başarılı model olduğunu söyleyebiliriz. T-1 ve t-2 yılında en iyi

tahmin öngörüsüne sahip olan modelin t-3 yılında da en iyi tahmin yapan ikinci model olduğu görülmektedir. Model en iyi tahminini t-2 yılında yapmış olup, t-1’de diğerlerine göre daha düşük doğruluk oranına sahip olmuştur.

- **Rastgele Orman:** Genel ortalama doğru sınıflandırma başarısında %93 ile en iyi ikinci model olmuştur. Eksik veriyle işlem yapılabilme ve istenildiği kadar ağaç yapısı ile çalışılabilme avantajlarına sahip bu modelde t-2 ve t-3 yıllarında doğru sınıflandırma başarısı daha fazladır. Model en yüksek doğru sınıflandırmayı t-2 yılında gerçekleştirmiştir.

- **DVM:** Genel sınıflandırma başarısında %89,33 ile üçüncü sırada yer almıştır. En başarılı sınıflandırmayı t-3 yılında yapmıştır. Başarısız dönemden uzaklaştıkça doğru sınıflandırma oranı artmıştır. En düşük performansı t-1 yılında göstermiştir. Başarılı firmalarda doğru sınıflandırılma oranı daha yüksektir.

- **KNN:** Genel sınıflandırmada DVM ile beraber %89,33 doğru sınıflandırma başarısı ile üçüncü sıradadır. DVM ile benzer doğruluk oranlarına sahiptir. En yüksek doğruluğa t-3 yılında, en düşük doğruluğa ise t-1 yılında ulaşmıştır. Başarılı firmaların doğru sınıflandırılma oranı daha yüksektir.

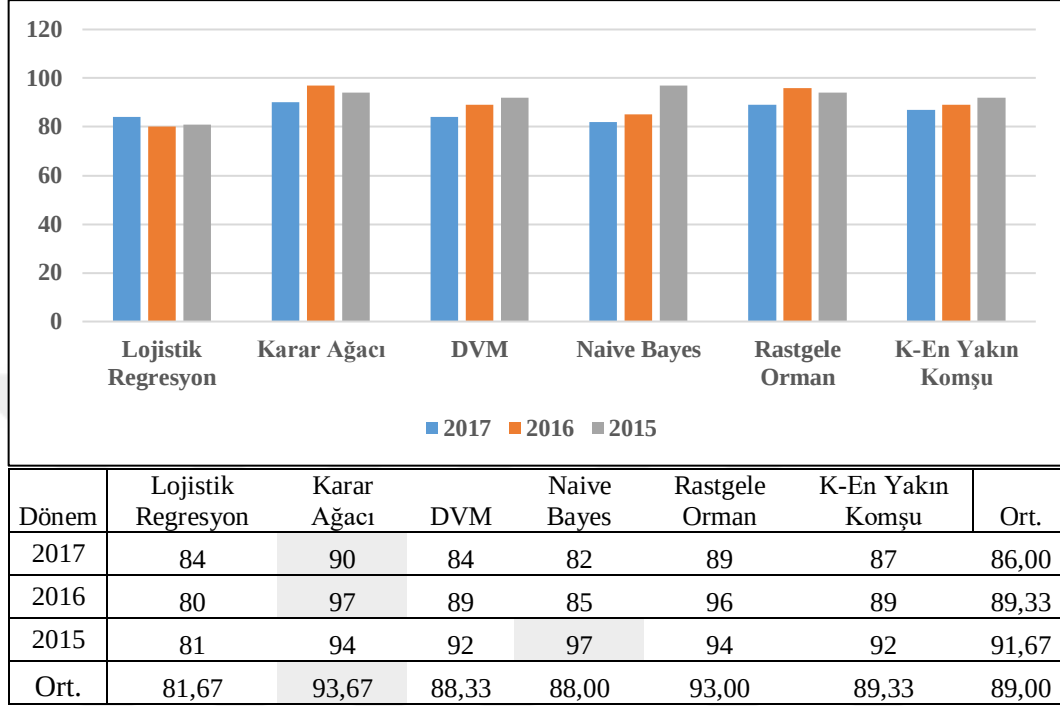
- **Lojistik Regresyon:** Genel performansta %81,67 ile en düşük doğruluk oranına sahip model olmuştur. %84 ile t-1 yılında en yüksek doğruluk oranına ulaşmıştır. T-3 yılında %81, t-2 yılında ise %80 doğru sınıflandırma başarısı elde etmiştir.

Tüm modellerin doğruluklarını incelendiğinde, başarısızlıktan uzaklaştıkça daha yüksek tahmin öngörüsü elde edilmiştir. %91,67 ile t-3 yılında en yüksek doğru sınıflandırma başarısı elde edilirken, t-2 yılında bu oran %89,33, t-3 yılında ise %86 olmuştur.

T-2 ve t-3 yılında modeller daha yüksek doğruluğa sahiptir. T-1 yılı başarısızlığa en yakın dönem olmasına rağmen daha düşük doğruluğa sahip olması bizleri işletmelerin faaliyette bulunduğu Türkiye ekonomisindeki dinamikleri daha detaylı araştırmaya itmiştir. T-2 ve t-3 yıllarında Türkiye’de faiz, enflasyon ve dolar/tl kurunun büyük değişim göstermediği görülmektedir. Ancak t-1 yılına gelindiğinde Merkez Bankası faiz oranlarının aynı kalmasına karşı enflasyon ve

dolar/tl kurunda ciddi bir hareketlenmenin olduğu görülmektedir. Başarısızlık yılı olan 2018 yılında ise bu üç değişken dramatik bir şekilde artış göstermiştir.

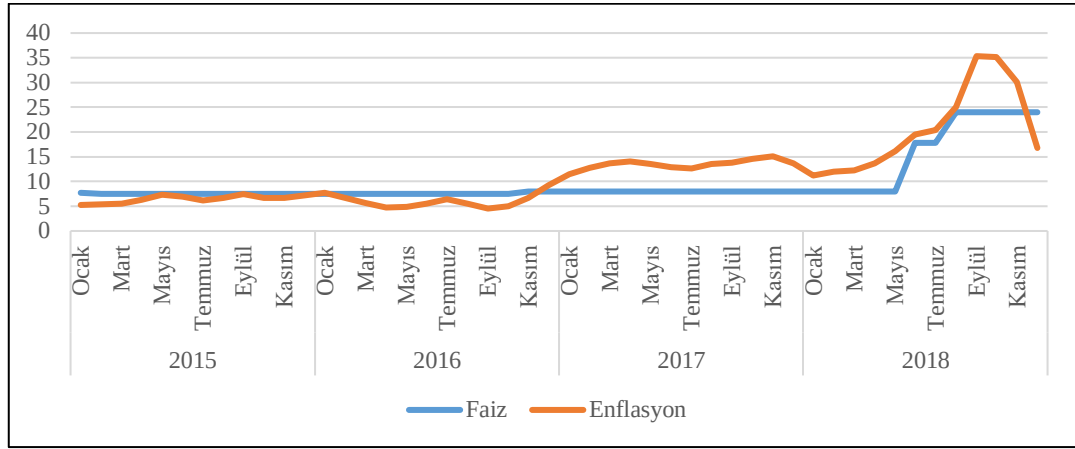
Grafik 9. Modellerin Performans Karşılaştırması



T-1 yılında atıl kapasitenin diğer iki yıldan daha fazla arttığı (R46), banka kredilerinin yabancı kaynaklar içerisindeki payının yükseldiği (R15) görülmektedir. Güngen'e (2018) göre 15 Temmuz 2016'dan 2017 sonuna kadar Türk Lirasının %20,5 değer kaybı, ABD'de faiz artışları ile Türkiye gibi ülkelere para girişlerinin yavaşlaması, cari açığın finansmanında sıcak paranın payının hızla artması, ülkenin ekonomik koşullarını ve piyasa dinamiklerini olumsuz etkilemiştir.

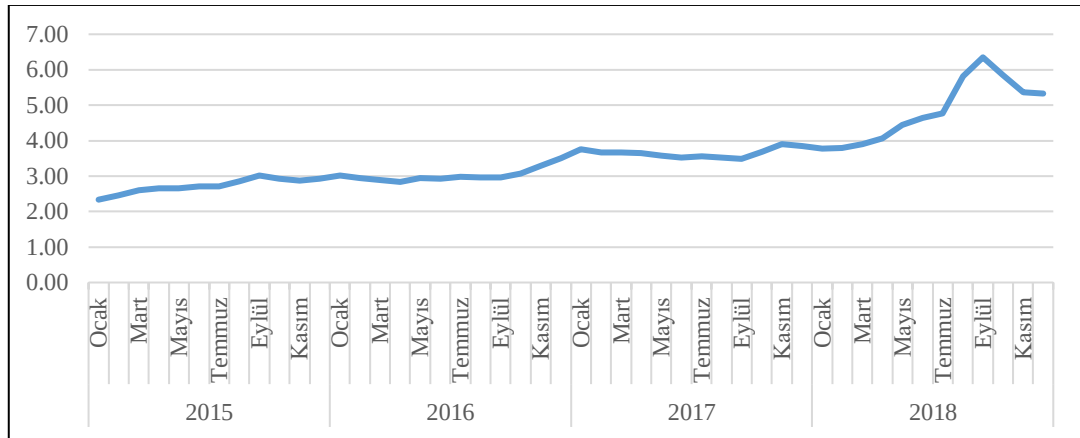
Tablo 35. Finansal Oran Ortalamaları

Değişkenler	R6	R11	R15	R16	R17	R18	R20	R24	R30	R32	R34	R35	R37	R42	R44	R46
2017 Başarısız	2,33	0,23	0,86	0,26	0,26	0,51	1,59	0,71	0,06	0,04	1,76	1,95	0,11	3,72	6,02	7,92
2016 Başarısız	2,39	0,22	0,63	0,28	0,21	0,44	1,53	0,74	0,06	0,04	1,55	1,62	0,10	7,15	6,07	8,47
2015 Başarısız	2,08	0,23	0,68	0,31	0,21	0,41	1,40	0,83	0,05	0,04	1,61	1,78	0,11	4,15	6,83	8,92
Değişkenler	R6	R11	R15	R16	R17	R18	R20	R24	R30	R32	R34	R35	R37	R42	R44	R46
2017 Başarılı	1,26	0,50	0,29	0,13	0,08	0,20	0,78	1,17	0,03	0,01	3,40	3,67	0,14	5,09	11,35	17,36
2016 Başarılı	1,29	0,56	0,25	0,11	0,07	0,17	0,80	0,87	0,02	0,01	2,08	2,22	0,12	4,94	11,10	19,98
2015 Başarılı	1,12	0,57	0,23	0,10	0,06	0,14	0,63	9,95	0,02	0,01	2,29	2,65	0,11	4,66	8,78	18,35

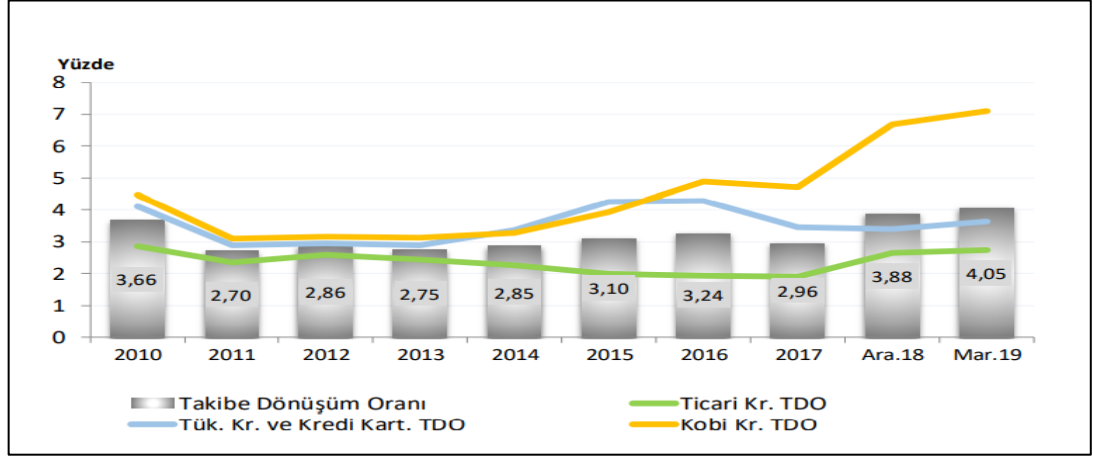
Grafik 10. Türkiye’deki Enflasyon ve Faiz Oranı

Kaynak: tcmb.gov.tr, tük.gov.tr , Enflasyon oranı $\frac{\text{ÜFE} + \text{TÜFE}}{2}$ şeklinde hesaplanmıştır.

Çetin (1996) ve Erez’e (1994) göre KOBİ’lerin en önemli problemi finansmandır. 2017’den itibaren artan enflasyon, dolar/TL kuru ve 2018 ortasında dramatik şekilde artan faiz oranları, KOBİ’lerin hem krediye ulaşımını zorlaştırmış hem de kullandıkları kredi maliyetlerinin artmasına sebep olmuştur. 2015 ve 2016’ya oranla 2017 yılında KOBİ kesimi banka kredileri arttığı görülmektedir (R15). Grafik 11’de görüleceği gibi bu durumdan en fazla etkilenen sektörün KOBİ’ler olduğunu göstermektedir. Bireysel ve ticari kredilerden ayrılan KOBİ’lerde takip oranı hızlı bir yükselişe girmiştir.

Grafik 11. Türkiye’deki Dolar/TL Kurunun Seyri

Kaynak: tcmb.gov.tr

Grafik 12. Takibe Dönüşüm Oranı

Kaynak: BDDK (2019)

Konjonktürel dalgalanmaların finansal başarısızlık üzerinde etkisi olduğu görülmektedir. 2015 ve 2016 yıllarında stabil eğilimde olan faiz, kur ve enflasyonun, 2017 ve 2018’de hızlı yükselmesi, başarısız firmalarda banka kredisinin hızlı artışına yol açmış, kapasite kullanımlarını düşürmüştür. Zayıf teminat yapısı ve yüksek oranlarla kredi kullanan bu işletmelerin ticari ve tüketici müşteri kesiminin aksine 2017 ortasından itibaren takibe dönüşüm oranlarının hızla arttığı görülmektedir. Farklılaşan bu grupla ilgili değerlendirmeler yaparken makro ekonomik dinamiklerinde dikkate alınmasının daha isabetli olacağı kanaatindeyiz.

SONUÇ VE ÖNERİLER

İşletmelerde finansal başarısızlığa maruz kalma, işletme ile ilgili grupları ve genel ekonomik yapıyı olumsuz etkilemektedir. Finansal başarısızlığın tahmin edilmesi finans alanındaki önemli araştırma konularından birisidir. Finansal başarısızlık tahmininin amacı, çeşitli ekonometrik göstergelerden yararlanarak bir işletmenin finansal durumunu tahmin etmeyi sağlayacak bir tahmin modeli geliştirmektir. İşletmenin alacaklıları ve yatırımcılar açısından bir işletmenin finansal açıdan başarısız olma ihtimalini bilmek, alınacak kararlar öncesi oldukça önemli bir konu haline gelmiştir.

1960'lı yıllardan bugüne kadar farklı yöntemler kullanılarak finansal başarısızlığı tahmin eden modeller geliştirilmeye çalışılmıştır. Özellikle günümüzde baş döndürücü şekilde gelişen teknolojik yenilikler, bilgisayarların donanımsal ve yazılımsal gelişmişlikleri ile daha büyük ve daha karmaşık veri kütleleri, büyük veriler (big data) ortaya çıkmaya başlamıştır. Artan bu hacimsel büyüme ile finansal başarısızlığı ölçen geleneksel istatistik tahmin modelleri ihtiyaca cevap verememeye başlamış, modern yöntemlere ihtiyaç duyulmuştur.

Türkiye gibi dönemsel konjonktürel dalgalanmaların fazla olduğu ekonomilerde finansal başarısızlık tahminleri her zaman önemli olmuş ve üzerinde yoğun çalışmaların yapıldığı bir alana dönüşmüştür. Bu alanda yapılabilecek hatalar kreditorlerin zarara girmelerine sebep olabilecektir. Bu da finansal kurumlardaki hissedarları, mevduat sahiplerini, çalışanları, kamuyu ve genel ekonomik yapıyı olumsuz etkileyecektir.

Bu çalışmada Türkiye'de faaliyet gösteren 173 başarılı ve 219 başarısız olmak üzere toplam 392 KOBİ'nin 2015-2018 yılları arasındaki finansal mali tabloları incelenmiştir. Başarısızlığı tahmin etmek için lojistik regresyon, karar ağacı, rastgele ormanlar, destek vektör makineleri ve k en yakın komşu yöntemleri kullanılarak başarısızlıktan 1, 2 ve 3 yıl önce geçerli olabilecek en yüksek doğru tahmin gücüne sahip modelin bulunması amaçlanmıştır. 2018 yılı içerisinde yetkili mahkemeler tarafından haklarında iflas veya konkordato kararı verilen KOBİ'ler başarısız kabul edilmiştir.

Verilerin farklı finansal karakteristik göstermesinden dolayı sektör ayrımı yapılarak, yıllara sari iş yapmayan, 1 takvim yılı esasına göre çalışan işletmeler inceleme kapsamına alınmıştır. Analize konu işletmeler rastgele örnekleme yöntemi ile seçilmiştir. Başarısız işletme verilerinde örnek uzayın yaklaşık %27'sine ulaşılmıştır.

Maliye Bakanlığı tarafından onaylı yıllık Gelir ve Kurumlar Vergisi beyannameleri temel alınarak tüm işletmelere ait 47 finansal oran her yıl için ayrı ayrı hesaplanmıştır. Çalışmaya veri ön işleme adımıyla devam edilerek eksik veri analizi yapılmıştır. Sırasıyla 2017, 2016 ve 2015 yılları için toplam %2,43, %2,89 ve %6,08 eksik (kayıp) veriyle karşılaşılmıştır. Eksik veriler her bir bağımsız değişkenin medyan değeri ile doldurulmuştur. Devamında her bir bağımsız değişkenin uç değer analizi box-plot yöntemi kullanılarak yapılmış, uç verilerin analize olabilecek olumsuz etkisi azaltılmaya çalışılmıştır.

Çalışmada hangi oranların daha etkili olduğu, random forest – recursive feature elimination (RF-RFE) yöntemi ile tespit edilmiştir. Başarısızlıktan önceki t-1, t-2 ve t-3 yılları için sırasıyla 8, 9 ve 9 finansal oran seçilmiştir. Seçilen finansal oranların normal dağılıma sahip olup olmadığını anlamak için Shapiro Wilk testi uygulanmıştır. Bağımsız değişkenlere korelasyon analizi yapılmış, VIF değerlerinin de 10'dan küçük çıkması nedeniyle çoklu bağlantı sorunu olmadığı anlaşılmıştır.

Çalışma sonucunda başarısızlıktan 1 ve 2 yıl önce en yüksek doğru sınıflandırma yüzdesi sırasıyla ortalama %90 ve %97 ile karar ağacı modeline aittir. Başarısızlıktan 3 yıl önce ise %97 ile Naive Bayes modeli en yüksek doğruluğu veren model olmuştur. Modellerin incelenen her 3 yılda da başarısız firmaları, başarılı firmalardan daha iyi sınıflandırdığı görülmüştür.

Türkiye'de karar ağacı modeli ile yapılan araştırma sayısının oldukça az olduğu görülmektedir. Hesarı (2018) yaptığı çalışmada karar ağacı modelinin yapay sinir ağları ve diskriminant yöntemine göre daha yüksek doğruluk öngörüsüne sahip olduğunu tespit etmiştir. Yakut ve Elmas (2013) ise karar ağacı modelinin diskriminant analizine göre daha yüksek doğru sınıflandırma başarısı gösterdiğini tespit etmiştir. Sonuçlar, bu çalışmanın sonuçlarını destekler nitelikte olup, karar ağacı modelinin iyi bir sınıflandırıcı olduğunu göstermektedir. Diğer en iyi

sınıflandırıcı model olan Naive Bayes ile Türkiye’de yapılan herhangi bir finansal başarısızlık çalışmasına rastlanılamamıştır. Naive Bayes algoritmasının başarısızlıktan uzaklaştıkça daha yüksek doğru sınıflandırma yaptığı tespit edilmiştir.

Rastgele Orman modeli ise 2015’den itibaren sırasıyla yüzde 94, 96 ve 89 doğruluk oranı ile genel ortalama en başarılı ikinci en iyi sınıflandırma yapan model olmuştur. Basitliği ile hem sınıflandırma hem de regresyon analizlerinde kullanılan bu modelin birden fazla ağaçtan oluşan yapısı nedeniyle, karar ağacı modeline yakın öngöründe bulunduğu tespit edilmiştir. Yapılan literatür araştırmasında Selcik (2019) tarafından yapılan çalışma dışında bu modelle yapılan herhangi bir finansal başarısızlık çalışmasına rastlanılamamıştır.

KNN modelinin finansal başarısızlık çalışmalarında az kullanılan makine öğrenmesi modellerinden birisi olduğu anlaşılmaktadır. Yıllara göre ortalama yüzde 89,33 başarı oranı ile en yüksek üçüncü doğru sınıflandırma öngörüsüne sahip bu modelde bir çalışma dışında herhangi bir çalışmaya rastlanılamamıştır. Aksoy ve Boztosun (2019) tarafından yapılan bu çalışmada KNN modelinin doğru sınıflandırma oranı %78 olarak tespit edilmiştir.

Dördüncü en başarılı sınıflandırma öngörüsüne sahip olan DVM modeli ile yapılan analizlerin de sınırlı sayıda olduğu görülmektedir. Ceran ve Bülbül (2019) tarafından yapılan çalışmada da DVM modeliyle yapılan analizlerin eksikliğinden bahsedilmiştir. Şengören’in (2019) lojistik regresyon ile DVM modelini kullandığı çalışmasında incelediği 3 yıl için DVM’nin daha yüksek doğru sınıflandırma başarısı elde ettiğini tespit etmesi, bu çalışmanın sonucunu destekler niteliktedir.

Türkiye’de yapılan finansal başarısızlık çalışmalarında en fazla lojistik regresyon modelinin kullanıldığı görülmektedir. Tek yöntem olarak sadece lojistik regresyonla yapılan çalışmaların (Gör, 2016; Yakıcı Ayan ve Değirmenci, 2018; Bulut ve Şimşek, 2018; Aktümsek, 2018; Baş ve Çakmak, 2019; Çavuş ve Başar, 2020) yanında diğer modellerle karşılaştırmalı çalışmalar da yapılmıştır. Ancak model doğruluk sonuçlarının karşılaştırıldığı çoğu çalışmada (İçerli, 2005; Torun, 2007; Yakut, 2012; Hesarı, 2018; Yazıcı, 2018; Şengören, 2019; Ural, 2020) lojistik regresyon modelinin en yüksek doğru sınıflandırma başarısını sağlayamadığı tespit

edilmiştir. Sadece Aksoy (2018) tarafından yapılan YSA, CART, diskriminat ve lojistik regresyon modellerinin kullanıldığı ve 3 yıllık süreyi kapsayan çalışmada başarısızlıktan iki yıl önce en iyi tahmin öngörüsü yapan model olmuştur. Araştırma sonuçları, bu çalışma sonuçları ile de paralellik göstermektedir. Çünkü bu çalışmadaki sonuçlara göre lojistik regresyon modeli yüzde 81,67 ortalama doğruluk oranı ile en düşük doğru tahmin öngörüsüne sahip model olmuştur.

Literatürdeki çalışmaların büyük bir kısmı Altman Z Skor modelinin beş oranına odaklanmışken, bu çalışmada farklı finansal oranlar kullanılarak yüksek doğrulukla işletme başarısızlığı tahmin edilmeye çalışılmıştır. Yapılan literatür araştırmasında 25 finansal oran ile 5 araştırma (Aksoy, 2018; Çelik, 2009; Akkaya vd., 2009; Taşpınar Cengiz vd., 2015; Yakıcı Ayan ve Değirmenci, 2018), 26 finansal oran ile 3 araştırma (Torun, 2007; Ceran ve Bülbül, 2019; Aksoy ve Boztosun, 2018), 23 finansal oran ile 3 araştırma (Aktaş vd., 2003; Akyüz vd., 2017; Selimoğlu ve Orhan, 2015), 21 finansal oran ile 3 araştırma (Gülcan, 2011; Öztürk, 2010; Baş ve Çakmak, 2019), 29 finansal oran ile 2 araştırma (Yazıcı, 2018; Büyükarıkan ve Büyükarıkan, 2018), 10 finansal oran ile de 2 araştırma (İçerli ve Akkaya, 2006; Gör, 2016) yapıldığı tespit edilmiştir. Kullanılan finansal oranların 10 ile 30 arasında değiştiği görülmektedir. Bu çalışmada 47 birincil finansal oran kullanılarak diğer çalışmalara göre daha fazla bağımsız değişken (finansal oran) kullanılmıştır. Yapılan literatür incelemesinde 84 finansal oran ile Selcuk (2019) ve 50 finansal oran ile Öztürkler'in (2012) çalışması dışında daha fazla değişken kullanılan başka bir çalışmaya rastlanılamamıştır.

Finansal oranlar içerisinde en önemlileri RF-RFE yöntemi ile tespit edilmiştir. Bu sayede başarılı ve başarısız firma ayırımında kullanılan rasyolar ile işletmelerin finansal durumları detaylı analize tabi tutulmuştur. Kısa vadeli borçların ödenmesinde stoklara bağımlılığı gösteren stok bağımlılık oranı ilk ayırt edici oran olarak belirlenmiştir. T-3 yılında yüksek stok bağımlılık oranı (R6) ile çalışan başarısız işletmelerin bu oranı t-2 yılında da düşüremediği hatta t-1 yılında daha yüksek bir orana ulaştıkları görülmektedir. Başarısız işletmeler, KVKYK'larının stoklara bağımlılığını 3 yıl boyunca azaltamamışlardır. Fiyat indirimi gibi politikalarla stok bağımlılık oranını düşüremeyen firmaların başarısız olduğu görülmektedir.

Başarılı işletmelerin yabancı kaynaklar toplamı, öz kaynaklarının iki katı iken başarısız işletmelerde bu durum ortalama dört katıdır (R11). T-3 yılından itibaren başarısız işletmelerde herhangi bir finansal düzelmenin olmadığı her 3 yılda da mevcut durumun devam ettiği görülmektedir. Finansman oranı olarak ta adlandırılan bu rasyo ile toplam borç – özkaynak ilişkisinin önemli başarısızlık kriterlerinden birisi olduğu saptanmıştır. Çalışma sonuçlarına göre piyasa şartlarında meydana gelebilecek olumsuz gelişmelerde ilk sıkıntıya düşebilecek işletmelerin finansman oranı dört veya daha yüksek olan işletmeler olacağı tespit edilmiştir.

Başarısız işletmelerin daha yüksek banka kredisi ile çalıştıkları ve beklendiği gibi en yüksek banka borçluluğuna t-1 yılında ulaştıkları görülmektedir (R15). Yabancı kaynaklarının ortalama yüzde 60'ı banka kredilerinden oluşan başarısız işletmelerin finansal piyasalarda meydana gelebilecek olumsuzluklar karşısında kendilerini finanse edebilmek için tekrar banka kredilerine başvurdıkları ve tüm borçlar içinde banka payını yüzde 86'ya çıkardıkları görülmektedir. Bu durumda bankalar tarafından yapılabilecek herhangi bir olumsuz değerlendirme durumunda işletmeler faaliyetlerine devam edemeyecek duruma gelebileceklerdir. Çalışmaya konu işletmelerin ise yüksek banka borcundan dolayı bankalar tarafından yeni kredi kullandırılmaması ihtimaline karşı iflas erteleme kanununun kaldırılması ile oluşan boşluğu doldurmak için getirilmiş bir anlaşma olan konkordato ile iflastan kurtulmaya çalıştıkları görülmektedir.

Çalışmada birincil değişken olarak kullanılan 47 finansal oranın üç tanesinde banka ismi geçmektedir. RF-RFE ile seçilen en önemli 10 değişkenin içerisinde 2 tane banka ismi geçen rasyonun yer alması başarısızlık kriteri tespitinde işletmelerin banka çalışmalarının ne kadar önemli olduğunu göstermektedir. R15 nolu finansal oranın yanısıra R16 yani KVKYK içerisinde kısa vadeli banka borçlarının da önemli bir kriter olduğu tespit edilmiştir. Başarılı firmalarda yüzde 10 ile 13 arasında olan bu oran, başarısız firmalarda yüzde 26 ile 31 arasında değişmiştir. KVKYK içerisinde banka borcunun yüzde 30'u aşması önemli bir eşik olarak tespit edilmiştir. Literatürdeki diğer çalışmalarda kullanılan finansal rasyolar içerisinde “banka” geçen finansal oranlara rastlanılamamıştır. Günümüz ticari hayatında bankalarla olan çalışmalar işletmelerin büyümesi ve yatırımları için gerekli finansmanı bulması açısından çok önemli hale gelmiştir. Çalışmada banka rasyolarının finansal

başarısızlık araştırmalarında da kullanılmasının daha yüksek doğruluk oranına sahip sonuçlar elde edilebilmesi için önemli olduğu sonucuna varılmıştır.

Başarısız işletmelerde toplam pasif içerisinde UVYK oranının yüzde 20'nin üzerinde olduğu tespit edilmiştir. Başarılı işletmelerde ise bu oran yüzde 10'u geçmemektedir. Yüzde 10 ile 20 arasındaki bölge gri bölge olarak adlandırılabilir. Gri bölgede bulunan işletmeler dikkatle takip edilip yüzde 10 sınırının altına çekilecek politikalar belirlenmelidir.

KVYK'nin devamlı sermaye oranına (UVYK + özkaynaklar) bakıldığında incelenen her üç yılda da başarısız işletmelerin düşük özsermayeye sahip oldukları görülmektedir. Başarılı işletmeler UVYK'ların beş katı devamlı sermayeye sahipken, başarısız işletmelerde bu oran iki katıdır. Gri bölge olarak tanımlanabilecek iki ile beş arasında bulunan işletmelerin başarısızlık riskine maruz kalma olasılığını azaltmaları için bu oranı özsermaye takviyesi ile beş katına çıkaracak politikalar belirlemeleri önerilmektedir.

Başarısız işletmelerin duran varlıklara gereğinden fazla yatırım yaptığı tespit edilmiştir. Çalışmada başarısız işletmelerin her 100 TL'lik özkaynağa karşılık her üç yılda 140 ile 160 TL'lik duran varlığa sahip olduğu, başarılı işletmelerin ise her 100 TL'lik özkaynağa karşı 60 ile 80 TL'lik duran varlığa sahip olduğu tespit edilmiştir. Dönen ve duran varlıklar sayısal olarak kıyaslandığında duran varlıkları daha fazla olan işletmelerin sanayi şirketi olma olasılığı yüksektir. Duran varlık ile özkaynak arası ilişki dikkat edilmesi gereken önemli kriterlerden birisi olarak saptanmıştır.

Çalışmadaki en dikkat çekici noktalardan birisi faaliyet karı / net satışlar oranı sonuçlarının başarılı işletmelerde daha düşük iken başarısız işletmelerde daha yüksek oluşudur. RF-RFE tarafından ayırt edici olarak seçilen bu rasyo başarısız firmaların her üç yılda da daha yüksek faaliyet karı elde ettiğini göstermektedir. Bu durum R15 ve R22 rasyoları ile açıklanabilecektir. Düşük özkaynağa sahip olan başarısız işletmelerin, yüksek banka kredisi kullandığı anlaşılmaktadır. Elde edilen fon ile faaliyet hacimlerini artırmışlar ve yüksek faaliyet karı elde etmişlerdir.

Başarısız işletmelerin daha yüksek faaliyet karı elde etmesine karşılık bu karın yaklaşık %70'ini finansman gideri olarak ödedikleri görülmektedir (R32).

Yüksek faiz oranı ile kullanıldığı anlaşılan bu krediler firma giderlerinde çok önemli bir yer tutmuştur. Varlık amacı kar elde etmek olan işletmelerin yüksek finansman gideri ödemeleri sonucunda genel giderlerini karşılayamayacak duruma düşmeleri söz konusu olabilecektir. Ayrıca bu işletmelerin vergi sonrası (R34) ve vergi öncesi karlılığı (R35) ile öz kaynak karlılığının (R37) daha düşük olduğu tespit edilmiştir. Karadeniz ve Öcek'te (2019b) yaptıkları çalışmada özsermaye karlılığını anlamlı fark yaratan rasyolar arasında saymıştır. Bu tespitler neticesinde yüksek finansman giderinin tüm finansal dengeleri bozan bir etkisinin olduğu anlaşılmaktadır.

Yapılan analizler sonucunda net çalışma sermayesi devir hızı da RFE ile seçilen değişkenlerden birisi olarak belirlenmiştir. Net çalışma sermayesinin satışlarla yılda kaç kez karşılanabileceğini gösteren bu finansal oran, başarısız firmaların özellikle t-1 yılında işletme sermayesini etkin kullanamadıklarını göstermektedir.

Başarılı işletmeler t-1 ve t-2 yılında sırasıyla alacakların 11 katı kadar satış yapmışlardır. Buna karşılık başarısız işletmelerde ise bu durum alacakların 6 katıdır (R44). Başarılı işletmelerin hızlı tahsilat yaptığı, başarısız işletmelerin ise tahsilat sıkıntısı çektiği görülmektedir. Diğer tespit ise işletmelerin duran varlıklarının verimli kullanılması ile ilgilidir (R46). Başarısız firmaların duran varlıklarını yeterince verimli kullanamadıkları saptanmıştır.

Tüm modellerin doğrulukları incelendiğinde, başarısızlıktan uzaklaştıkça daha yüksek tahmin öngörüsü elde edilmiştir. T-1 yılının başarısızlığa en yakın dönem olmasına rağmen daha düşük doğruluğa sahip olması bizleri işletmelerin faaliyette bulunduğu Türkiye ekonomisindeki dinamikleri daha detaylı araştırmaya sevk etmiştir. 2015 ve 2016'da benzer hareket eden makroekonomik göstergeler (faiz, enflasyon, kur), 2017 ve 2018 yılında dramatik bir şekilde artmıştır. 2017 yılında başarısız işletmelerin banka kredilerinin yabancı kaynaklar içindeki payı (R15) ile atıl kapasitelerinin arttığı (R46) görülmektedir. Zayıf teminat yapıları, yüksek oranla borçlanma gibi kendilerine has olumsuzluklara sahip KOBİ'lerin ticari firmalar ve bireysel tüketiciler kadar kredi geri ödeme kapasitelerinin dayanıklı olmadığı görülmüştür.

Özetlenecek olursa, 2015 ve 2016 yıllarında Türkiye'nin genel ekonomik yapısındaki dinamiklerde sıkıntı olmadığı gözlemlenmiştir. 2017 ile başlayan bozulma 2018 yılında zirve noktasına ulaşmıştır. Tablo 35'te de görüleceği gibi başarısız işletmeler 2017 yılında yüksek banka kredileri ile hızlı büyümüşler ve yüksek faaliyet karları elde etmişlerdir. Ancak düşük öz kaynağa sahip bu işletmeler bir süre sonra finansman giderlerini yönetememişlerdir. Yüksek banka borçluluğu ve yüksek finansman gideri ile kar da elde edemeyen başarısız işletmeler 2018 yılı içerisinde kendilerini finansal olarak çeviremedikleri için başarısız olmuşlardır.

Bu çalışmada sadece finansal oranlar dikkate alınarak başarısızlık tahmin edilmeye çalışılmıştır. Ancak işletmelerdeki yönetim becerileri, işletme sahip ya da hissedarlarının eğitim ve yaşları, işletme yönetim bilgi sistemleri, kısa ve uzun vadeli stratejileri, işletme verimliliği, müşterilerde yoğunlaşma, tedarikçi güvenilirliği, bankalar ile olan ilişkiler, müşterilerin çek ve senet kayıtları, memzuç dolulukları, kredi kayıt bürosu skorları, dış ekonomik çevre, işsizlik oranları, ülkenin politik ve ekonomik istikrarı, kullanılan örneklem büyüklüğünün artırılması, ülke faiz, kur ve enflasyon oranları, sektör geri dönüş ortalamaları, döviz kuru ve büyüme oranları gibi çok sayıda değişkenin de başarısızlık üzerinde etkisi mevcuttur. Bu değişkenlerin de modele dahil edilmesi daha kesin ve güvenilir sonuçlar elde edilmesi açısından faydalı olacağı düşünülmektedir.

KAYNAKLAR

ABACIOĞLU, S. (2018). *Finansal Başarısızlığı Belirlemede İstatistiksel Yöntemlerin Sınıflandırma Performanslarının Karşılaştırılması: Borsa İstanbul'da Bir Uygulama*, Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi, Ondokuz Mayıs Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Samsun. <https://doi.org/10.20961/ge.v4i1.19180>

AĞIRMAN, E. (2018). Finansal Sıkıntı Göstergeleri: BİST'te İşlem Gören İmalat Sanayi Firmaları Üzerine Bir Araştırma. *Atatürk Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi*, 32(2), 403–425.

AKAY, E.Ç. (2018). Ekonometride Yeni Bir Ufuk: Büyük Veri ve Makine Öğrenmesi. *Social Sciences Research Journal*, Volume 7, Issue 2, 41-53 (June 2018), ISSN: 2147-5237.

AKCA, M., E. (2020). Karar ağaçları (Makine Öğrenme Serisi -3, Erişim adresi: <https://medium.com/deep-learning-turkiye/karar-a%C4%9Fa%C3%A7lar%C4%B1-makine-%C3%B6%C4%9Frenmesi-serisi-3-a03f3ff00ba5> , Erişim tarihi: 09.02.2021

AKDENİZ, E. (2018). *Yapay Sinir Ağları İle İşletmelerin Mali Başarısızlıklarının Öngörülmesine İlişkin Bir Çalışma*, Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi, Eskişehir Osmangazi Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Eskişehir. <https://doi.org/10.20961/ge.v4i1.19180>

AKGEMCİ, T. (2001). KOBİ'lerin temel sorunları ve sağlanan destekler, T.C. Sanayi ve Ticaret Bakanlığı KOSGEB Geliştirme ve Destekleme İdaresi Başkanlığı, Ankara.

AKKAYA, G. C., DEMİRELİ, E., & YAKUT, Ü. H. (2009). İşletmelerde Finansal Başarısızlık Tahminlemesi: Yapay Sinir Ağları Modeli ile İMKB Üzerine Bir Uygulama. *Eskişehir Osmangazi Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 10(2), 187–216.

AKPINAR, G., & AKPINAR, O. (2017). Finansal Başarısızlık Riskinin Belirleyicileri: Borsa İstanbul da Bir Uygulama. *Journal of Business Research Turk*, 9(4), 932–951. <https://doi.org/10.20491/isarder.2017.366>

AKSOY, B. (2018). *İşletmelerde Finansal Başarısızlık Tahmininde Veri Madenciliği Yöntemlerinin Karşılaştırılması: BİST'te Bir Uygulama*.

Yayımlanmamış Doktora Tezi, Erciyes Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Kayseri.

AKSOY, B., & BOZTOSUN, D. (2018). Diskriminant ve Lojistik Regresyon Yöntemleri Kullanılarak Finansal Başarısızlık Tahmini: BİST İmalat Sektörü Örneği. *Finans Politik & Ekonomik Yorumlar Dergisi*, 646, 9–32.

AKSOY, B., & BOZTOSUN, D. (2019). *İmalat İşletmelerinde Makine Öğrenmesi Yöntemleri Kullanılarak Finansal Başarısızlık Tahmini ve Sınıflandırma Performansının Karşılaştırılması: Borsa İstanbul Örneği*, 2. Uluslararası Bankacılık Kongresi Bildiriler Kitabı, 2019, Çorum, s. 11–18. ISBN:978-605-5244-15-6.

AKTAŞ, R., DOĞANAY, M., & YILDIZ, B. (2003). Mali Başarısızlığın Öngörülmesi: İstatistiksel Yöntemler ve Yapay Sinir Ağı Karşılaştırılması. *Ankara Üniversitesi SBF Dergisi*, 58(4), 3–24. https://doi.org/10.1501/sbfder_0000001691

AKTÜMSEK, E. (2018). *Mali Başarısızlık Tahminlemesinde Sektör Bazlı Bir Karşılaştırma*. Yayımlanmamış Yüksek Lisans Tezi, Kırıkkale Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Kırıkkale. <https://doi.org/10.20961/ge.v4i1.19180>

AKTÜRK, Z. ve ACEMOĞLU, H. (2010). Sağlık çalışanları için araştırma ve pratik istatistik, Anadolu Matbaası, İstanbul, 45-46, 83-90.

AKYÜZ, F. (2020). Taş ve Toprağa Dayalı Sektörde Faaliyet Gösteren Şirketlerin Finansal Başarısızlık Risklerinin Tahmin Edilmesi. *Ömer Halisdemir Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 13(1), 40–51. <https://doi.org/10.25287/ohuiibf.652278>

AKYÜZ, K. C., YILDIRIM, İ., AKYÜZ, İ., & TUGAY, T. (2017). Borsa İstanbul’da İşlem Gören Kağıt ve Kağıt Ürünleri Sanayi İşletmelerinin Finansal Başarısızlık Düzeylerinin Oran Analizi ve Diskriminant Analizi Yöntemleri Kullanılarak Ölçülmesi. *Journal of Forestry*, 13(1), 60–74. <https://doi.org/10.2307/3982727>

ALBAYRAK, A.S. (2008). Değişen Varyans Durumunda En Küçük Kareler Tekniğinin Alternatifi Ağırlıklı Regresyon Analizi ve Bir Uygulama, *Afyon Kocatepe Üniversitesi İİBF Dergisi*, 10(2), s.133.

ALPAR, R. (1997). Uygulamalı Çok Değişkenli İstatistiksel Yöntemler Giriş-I. Kültür Ofset, Ankara.

ALTMAN, E. I. (1968). The Prediction of Corporate Bankruptcy: A Discriminant Analysis. *The Journal of Finance*, 23(1), 193. <https://doi.org/10.2307/2325319>.

ALTMAN, E. I. (2006). Corporate Financial Distress and Bankruptcy: Predict and Avoid Bankruptcy, Analyze and Invest in Distressed Debt, 3. Baskı, New Jersey: Wiley and Sons Inc. s. 37

ARGENTİ, J. (1976). Corporate Collapse, Published by McGraw-Hill Book Company Limited, U.K.

ARLOT, S. & CELİSSE, A. (2010). A survey of Cross Validation procedures for model selection, *Statistics Surveys*, 4 , 40-79.

AYDIN, N., BAŞAR, M., & ÇOKUN, M. (1993). *Finansal Yönetim*. Ankara: Detay Yayıncılık.

AZİZ, M. A., & DAR, H. A. (2006). Predicting corporate bankruptcy : where we stand ? *Corporate Governance*, 6(1), 18–33. <https://doi.org/10.1108/14720700610649436>

AZNAR, P. (2020). Decision tree: gini vs entropy, Erişim adresi: <https://quantdare.com/decision-trees-gini-vs-entropy/> Erişim tarihi: 02.01.2021

BAĞCI, H., & SAĞLAM, Ş. (2020). Sağlık ve Spor Kuruluşlarında Finansal Başarısızlık Tahmini : Altman , Springate ve Fulmer Modeli Uygulaması. *Hacettepe Sağlık İdaresi Dergisi*, 23(1), 149–164.

BAL, C. (2003). *Çok gruplu veri setlerinde eksik gözlem sorununun çözümlenmesi ve sağlık alanında bir uygulama*. Yayımlanmamış Doktora Tezi, Osmangazi Üniversitesi, Sağlık Bilimleri Enstitüsü, Eskişehir

BAŞ, M., & ÇAKMAK, Z. (2012). Gri İlişkisel Analiz ve Lojistik Regresyon Analizi İle İşletmelerde Finansal Başarısızlığın Belirlenmesi ve Bir Uygulama. *Anadolu Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 12(3), 63–82.

BDDK (2019). Türk Bankacılık Sektörü Temel Göstergeleri Mart 2019, Erişim adresi: https://www.bddk.org.tr/ContentBddk/dokuman/veri_0014_40.pdf , Erişim Tarihi: 03.03.2021

BEAVER, W., H. (1966). Financial Ratios as Predictors of Failure, *Journal of Accounting Research*, (4):71-102.

BİSHOP, C.M. (2006). Pattern recognition and machine learning. Springer, 2006.

BÖRÜBAN, C. (2009). *Firmaların Mali Başarısızlıklarının Öngörülmesinde Diskriminant Analizi ve Lojistik Regresyon Analizi Yöntemlerinin Karşılaştırılması*. Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi, Marmara Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, İstanbul.

BROWNLEE, J. (2017). Difference Between Classification and Regression in Machine Learning. Erişim adresi: <https://machinelearningmastery.com/classification-versus-regression-in-machine-learning/> Erişim Tarihi: 23.12.2020.

BUDAK, H. (2018). Özellik seçim yöntemleri ve yeni bir yaklaşım. *Süleyman Demirel üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi*, c.22, özel sayı, 21-31. DOI.1019113

BULUT, E., & ŞİMŞEK, A. İ. (2018). Financial Failure Estimation with Logistic Regression Model: A Study on Technology Sector Companies Treated in BIST. *Anemon Muş Alparslan Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 6, 177–183. <https://doi.org/10.18506/anemon.452622>

BÜYÜKARIKAN, B., & BÜYÜKARIKAN, U. (2018). Kimya Sektör İşletmelerinde Finansal Başarısızlığın Tahmini. *Hacettepe Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 36(3), 29–50. <https://doi.org/10.17065/huniibf.290670>

BÜYÜKARIKAN, U., & BÜYÜKARIKAN, B. (2014). Bilişim Sektöründe Faaliyet Gösteren Firmaların Finansal Başarısızlık Tahmin Modelleriyle İncelenmesi. *Akademik Bakış Dergisi*, 46, 160–172.

CANSIZ, M. (2008). Türkiye’de KOBİ’ler ve KOSGEB, Ankara: DPT Yayınları, s.4.

CERAN, M. (2019). *Bankacılıkta Dijitalleşme Kapsamında Öğrenen yapay Zeka Desteğiyle Sorunlu Kredilerin Belirlenmesi*. Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi, Marmara Üniversitesi Bankacılık ve Sigortacılık Enstitüsü, İstanbul.

CERAN, M., & BÜLBÜL, S. E. (2019). Bankacılık Sektöründe Sorunlu Kredi Oluşumunun Tespitine Bilimsel Yaklaşım. *Journal of Research in Economics*, 3(1), 1–18. <https://doi.org/10.24954/JORE.2019.25>

CEYLAN, A. (1993). *İşletmelerde Finansal Yönetim*, Ekin Kitabevi Yayınları, Bursa, s.240.

CHEN, Q., MENG, Z., LIU, X., JIN, Q., ve SU, R. (2018). Decision Variants for the Automatic Determination of Optimal Feature Subset in RF-RFE, *Genes* 2018, 9(6), 301; <https://doi.org/10.3390/genes9060301>

CİVAN, M., & DAYI, F. (2014). Altman Z Skoru ve Yapay Sinir Ağı Modeli ile Sağlık İşletmelerinde Finansal Başarısızlık. *Akademik Bakış Dergisi*, 41.

COŞGUN, E., KARABULUT, E. ve KARAAĞAOĞLU, E. (2009). *Random Forest ve Destek Vektör Makinası Yöntemleri ile Gen Seçimi ve Sınıflama*, İstkon 6. Kongresi Bildiriler Kitabı, Antalya.

ÇAVUŞ, G., & BAŞAR, A. B. (2020). Finansal Başarısızlık Durumunun Öngörülmesinde Nakit Akış Bilgilerinin Rolü. *Muhasebe Bilim Dünyası Dergisi*, 22(Özel Sayı), 292–318.

ÇEBİ, C. B., (2020). Rastgele orman algoritması, Erişim adresi: <https://medium.com/@cemthecebi/rastgele-orman-algoritmas%C4%B1-1600ca4f4784>, Erişim Tarihi: 02.01.2021.

ÇELİK, M. K. (2009). *Finansal Başarısızlık Tahmin Modellerinin İMKB'deki Firmalar İçin karşılaştırmalı Analizi*. Yayımlanmamış Doktora Tezi, Karadeniz Teknik Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Trabzon.

ÇETİN, C. (1996). Yeniden Yapılanma, Girişimcilik, Küçük ve Orta Boy İşletmeler ve Bunların Özendirilmesi. s. 165, İstanbul : Der Yayınları.

ÇOKLUK, Ö. ve KAYRI, M. (2011). Kayıp değerlere yaklaşık değer atama yöntemlerinin ölçme araçlarının geçerlik ve güvenirliği üzerindeki etkisi. *Kuram ve Uygulamada Eğitim Bilimleri*, 11 (1), 289-309.

DEMİRTEPE, Y. (2019). *Finansal Başarısızlık Tahmini ve Bir Araştırma*. Yayımlanmamış Yüksek Lisans Tezi, Niğde Ömer Halisdemir Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Niğde. <https://doi.org/10.1017/CBO9781107415324.004>

DİZGİL, E. (2018). BİST Ticaret Endeksinde Yer Alan Şirketlerin Springate Finansal Başarısızlık Modeli İle İncelenmesi. *Bilecik Şeyh Edebali Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 3(2), 248–267. <https://doi.org/10.33905/bseusbed.462059>

ECE, O., & ONER, A. (2018). Finansal Bilgi Düzeyi İle Firma Finansal Başarısı Arasındaki İlişkinin Belirlenmesi: Erzincan İli KOBİ'leri Üzerine Bir Uygulama. *Gümüşhane Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Elektronik Dergisi*, 9(24), 192–216.

EGE, İ., TOPALOĞLU, E. E., & Yıkılmaz Erkol, A. (2017). Fulmer Modeline Dayalı Finansal Başarısızlık İle Finansal Performans İlişkisi: İmalat Sanayi Üzerine Bir Uygulama. *Muhasebe ve Finansman Dergisi*, 74, 119–132. <https://doi.org/10.25095/mufad.396862>

EĞİLMEZ, M. (2017). Küresel Finans Krizi. İstanbul, Remzi Kitabevi, s.2

ELİZONDO, D. (2006). The linear separability problem: some testing methods. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 17(2):330-44.

EREZ, Y. (1994). Orta ve Küçük İşletmeler. *Ekonomik Forum Dergisi*, TOBB, 11, 3-6.

ERGİN, H. (1999). *Finansal Başarısızlığın Öngörülmesinde Yapay Sinir Ağı Kullanımı ve Ampirik Bir Uygulama*. Yayımlanmamış Doktora Tezi, Dumlupınar Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Kütahya.

ERTAN, A. S. ., & ERSAN, Ö. (2019). Finansal Başarısızlığı Belirleyen Etkenler: Türkiye İmalat sektörü Örneği. *Marmara Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi*, 40(2), 181–207. <https://doi.org/10.14780/muiibd.511028>

FAN, A. ve PALANİSWAWİ, M. (2000). Selecting Bankruptcy Predictors using A Support Vector Machine Approach, Proceeding of the international joint conference on neural network, 6, 354–359.

FRIEDMAN, J., HASTİE, T., TİBSHİRANİ, R. (2001). *The Element of Statistical Learning*. Volume 1. Springer's series in statistics in New York.

FULMER, J.G. et al. (1984). A Bankruptcy Classification Model for Small Firms. *Journal of Commercial Bank Lending* , pp. 25-37

GEYİKÇİ, U. B., & KRAA, İ. E. (2016). Borsa İstanbul'a Kayıtlı İmalat İşletmelerinin İflaslarının Regresyon ve Diskriminant Yöntemleri ile Tahminlenmesi. *Celal Bayar Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 14(2), 389–410. <https://doi.org/10.18026/cbusos.90111>

GİRAY YAKUT, S., & BACAKSIZ, N. E. (2020). Teknoloji Yoğunluğuna Göre Finansal Başarısızlık Tahmin Modelleri DeğişirMi?İmalat Sanayi Sektörü Üzerine Bir Uygulama. *Marmara Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi*, 41(2), 536–555. <https://doi.org/10.14780/muiibd.665804>

GONHANİ, K. (2019). Different Types of Distance Metrics Used in Machine Learning. Erişim adresi: https://medium.com/@kunal_gohrani/different-types-of-distance-metrics-used-in-machine-learning-e9928c5e26c7 , Erişim tarihi: 09.02.2021.

GÖKDEMİR, T. (2015). *Global Kriz Dönemi Sonrası FİNansal Başarısızlığın Öngörüsünde Yapay Sinir Ağları ve Logit Modellerin Karşılaştırılması*. Yayımlanmamış Yüksek Lisans Tezi, Marmara Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, İstanbul.

GÖR, Y. (2016). Kurumsal Yönetimin Finansal Başarısızlığı Önlemedeki Yeri Üzerine Bir Araştırma. *Avrasya Sosyal ve Ekonomi Araştırmaları Dergisi*, 5(12), 689–697.

GÜLCAN, N. (2011). *Finansal Oranlar Yardımıyla İşletmelerin Finansal Başarısızlıklarının Tespit Edilmesi: IMKB’de Bir Uygulama*. Yayımlanmamış Yüksek Lisans Tezi, Süleyman Demirel Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Isparta. <https://doi.org/10.16194/j.cnki.31-1059/g4.2011.07.016>

GÜLER ÇALIK, S., & AYTEKİN, S. (2018). Fulmer Modelinin Belirleyicileri: Finansal Performans Açısından Bir Değerlendirme. *Uluslararası İktisadi ve İdari İncelemeler Dergisi*, 17. UİK Özel Sayısı, 281–292. <https://doi.org/10.18092/ulikidince.436061>

GÜNGEN, A. R. (2018). Türkiye’nin 2018 Krizi: Nereden Nereye? *Mülkiye Dergisi*, 42 (3), 449-452.

GÜNGÖR, H. Y. (2019). *Şirketlerin Finansal Başarısızlık Tahmini: Havayolu Sektörü Üzerine Bir Araştırma*. Yayımlanmamış Doktora Tezi, İnönü Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Malatya.

GÜRİŞ, S., ÇAĞLAYAN AKAY, E., ÜN, T., & KIZILARSLAN, Ş. (2017). Multivariate Probit Modeli ile Finansal Başarısızlığın Yeniden İncelenmesi: Borsa İstanbul Örneği. *Social Sciences Research Journal*, 6(3), 199–210.

HALTAŞ, A. ve ALKAN, A. (2013). İmmunohistokimyasal Boyalar ile Tiroid Tümörü Teşhisinde Naive Bayes Algoritması Kullanılması, Ankara Bilişim Konferansı, Ankara.

HESARI, S. (2018). *Finansal Başarısızlık tahmini: Yapay Sinir Ağı ve Karar Ağacı Yöntemleri üzerine Bir İnceleme*. Yayımlanmamış Yüksek Lisans Tezi, Dokuz Eylül Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, İzmir. <https://doi.org/10.1017/CBO9781107415324.004>

HİNES, W. W. ve MONTGOMERY, D. C. (1990). Probability and Statistics in Engineering and Management Science. John Wiley & Sons, Inc.

HUANG, Z., CHEN, H., C., HSU, C., J., CHEN, W., H., ve SOUSHAN, W. (2004). Credit Rating Analysis with Support Vector Machines and Neural Networks: A Market Comparative Study. *Decision Support Systems*, 37, 543–558.

İÇERLİ, M.Y., & AKKAYA, G. C. (2006). Finansal Açından Başarılı Olan İşletmelerle Başarısız Olan İşletmeler Arasında Finansal Oranlar Yardımıyla Farklılıkların Tespiti. *Journal of Chemical Information and Modeling*, 20(1), 413–421. <https://doi.org/10.1017/CBO9781107415324.004>

İÇERLİ, M.Y., (2005). *İşletmelerde Finansal Başarısızlığın Öngörülenmesi ve Bir Uygulama*. Yayımlanmamış Doktora Tezi, Dokuz Eylül Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, İzmir.

İLOĞLU, H. S. (2020). *Altman Z' Skor Yöntemi ile Havayolu Şirketlerinde Finansal Başarısızlık Tahmini*. Yayımlanmamış Yüksek Lisans Tezi, Başkent Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Ankara. <https://doi.org/10.1016/j.solener.2019.02.027>

İSLAMOĞLU, M., & ÇANKAYA, S. (2018). Finansal Başarının Tahmininde Finansal Başarısızlık Modellerinin Kullanılması: BIST XELKT Endeksine Dahil Firmalar Üzerine Bir Uygulama. *Maliye Finans Yazıları*, 110, 111–134. <https://doi.org/10.33203/mfy.451456>

JAYALAKSHMİ, T. ve SANTHAKUMARAN, A. (2011). Statistical Normalization and Back Propagation for Classification', *International Journal of Computer Theory and Engineering*, 3(1), pp. 1793-8201.

KALAYCI, Ş. (2009). SPSS Uygulamalı Çok Değişkenli İstatistik Teknikleri., s. 273, Asil yayınlar, Ankara.

KARACAN, S., ve SAVCI, M. (2011). Kriz Dönemlerinde İşletmelerin Mali Başarısızlık Nedenleri. *Kocaeli Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, (21), 39-54.

KARADENİZ, E., & ÖCEK, C. (2019a). Borsa İstanbul konaklama işletmelerinde finansal başarısızlık riskinin Beaver Modeli kullanılarak analizi. *Journal of Tourism Theory and Research*, 5(2), 99–111. <https://doi.org/10.24288/jttr.524794>

KARADENİZ, E., & ÖCEK, C. (2019b). Finansal Başarısızlık Riski Taşıyan ile Taşımayan İşletmelerin Finansal Oranlarının Karşılaştırmalı Analizi: Borsa İstanbul Turizm İşletmelerinde Bir Araştırma. *Seyahat ve Otel İşletmeciliği Dergisi*, 16(2), 191–206.

KARAKAŞ, S. (2008). *Çoklu Doğrusal Bağlantı Problemi ve Yanlı Regresyon Tahmincileri*, Yayımlanmamış Yüksek Lisans Tezi, İstanbul Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, s. 25, İstanbul.

KARTAL, E., ve BALABAN M. E. (2019). Destek Vektör Makineleri: Teori ve R Dili ile Bir Uygulama. M. E. Balaban ve E. Kartal (Ed.), *Veri Madenciliği ve Makine Öğrenmesi içinde* (s. 207-239). İstanbul: Çağlayan Kitabevi.

KILIÇ, Y., & SEYREK, İ. H. (2012). Finansal Başarısızlık Tahmininde Yapay Sinir Ağlarının Kullanılması: İmalat Sektöründe Bir Uygulama. *1st International Symposium on Accounting and Finance*, June 2012, p. 677–689.

KISAKÜREK, M. M., ARSLAN, Ö., & BİRCAN, H. (2018). İşletmelerin Mali Başarısızlık Tahminlemesi İçin Model Önerisi: BİST’te Faaliyette Bulunan İmalat İşletmelerinde Bir Uygulama. *Kahramanmaraş Sütçü İmam Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 8(1), 99–114.

KİRACI, K., & ASKER, V. (2018). Maliyet Liderliği Stratejisini Uygulayan Havayollarının Finansal Başarısızlık Riskinin Ampirik Analizi. *Cemil Meriç – 10. Sosyal Bilimler ve Spor Kongresi Bildiriler Kitabı*, s. 884–890. <https://doi.org/10.1017/CBO9781107415324.004>

KUL, Ö. (2012). *İşletmelerde Mali Başarısızlık Tahminlemesi İMKB’de Faaliyette Bulunan Tekstil İşletmelerine Uygulama*. Yayımlanmamış Yüksek Lisans Tezi, Cumhuriyet Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Sivas.

LANTZ B., (2019). Machine Learning with R: Expert Techniques for Predictive Modeling. 3rd ed. Birmingham, UK, Packt Publishing Ltd.

LOFFE, S. ve SZEGEDYE, C. (2015). Batch Normalization: Accelerating Deep Network Training by Reducing Internal Covariate Shift, arXiv:1502.03167.

MERVİN, C. (1942). Logistic Regression with Missing Data: A Comparison of Handling Methods and Effects of Percent Missing Values, *Journal of Traffic and Logistics Engineering*, vol. 4, No:2, 128-134.

MİN, S. H., LEE, J. ve HAN, I. (2006). Hybrid Genetic Algorithms and Support Vector Machines for Bankruptcy Prediction, *Expert Systems with Application*, (31), S.652-660.

MSELMİ, N., LAHİANİ, A. ve HAMZA, T. (2017). Financial distress prediction: The case of French small and medium-sized firms, *International Review of Financial Analysis*, (50), 67-80.

MUZIR, E., & ÇAĞLAR, N. (2009). Finansal Başarısızlık Tahmin Modellerinin Türkiye’de Geçerliliği: Basit Model Önerileriyle Karşılaştırılmalı Bir Araştırma. *Anadolu Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 9(2), 15–48.

ORHAN, U. (2020). Makine Öğrenmesi Ders Notları. Erişim Adresi: <https://bmb.cu.edu.tr/uorhan/DersNotu/Ders01.pdf> , Erişim Tarihi: 27.10.2020.

OVLA, H. D. ve TAŞDELEN, B. (2012). Aykırı değer yöntemi, *Mersin Üniversitesi Sağlık Bilimleri dergisi*, 5(3).

ÖCAL, N. (2014). *Firma Derecelendirme ve Borsa İstanbul’da İmalat Sektörü İçin Model Önerisi*. Yayımlanmamış Doktora Tezi, Gazi Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Ankara.

ÖGÜNDÜR, G., (2020). Overfitting (Aşırı Öğrenme), Underfitting (Eksik Öğrenme) ve Bias-Variance Çelişkisi. Erişim adresi: <https://medium.com/@gulcanogundur/overfitting-a%C5%9F%C4%B1r%C4%B1-%C3%B6%C4%9Frenme-underfitting-eksik-%C3%B6%C4%9Frenme-ve-bias-variance-%C3%A7eli%C5%9Fkisi-b92bef2f770d> Erişim tarihi: 23.12.2020.

ÖZDAĞOĞLU, G., ÖZDAĞOĞLU, A., GÜMÜŞ, Y., ve KURT GÜMÜŞ, G. (2017). “The Application of Data Mining Techniques in Manipulated Financial

Statement Classification: The Case of Turkey”, *Journal of AI and Data Mining*, Vol. 5, Issue 1, p. 67- 77.

ÖZDAMAR, K. (2002). *Paket Programlarla İstatistiksel Veri Analizi*, 4. Baskı, s.475, Eskişehir, Kaan Yayınları.

ÖZDEMİR, F. S. (2014). Halka Açık ve Halka Açık Olmayan İşletmeler Yönüyle Tekdüzen Muhasebe Sistemi ve Altman Z Skor Modellerinin Uygulanabilirliği. *Ege Akademik Bakış Dergisi*, 14(1), 147–162.

ÖZTÜRK, E. K. (2010). *Finansal Başarısızlık Tahmin Metodlarının Karşılaştırılması ve Sektörel Bir Uygulama*. Yayımlanmamış Yüksek Lisans Tezi, Marmara Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, İstanbul.

ÖZTÜRKLER, L. (2012). *Finansal Başarısızlık Tahmini*. Yayımlanmamış Yüksek Lisans Tezi, Dokuz Eylül Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, İzmir.

PAKET, H. (2014). *Borsa İstanbul’da İşlem Gören İşletmelerin Finansal Başarısızlıklarının Öngörülmesi: Yapay Sinir Ağları ve Diskriminant Analizi Yöntemleri İle Karşılaştırmalı Bir Uygulama*. Yayımlanmamış Yüksek Lisans Tezi, Süleyman Demirel Üniversitesi/Sosyal Bilimler Enstitüsü, Isparta. <https://doi.org/10.1017/CBO9781107415324.004>

PATRICK, P.J.F. (1932). A Comparison of Ratios of Successful Industrial Enterprises with Those of Failed Firms, *Certified Public Accountant*, p. 656- 662.

PİRAMUTHU, S. (2004). Evaluating Feature Selection Methods for Learning in Data Mining Application, *European Journal of Operational Research*, 156,483-494.

POYRAZ, E., & UÇMA, T. (2006). Türkiye’de Faaliyet Gösteren İhracatçı Sektörlerin Mali Kriz Ortamlarında Finansal Başarısızlıklarının Altman (Z-Score) Modeli Yardımıyla Ölçülmesi. *Muhasebe ve Finansman Dergisi*, 32. <https://dergipark.org.tr/tr/pub/mufad/issue/35601/395457>

SALUR, M. N. (2015). *İşletmelerde Finansal Başarısızlık Tahmini ve Yapay Sinir Ağları Modelinin Kullanımı: Borsa İstanbul’da Bir Uygulama*. Yayımlanmamış Doktora Tezi, Marmara Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, İstanbul.

SALVADOR, J., RUÍZ, Z. ve RODRÍGUEZ, J.G. (2017). Big data infrastructure: a survey. *İnternational Work Conference on the İnterplay Between Natural and Artificial Computation*. 249-258, Springer.

SELÇİK, S. (2019). *Öngörü Teknikleri İle Finansal Başarısızlık Tahmini: BİST Üzerine Bir Uygulama*. Yayımlanmamış Yüksel Lisans Tezi, İstanbul Üniversitesi/Sosyal Bilimler Enstitüsü, İstanbul.

SELİMOĞLU, S., & ORHAN, A. (2015). Finansal Başarısızlığın Oran Analizi ve Diskriminant Analizi Kullanılarak Ölçümlemesi: BİST’de İşlem Gören Dokuma, Giyim Eşyası ve Deri İşletmeleri Üzerine Bir Araştırma. *Muhasebe ve Finansman Dergisi*, 66, 21–40. <https://doi.org/10.25095/mufad.396529>

SHANNON, M., D. ve DAVENPORT, A., M. (2001). Using SPSS to Solve Statistical Problems: A Self-Instruction Guide, s. 287-288, Prentice Hall, ABD.

SEVİM, U., & PASLI, M. M. (2018). Konaklama İşletmelerinde Finansal Başarısızlığa Neden Olan Faktörlerin Dematel Yöntemiyle Analizi: Doğu Karadeniz Örneği. *İSMMMO Mali Çözüm Dergisi*, Mayıs Haziran 2018, 79–94.

SEZGİN, F. H. (2016). Lojistik Regresyonda Aşırı Yayılım Durumunda Williams Yönteminin Etkinliği: BİST 100 Firmaları için Mali Başarısızlığın Belirlenmesi. *İnsan ve Toplum Bilimleri Araştırmaları Dergisi*, 5(7), 1958–1971.

SOBA, M., AKYÜZ, F., & UĞURCAN, Y. (2016). Şirketlerin Finansal Performanslarının Altman Yöntemiyle Analizi: Borsa İstanbul Örneği. *Uşak Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 9(28/4), 65–87. <https://dergipark.org.tr/tr/pub/usaksosbil/issue/41413/500706>

SOO, Y., K. ve UPNEJA, A. (2014). Predicting Restaurant Financial Distress Using Decision Tree and AdaBoosted Decision Tree Models, *Economic Modelling*, (36), s.356.

SÖYLEMEZ, Y. (2018). *2008 Finansal Krizi Döneminde İşletmelerde Piyasa Verilerine Dayalı Olarak Finansal Başarısızlık Olasılığının Tahmini: İMKB Uygulaması*. Yayımlanmamış Doktora Tezi, Marmara Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, İstanbul.

ŞAHİN KÜRŞAD, M., ve NATGÜN, Z. (2015). Kayıp Veri Sorununun Çözümünde Kullanılan Farklı Yöntemlerin Ölçeklerin Geçerlik ve Güvenirliği Bağlamında Karşılaştırılması, *Eğitimde ve Psikolojide Ölçme ve Değerlendirme Dergisi*, 2015; 6(2); 254-267, ISSN: 1309 – 6575

ŞAŞMAZ, O. C. (2019). *Altman Z-Score ve Springate S-Score Modellerinin İmalat sektöründe İflas Etmiş Şirketler Üzerindeki Tutarlılığının Karşılaştırılması*

Analizi. Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi, Muğla Sıtkı Kocaman Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Muğla. <https://doi.org/10.1109/MTAS.2004.1371634>

ŞEHİRLİ, F. (2018). Kobilerde Halka İlişkiler: Online Halkla İlişkiler Faaliyetlerinin İletişim Performansı Açısından Rolü, Yayınlanmamış Doktora Tezi, Selçuk Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, s.29, Konya.

ŞENGÖREN, F. (2019). *Mali Başarı ve Başarısızlık Tahmini: Lojistik Regresyon ve Destek Vektör Makineleri Karşılaştırması*. Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi, TOBB Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Ankara. <https://doi.org/10.1017/CBO9781107415324.004>

TAŞPINAR CENGİZ, D., BAĞDATLI KALKAN, S., TURANLI, M., & KÖSE, İ. (2015). Türkiye'deki İşletmelerin Finansal Başarısızlığının Faktör Analizi ve Diskriminant Analizi ile İncelenmesi. *İstanbul Üniversitesi İktisat Fakültesi Ekonometri ve İstatistik Dergisi*, 62–80.

TAY, F., E., H. Ve CAO, L. (2001). Application of Support Vector Machines in Financial Time Series Forecasting, *Omega*, (29),309-317.

TERZİ, S. (2011). Finansal Rasyolar Yardımıyla Finansal Başarısızlık Tahmini: Gıda Sektöründe Ampirik Bir Araştırma. *Çukurova Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 15(1), 1–18.

TOPAL, M., ECEVİT, E., YAĞANOĞLU, A. M., SÖNMEZ, A.Y., ve KESKİN, S. (2010). Çoklu Doğrusal Bağlantı Durumunda Ridge ve Temel Bileşenler Regresyon Analiz Yöntemlerinin Kullanımı. *Atatürk Üniversitesi Ziraat Fakültesi Dergisi*, 41 (1), 53-57, *Journal of Agricultural Faculty of Atatürk University*, 41 (1), 53-57, 2010 ISSN : 1300-9036

TOPCU, A. (2013). *Cox Modeli ile Türkiye İmalat Sektöründeki Finansal Başarısızlığın Analizi*. Yayınlanmamış Doktora Tezi, Ankara Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Ankara.

TORAMAN, C., & KARACA, C. (2016). Kimya Endüstrisinde Faaliyet Gösteren Firmalar Üzerinde Mali Başarısızlık Tahmini: Borsa İstanbul'da Bir Uygulama. *Muhasebe ve Finansman Dergisi*, 70, 111–128. <https://doi.org/10.25095/mufad.396683>

TORUN, T. (2007). *Finansal Başarısızlık Tahmininde Geleneksel İstatistikî Yöntemlerle Yapay Sinir Ağlarının Karşılaştırılması ve Sanayi İşletmeleri Üzerinde*

Uygulama. Yayınlanmamış Doktora Tezi, Erciyes Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Kayseri.

TUNCAY, Y. (1998). Mali Oranlar ve Diskriminant Modeli ile Aracı Kurumların Mali Açından Başarılı-Başarısız Olarak Sınıflandırılması, *Yeterlilik Etüdü*, Sermaye Piyasası Kurulu, s.38-40. Ankara.

TURABOĞLU, T. T., YIKILMAZ ERKOL, A., & TOPALOĞLU, E. E. (2017). Finansal Başarısızlık ve Sermaye Yapısı Kararları: BİST 100 Endeksindeki Firmalar Üzerine Bir Uygulama. *Business and Economics Research Journal*, 8(2), 247–258. <https://doi.org/10.20409/berj.2017.48>

TÜRK, Z., & KURKLU, E. (2017). Financial Failure Estimate in BIST Companies With Altman (Z-Score) and Springate (S-Score) Models. *Osmaniye Korkut Ata University Journal of Economics and Administrative Sciences*, 1(1), 1–14.

TÜRKOĞLU, M. (2003). Küçük ve Orta Büyüklükteki İşletmeler (KOBİ'lerin) Büyük İşletmelerle Rekabetinde Stratejik İşbirliği Yaklaşımı: Göller Bölgesi Uygulaması, *SDÜ İİBF Dergisi*, cilt 7, sayı 1, sayfa 273-290.

UMUT, M. (2020). Sigorta Şirketlerinin Mali Durumunun Çok Değişkenli Diskriminant Analiz Yöntemiyle İyi Ya Da Kötü Olarak Sınıflandırılması. *Finansal Araştırmalar ve Çalışmalar Dergisi*, 12(22), 284–296. <https://doi.org/10.14784/marufacd.688350>

URAL, K. (2014). *İşletmelerde Finansal Başarısızlık Tahminlemesi ve Borsa İstanbul'da Faaliyet Gösteren Gıda Şirketlerinde Uygulama*. Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi, Gediz Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, İzmir.

URAL, K. (2020). *İflas Tahmin Yöntemlerinin Karşılaştırılması: Borsa İstanbul Üretim Şirketlerinde Uygulama*. Yayınlanmamış Doktora Tezi, Yaşar Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, İzmir.

URAL, K., GÜRARDA, Ş., & ÖNEMLİ, M. B. (2015). Lojistik Regresyon Modeli İle Finansal Başarısızlık Tahminlemesi: Borsa İstanbul'da Faaliyet Gösteren Gıda, İçki Ve Tütün Şirketlerinde Uygulama. *Muhasebe ve Finansman Dergisi*, 67, 85–100. <https://doi.org/10.25095/mufad.396578>

UYAR, S. N. (2019). *Finansal rasyolar Yardımıyla Mali başarısızlık Tahmininde Alternatif Tekniklerin Karşılaştırılması*. Yayınlanmamış Yüksek Lisans

Tezi, Marmara Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, İstanbul.
<https://doi.org/10.1109/MTAS.2004.1371634>

UZUN, E. (2020). Decision Tree (Karar Ağacı): ID3 Algoritması - Classification (Sınıflama) – Erişim adresi:
https://erdincuzun.com/makine_ogrenmesi/decision-tree-karar-agaci-id3-algoritmasi-classification-siniflama/ Erişim Tarihi: 01.01.2021

UZUN, E. (2005). İşletmelerde Finansal Başarısızlığın Teorik Olarak İncelenmesi, *Muhasebe ve Finansman Dergisi*, (27), s.158-160.

VAPNİK, V., N. (1995). The Nature of Statistical Learning Theory. New York: SpringerVerlag.

VATANSEVER, K., & AYDIN, S. (2014). Finansal Başarısızlığın Öngörülmesinde Çok Kriterli Karar Verme Analizine Dayalı Bir Araştırma. *Dumlupınar Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 41, 163–176.
<https://doi.org/10.1017/CBO9781107415324.004>

VOYLE, N., KEOHANE, A., NEWHOUSE, S., LUNNON, K., JOHNSON, C., SOİNİNEN, H., KLOSZEWSKA, I., MECOCÇİ, P., TSOLAKİ, M., VELLAS, B., et al. A pathway based classification method for analyzing gene expression for Alzheimer's disease diagnosis, *Journal of Alzheimer's Disease*, 2016, 49, 659–669.

YADAV, R. A., (1986). *Financial Ratios And The Prediction of Corporate Failure*. New Delhi: Concept Publishing Company.

YAKICI AYAN, T., & DEĞİRMENCİ, N. (2018). Firma Finansal Başarısızlık Öngörüsü İçin Bir Lojistik Regresyon Modeli. *Uluslararası İktisadi ve İdari İncelemeler Dergisi*, 18. Özel Sayısı, 77–88.
<https://doi.org/10.18092/ulikidince.353407>

YAKUT, E. (2012). *Veri Madenciliği Tekniklerinden C5.0 Algoritması ve Destek Vektör Makineleri İle Yapay Sinir Ağlarının Sınıflandırma Başarılarının Karşılaştırılması: İmaat Sektöründe Bir Uygulama*. Yayımlanmamış Doktora Tezi, Yaşar Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, İzmir.

YAKUT, E., & ELMAS, B. (2013). İşletmelerin Finansal Başarısızlığının Veri Madenciliği ve Diskriminant Analizi Modelleri ile Tahmin Edilmesi. *Afyon Kocatepe Üniversitesi, İİBF Dergisi*, XV(I), 261–280.

YAZICI, M. (2018). Kredi Risk Analizlerinde Diskriminant Analizi, Lojistik Regresyon ve Yapay Sinir Ağlarının Karşılaştırılması. *Maliye ve Finans Yazıları*, 1(109), 91–106. <https://doi.org/10.33203/mfy.393348>

YILMAZ, H. (2014). Random Forests yönteminde kayıp veri probleminin incelenmesi ve sağlık alanında bir uygulama, Yayınlanmamış yüksek lisans tezi, Eskişehir Osmangazi Üniversitesi

YÜKSEK, A., BİRCAN, H., ZONTUL, M., ve KAYNAR, O. (2007). Sivas İlinde Yapay Sinir Ağları İle Hava Kalitesi Modelinin Oluşturulması Üzerine Bir Uygulama, *Cumhuriyet Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi*, 8(1), ss.97-112.

YÜRÜK, M. F., & EKŞİ, H. İ. (2019). Yapay Zekâ Yöntemleri İle İşletmelerin Finansal Başarısızlığının Tahmin Edilmesi: BİST İmalat Sektörü Uygulaması. *Mukaddime*, 10(1), 393–422. <https://doi.org/10.19059/mukaddime.533151>

ELEKTRONİK KAYNAKLAR

www.tcmb.gov.tr

www.tuik.gov.tr

www.ilan.gov.tr

www.resmigazete.gov.tr

www.udemy.com

www.kosgeb.gov.tr Erişim adresi:

[https://www.kosgeb.gov.tr/Content/Upload/Dosya/Mali%20Tablolar/KSEP/Kobi_Sstratejisi_ve_Eylem_Plani_\(2015-2018\).pdf](https://www.kosgeb.gov.tr/Content/Upload/Dosya/Mali%20Tablolar/KSEP/Kobi_Sstratejisi_ve_Eylem_Plani_(2015-2018).pdf) , Erişim tarihi: 15.02.2021

www.eximbank.gov.tr , Erişim adresi:

<https://www.eximbank.gov.tr/tr/duyurular/2018-yili-duyurulari/bankamiz-kobi-taniminda-yapilan-degisiklik-hakkinda-duyuru> , Erişim Tarihi: 15.02.2021

<https://yalin-dunya.com>, Erişim adresi: <https://yalin-dunya.com/2020/06/19/kutu-grafigi-boxplot/> , Erişim tarihi: 04.03.2021

www.jawapoint.com, <https://www.javatpoint.com/k-nearest-neighbor-algorithm-for-machine-learning> , Erişim tarihi: 03.03.2021

HalkbankKobi, (2020). Bankalar firma kredi taleplerini nasıl değerlendirir?, Erişim adresi: <https://www.halkbankkobi.com.tr/NewsDetail/Bankalar-Firma-Kredi-Taleplerini-Nasil-Degerlendirir-/8876> Erişim tarihi: 14.10.2020

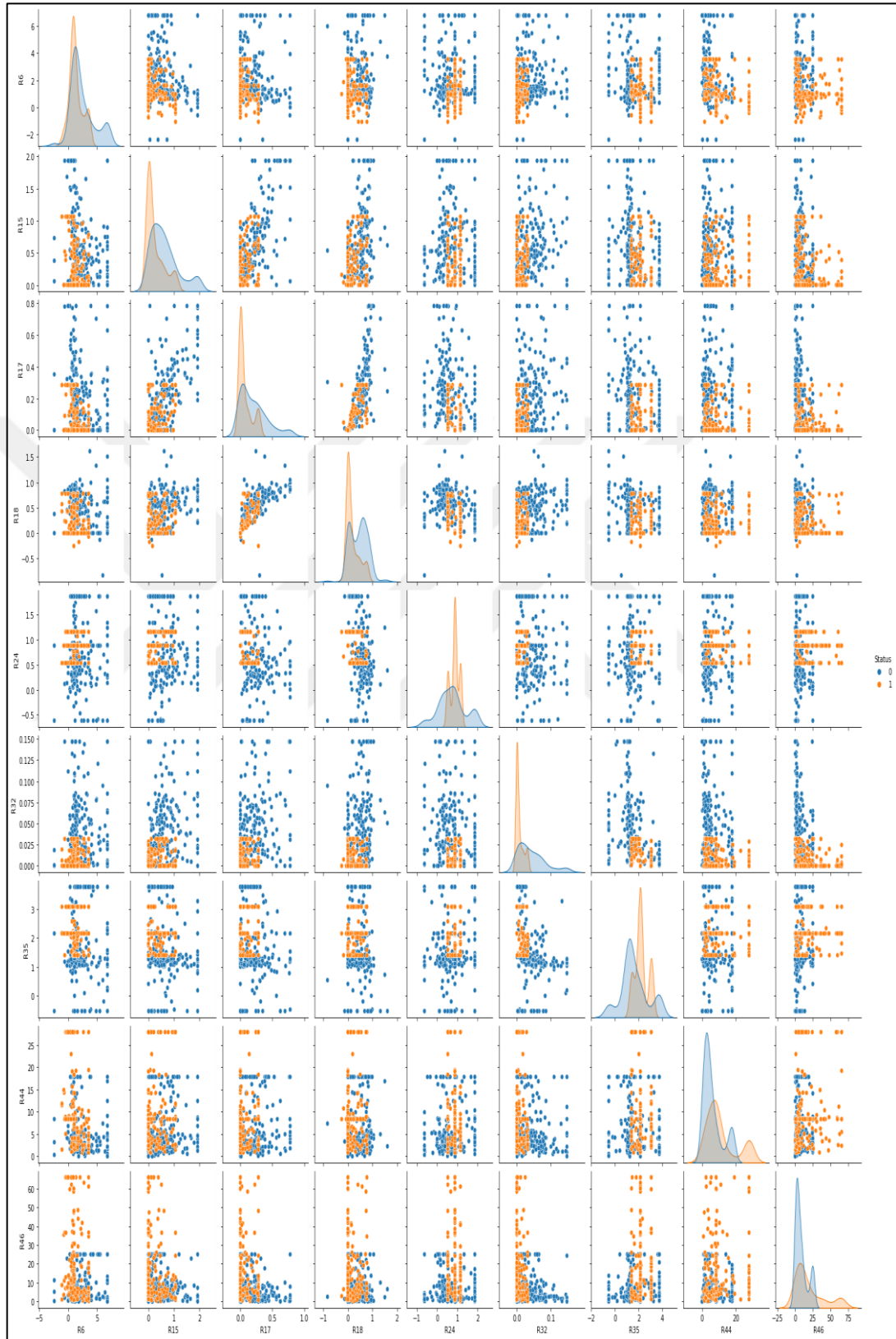
TÜİK (2020). Haber Bülteni, sayı. 37548 Erişim adresi: <https://data.tuik.gov.tr/Bulten/Index?p=Kucuk-ve-Orta-Buyuklukteki-Girisim-Istatistikleri-2019-37548> , Erişim tarihi: 06.03.2021

EKLER

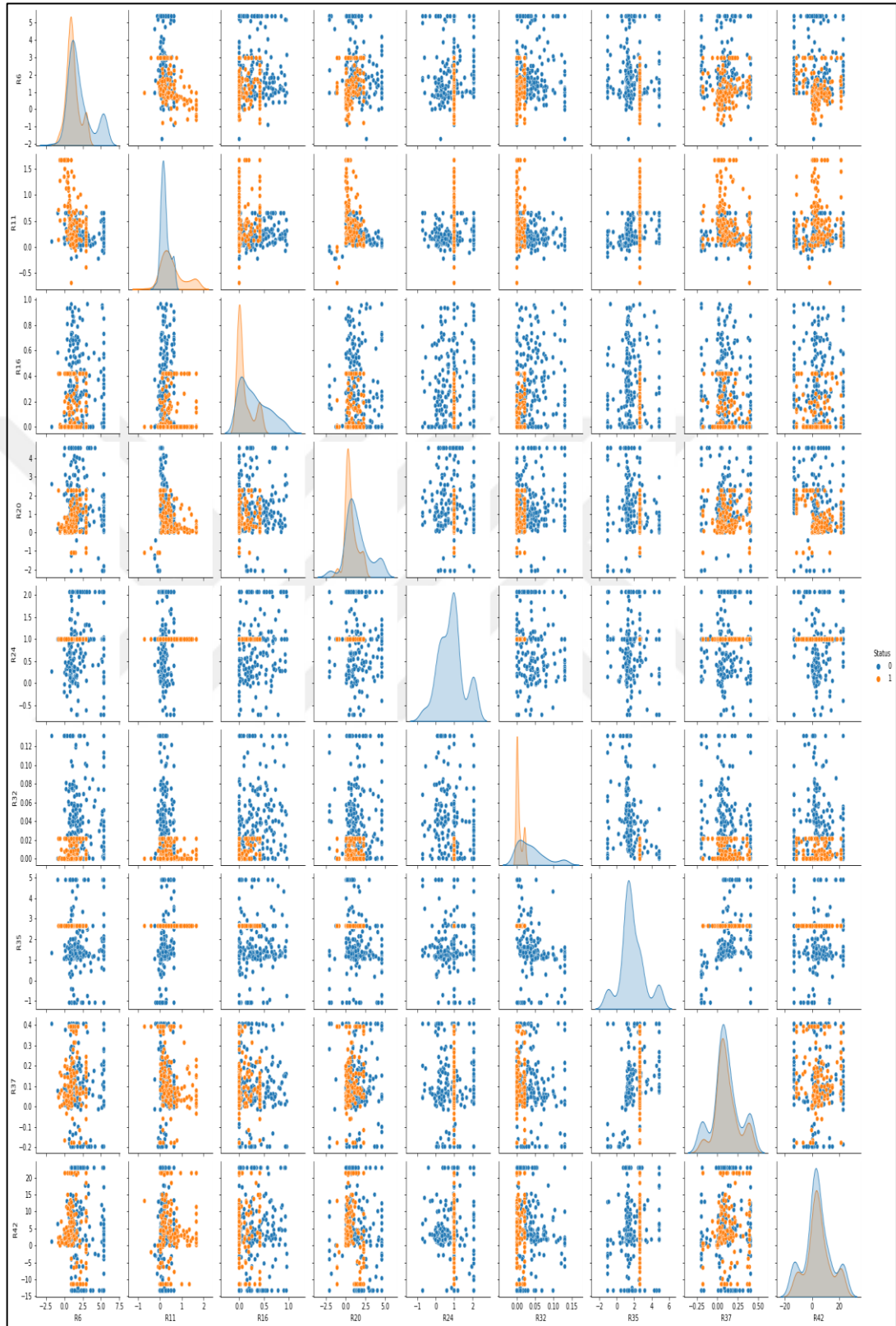
EK 1. 2017 YILI BAĞIMSIZ DEĞİŞKENLERİN (SCATTER PLOT) DAĞILIMI



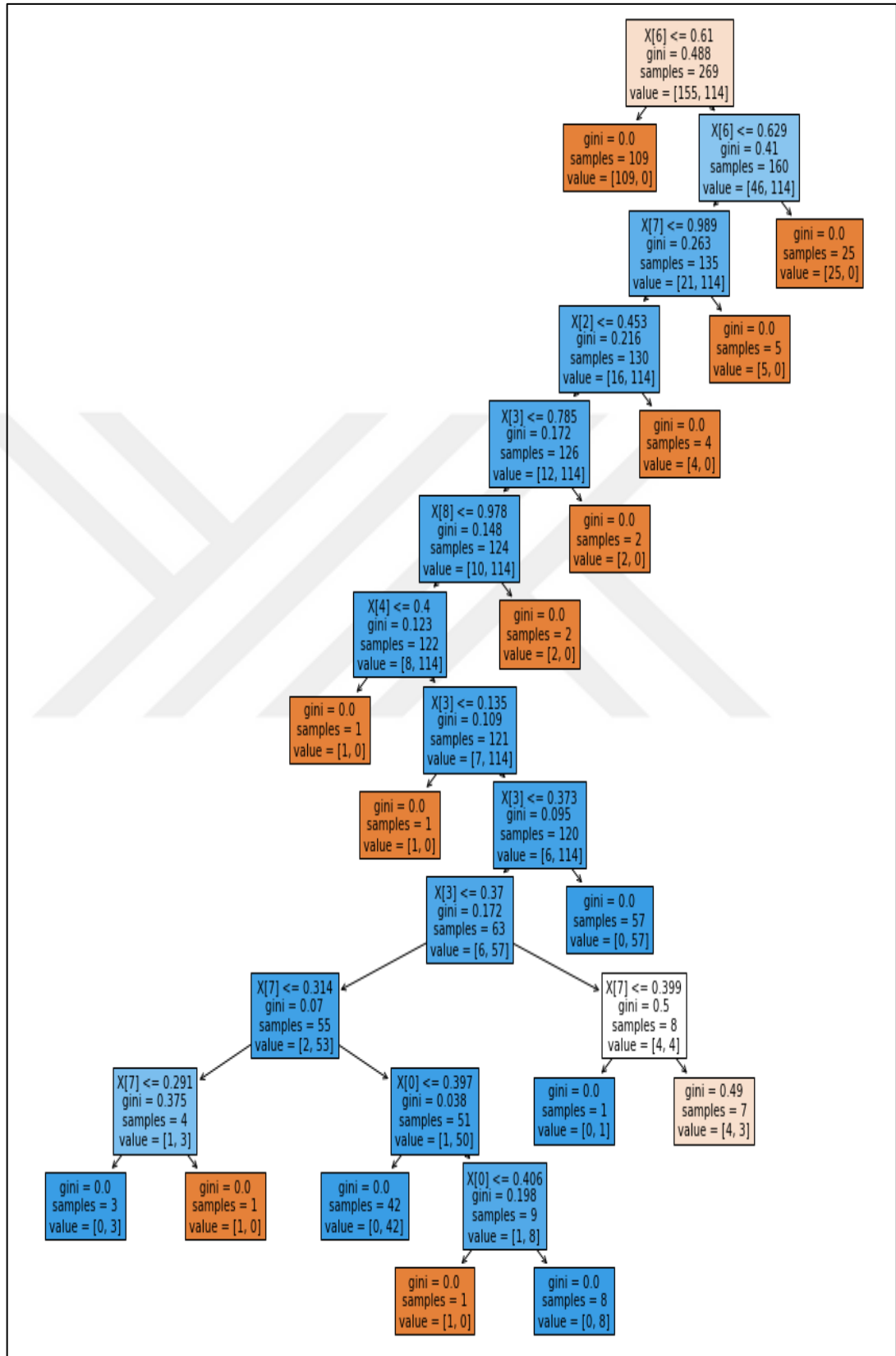
EK 2. 2016 YILI BAĞIMSIZ DEĞİŞKENLERİN (SCATTER PLOT) DAĞILIMI



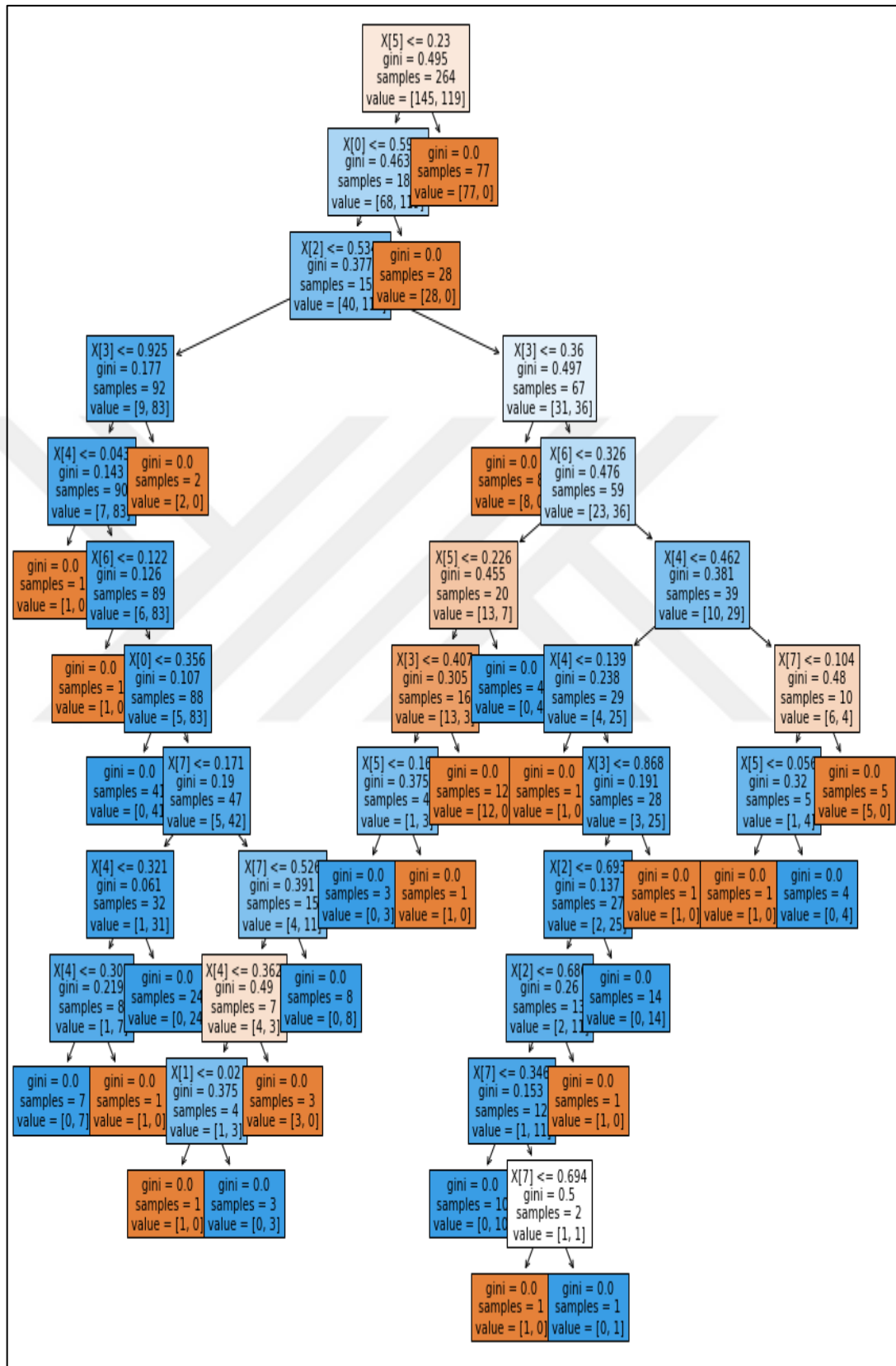
EK 3. 2015 YILI BAĞIMSIZ DEĞİŞKENLERİN (SCATTER PLOT) DAĞILIMI



EK 4. 2015 DEĞİŞKENLER KARAR AĞACI YAPISI



EK 5. 2017 DEĞİŞKENLER KARAR AĞACI YAPISI



ÖZGEÇMİŞ

Yusuf Aker, 1993 yılında Fatsa Lisesi'nden, 1998 yılında Karadeniz Teknik Üniversitesi Ünye İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi İşletme Bölümü lisans programından mezun olmuştur. 2000-2004 yılları arasında Şekerbank T.A.Ş.'de bireysel müşteri temsilcisi olarak görev yapmıştır. 2004 yılında Denizbank'ta işletme bankacılığı portföy yöneticisi, 2005 yılında Garanti Bankası Müşteri İlişkileri Yönetmeni olarak, 2006-2010 yılları arasında Kuveyt Türk Katılım Bankası A.Ş.'de Ticari Satış Yönetmeni olarak görev yapmıştır. 2011 yılında Kuveyt Türk Bölge Koordinasyon Yönetmeni ve 2012 yılında Denizli şube Müdürü olarak çalışmıştır. 2012-2016 yılları arasında Türkiye Finans Katılım Bankası'nda Ordu Şube Müdürü olarak görev yapmıştır. 2016 yılında Bahçeşehir Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü İşletme Anabilim dalında yüksek lisans derecesi almıştır. 2017 yılında Giresun Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü İşletme Anabilim dalı doktora programına kayıt olmuştur. 2016 yılından itibaren Türkiye Finans Fatsa Şube Müdürü olarak görevine devam etmektedir. SPK Temel Düzey Lisans Belgesine sahiptir.