

**T.C.
SAKARYA ÜNİVERSİTESİ
İŞLETME ENSTİTÜSÜ**

**FİNANSAL BAŞARISIZLIĞIN ERKEN ÖNGÖRÜSÜ:
BİST’TE BİR UYGULAMA**

DOKTORA TEZİ

**Bekir KARATAŞ
ORCID: 0000-0002-9287-1772**

**Enstitü Anabilim Dalı : İşletme
Enstitü Bilim Dalı : Muhasebe ve Finansman**

**Tez Danışmanı: Prof. Dr. Ahmet Vecdi CAN
ORCID: 0000-0002-1105-144x**

MART - 2025

Bekir KARATAŞ tarafından hazırlanan “Finansal Başarısızlığın Erken Öngörüsü: BİST’te Bir Uygulama” başlıklı bu tez, 13/01/2025 tarihinde Sakarya Üniversitesi Lisansüstü Eğitim ve Öğretim Yönetmeliği’nin ilgili maddeleri uyarınca yapılan Tez Savunma Sınavı sonucunda başarılı bulunarak, jürimiz tarafından Doktora Tezi olarak kabul edilmiştir.

Danışman: Prof. Dr. Ahmet Vecdi CAN

Sakarya Üniversitesi

Jüri Üyeleri: Prof. Dr. Hakan TUNAHAN

Sakarya Üniversitesi

Prof. Dr. Fevzi Serkan ÖZDEMİR

Ankara Üniversitesi

Doç. Dr. İlkut Elif KANDİL GÖKER

Ankara Üniversitesi

Doç. Dr. Mustafa Kenan ERKAN

Sakarya Üniversitesi



SAKARYA
ÜNİVERSİTESİ

T.C.
SAKARYA ÜNİVERSİTESİ
İŞLETME ENSTİTÜSÜ
TEZ SAVUNULABİLİRLİK VE ORJİNALLİK
BEYAN FORMU

Sayfa: 1/1

Öğrencinin

Adı Soyadı	:	Bekir KARATAŞ
Öğrenci Numarası	:	1360D04016
Enstitü Anabilim Dalı	:	İşletme
Enstitü Bilim Dalı	:	Muhasebe ve Finansman
Programı	:	DOKTORA
Tezin Başlığı	:	Finansal Başarısızlığın Erken Öngörüsü: BİST'te Bir Uygulama
Benzerlik Oranı	:	% 9

Sakarya Üniversitesi İşletme Enstitüsü Lisansüstü Tez Çalışması Benzerlik Raporu Uygulama Esaslarını inceledim. Enstitünüz tarafından Uygulama Esasları çerçevesinde alınan Benzerlik Raporuna göre yukarıda bilgileri verilen tez çalışmasının benzerlik oranının herhangi bir intihal içermediğini; aksinin tespit edileceği muhtemel durumda doğabilecek her türlü hukuki sorumluluğu kabul ettiğimi beyan ederim.

... / ... /
İmza
Öğrenci

Sakarya Üniversitesi İşletme Enstitüsü Lisansüstü Tez Çalışması Benzerlik Raporu Uygulama Esaslarını inceledim. Enstitünüz tarafından Uygulama Esasları çerçevesinde alınan Benzerlik Raporuna göre yukarıda bilgileri verilen öğrenciye ait tez çalışması ile ilgili gerekli düzenleme tarafıma yapılmış olup, yeniden değerlendirilmek üzere gsbtz@sakarya.edu.tr adresine yüklenmiştir.

Bilgilerinize arz ederim.

... / ... /
İmza
Danışman

Uygundur

Danışman

Unvanı / Adı-Soyadı: Prof. Dr. Ahmet Vecdi CAN

Tarih: ... / ... /

İmza:

Kabul Edilmiştir

Reddedilmiştir

EYK Tarih ve No: / / /

Enstitü Birim Sorumlusu
Onayı

ÖNSÖZ

Çalışmamın her evresinde destek ve katkısını esirgemeyerek bana yol gösteren tez danışmanım ve değerli hocam Prof. Dr. Ahmet Vecdi CAN'a, çalışmamın zenginleşmesine ve bilimsel temele oturmasına katkı sağlayan değerli hocalarım; Prof. Dr. Hakan TUNAHAN ve Doç. Dr. Mustafa Kenan ERKAN'a, tez savunma jürisinde yer alan ve fikirleri ile değerli katkılar sunan Prof. Dr. Fevzi Serkan ÖZDEMİR ve Doç. Dr. İlkut Elif KANDİL GÖKER'e şükranlarımı sunarım.

Bu süreçte her zaman yanımda olan tüm dostlarım ve desteklerini esirgemeyen sevgili aileme sonsuz teşekkürlerimi sunarım.

Bekir KARATAŞ

13.01.2025

İÇİNDEKİLER

KISALTMALAR	iv
TABLolar	vi
ŞEKİLLER	viii
ÖZET	ix
ABSTRACT	x
GİRİŞ	1
BÖLÜM 1. FİNANSAL BAŞARISIZLIK	8
1.1. Finansal Başarısızlık Kavramı	8
1.2. İşletmelerin Finansal Başarısızlık Sebepleri.....	15
1.2.1. Finansal Başarısızlığın İşletme İçinden Kaynaklanan Sebepleri.....	16
1.2.1.1. Genel Yönetimin Yetersizliği	17
1.2.1.2. Çalışma Sermayesi Yetersizliği	17
1.2.1.3. Aşırı Borçlanma.....	17
1.2.1.4. İşletme Büyüklüğü ve Yaşı.....	18
1.2.1.5. İşletmenin Yaşam Döngüsündeki Pozisyonu	20
1.2.2. Finansal Başarısızlığın İşletme Dışından Kaynaklanan Sebepleri.....	20
1.2.2.1. Ekonomik Çevre	21
1.2.2.2. Yasal ve Politik Çevre	21
1.2.2.4. Toplumsal Çevre.....	22
1.2.2.5. Teknolojik Çevre	22
1.2.3. Bütünsel Başarısızlık Sebepleri Yaklaşımı.....	23
1.3. Finansal Başarısızlığın İşletmelere Etkileri	25
1.3.1. Teknik Likidite Kaybı.....	25
1.3.2. İflas	25
1.4. Finansal Başarısızlığı Önleme Yöntemleri.....	26
1.4.1. Sermaye Yapısının Yeniden Düzenlenmesi ve Güçlendirilmesi.....	27
1.4.2. Borçların Vadesinin Uzatılması.....	29
1.4.3. Borçların Konsolidasyonu veya Röfinansmanı	29
1.4.4. Borçların Menkul Değer Haline Dönüştürülmesi.....	30

1.4.5. İşletme Alacaklılarının Uzlaşısıyla Alacaklarının Bir Kısmından Feragat Etmeleri	30
1.4.6. İşletme Mali Duran Varlıklarının Kısmen veya Tümüyle Nakde Dönüştürülmesi.....	30
1.4.7. İşletme Maddi Duran Varlıklarının Satılıp Yerine Uzun Vadeli Olarak Kiralanması.....	30
1.4.8. Alacaklıların Temsilcilerinin Oluşturduğu Bir Komitenin İşletmeyi Yönetmesi	30
1.4.9. Firma Yasal Statüsünün Değiştirilmesi.....	31
1.4.10. Firmanın Başka Bir Firmayla Birleşmesi Ya Da Katılması.	31
1.4.11. Konkordato Teklif Edilmesi.....	31
1.4.12. Firmanın Sahip Olduğu İşletmelerin Bir Kısmının veya Tümünün Satılması	31
1.4.13. Firmanın Tasfiyesi	31
BÖLÜM 2. FİNANSAL BAŞARISIZLIĞIN ERKEN ÖNGÖRÜSÜ	33
2.1. Finansal Başarısızlığın Erken Öngörüsünün Önemi.....	33
2.1.1. İşletme Yöneticileri Açısından Önemi.....	33
2.1.2. Yatırımcılar Açısından Önemi	34
2.1.3. Kredi Verenler Açısından Önemi	34
2.1.4. Bağımsız Denetçiler Açısından Önemi.....	35
2.1.5. Düzenleyici Kuruluşlar Açısından Önemi	35
2.1.6. Devlet ve Toplum Açısından Önemi	35
2.2. Finansal Başarısızlığın Öngörüsünde Kullanılan Modeller.....	36
2.2.1. Teorik Modeller	37
2.2.1.1. Bilançonun Bozulma Ölçüsü/Entropi Analizi	38
2.2.1.2. Kumarbazın İflası Teorisi	38
2.2.1.3. Nakit Yönetimi Teorisi	38
2.2.1.4. Felaket Teorisi ve Kaos Teorisi	39
2.2.2. İstatistiksel Modeller.....	39
2.2.2.1. Tek Değişkenli Modeller	44
2.2.2.2. Çok Değişkenli Modeller.....	47
2.2.3. Yapay Zekâ Modelleri	52
2.2.3.1. Bulanık Mantık	53
2.2.3.2. Yapay Sinir Ağları.....	62
2.2.3.3. Uzman Sistemler.....	69
2.2.3.4. Genetik Algoritmalar	70

2.3. Finansal Başarısızlık Öngörüsüyle İlgili Yapılan Çalışmalar	70
2.3.1. Türkiye’de Yapılan Çalışmalar	70
2.3.2. Türkiye Dışında Yapılan Çalışmalar	109
BÖLÜM 3. FİNANSAL BAŞARISIZLIĞIN ERKEN ÖNGÖRÜSÜ: BİST İMALAT SEKTÖRÜNDE BİR UYGULAMA	134
3.1. Araştırmanın Amacı ve Önemi	135
3.2. Araştırmanın Kapsamı, Kısıtları ve Varsayımları	136
3.3. Bağımsız Değişkenlerin Seçimi	142
3.4. Araştırmada Kullanılan Öngörü Modellerinin Seçimi	146
3.5. Araştırmanın Hipotezleri	147
3.6. Araştırmada Kullanılan Performans Değerlendirme Yöntemleri	148
3.7. Araştırmada Kullanılan Tahmin Modelleri Analiz ve Sonuçları.....	151
3.7.1. Lojistik Regresyon Analizi ile Bulunan Sonuçlar ve Yorumu	152
3.7.2. Bulanık Mantık (ANFIS) İle Bulunan Sonuçlar ve Yorumu .	167
3.7.3. Modellerin Tahmin Sonuçlarının Değerlendirilmesi	182
SONUÇ VE ÖNERİLER.....	195
KAYNAKÇA	203
EKLER.....	229
ÖZGEÇMİŞ.....	249

KISALTMALAR

ABD	: Amerika Birleşik Devletleri
ANFIS	: Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (Uyarlamalı Ağ Tabanlı Bulanık Çıkarım Sistemi)
BDDK	: Bankacılık Düzenleme ve Denetleme Kurumu
BİST	: Borsa İstanbul
BM	: Bulanık Mantık (Fuzzy Logic)
BPM	: Bankruptcy Prediction Model (Başarısızlık Tahmin Modeli)
BSDM	: Balance Sheet Decomposition Measure (Entropy Theory) Bilanço Ayrıştırma Ölçüsü (Entropi Teorisi)
CART	: Classification&Regression Tree (Sınıflama ve Regresyon Ağaçları)
CBR	: Case-Based Reasoning (Vaka Tabanlı Muhakeme)
ÇDA	: Çoklu Diskriminant Analizi (Multiple Discriminant Analysis-MDA)
ÇDB	: Çoklu Doğrusal Bağlantı (Multicollinearity)
CUSUM	: Cumulative Sum (Kümülatif Toplam Modeli)
DA	: Diskriminant Analizi
DT	: Decision Trees (Karar Ağaçları)
DVM	: Destek Vektör Makineleri (Support Vector Machines-SVM)
FAVÖK	: Faiz, Amortisman ve Vergi Öncesi Kâr
FIS	: Fuzzy Interference System (Bulanık Çıkarım Sistemi)
FN	: False Negative (Yanlış Negatif)
FOA	: Fruit Fly Optimization Algorithm (Meyve Sineği Optimizasyon Algoritması)
FP	: False Positive (Yanlış Pozitif)
FVÖK	: Faiz ve Vergi Öncesi Kâr
GA	: Genetik Algoritmalar
GSMH	: Gayri Safi Milli Hasıla
İMKB	: İstanbul Menkul Kıymetler Borsası
İSO	: İstanbul Sanayi Odası
KAP	: Kamuyu Aydınlatma Platformu
KGK	: Kamuyu Gözetimi Muhasebe ve Denetim Standartları Kurumu
KOM	: Koşullu Olasılık Modelleri
KVYK	: Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar
LR	: Lojistik Regresyon
LRA	: Lojistik Regresyon Analizi

MATLAB	: Matrix Laboratory
NÇS	: Net Çalışma Sermayesi
NN	: Neural Network (Sinir Ağları)
RF	: Random Forest (Rastgele Ormanlar)
RMSE	: Root Mean Squaer Error (Kök Ortalama Kare Hatası)
SPK	: Sermaye Piyasası Kurulu
SZSE	: Shenzhen Stock Exchange (Shenzhen Menkul Kıymetler Borsası)
SST	: Soft Set Theory (Yumuşak Küme Teorisi)
SVM	: Support Vector Machine (Destek Vektör Makine)
TCMB	: Türkiye Cumhuriyeti Merkez Bankası
TDA	: Tek Değişkenli Analiz (Univariate Analysis-UA)
TMSF	: Tasarruf Mevduatı Sigorta Fonu
TN	: True Negative (Doğru Negatif)
TOBB	: Türkiye Odalar ve Borsalar Birliği
TP	: True Positive (Doğru Pozitif)
VIF	: Variance Inflation Factor (Varyans Enflasyon Faktörü)
VÖK	: Vergi Öncesi Kâr
VUK	: Vergi Usul Kanunu
VZA	: Veri Zarflama Analizi (Data Envelopment Analysis-DEA)
YSA	: Yapay Sinir Ağları (Artificial Neural Network-ANN)

TABLULAR

Tablo 1: Finansal Başarısızlık Tanımları	11
Tablo 2: İşletme Başarısızlığının Firma Yaşıyla İlişkisi.....	18
Tablo 3: Türkiye’de 2010-2022 Yılları Arasında Kurulan/Kapanan Firma Sayıları ve Kapanma Yüzdeleri	19
Tablo 4: Finansal Başarısızlığa Düşen İşletmelerin Başarısızlıktan Kurtulmak İçin Alabilecekleri Önlemler	27
Tablo 5: Başarısızlık Tahmin Modellerinin Genel Özellikleri	37
Tablo 6: Finansal Başarısızlık Tahmininde Kullanılan Kabul Görmüş Modeller	41
Tablo 7: Sugeno Tip Bulanık Modelin Avantaj ve Dezavantajları.....	59
Tablo 8: Yapay Sinir Ağlarının Avantaj ve Dezavantajları	65
Tablo 9: Finansal Başarısızlık Tahmini Üzerine Türkiye’de Yapılan Bazı Çalışmaların Özetleri	104
Tablo 10: Dünyadaki Finansal Başarısızlık Çalışmaları	131
Tablo 11: BİST İmalat Sektöründe Bulunan Alt Sektörler ve Firma Sayıları	136
Tablo 12: Finansal Başarısız/Başarılı İşletme Baz Yıl ve Diğer Dönem Gösterimi....	139
Tablo 13: Çalışmada Kullanılan İmalat Sektörü Firma Sayılarının Yıllara Göre Dağılımı	140
Tablo 14: Üst Üste Zarar Etme Durumlarına Göre Firma Sayıları.....	141
Tablo 15: Çalışmada Kullanılan Bağımsız Değişkenler	143
Tablo 16: Kurulan Modeller ve Test Edilen Hipotezler.....	148
Tablo 17: Sınıflandırma Matrisi.....	149
Tablo 18: Korelasyon Matrisi ve Varyans Şişirme (VIF) Katsayıları	153
Tablo 19: Lojistik Regresyon Analizi Model Denklem Değişkenleri.....	155
Tablo 20: Lojistik Regresyon Modeli Anlamlılık Testi (Omnibus Testi).....	157
Tablo 21: Lojistik Regresyon Model Özeti.....	158
Tablo 22: Lojistik Regresyon Modelinin Uyum İyiliği Testi (Hosmer and Lemeshow).....	158
Tablo 23: Lojistik Regresyon Analizi “Eğitim Seti” Sınıflandırma Sonuçları	159
Tablo 24: Lojistik Regresyon Analizi Bağımsız Değişkenlerinin Önemlilik Derecelendirmesi	161
Tablo 25: Lojistik Regresyon Analizi “Test Seti” Sınıflandırma Sonuçları	161
Tablo 26: Lojistik Regresyon Analizi “Onay Seti” Sınıflandırma Sonuçları	162
Tablo 27: Lojistik Regresyon Analizi Tüm Set (Eğitim-Test-Onay) Sınıflandırma Matrisi.....	164

TABLolar DEVAMI

Tablo 28: Lojistik Regresyon Analizi Tüm Set (Eđitim-Test-Onay) Performans Ölçüm Göstergeleri.....	166
Tablo 29: Fuzzy Logic (ANFIS) Model Ağ Özellikleri.....	178
Tablo 30: Fuzzy Logic (ANFIS) Analizi Tüm Set (Eđitim-Test-Onay) Sınıflandırma Matrisi	179
Tablo 31: Fuzzy Logic (ANFIS) Analizi Tüm Set (Eđitim-Test-Onay) Performans Ölçüm Göstergeleri.....	181
Tablo 32: Eđitim Seti İçin Tahmin Modellerinin Performans Sonuçları	183
Tablo 33: Test Seti İçin Tahmin Modellerinin Performans Sonuçları	184
Tablo 34: Onay Seti İçin Tahmin Modellerinin Performans Sonuçları	186
Tablo 35: Modellerin Genel Doğru Sınıflandırma Tahmin Performansı.....	187
Tablo 36: Modellerde Kullanılan Finansal Oranların Mann-Whitney U Testi.....	188
Tablo 37: Modellerin Performanslarına Göre Genel Doğru Sınıflandırma Başarısı ...	193

ŞEKİLLER

Şekil 1: İşletme Yaşam Döngüsü.....	20
Şekil 2: İşletme Başarısızlığına Etki Eden Faktörler.....	24
Şekil 3: Bulanık Mantık Üyelik Fonksiyon Çeşitleri	55
Şekil 4: Bulanık Küme Üyelik Gösterimi.....	56
Şekil 5: Bulanık Mantık Çıkarım Sistem Yapısı	57
Şekil 6: Takagi-Sugeno ve Mamdani Bulanık Çıkarım Yöntemlerinin Yapıları	58
Şekil 7: ANFIS Model Mimari Yapısı	60
Şekil 8: Biyolojik Sinir Hücresi ve Yapay Sinir Hücresi	63
Şekil 9: Yapay Sinir Ağı Mimari Yapısı	66
Şekil 10: Yapay Sinir Hücresi (Nöronu) Aktivasyon Fonksiyonları.....	68
Şekil 11: Araştırmanın Uygulama Safhaları.....	134
Şekil 12: ANFIS, Sinirsel Bulanık Ağ Model Mimarisi.....	169
Şekil 13: ANFIS, Eğitim Ağı Hata Gösterimi	169
Şekil 14: ANFIS, Sinirsel Bulanık Ağ Giriş-Çıkış Değişken Tanımlaması.....	170
Şekil 15: X13 Bağımsız Değişkenine Ait ANFIS Üyelik Fonksiyonları	171
Şekil 16: X19 Bağımsız Değişkenine Ait ANFIS Üyelik Fonksiyonları	172
Şekil 17: X32 Bağımsız Değişkenine Ait ANFIS Üyelik Fonksiyonları	173
Şekil 18: X44 Bağımsız Değişkenine Ait ANFIS Üyelik Fonksiyonları	174
Şekil 19: ANFIS Sonuç Gösterim Arayüzü.....	175
Şekil 20: ANFIS Eğitim Ağı Bilgisi ve RMSE Değeri	176
Şekil 21: Bağımsız Değişkenler Arası İlişkilerin Üç Boyutlu Gösterimi.....	177
Şekil 22: Eğitim Seti İçin Tahmin Modellerinin Performans Sonuç Grafiği	184
Şekil 23: Test Seti İçin Tahmin Modellerinin Performans Sonuç Grafiği	185
Şekil 24: Onay Seti İçin Tahmin Modellerinin Performans Sonuçları.....	187
Şekil 25: Tahmin Modellerinin Genel Başarı Durumu.....	188
Şekil 26: Önemli Bulunan Bağımsız Değişkenlerin Aritmetik Ortalamaları	189
Şekil 27: Faydalı Finansal Oranların Yıllara Göre Ortalamaları.....	191
Şekil 28: Tahmin Modellerinin Tüm Setlere (Eğitim-Test-Onay) Göre Performans Grafiği.....	194

ÖZET

Karataş, B. (2024). *Finansal başarısızlığın erken öngörüsü: BİST'te bir uygulama* (Yayımlanmamış doktora tezi). Sakarya Üniversitesi.

Bu araştırmanın amacı; Borsa İstanbul'da (BİST) faaliyet gösteren imalat sektöründeki işletmelerin finansal başarı/başarısızlık durumlarını, istatistiksel tahmin modellerinden lojistik regresyon analizi (LRA), yapay zeka tahmin modellerinden Bulanık Mantık (Fuzzy Logic)-ANFIS modellerini kullanarak, işletmeler finansal başarısızlığa düşmeden bir yıl öncesinden öngörecektir.

Araştırmanın kapsamı; Borsa İstanbul'da (BİST) faaliyet gösteren imalat sektöründeki işletmelerin finansal başarı ve başarısızlık durumlarını öngörmek amacıyla geliştirilmiş tahmin modelleri üzerine odaklanmaktadır. Araştırma evrenini, BİST imalat sektöründe 2005-2019 döneminde faaliyet gösteren işletmeler oluşturmaktadır. Veriler BİST'te imalat sektöründe faaliyet gösteren 177 şirketten farklı dönemlerde başarısızlık kriterine uyan 103, başarılı kriterlerine uyan 103 toplamda 206 firmanın 12 aylık (yıllık) mali tablolarından veriler elde edilmiştir. Araştırmada finansal başarısızlık kriteri olarak, işletmelerin üst üste en az iki veya daha fazla yıl "Net Dönem Zararı" açıklamaları esas alınmıştır. Araştırmada 58 adet bağımsız değişken mevcuttur. SPSS 22, Matlab R2019a, Jamovi 2.3.28 ve Excel programları kullanılmıştır. Araştırma üç bölümden oluşmuştur. Birinci bölümde; finansal başarısızlık kavramı, sebepleri, işletmelere etkileri, önleme yöntemleri işlenecektir. İkinci bölümde; finansal başarısızlığın erken öngörüsünün önemi, finansal başarısızlığın öngörüsünde kullanılan modeller ve literatür ele alınacaktır. Üçüncü bölümde finansal başarısızlığın öngörüsü üzerine BİST imalat sektörü üzerine bir uygulama bulunacaktır.

Araştırmanın yöntemi; araştırmada verilerin analizi SPSS 22 programında lojistik regresyon analiz yöntemiyle gerçekleştirilmiş olup, modelin; anlamlılığı, açıklayıcılığı ve uyumu gibi çeşitli istatistiksel analizler yer almıştır. Lojistik regresyon yöntemiyle ortaya konulan tahmin modelinin açıklama gücünü yüksek bulduğu dört bağımsız değişken, ANFIS yönteminin de bağımsız değişkenleri olarak kullanılmıştır. ANFIS modeli için Matlab R2019a programı kullanılmıştır. ANFIS modeli de, eğitim veri setiyle eğitilmiş, ağırlık hiç görmediği diğer veri setleri gösterilerek tahminler gerçekleştirilmiştir.

Araştırmanın diğer çalışmalardan farkı;

- i) 2005-2019 yıllarını kapsayan (15 yıllık) uzun bir dönem aralığındaki, büyük bir veri yığınıyla çalışılması,
- ii) Modellerin her alt sektör için ayrı ayrı geliştirilmeyip, hepsini kapsayan sadece tek bir modelin ortaya konması,
- iii) Çalışmalarda yaygın olarak sadece finansal oranlar kullanılmakla birlikte, bu çalışmada hem finansal hem de finansal olmayan bağımsız değişkenlere yer verilmiştir. Bu araştırmada farklı olarak modellerin ilk oluşturulma aşamasında işletmenin halka açıklık oranı, firma faaliyet süresi, denetim raporu görüşü gibi finansal olmayan bağımsız değişkenlerin kullanılması,
- iv) İstatistiksel yöntemlerle elde edilen açıklama gücü yüksek bağımsız değişkenlerin yapay zekâ tahmin yöntemlerinden Bulanık Mantık-ANFIS ile işletilmesiyle hibrit bir modelin ortaya konması,
- v) Başarısızlık baz yılı olarak en az iki ve daha fazla yıl zarar eden işletmelerin, üst üste başarısızlıkların başladığı ilk zararlı yıl finansal başarısız dönem (t) olarak kabul edilmiştir. Finansal başarısız olarak kabul edilen firmaların başarısızlık baz yılından bir önceki yıl (t -1) verileri kullanılarak hesaplamalar yapılmıştır.

Araştırmada lojistik regresyon ve ANFIS metoduyla ortaya konan modeller karşılaştırılmıştır. Sonuç olarak yapılan bu araştırmada; ANFIS modelinin LRA modelinden biraz daha iyi tahmin sonuçları ortaya koyduğu, finansal başarı/başarısızlık tahmininde kullanılan en önemli bağımsız değişkenin "Esas Faaliyet K-Z (net)/KVYK" olduğu ortaya konulmuştur.

Anahtar Kelimeler: Finansal Başarısızlık, Finansal Başarısızlık Öngörüsü, Mali Başarısızlık Tahmini, Bulanık Mantık-ANFIS, Lojistik Regresyon Analizi

ABSTRACT

Karataş, B. (2024). *Early prediction of financial failure: an application in BIST* (Unpublished doctoral thesis). Sakarya University.

The aim of this study is to develop models that can predict the financial success/failure of firms operating in the manufacturing sector in Borsa Istanbul (BIST). One year in advance prior to the onset of financial success/failure that is expected to persist for at least two consecutive years by utilizing statistical forecasting methods such as logistic regression analysis (LRA) and artificial intelligence-based models such as Fuzzy Logic (ANFIS).

The scope of the research focuses on forecasting models developed to predict the financial success and failure of companies operating in the manufacturing sector in Borsa Istanbul (BIST). The research universe consists of companies operating in the BIST manufacturing sector in the period 2005-2019. The data was obtained from the 12-month (annual) financial statements of companies operating in the manufacturing sector in BIST. There are 177 companies in the manufacturing sector in BIST. Data was obtained from the 12-month (annual) financial statements of a total of 206 companies operating in BIST in the 2005-2019 period, 103 of which met the failure criterion and 103 of which met the success criterion. In the study, the financial failure criterion was taken as the basis for the companies' declaration of "Net Loss" for at least two or more consecutive years. There are 58 independent variables in the research. SPSS 22, Matlab R2019a, Jamovi 2.3.28 and Excel programs were used. The research consists of three parts. In the first part; the concept of financial failure, its reasons, its effects on businesses, prevention methods will be discussed. In the second part; the importance of early prediction of financial failure, models used in the prediction of financial failure and literature will be discussed. In the third part; an application on the BIST manufacturing sector on the prediction of financial failure will be found. The method of the research; the analysis of the data in the research was carried out with the logistic regression analysis method in the SPSS 22 program, and various statistical analyzes such as significance, explanatory power and fit of the model were included.

The four independent variables that the prediction model presented with the logistic regression method found to have high explanatory power were also used as independent variables of the ANFIS method. The Matbab R2019a program was used for the ANFIS model. The ANFIS model was trained with the training data set, and predictions were made by showing other data sets that the network had never seen.

The differences of the research from other studies are as follows;

- i) Working with a large mass of data over a long period (15 years) covering the years 2005-2019,
- ii) Developing a single model covering all sub-sectors rather than developing models separately for each sub-sector,
- iii) In addition to financial ratios, non-financial independent variables such as the free float rate of the company, the operating period of the company, and the opinion of the audit report should also be used,
- iv) Establishment of a hybrid model by operating the useful independent variables obtained from statistical methods with Fuzzy Logic-ANFIS, one of the artificial intelligence estimation methods,
- v) The first failure year of consecutive failures is considered as the financial failure period (t). Forecasts are calculated using the data of the year (t -1) preceding the base year of failure of the firms considered as financial failures.

In the research, models presented with the Logistic regression and ANFIS method were compared. As a result, the study revealed that the ANFIS model produced better prediction results than the LRA, the most important independent variable used in the prediction of financial success/failure was Operating Profit or Loss (net)/short term liabilities.

Keywords: Financial Failure, Financial Failure Prediction, Financial Failure Forecasting, Fuzzy Logic-ANFIS, Logistic Regression Analysis

GİRİŞ

Günümüz dünyasındaki işletmeler, kendilerini ulusal ve uluslararası arenada kıyasıya bir rekabetin içinde bulmaktadırlar. İşletmelerin faaliyet gösterdikleri alanlarda dahil olmak üzere ekonomik, hukuki, sosyal, siyasal ve teknolojik koşulların hızlı biçimde değişmesi zaten yoğun olan rekabeti git gide daha da çetin bir hale getirmektedir. Küresel dünyanın hızlı değişimine ayak uydurmak, sürdürülebilir rekabet koşullarına uyum sağlamak ve yaşamlarını idame ettirmek isteyen işletmelerin özellikle bilişim teknolojilerindeki değişimlere hızlıca adapte olmaları gerekmektedir. Endüstri 4.0 devriminin gerçekleştiği günümüzde, teknolojiyi üretim süreçlerine aktaramayan veya yapay zeka uyumu geciken işletmelerin rekabet gücü giderek zayıflayabilir. İç ve dış sebeplerden dolayı rekabete direnemeyen, ulusal ve uluslararası çevreye uyum sağlayamayan işletmeler finansal başarısızlığın son durağı olan iflasla yüzleşebilirler. Özellikle ekonomik resesyon, yüksek enflasyon, savaş, pandemi ve finansal kriz dönemlerinde işletme başarısızlıklarının arttığı görülmektedir. Türkiye'nin ve dünyanın son dönemlerde içinde bulunduğu krizlerden farklı düzeylerde de olsa etkilendiği ve krizlerin üstesinden gelemeyen işletmelerin finansal başarısızlığa uğradığı görülmektedir.

Finansal başarısızlığın olumsuz etkileri mikro düzeyde kalmayıp hem içinde bulunulan ülkeye hem de dünya ekonomisine büyük zararlar verebilmektedir. Bu yüzden finansal başarısızlık ülkeler için üzerinde hassasiyetle durulması icap eden önemli ve özel bir konu haline gelmiştir. Finansal başarısızlıkla ilgilenen paydaşlar için de finansal başarısızlığın erken öngörüsünün hayati önem arz etmesi, araştırmacıları bu alana yöneltmiş ve birçok çalışma ortaya konulmuştur. Finansal başarısızlık meydana gelmeden önce uyarı sinyallerinin yakalanması, işletmelere ve diğer paydaşlara önemli faydalar sağlayabilmektedir. Özellikle işletme yöneticileri tarafından bakıldığında bu sinyallerin doğru okunması, değerlendirilmesi, yerinde ve etkili önlemlerin alınması hayati derecede önemli olabilmektedir. Bireysel ve toplumsal olarak ciddi sorunlara neden olabilecek finansal başarısızlıkları önceden tahmin etmek, meydana gelebilecek sorunlara erkenden müdahale şansı verip hem işletmenin hem de işletme paydaşlarının zarar görmesini engelleyecek çözümlerin üretilmesi için yeterli süreyi işletme yönetimine kazandırabilir. Finansal başarısızlık ortaya çıkmadan önce, finansal başarısız olacağı tahmin edilen işletmeler için yerinde ve doğru aksiyonlar gerçekleştirilirse tedavi olma şansı doğabilir.

Finansal başarısızlık sinyallerinin doğru okunamaması ve yanlış kararların alınması çeşitli finansal sıkıntılara yol açabilmektedir. Finansal başarısızlık tahmin modelleri neticesinde yatırımcılar, finansal başarısızlık risklerini öngörebildikleri için yatırım tercihlerini buna göre şekillendirebilirler. Kredi verenler açısından bakıldığında ise müşterilerin kredibilitelerinin değerlendirilmesi noktasında önemli bir araç olabilmektedir.

İlk finansal başarısızlık tahmin çalışmaları bilgi işleme ve analiz yöntemlerinin sınırlılığını nedeniyle işletmelerin finansal oranlarının farklarının karşılaştırılması şeklinde olmuştur. Sonraki finansal başarısızlık tahmini çalışmalarında ise tek değişkenli istatistiksel modeller kullanılmıştır. Daha sonraki yıllarda tek değişkenle finansal başarısızlığın tahmini eleştirilere maruz kalmış ve çok değişkenli modeller kullanılmaya başlanmıştır. Günümüze gelindiğinde modellerde kısıtlayıcı varsayımların olmadığı çok değişkenli istatistiksel analiz yöntemleri ve yapay zekâ içeren modeller tercih edilmektedir. Finansal başarısızlık tahmin çalışmaları ülkelere, sektörlere, döneme, bağımsız-bağımlı değişkenlere ve kullanılan modellere göre farklı sonuçlar ortaya koyabilmektedir.

Bugüne kadar finansal başarısızlığın tahmini çalışmalarında tercih edilen yöntemlerin kendilerine has avantaj ve dezavantajlarının bulunması, araştırma yapılan ülkeler arasında çeşitli farklılıkların olmasından ötürü, her durumda çalışabilen harikulade bir yöntemin, modelin olmadığı görülmüştür. Bu yüzden finansal başarısızlık tahmin çalışmaları önemini ve popülaritesini hala daha korumakla birlikte gelişen teknoloji sayesinde her şart ve ortamda en iyi tahmini verecek daha yeni modeller geliştirilmeye devam edilmektedir.

Araştırmanın Amacı

Bu araştırmanın amacı; BİST imalat sektöründe faaliyet gösteren işletmelerin finansal başarı/başarısızlık durumlarını, finansal başarısızlığa düşmeden bir yıl önceden tahmin edecek güvenilir öngörü modelleri oluşturmaktır.

Araştırma sorusu;

- İşletmelerin finansal başarı/başarısızlık durumlarını, finansal başarısızlıktan bir yıl önce doğru ve güvenilir bir şekilde tahmin eden bir model geliştirilebilir mi?

İkincil derecede araştırma soruları;

- BİST imalat sektöründe faaliyet gösteren firmaların, finansal başarısızlıktan bir yıl öncesinde finansal başarı/başarısızlık durumlarını yüksek doğrulukta ve güvenilir şekilde tahmin eden bir model geliştirilebilir mi?

- BİST imalat sektöründe faaliyet gösteren firmalar için finansal başarısızlığı bir yıl öncesinde tahmin eden modellerden hangisi/hangileri daha yüksek doğru tahmin gücüne sahiptir?

- BİST imalat sektöründe faaliyet gösteren firmaların finansal başarısızlık tahmininde en etkili bağımsız değişkenler hangileridir?

Araştırmanın Önemi

Finansal başarısızlığa uğrayan işletmelerin karşı karşıya kaldığı olumsuz sonuçlar sadece kendilerini etkilememektedir. Bu başarısızlıktan işletmeyle ilgili paydaşlar, ülke ekonomisi ve özellikle de toplum olumsuz bir şekilde etkilenebilmektedir.

Olası finansal başarısızlığın erken teşhisi, işletme yönetimine ve sahiplerine erkenden müdahale etme şansı verebilir. Bu teşhis işletmenin kendisi için hayati olmakla birlikte, her kesim için de oldukça da önemlidir. Özellikle kriz ve rekabetin yoğun olduğu dönemlerde finansal kararlar verilirken, yüksek tahmin gücü sağlayan modellerin geliştirilmesi ve kullanılması artık bir gereklilik haline gelmiştir. Bu araştırmada geliştirilen modeller sayesinde işletmeler finansal başarısızlık risklerini bir yıl önceden öngörebilir ve kendi durumlarını gözden geçirmek, gerekli tedbirleri almak için bir zaman kazanabilirler. Bu sayede araştırmanın işletmelere ve paydaşlarına fayda sağlayacağı düşünülmektedir. Bu araştırmada finansal başarısızlık tahmini, işletmeler finansal başarısızlığa düşmeden, kârlı durumdalarken gerçekleştirildiğinden diğer çalışmalardan farklılaşmaktadır.

Araştırmanın Kapsamı

Araştırmanın birinci bölümünde; finansal başarısızlık kavramı, finansal başarısızlığın sebepleri, finansal başarısızlığın işletmelere etkileri, finansal başarısızlığı önleme yöntemleri üzerinde durulmuştur.

Araştırmanın ikinci bölümde; finansal başarısızlığın erken öngörüsünün önemi, finansal başarısızlığın öngörüsünde kullanılan modeller ve finansal başarısızlık tahmini üzerine yapılmış Türkiye ve Türkiye dışındaki çalışmaların özetlerine yer verilmiştir.

Araştırmanın üçüncü bölümünde; lojistik regresyon analizi ve Bulanık Mantık (Fuzzy Logic)-ANFIS modelleri teorik olarak anlatıldıktan sonra işletmelerin finansal başarısızlıkları bu tahmin modelleri ile finansal başarısızlıktan bir yıl öncesinden tahmin edilerek sonuçlar karşılaştırılmıştır.

Bu araştırmanın örneklemini, Sermaye Piyasası Kanunu'na (SPK) tabi, hisse senetleri Borsa İstanbul'da (BİST) 2005-2019 döneminde işlem gören imalat işletmeleri oluşturmaktadır.

Borsa İstanbul'da işlem gören şirketlerin verilerine ulaşmanın kolay olması, mali tabloların SPK'nın standartlarına uygun olarak hazırlanması, verilerin bağımsız denetimden geçmiş, düzenli, karşılaştırılabilir, şeffaflık ve güvenilirlik şartlarını sağlaması örnekleminin seçiminde etkili olmuştur.

UFRS'ye göre hazırlanmış ilk mali tablolar 2005 yılından itibaren düzenlendiği için araştırmanın örneklem verisinin ilk yılı 2005 olmuştur (SPK'nın XI Seri, 25 nolu tebliğinin 15/11/2003 tarihli 25290 sayılı Resmi Gazetede yayımlanmasıyla birlikte, borsada işlem gören firmalara mali tablolarını 01/01/2005 tarihi itibarıyla Uluslararası Finansal Raporlama Standartları'na uyumlu hale getirme zorunluğu gelmiştir).

Ulusal ekonomilerde istihdam yaratan ve sürdürülebilir ekonomik büyümenin kritik sektörü imalat sanayidir (Herman, 2016). Gelişmekte olan ülkelerde imalat sektörü ülke kalkınmasında kilit bir rol oynamaktadır (Haraguchi vd., 2017). Finansal başarısızlık şartını sağlayan firma sayısının çok olmaması, imalat sektörünün alt sektöründe yer alan işletmelerin, faaliyet konusu bakımından BİST'in diğer sektörlerine nazaran görece olarak daha örtüşen alt sektörlerden oluşması, bünyesinde BİST'in diğer sektörlerine göre daha çok firma barındırması, ekonomiler için kritik öneme sahip olması ve borsadaki tüm sektörleri kapsayan yegâne bir model geliştirilemeyeceği için araştırmada "imalat sektörü" firmaları tercih edilmiştir.

2005-2019 yılları arasında faaliyet gösteren 103 başarılı, 103 başarısız toplamda 206 işletme verisi ile finansal başarısızlığın bir yıl önceden tahmini için lojistik regresyon analizi ve bulanık mantık (ANFIS) yöntemleri kullanılarak modeller geliştirilmiştir. Geliştirilen modeller üzerinden analizler yapılmıştır.

Araştırmanın Kısıtları

Araştırma 2005-2019 yılları arasındaki 15 yıllık bir dönemi kapsamaktadır. Veri aralığının 15 yıllık bir dönemi kapsaması finansal başarısız örneklem birim sayısını artırmak amaçlıdır. 2005-2019 döneminde her yıl eşit sayıda finansal başarısız kabul edilen firma olmadığından yıllara göre finansal başarısız firma sayısı farklılık göstermektedir. Araştırmada finansal başarısızlık kriteri olarak ‘üst üste en az iki veya daha fazla yıl zarar etme’ durumu benimsenmiştir. Bahsedilen zarar kavramı bilançodaki “Net Dönem Kârı veya Zararı” negatif olanları kapsamaktadır. En az üst üste iki yıl zarar etmeyen, “Net Dönem Kârı veya Zararı” Pozitif olan firmalar başarılı olarak kabul edilmiştir.

Finansal başarısızlık “baz yılı olarak” üst üste en az iki yıl veya daha fazla yıl zarar etme şartını sağlayan işletmelerin, peş peşe gelen zararlı yıllarından ilki başarısızlık baz yılı olarak kabul edilmiştir. Bu araştırmada başarısız firmaların verileri, başarısız baz yıldan önceki ilk kârlı yıldan elde edilmiş ve başarısız firma tahminleri bu veriler üstünden gerçekleştirilmiştir.

Bazı araştırmalardaki başarısızlık başlangıç (baz) yılı ise şöyledir; üst üste üç yıl zarar etme şartını sağlayan firmalarda zararın üçüncü yılı baz yıl olarak dikkate alınmıştır (Kurtaran Çelik, 2009, s. 111). Üst üste iki yıl zarar etme şartını sağlayan firmalarda zararın ikinci yılı baz yıl olarak dikkate alınmıştır (Salur, 2015, s. 97; Süssler, 2022, s. 82). Araştırmada yıllık (12 aylık) mali tablolar kullanılmıştır. Araştırma sonuçlarını olumsuz etkileyen iki başarısız firma araştırma dışında tutulmuştur.

Bu araştırmada işletmelerin finansal başarı/başarısızlık durumları bir yıl önceden tahmin edilmektedir. Finansal başarısızlıktan bir yıl önce yapılan tahminlerin başarısı, bir yılı aşan tahminlere nazaran oldukça yüksek çıkmakta ve karar alıcıların bir kısmı için yeterli olabilmektedir (Du Jardin ve Severin, 2011, aktaran, Aksoy ve Boztosun, 2018, s. 15, Demirhan, 2021, s. 140). Modeller kurgulanırken finansal başarısızlık durumuna yaklaşılmca belirtilerin şiddetleneceği varsayılarak finansal başarısızlıktan bir yıl önceki veriler kullanılarak tahminler yapılmıştır (Wilson ve Sharda, 1994; Yıldız, 1999; Akkoç, 2007; Zhou, 2008; Akkaya vd., 2008; Arfaoui ve Goaid, 2009; Okumuş, 2009; Ay, 2010; Erdoğan, 2010; Altunöz, 2015; Salur, 2015; Akdeniz, 2018; Aktümsek, 2018; Hesarı, 2018; Ramadan, 2019; Şahin, 2019; Abbasoğlu, 2021). Araştırma dönem aralığının uzunluğu, kullanılan bağımsız değişkenlerin ve örneklem sayısının fazlalığı, bir yıldan

daha uzun sürede yapılan tahminlerin başarısının düşük kalması, başarısızlıktan bir yıl önce yapılan tahminlerin karar alıcıların bir kısmı için yeterli olabilmesi, finansal başarısızlıktan uzaklaştıkça başarısızlık belirtilerinin zayıflaması, zaman ve bütçe sınırlılığı gibi sebeplerden ötürü, işletmelerin finansal başarı/başarısızlık durumlarının bir yıl önceden tahmin edilmesi tercih edilmiştir.

Araştırmada klasik yöntemlerden olan Lojistik Regresyon Analiziyle birlikte modern yapay zekâ tahmin modellerinden Bulanık Mantık (ANFIS) kullanılmıştır. Lojistik regresyon analizinin ortaya koyduğu bağımsız değişkenler, Bulanık Mantık (ANFIS) yönteminde de bağımsız değişken olarak kullanılmıştır.

Tüm veri setinin %80'i eğitim seti, %10'u test seti, %10'u ise onaylama seti olarak ayrılmıştır (Benli, 2005; Tolon ve Güneri Tosunoğlu, 2008). Araştırmalarda kullanılan veri setinin ne kadarının hangi bölüme (eğitim-test-onay) ayrılacağı konusunda bir fikir birliği olmamakla birlikte, model oluştururken genel uygulama; yeterli ve sağlıklı bir öğrenme gerçekleştirebilmek için daha çok verinin eğitime ayrılması ve kalan kısmın diğer setlere bölünmesi şeklindedir. Bu sebepten ötürü tüm veri seti %80 eğitim, %10 test ve %10 onay seti olmak üzere üçe ayrılmıştır.

Araştırmanın Yöntemi

Araştırma kapsamına giren firmalar BİST imalat sektörü firmaları olarak belirlenmiştir. Araştırma dönemi 2005-2019 yılları arasında kapsamaktadır. Araştırma 12 aylık (yıllık) mali tablo verileri üzerinden gerçekleştirilmiştir. Finansal başarısızlık kriteri olarak “*üst üste en az iki veya daha fazla yıl zarar etme*” durumu baz alınmıştır. Finansal başarılı olarak kabul edilen firmalar ise en az üst üste iki yıl zarar etmeyen firmalardan oluşmaktadır. Finansal başarısızlık kriterini sağlayan firmalar için hesaplamalar, üst üste iki veya daha fazla yıl zarar ettikleri ilk yıldan önceki kârlı yıl verileri kullanılarak yapılmıştır. Finansal başarılı kabul edilen firmalar için en az üst üste iki veya daha fazla yıl zarar etmedikleri herhangi bir dönem rassal olarak seçilmiş ve bu veriler üzerinden işlemler gerçekleştirilmiştir. Araştırmada başarısız olunan yılların karşısına yine aynı yıl ve aynı alt sektörden başarılı firmalar rassal olarak konulmuş ve analizler gerçekleştirilmiştir.

Başarısız örneklem sayısını artırmak için farklı yıllarda gerçekleşmiş başarısızlıklar, aynı tek bir yılda gerçekleşmiş gibi varsayılmıştır. Aynı varsayım başarılı firmalar içinde geçerlidir. Böylece başarısız ve başarılı firmalardan oluşmuş iki grup ortaya çıkmış ve

analizler bu iki grup üzerinden gerçekleştirilmiştir. Finansal başarısız firmalar sıfır “0”, finansal olarak başarılı kabul edilen firmalar ise bir ‘1’ olarak kategorik şekilde kodlanmıştır.

Çalışmada kullanılan veriler, kap.org.tr, borsaistanbul.com ve finnet.com.tr adlı sitelerden temin edilmiştir. Finansal tablo verileri Excel 2019 programına aktarılarak düzenlenmiş ve 58 adet bağımsız değişkenin hesaplanması yapılmıştır.

Araştırmada istatistiksel tahmin yöntemlerinden lojistik regresyon analizi, yapay zekâ tahmin yöntemlerinden Bulanık Mantık (ANFIS) yöntemleri kullanılmıştır.

Hesaplanan bu finansal oranlar, SPSS v.22 programına girilerek LR analizi yapılmış ve bağımsız değişkenler “feature selection” ile dörde indirgenmiştir. Model değişkenlerinin seçiminde bu araştırma için en iyi sonuçları veren Fstep (Cond)-(Forward Step Conditional) yöntemi kullanılmıştır.

Bulanık mantık (ANFIS) yapay zekâ tahmin yöntemi için MATLAB R2019a programı kullanılmıştır. Yapay zekâ tahmin modellerinin güvenilirliğinin ve eğitimin gücünün artırılması için veri seti: eğitim seti (%80), test seti (%10) ve onay (%10) olarak üç bölüme ayrılmıştır. “randomizer.org” internet sitesinden rassal olarak oluşturulan sayılar yardımıyla 206 (103 başarılı, 103 başarısız) işletmenin hangi sette yer alacağına karar verilmiştir.

Yapay zekâ içeren tahmin modelinin (ANFIS) istatistiksel tahmin yöntemlerinden biri olan lojistik regresyon analizinden daha iyi sonuçlar ortaya koyduğu görülmüştür. Finansal başarısızlık öngörüsünde en yüksek genel doğru tahmin oranının ANFIS modelinde gerçekleştiği tespit edilmiştir.

BÖLÜM 1. FİNANSAL BAŞARISIZLIK

Bu bölümde finansal başarısızlık kavramı, finansal başarısızlık sebepleri, finansal başarısızlığın işletmelere etkileri ve finansal başarısızlığı önleme yöntemleri açıklanacaktır.

1.1. Finansal Başarısızlık Kavramı

Teorik olarak ömürleri sınırsız olarak kabul edilen ve asıl amacı kâr etmek olan işletmeler kuruldukları ilk birkaç yıl içerisinde başarısızlıkla karşı karşıya kalırken bazı işletmeler ise gelişir, büyür, olgunlaşır ve çok sonra başarısızlığı yaşarlar (Gitman ve Zutter, 2015, s. 791).

İşletme başarısızlığı değişik yorumlara açık olmakla birlikte, başarısızlık farklı şekillerde ortaya çıkabilir. Bir işletmenin başarısızlığı, geçici nedenlerle finansal sorumluluklarını ifa edememesinden başlayıp, iflas etmelerine kadar uzanan durumları kapsayan süreci ifade etmektedir (Akgüç, 2010, s. 947). İşletme başarısızlığı, şirket bünyesinde alınmış kararların ve yapılmış seçimlerin bir neticesi olarak karşımıza çıkmaktadır (Lehmann ve Norman, 2005, s. 91).

Finans literatürü tarandığında, farklı açılardan ele alınmış başarısızlık kavramının çeşitli tanımları görülmekle birlikte, yaygın olarak: ekonomik başarısızlık, işletme başarısızlığı, teknik acizlik, negatif net değere sahip olma, iflas olmak üzere farklı şekillerde ortaya çıkmaktadır.

Bu başarısızlık kavramları aşağıdaki şekilde açıklanabilir (Brigham ve Gapenski, 1997, ss. 1034-1035);

Ekonomik Başarısızlık (Economic Failure): firma gelirlerinin, sermayenin maliyeti de dahil olmak üzere toplam maliyetlerini karşılayamadığı anlamına gelir. Ekonomik anlamda başarısız işletmeler sadece yatırımcılarının ek sermaye takviyesi sağlamaya gönüllü olmaları ve işletme sahiplerinin piyasanın altındaki getiri oranlarına razı gelmeleri durumunda faaliyetlerini devam ettirebilmektedirler. Bu şekilde varlığına devam eden işletmelerde varlıklar zamanla eskiyecek ve yenilenmeleri gerektiğinde ek sermaye sağlanamayacağından firma ya kapanacak ya da makul bir kazanç sağlayabilen daha küçük bir işletmeye dönüşmeye razı olarak yaşamlarına devam edeceklerdir.

İşletme Başarısızlığı (Business Failure): Uluslararası bir derecelendirme firması olan Dun&Bradstreet tarafından işletmeye kredi sağlayanların zarar etmelerine sebep olacak şekilde işletmenin kendi faaliyetlerini durdurması şeklinde tanımlanmıştır. Bu tanıma göre borç verenler zarara uğratılmadığı müddetçe işletme faaliyetinin durması veya kapanması başarısızlık olarak görülmemektedir.

Teknik Acizlik (Technical Insolvency): Borç ödeme güçlüğü olarak anılan teknik acizlik, bir firmanın vadeleri muaccel hale geldiği halde cari yükümlülüklerini yerine getirememesi durumu olarak tanımlanır. Öte yandan teknik acizlik, belirli bir süre zarfında firmanın yükümlülüklerine yerine getirebileceği ve yaşamını sürdürmeye devam edeceği geçici bir likidite eksikliğini gösterebilir. Teknik acizlik içindeki bir firma nakit sıkıntısını çözerse, yükümlülüklerini tamamıyla ifa edip, faaliyetlerini sürdürmeye devam edebilir. Fakat teknik acizlik, ekonomik başarısızlığın erken bir işareti olarak meydana geldiyse, işletme daha büyük sıkıntılarla yüzleşebilir.

Negatif Net Değere Sahip Olma: İşletmenin toplam yükümlülüklerinin defter değeri, varlıklarının piyasa değerini aşıyorsa, işletme aslında negatif net değere sahiptir. İşletmenin bu acizyeti, teknik acizlikten daha sıkıntılı bir durumdur. İşletme ekonomik başarısızlık belirtilerini göstermiş ve iflasa gitme durumuyla karşı karşıyadır.

İflas (Bankruptcy): Çoğu zaman başarısız olan işletmeyi tanımlamak için kullanılsa da aslında iflas terimi hukuki bir özellik arz etmektedir. Mahkemeye iflas başvurusunda bulunulmadıkça işletme resmi olarak iflas etmiş kabul edilmez.

Altman ve Hotchkiss'e göre finans literatüründe başarısızlıkla ilgili çoğu seferinde birbirinin yerine ikame olarak kullanılan ancak başka anlamları olan yaygınlaşmış jenerik terimlerin de görüldüğü belirtilmiştir.

Bu terimlerden bazıları aşağıda açıklanmıştır (Altman ve Hotchkiss, 2006, s. 4);

Başarısızlık (failure): İşletmeye konulan sermayenin getirisinin benzer yatırımların getirisinden büyük ölçüde ve devamlı olarak düşük olmasıdır.

Borçlarını Ödeyememezlik (insolvency): Olumsuz firma performansını gösteren bir başka tabir olarak ifade edilir. İşletmenin cari yükümlülüklerini likidite eksikliği nedeniyle yerine getirememesidir.

Temerrüde Düşme (default): İşletmenin kredi sağlayıcılarına borçlarını zamanında ifa edememesinden kaynaklanan icra, rehin vb. olaylara maruz kalması olarak tanımlanır. İşletmenin kötüleşen finansal performansının bir işareti olarak da kabul edilebilir.

Finansal başarısızlığı tam anlamıyla tarif etmek oldukça zordur ve üzerinde ittifak edilen bir tanımına rastlanılmamaktadır (Chancharat, 2008, s. 5; Yıldız, 1999, s. 13; Arfaoui ve Goaiied, 2009, s. 12; Ruan ve Liu, 2021, s. 5).

İşletme başarısızlığının tanımı, amacına ve kapsamına bağlı olarak çalışmadan çalışmaya farklılık göstermektedir (Büyük ve Yıldırım, 2022, s. 27; Dimitras vd., 1996, s. 487). Finans literatüründeki çalışmalara bakıldığında finansal başarısızlığın neredeyse iflasa indirildiği görülmektedir. Fakat iflas, finansal başarısızlık durumlarından biri olmakla birlikte başarısızlığın son durağıdır.

Aktaş'a göre iflas, finansal başarısızlığın ancak dar anlamdaki bir karşılığı olabilir. Finansal başarısızlık araştırmalarında iflas kavramının tercih edilmesinin ana sebebi literatürde kullanılan diğer kavramlar içinde en net olanı ve kesin sonucu belirten kavram olmasından ileri gelmektedir (Aktaş, 1993, ss. 5-6). Finansal başarısızlık; üç yıl üst üste zarar etme veya iflas etme (İçerli ve Akkaya, 2006, s. 416), firma politikalarınca alınan mali kararlarda ve firmanın diğer alanlarında olan başarısızlıkların neticesinde işletmenin hedeflerine ulaşamaması (Okka, 2015, s. 1056), iflas, temerrüde düşme, borçlarını ödeyememe, aktifin %10'unu kaybetme, cari dönemi zararlarla sonlandırma, satışların durması gibi çeşitli tanım ve kriterlere sahiptir (Medetoğlu, 2022, s. 84). Finansal başarısızlık kendisini: *Sürekli negatif veya düşük kâr*, teknik likiditenin kaybedilmesi ve iflas şeklinde göstermektedir (Okka, 2015, ss.1056-1057; Aydın vd., 2017, ss.325-326; Sevil vd., 2013, s. 187).

Finansal sıkıntı (financial distress), genellikle bir şirketin geçici likidite eksikliği nedeniyle mali yükümlülüklerini zamanında ve tam olarak yerine getirmekte zorlandığı negatif bir durumu ifade için kullanılır (Outecheva, 2007, s. 13). Finansal sıkıntı teriminin kesin olan teknik veya yasal bir tanımı olmamakla birlikte, yükümlülüklerini yerine getirememiş veya ihraç ettiği menkul kıymetleri temerrüde düşen firmalar için kullanılan bir terimdir (DePamphilis, 2014, s. 607). "Uluslararası literatürde finansal başarısızlık kavramına bakıldığında finansal sıkıntı (financial distress) veya işletme başarısızlığı (business failure) olarak ifade edildiği görülmektedir. Finansal başarısızlık kavramı temelde, yaşanan ekonomik sıkıntılar, finansal krizler, istenmeyen durumlar ve yönetim

hataları nedeniyle işletme faaliyetlerinin yerine getirilememesi, işletme borçlarının vaktinde ödenememesi, işletmenin sürekliliğini sağlayamaması ve iflas etmesi anlamına gelmektedir. Literatürde araştırmacılar, finansal başarısızlık kavramını farklı biçimlerde tanımlamış ve işletmelerin finansal olarak sıkıntı yaşamasına neden olan bütün durumlar olarak değerlendirmişlerdir. Finansal başarısızlık kavramı, sadece iflas anlamına gelmemekte ve içinde birçok farklı kriter barındırmaktadır” (Türkmen, 2020, aktaran Medetoğlu, 2022, s. 31).

Finansal başarısızlığın en erken sinyali işletme kârlılığının azalmasıdır (Sormunen ve Laitinen, 2012, s. 46; Türko, 2002, s. 592). İflası da kapsayan ve iflasa nazaran daha esnek olan finansal başarısızlık kavramının kullanılması araştırmaların yürütülmesi bakımından kolaylıklar sağlayacak ve araştırma örneklerinin daha geniş tutulmasına yardımcı olacaktır.

Literatürde finansal başarısızlığın tek bir tanımı mevcut olmamakla birlikte farklı çalışmalarda farklı tanımlamalar yapılmıştır (Akgün, 2013, s. 8). Bu tanımlamalar Tablo 1’de sıralanmıştır.

Tablo 1

Finansal Başarısızlık Tanımları

Yazar	Araştırma Tarihi	Kavram	Tanım
Beaver	1966	Başarısızlık	- Tahvil faizinin ödenememesi - İflas -İmtiyazlı hisse senetlerinin temettü ödemelerinin yapılamaması -Aşırı para çekilmiş bir banka hesabı
Tamari	1966	İflas	-Yasal olarak iflas dilekçesi verme -Borçlarını ödeyemeyeceğinin ilanı -Uzun vadeli konsolidasyon kredisi almış
Altman	1968	İflas	-Yasal olarak iflas etmiş ve kayyum atanmış olma - Ulusal iflas yasasına göre reorganizasyon hakkı verilmiş olma
Deakin	1972	Başarısızlık	-Borçlarını ödemede acze düşme - İflas -Alacaklıların isteği üzerine tasfiye
Blum	1974	Başarısızlık	- Muaccel borçların ödenememesi -İflas sürecine girme - Alacaklılar ile işletme borçlarının azaltılması konusunda anlaşma
Elam	1975	İflas	-İflas yasasına göre iflas etmiş sayılanlar -Muaccel borçlarıyla ilgili alacaklılarla anlaşma -İflas yasasına göre yeniden yapılandırmaya girme - Hissedarların iflas için oy kullanması
Norton ve Smith	1979	İflas	-Yasal iflas işlemlerinin başlaması

Tablolar Devamı

Ohlson	1980	İflas	-Yasal olarak İflas başvurusunda bulunmak		
Göktan	1981	Başarısızlık	-İflas		
Taffler	1982	Başarısızlık	-Tasfiye	-Mahkeme kararı ile tasfiye veya benzeri şekillerde tasfiye	-Alacaklıların açtığı davalar neticesi tasfiye
Zmijewski	1984	İflas	-Yasal olarak iflas dilekçesi verme		
Zavgren	1985	Başarısızlık	-İflas dilekçesi verme		
Odom ve Sharda	1990	İflas		-İflas	
Aktaş	1991	Başarısızlık	-Üç yıl üst üste zarar etme	-İflas veya finansal darboğazdan ötürü faaliyeti durdurma	
Asquith vd.	1994	Başarısızlık		-Tahvil ihracından sonraki herhangi Üst üste iki yıl FAVÖK < Fin.Gid. olması	-(FAVÖK/Fin.Gid).<0.80 olması
Wilson ve Sharda	1994	İflas		-İflas	
Jo vd.,	1997	İflas		-İflas	
Yıldız	1999	Başarısızlık	-Üç yıl üst üste zarar etmesi	-İflas	-Dönem ve geçmiş yıllar zararları toplamının işletme sermayesinin yarısını aşması - Borç ödeme zorluğu içine düşmüş olma -Aktifin %10 unu kaybetmiş olması -Borçların aktifi aşması - Üretimi durdurma
Zhang vd.	1999	İflas		-İflas	
Shin ve Lee	2002	İflas		-İflas	
Altaş ve Giray	2005	Başarısızlık	-Zarar etme		
Canbas vd.,	2005	Başarısızlık	-TMSF'na devir		
Torun	2007	Başarısızlık	-Üst üste 2 ya da daha fazla yıl zarar etmiş olmak.	-İflas	- Borsada tahtası kapanmış olmak -Faaliyetlerini durdurmuş olmak
Dikmen	2007	Başarısızlık	-Üst üste üç yıl zarar etme		
Li ve Sun	2008	Başarısızlık	-Üst üste iki yıl zarar etme		
Huang vd.,	2008	Başarısızlık	-Kottan çıkarılma		
Pindado vd.,	2008	Başarısızlık	-Üst üste iki yıl FAVÖK < Fin.Gid.		-Piyasa değerinin birbirini izleyen iki dönem arasında düşmesi

Tablolar Devamı

Boyacioglu vd.,	2009	Başarısızlık	-TMSF'na devir			
Kurtaran Çelik	2009	Başarısızlık	-Üst üste üç yıl zarar etme		-Öz sermayenin en az 2/3 oranında azalması	-Aktiflerin %10 azalması
Xu ve Wang	2009	Başarısızlık		-İflas		
Ravisankar ve Ravi	2010	Başarısızlık		-İflas		
Koç Öztürk	2010	Başarısızlık	-Üst üste iki yıl zarar etme			
Kılıç	2011	Başarısızlık	-Üst üste iki yıl zarar etme	-İflas	-Cari dönem zararı ve geçmiş dönem zararının toplamının, Aktifin %10'unu aşması	-Gözetli pazarına alınmış olma
Maricica ve Georgeta	2012	Başarısızlık	-Zarar etme			
Pan	2012	Başarısızlık	- Endeksin<0.50 olması			
Tinoco ve Wilson	2013	İflas	-İflas başvurusunda bulunma	-Üst üste iki yıl FAVÖK<Finansman Gid. ve firma piyasa değerinin üst üste iki yıl negatif büyümesi		
Chen ve Zhang	2013	Başarısızlık	-FVÖK'ün sıfırdan küçük olması			
Yakut ve Elmas	2013	Başarısızlık	-Üst üste iki yıl zarar etme	-İflas	-Borsada tahtası kapanmış olmak	-Faaliyetleri durdurma
Akgün	2013	Başarısızlık	-Üst üste üç yıl zarar etme		-İşlem sırasının kapatılması	
Xu vd.	2014	Başarısızlık	-Üst üste iki yıl zarar			
Paket	2014	Başarısızlık	-Üst üste en az iki yıl zarar etme		-Cari yıl zarar etme	
Salur	2015	Başarısızlık	-Üst üste en az iki yıl zarar etme		-İşlem sırasının kapatılması	
Huang vd.	2015	Başarısızlık	-Üst üste üç veya dört yıl zarar etme			
Geng vd.	2015	Başarısızlık	-İki yıl zarar etme	-İflas	-İş zararı	
Karaa ve Geyikçi	2016	Başarısızlık	-Üst üste dört yıl zarar etme			
Manzaneque vd.	2016	Başarısızlık	-Üst üste iki yıl FAVÖK<Fin. Gid.		-Piyasa değerinin birbirini izleyen iki dönem arasında düşmesi	
Barboza vd.	2017	İflas	-İflas başvurusunda bulunma			
Altman vd.	2017	Başarısızlık	- Kayyum Atanma	-İflas	-Kottan çıkarılma, ST (Özel İşlem Grubuna Alınma)	

Tablolar Devamı

Yakıcı Ayan ve Değirmenci	2018	Başarısızlık	-Üst üste üç yıl zarar etme		- Özsermayenin en az 2/3 oranında azalması	-Aktiflerin %10 azalması
Ertan ve Ersan	2018	Başarısızlık	-Yakın izleme pazarına alınma			
Huang ve Yen	2019	Başarısızlık	-İflas veya yapılandırma girme			
Yürük ve Ekşi	2019	Başarısızlık	-Üst üste iki yıl zarar etme	-İflas	-Aktiflerin %10 azalması	-Gözaltı pazarına alınma -Faaliyetleri durdurma
Şahin	2019	Başarısızlık	-Üst üste iki yıl zarar etme			
Erkılıç ve Aksoy	2020	Başarısızlık	- Üst üste üç yıl zarar etme			
Arslan ve Çelik	2021	Başarısızlık	- Cari yıl zarar etme			
Bardi ve Can	2021	Başarısızlık	-Üst üste en az iki yıl zarar etme			
Qian vd.	2022	Başarısızlık	-Üst üste iki yıl zarar etme		-Net aktiflerin, kayıtlı sermayenin altına düşmesi	
Medetoğlu	2022	Başarısızlık	-Aktif Değişim Oranı(çeyrek) $\leq -0,0241$			

Kaynak: Özdemir vd., (2012)'den geliştirilmiştir.

Tablo 1'e bakıldığında finansal başarısızlığın sadece iflas kavramına indirgenmediği, zaman içinde esneyip, evrilerek çeşitli farklı kriterlerin de kullanıldığı görülmektedir.

Araştırmalara bakıldığında esnek başarısızlık kavramı yerine iflas kavramını tercih eden araştırmaların çoğunlukla piyasaları derinleşmiş, gelişmiş ekonomilerde yapıldığı görülmektedir. Gelişmekte olan ülkelerin yeterli sayıda iflas etmiş firma örneklerinin bulunmaması yüzünden veri temini noktasında sıkıntılar yaşanmaktadır. Bu yüzden araştırmalarda iflas yerine daha çok, esnek başarısızlık kavramı tercih edilmektedir.

Bu çalışmada işletmelerin içinde buldukları "sıkıntıyı" ifade etmek için "finansal başarısızlık" kavramı tercih edilmiştir. Yukarıdaki tanımlamalar ve kriterlerden de anlaşılacağı gibi, finansal başarısızlığın temel çıkış noktası, işletmelerin vadesi gelmiş yükümlülüklerini ödeyememesi, acze düşmesi ve iflası olmakla birlikte zamanla bu kriterler farklılaşmıştır. İşletme varlık ve yükümlülükleri arasındaki hassas dengenin bozulması neticesinde gerçekleşen finansal başarısızlık, içinde iflas seçeneğinin de olduğu olumsuz sonuçlara vesile olabilmektedir. Finansal başarısızlık sinyallerinin erken görülmesi ve hemen değerlendirilip, gerekli önleyici tedbirlerin alınması hem firma hem de ülke ekonomileri için büyük önem arz etmektedir. Sadece iflası öngörmek yerine,

iflastan öncesi işletmenin yaşadığı finansal başarısızlıkları da öngörmenin sağlayacağı faydalar dikkate alınarak finansal başarısızlık olarak aşağıdaki ölçütler dikkate alınmıştır;

- İflas etme,
- İflas erteleme veya konkordato başvurusunda bulunma,
- Tasfiyeye girme,
- Üst üste en az iki yıl veya daha fazla yıl zarar etme,
- İşlem sırasının sürekli olarak kapatılması,
- Yakın gözüaltı pazarına alınma,
- Borçların Yeniden yapılandırılması,
- İşletmenin aktif büyüklüğünün bir önceki yıla göre en az %10 azalması,
- Öz Sermayenin en az 2/3'ünün yitirilmesi,
- Net işletme sermayesinin negatif olması,
- Üretimi durdurma,
- Bağımsız denetim raporunda işletmemenin sürekliliği hakkında endişeye yer verilmesi.

Finansal başarısızlığın en erken öncül sinyallerinden biri olan işletmenin sürekli negatif kâr içinde olma durumu, bu araştırmada finansal başarısızlık kriterini belirlerken yol gösterici olmuştur. Bu bağlamda işletmenin 'üst üste en az iki veya daha fazla yıl, Net Dönem Kârı/Zararı'nın negatif olma' kriterini sağlayan firmalar 'başarısız' kabul edilmiştir. Bu kritere uymayan kârlı işletmeler ise "başarılı" olarak kabul edilmiştir.

1.2. İşletmelerin Finansal Başarısızlık Sebepleri

Finansal başarısızlık aniden ortaya çıkan bir durum değildir. Tersine işletmenin yaşam döngüsü içinde ortaya çıkabilen, dinamik iç ve dış birçok unsurun da etkisiyle meydana gelebilecek istemeyen fakat önemli bir sorundur. İşletmelerin finansal başarısızlıklarının hem ekonomik hem de sosyal sonuçları olabilmektedir. İşletmenin yüzleştiği finansal başarısızlık sadece kendini değil ülkesini ve dünyayı da olumsuz yönde etkileyebilen, sosyal ve ekonomik sonuçlara neden olabilmektedir. Bu açıdan bakıldığında finansal başarısızlıkların etkisinin sadece mikro düzeyde değil makro düzeyde de olduğu kabul edilebilir bir gerçektir.

Dun & Bradst uluslararası derecelendirme kuruluşunun yaptığı bir araştırmaya göre işletme başarısızlıklarının nedeni, aşağıdaki dört temel faktörden kaynaklanmaktadır (Brighamve Gapenski, 1997, s.1035; Brigham ve Daves, 2007, s. 867); Finansal faktörler %47.3, Ekonomik faktörler %37.1, İhmal, felaket ve dolandırıcılık %14, Diğer Faktörler %1,6. İşletme başarısızlıklarının en önemli nedeninin %47.3 gibi yüksek bir oranla finansal faktörlerden kaynaklandığı görülmektedir.

Weston ve Brigham (1981, s. 961), Ceylan ve Korkmaz (2018, s. 423); işletme başarısızlık sebeplerini belirlemeyle ilgili yapılan diğer çalışmalardaki başarısızlık sebeplerini şöyle sıralamıştır; İşletme yönetiminin yetersizliği %60, Endüstride beklenmedik gelişmeler %20, Doğal afetler %10, diğer nedenler %10. İşletmelerin başarısızlığına neden olan en önemli sebebin %60 oranında işletme yönetiminin yetersizliğinden kaynaklandığı belirtilmiştir.

İflas tahmin modelleri tasarlanırken, finansal tablo verilerinin öngörünün birincil bilgi kaynağı olduğu düşünülmektedir. İşletmeleri finansal başarısızlığa iten sorunların çeşitli nedenleri finansal tablo verileri ile erkenden öngörülebilir. Böylelikle finansal sıkıntının yaşanma olasılığının teorik olarak engellenebileceği söylenebilir (Du Jardin, 2009, s.41). Finansal tablo verileriyle birlikte finansal olmayan verilerinde denkleme dahil edilmesi, modelin tahmin gücünü artıracakı söylenebilir. Firmaların başarısızlığının sorumluluğunu tek bir nedene yüklemek doğru olmayacaktır. Başarısızlığın tüm faktörlerin bir neticesi olduğunu söylemek daha doğru olacaktır (Korol ve Korodi 2010, s. 202). Finansal başarısızlık nedenleri üzerine yapılan araştırmalara göz atıldığında başarısızlık nedenlerinin işletme içinden ve işletme dışından kaynaklanan nedenler olmak üzere iki kategoriye ayrıldığı görülmektedir (Karacan ve Savcı, 2011, s. 43; Korol ve Korodi, 2010, s. 202).

1.2.1. Finansal Başarısızlığın İşletme İçinden Kaynaklanan Sebepleri

İşletme yaşam döngüsünün her evresinde ortaya çıkabilecek olan işletme başarısızlıkları hem içsel ve dışsal sebeplerden kaynaklanabilir (İçerli ve Akkaya, 2006, s.415). Araştırmalara bakıldığında firma içinden kaynaklanan hataların, yaşanan finansal başarısızlıkların asıl müsebbibi olduğu ortaya konmuştur. Firma içinden kaynaklı başarısızlık nedenleri sırasıyla; genel yönetimin yetersizliği, yetersiz çalışma sermayesi-nakit akım yetersizliği, aşırı borçlanma, işletmenin göreceli büyüklüğü, işletmenin yaşı ve işletmenin yaşam döngüsündeki pozisyonudur.

1.2.1.1. Genel Yönetimin Yetersizliği

İşletmeleri başarısızlığa düşüren nedenlerin başında yönetsel hatalar gelmektedir. İşletme idarecilerinin yeterli beceriye ve donanıma sahip olmaması, işletmenin sürekliliğini tehlikeye sokmakta ve iflasa kadar sürükleyebilmektedir (Tükenmez vd., 1999, s. 1112; Akgüç, 2010, s. 948). Şirket başarısızlıklarının nedeni genellikle şirket yönetimleridir (Wruck, 1990, s. 433; Whitaker, 1999, s.123; Terzi, 2011, s. 2; Türko, 2002, s. 592). Yönetim kaynaklı hatalara örnek olarak: finansal planlamanın yetersiz olması, firmanın olanakları dışında kontrolsüzse büyümesi, sabit giderlerin yüksekliği, departmanlar arasında eşgüdümün sağlanamaması, üst düzey yöneticilerin aralarındaki uyumsuzluk, yöneticilerin teknik bilgi noksanlığı, olumsuz durumlara karşı yöneticilerin zamanında ve doğru kararları alamaması, yeni ürünlerin geliştirilememesi, faaliyet gösterilen sektörde gelişmelerin takip edilmemesi, müşteriler tanınmadan kredili satış hacminin artırılması, alıfta ve satıfta birkaç firmaya bağımlı olma gibi unsurlar sayılabilir (Akgüç, 2010, ss. 948-949).

1.2.1.2. Çalışma Sermayesi Yetersizliği

İşletmenin çalışma sermayesi (işletme sermayesi) ve bu sermayede meydana gelen değişimler gerek işletme yönetimi gerekse kredi sağlayan finansman kurumları açısından büyük öneme haizdir. İşletme sermayesinin yetersiz kalması ve rasyonel olarak kullanılamamış olması firmalar için başarısızlık sebebi olabilmektedir. İşletme yönetimi firmanın akıbeti için, kârlılığı ve verimliliği maksimize edecek tutarda işletme sermayesi sağlamalıdır (Akgüç, 2017, ss. 421-422). Büyüyen ve faaliyetleri yayılan bir işletmenin çalışma sermayesi ihtiyacı o derece artacaktır. Çalışma sermayesinin konusunu dönen varlıklar oluşturmaktadır. İşletme faaliyetlerinin dönem boyunca aksamadan yürütülmesi çalışma sermayesi sayesinde gerçekleşmektedir. Çalışma sermayesinin etkin yönetimi; nakit oluşturacak kârlılığın artmasını sağlayarak, nakit darboğazı riskleri de minimize edecektir (Aydın vd., 2014, ss.163-164). Çalışma sermayesini yönetemeyen, faaliyetleri veya kârlılıkları azalan işletmelerde likidite noksanlığından yükümlülüklerini yerine getiremeyebilirler.

1.2.1.3. Aşırı Borçlanma

Yeterli olmayan işletme sermayesi, çok kısa vadeli borçlanma durumu ve bütçelerin kontrolündeki yetersizlik, işletme içi başarısızlık sebeplerinin başında gelmektedir (Ural

vd., 2015, s. 87). İşletmelerin sağlıksız büyümeleri; yüksek nakit ihtiyacı gereksinimini, borçlanma riskini, borçlanma maliyet artışlarını gündeme getirir. Asıl sorun yüksek borçlanma olmamakla birlikte borçlanmaya paralel olarak kârlılığın yeterli olmamasıdır. Bu durumu yaşayan işletmeler yükümlülüklerini yerine getirme konusunda sıkıntı yaşayacaklardır. Fonlamanın öz değerlerle değil de borçla yapıldığı işlem, borçlanma maliyetinin üzerinde bir fayda sağladığı sürece öz kaynak kârlılığını artıran bir etkide bulunmaktadır. İşletme yatırım getirisi ilgili fon maliyetinin çok altında kalan işletmeler bir yandan ana para, faiz ödemeleriyle uğraşırken diğer yandan olağan faaliyetlerini de sürdürmekte zorlanabilirler. Sonuç olarak uzun dönemde borçlanma ve faaliyet giderlerini karşılayamayan işletmeler faaliyetlerini durdurmakla karşı karşıya kalırlar (Demirhan, 2021, s. 21).

1.2.1.4. İşletme Büyüklüğü ve Yaşı

Dun&Bradstreets'e göre işletmelerin kuruldukları ilk birkaç yılda başarısız olma ihtimalleri, köklü ve büyük firmalara nazara çok daha yüksektir. Edwart Altman (1983) araştırmasında ekonomik resesyonun yaşandığı, güçlü para politikalarının uygulandığı, borsanın endekslerinin düşüşe geçtiği dönemlerde, finansal başarısızlık daha çok yeni kurulan küçük işletmelerde meydana gelmektedir.

Piyasada yeni olan, aniden sıkı bir rekabetin içinde kendini bulan ve kredibilitesi, büyük firmalara nazaran düşük kalan işletmeler, kredi bulma konusunda zorlanabilmektedirler. Kredi bulma zorlukları ve borç sözleşmelerinde fazladan ağır koşulların mevcudiyeti nedeniyle daha çok başarısızlık yaşamaktadırlar. Kendisi bir ticari işletme olan bankalar, riskli alacaklar kalemlerini verimli yönetmek adına yeni kurulmuş, küçük işletmelere çok daha yüksek bir faiz oranıyla ve kısıtlı tanımlamalarla kredi vermek istemektedirler (Altman, 1983, ss. 41-45).

Tablo 2

İşletme Başarısızlığının Firma Yaşıyla İlişkisi

Dönem (yaş)	1990	1980
İlk Üç Yıl	%31.40	%25.80
İlk Beş Yıl	%49.80	%53.60
İlk On Yıl	%74.10	%81.70
10 Yıldan Sonra	%25.90	%18.30
Toplam	%100	%100
Toplam Başarısız Firma Sayısı	60.432	11.742

Kaynak: Altman (1993, s. 18).

Tablo 2’de gösterilen işletme başarısızlığının firma yaşıyla ilişkisi tablosundaki verilerden anlaşılacağı üzere, yeni kurulan tecrübesiz işletmeler ömürlerinin ilk beş yılında yaklaşık %50 oranında başarısızlığı deneyimlemektedirler. Yeni kurulan firmaların eskiye göre ilk üç yılda başarısızlıkla karşılaşma riski daha da artmış görünmektedir.

Tablo 3’de Türkiye’de 2010-2022 yılları arasındaki 13 yıllık periyotta kurulan ve kapanan işletme sayıları ve kapanma yüzdeleri ile ilgili istatistiklere yer verilmiştir.

Tablo 3

Türkiye’de 2010-2022 Yılları Arasında Kurulan/Kapanan Firma Sayıları ve Kapanma Yüzdeleri

Yıllar	Kurulan Firma Sayısı	Kapanan Firma Sayısı	Kapanma Yüzdesi
2022	142.214	24.303	% 17.09
2021	111.125	17.184	% 15.46
2020	102.794	15.949	% 15.52
2019	85.263	14.050	% 16.48
2018	86.349	13.593	% 15.74
2017	73.783	14.701	% 19.92
2016	64.481	12.328	% 19.12
2015	67.622	13.701	% 20.26
2014	58.715	15.822	% 26.95
2013	49.943	17.400	% 34.84
2012	39.764	16.063	% 40.40
2011	54.442	14.991	% 27.54
2010	51.971	13.442	% 25.86
Toplam	988.466	203.527	% 20.59

Kaynak: Türkiye Odalar ve Borsalar Birliği (TOBB) (2022)

Türkiye’de 2010 yılında kurulan işletme sayısı 51.971, kapanan işletme sayısı ise 13.342 olmuştur. 2010 yılı için kurulan firmalara nazaran kapanan firmaların oranı %25.86 olarak gerçekleşmiştir. 2012 yılında kapanan firmaların oranı %40.40’a kadar çıkmıştır. 2012 yılından sonra firmaların kapanma yüzdelerinde düşüş, kurulan firma sayılarında ise bir artış trendi olduğu söylenebilir. Buna rağmen 2022 yılında kapanan firmaların yüzdesi %17.09 olmuştur.

Türkiye’de kurulan işletmelerin ilk iki yıl içinde %35’i, ilk dört yıl içinde ise %55’i faaliyetlerini sonlandırmışlardır. İmalat sektörü dikkate alındığında ise kurulan

işletmelerin yarısından fazlası ilk dört yıl içinde kapanmak zorunda kalmıştır (Türk Girişim ve İş Dünyası Konfederasyonu [TÜRKONFED], 2008, s. 16).

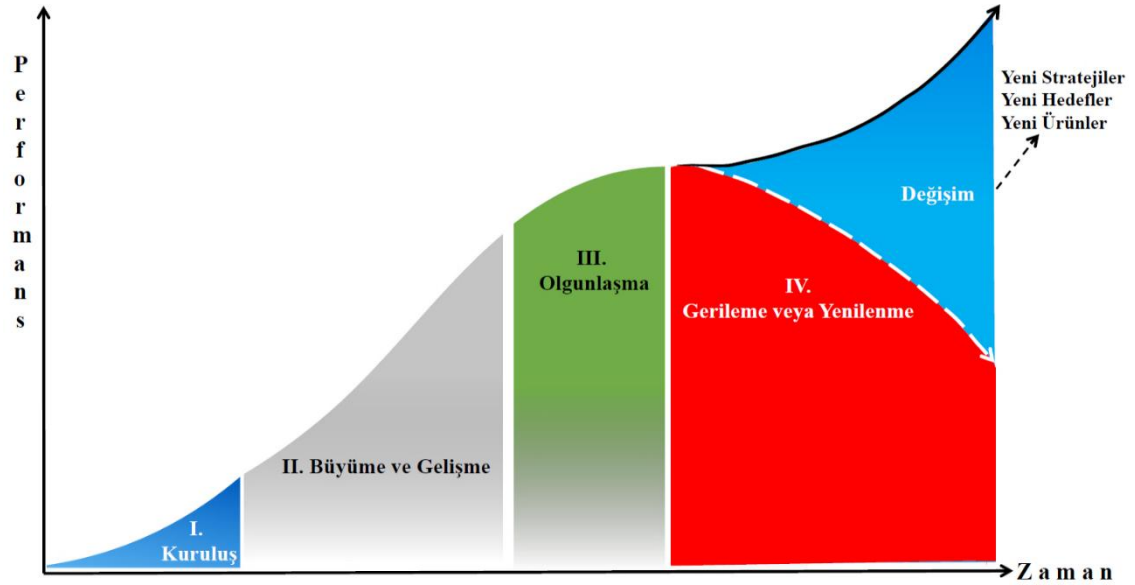
İşletmelerin bu kapanma oranlarına bakıldığında bile finansal başarısızlık tahmin çalışmalarının ne kadar önemli ve gerekli olduğu görülmektedir.

1.2.1.5. İşletmenin Yaşam Döngüsündeki Pozisyonu

İşletmelerin ömür yaşam döngülerindeki buldukları pozisyonları yaşayacakları finansal başarısızlığın gerçekleşme olasılığını artırır. Ömürlerinin sınırsız kabul edildiği işletmelerinde aslında bireyler gibi sınırsız bir yaşamları yoktur. Şekil 1’de görüldüğü gibi işletmeler, doğarlar, büyürler, olgunlaşır ve sonunda düşüşe geçerler.

Şekil 1

İşletme Yaşam Döngüsü



Kaynak: James (1974, s. 50)’den oluşturulmuştur.

Doğan, büyüyen, gelişip olgunlaşan ve düşüş aşamasını iyi yönetemeyip gerilemeye başlayan işletmeler satılmalı ya da tasfiye sürecine geçirilmelidir. Son evreye (IV.) gelmiş bir işletme iyi bir yönetim planlaması ve yerinde aksiyonlarla işletmenin finansal başarısızlığını ve düşüş evresini bir süre daha öteleyebilir.

1.2.2. Finansal Başarısızlığın İşletme Dışından Kaynaklanan Sebepleri

İşletmelerin yaşam döngülerinin her aşamasında meydana gelebilecek olan başarısızlıklar işletme içinden/dışından kaynaklanan faktörlerden olabilmektedir (İçerli ve Akkaya, 2006, s. 415). Araştırmalara bakıldığında firma içinden kaynaklanan hataların, yaşanan

finansal başarısızlıkların asıl müsebbibi olduğu ortaya konmuştur. Dış kaynaklı sebepler ise yaşanan finansal başarısızlıklarda içsel sebeplere nazaran daha az rol oynamaktadır (Everett ve Watson, 1998, s. 372). Ancak küreselleşmenin finansal sınırları ortadan kaldırdığı, çeşitli pandemilerin yaşandığı, tedarik zincirlerinin sekteye uğradığı ve bunun gibi birçok dışsal sorunun bulunduğu bu yeni dünyada en az firma içi sebepler kadar firma dışından kaynaklanan sebeplerin de göz önünde bulundurulması gereklidir.

Başarısızlığın firma dışından kaynaklanan nedenleri dört ana başlıkta karşımıza çıkmaktadır. Firma dışı nedenler sırasıyla: ekonomik koşullar, yasal-politik çevre, toplumsal çevre ve teknolojik çevredir.

1.2.2.1. Ekonomik Çevre

Dun& Bradstreet'e göre işletmelerin başarısızlığı %37.10 oranında ekonomik faktörler yüzünden meydana gelmektedir (Brigham ve Gapenski, 1997, s. 1035). Küresel sistemin bir unsuru olan işletmeler, faaliyette buldukları ülkenin ekonomik koşullarından etkilenmektedirler. İşletmelerin başarısız olmalarına neden olan makroekonomik sebepler; kurlardaki dalgalanmalar, enflasyonun ve faiz oranlarının hızlı değişimi, dış ticaret politikaları değişiklikleri ve icra edilen para politikalarından meydana gelmekte ve işletmeleri önemli ölçüde etkilemektedir (Sever ve Mızrak, 2007, ss. 265-283). Ekonomik çevrede meydana gelen bu değişiklikler çeşitli olumlu veya olumsuz etkiler ortaya koymaktadır. Beklenmeyen makro ekonomik ve düzenleyici gelişmeler işletmelerde yüksek oranda finansal sıkıntılara neden olmaktadır (Denis ve Denis 1995, s. 129). Bu yüzden söz konusu etkiler, işletmelere hem fırsatlar sunmalarının yanında finansal başarısızlıklara da neden olabilmektedir (Thompson, 1997, s. 239).

1.2.2.2. Yasal ve Politik Çevre

İşletmelerin kuruluşlarından itibaren, faaliyetlerini sürdürürken ya da sonlandırırken; borçluluk-alacaklılık ilişkilerinde, personel ilişkilerinde, tüketici ilişkilerinde, özel-kamu kurum ilişkilerinde, uluslararası ilişkilerde uyması gereken çeşitli yasal zorunluklar bulunmaktadır. İşletmeler mevcut irade tarafından ortaya konulmuş yasal düzenlemelere karşı görevlerini yerine getirmeleri durumunda düzene karşı sorumluluklarını ifa etmiş olurlar. Aksi durumunda, cezai müeyyidelerle karşı kalmaları mümkündür. Tüm bu olumsuzluklar, işletmelerin kötü yönde etkilenmesine ve başarısız olmalarına sebep olacaktır (Büker vd., 1997, ss. 524-525).

Kanunlar çerçevesinde faaliyetlerini yürüten işletmeler mevcut politik iklimden etkilenmektedirler. Yasaların işletmeler üzerindeki oluşturabileceği olumsuz etkiler, yine yasalarla mevcut siyasi ve politik çevre tarafından ivedilikle düzeltilmelidir.

1.2.2.4. Toplumsal Çevre

Firmaların faaliyetlerini icra ettikleri toplumun tüketici alışkanlıkları ve davranış kalıplarını belirleyen bir olgu olarak karşımıza toplumsal çevre çıkmaktadır. Ticari hayatta başarılı olmak isteyen firmalar içinde buldukları toplumun beklentilerini bilip, bu beklentilere uygun icraatlar da bulunmak durumundalardır (Türko, 2002, s. 594).

İşletmelerin arzuladıkları başarıyı gerçekleştirebilmeleri için buldukları toplumun isterlerine uygun davranış üzerine olmaları gerekmektedir. İhtiyaca uygun, iyi ve kaliteli mal üretmek, ürün özelliklerinin güncellemesi, tüketicilerin haklarının korunması, tekelci uygulamalardan uzak durulması toplumsal çevrenin beklentiler arasındadır (Büker vd., 1997, s. 524).

Firmalar faaliyetlerini yürütürken tüketicilerinin: yaşlarını, cinsiyetlerini, eğitim seviyelerini, mesleklerini, düşünce ve davranışlarını, ilgi alanlarını, hayat tarzlarını vb. faktörleri de dikkate almalıdırlar. Zira bu faktörler firmaların sundukları ürün veya hizmete olan talebi etkileyen faktörler arasında yer almaktadır (Şamiloğlu vd., 2020, s. 22). Toplumsal çevrenin beklentilerini dikkate almayan işletmelerin ömürlerinin pek de uzun olmayabileceğini söylemek mümkündür.

1.2.2.5. Teknolojik Çevre

Teknoloji çağını deneyimleyen dünyamızdaki üretim tekniklerinin hızlı değişimi, yüksek rekabeti ve ekonomik belirsizlikleri tetiklemektedir. Bu teknoloji dalgasından geri kalan, uyum sağlayamayan, basiretsiz davranan işletmelerin başarısızlıkla yüzleşmesi çok uzak görünmemektedir. Gelişen teknolojiyle birlikte işletmeler üretkenlik ve verimlilik noktasında ciddi gelişmeler sağlamışlardır. İşletmelerin artan verimliliği ve üretkenliği, birim maliyetlerin düşmesine ve kârlılığın artmasına katkı sağlamakla birlikte, işletmenin rekabet gücünü de pozitif olarak etkilemiştir. Teknolojik gelişmeleri kendi firmalarına daha erken adapte eden işletmeler rakiplerinden daha önce maliyetlerini düşürüp, kârlılıklarını artırarak pazarda iyi bir yere gelebilirler. Bu sürece adapte olamayan işletmeler ise Pazar kaybıyla yüz yüze kalabilirler. Mevcut durum finansal tablolarında da kendini hissettirecek ve er geç işletme finansal başarısızlığın pençesine düşecektir.

Teknolojinin her gün gelişmesi neticesiyle demode olan ve sürekli güncellenmesi gereken üretim altyapısını diri tutmak için ciddi bir mali güç de gerektirmektedir. Ar-Ge faaliyetlerine ve teknolojisini yenilemeye önem vermeyen işletmeler rekabet gücünü kaybedip bir zaman sonra piyasadan çekilmek, iflas etmek zorunda kalabilirler. Teknolojinin faydalarının yanı sıra ürettiği risklerden den bahsetmek gerekmektedir. Ürün kayıpları, makine kaynaklı iş kazaları, doğal çevreye verilen kötücül etkiler ve bu etkilerin bertarafı için alınması gereken önlemlerin maliyetleri örnek olarak verilebilir.

İlk üç sanayi devrimi mekanizasyon, elektrik ve bilişimin sonucu ortaya çıkmıştır. Dördüncü sanayi devrimi de üretim ortamlarına nesnelere ve hizmetlerin internetinin girmesi ile başlamış oldu (Kagerman vd., 2013, s. 5). Üretim sistemlerinin, bilişim teknolojileriyle etkin bir şekilde entegre olarak çalışmasını kapsayan ve 4. Sanayi devrimini (fourth industrial revolution) ifade eden kavram Endüstri 4.0'dır.

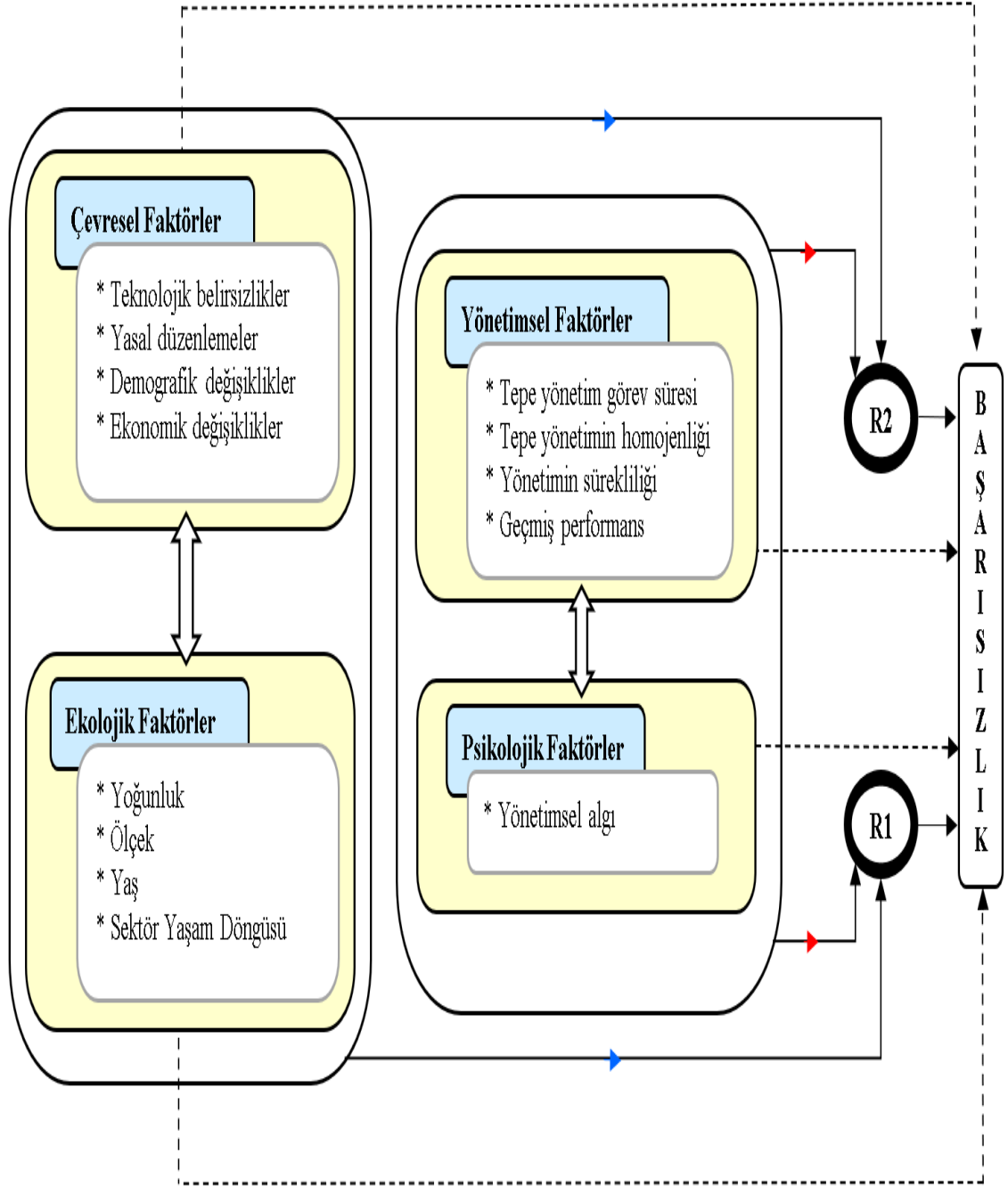
Özellikle ilk üç sanayi devrimini tarihsel süreçte ıskalamış ülkeler için Endüstri 4.0 kaçınılmayacak bir fırsattır. Bu yüzden Endüstri 4.0'ın neden olacağı sonuçları işletmelerin şimdiden çok iyi analiz etmesi ve buna göre eylemlerini planlamaları faydalarına olacaktır.

1.2.3. Bütünsel Başarısızlık Sebepleri Yaklaşımı

Finansal başarısızlık tahmin literatürüne bakıldığında birçok çalışmanın işletme başarısızlıklarını sadece iç veya sadece dış faktörlere indirgemediği görülmektedir. Bu konuda bütünsel bir yaklaşım benimsenmiş olup, finansal başarısızlığı içsel ve dışsal faktörlerin bir araya gelerek meydana getirdiği görüşünde ittifak edilmiştir (Enhoş, 2014, s. 22). Şekil 2'ye bakıldığında dışsal ve içsel faktörlerin ayrı ayrı başarısızlığa neden olabildikleri gibi birlikte de başarısızlığa sebebiyet verebildikleri görülmektedir. Şekil 2'de bu gösterim R1 ve R2 notasyonlarıyla gösterilmiştir. Mellahi ve Wilkinson'a (2004) göre faktörlerin tek tek başarısızlığa sebep olabilmelerini için Enron gibi büyük skandallar, doğal afetler, ekonomik krizler gibi olağanüstü olayların meydana gelmesi gerektiğini ifade etmişlerdir.

Şekil 2

İşletme Başarısızlığına Etki Eden Faktörler



Kaynak: Mellahi ve Wilkinson (2004, s. 32)

İç ve dış faktörlerin birlikte neden olduğu finansal başarısızlıklarının etkilerinin işletmeler için daha ağır olabileceği söylenebilir. Bu yüzden finansal başarısızlığa neden olan sebepleri araştırırken iç ve dış faktörlerin etkisini ayrı ayrı ve birlikte değerlendiren bir çözümleme yoluna gidilmesi daha gerçekçi ve faydalı bir yol olabilir.

1.3. Finansal Başarısızlığın İşletmelere Etkileri

Bir işletmenin yaşadığı finansal sıkıntı sadece o işletmeyi değil şirketin yöneticilerini, ortakları, yatırımcıları, kredi verenleri, tedarikçileri, müşterileri, çalışanları, ait olduğu sektörü, diğer sektörleri velhasıl tüm ülke ekonomisini olumsuz yönde etkileyebilir. Finansal başarısızlığı bir hastalık gibi düşünürsek, bulaşıcı bir etkisinin olduğundan söz edebiliriz. Yarattığı güven kaybından ötürü sağlıklı firmalara da azda olsa finansal istikrarsızlık bulaştırabilir. Finansal başarısızlığın olumsuz etkileri olabileceği gibi bunu bir doğal seleksiyon olarak düşündüğümüzde, kıt olan kaynakları verimsiz kullanan işletmeleri elemine ettiği için olumlu etkileri olduğu da söylenebilir.

Yaşanan finansal başarısızlık, teknik likiditenin kaybı ve iflas olmak üzere işletmeler üzerinde iki farklı etki oluşturmaktadır. Bu etkiler aşağıda açıklanmaktadır.

1.3.1. Teknik Likidite Kaybı

İşletmenin muaccel borçlarını ödeyememesi durumu teknik likiditenin kaybı olarak görülmektedir (Gönenli, 1991, s. 600), bu durumda olan işletmelerin varlıklarından bazılarını nakde çevirebilmesi işletmeyi son durak olan iflas etmekten kurtulabilir (Aydın vd., 2017, s. 326). İşletmelerin teknik likidite kaybı durumunda borçlarının tümü yerine bir kısmını ödeyebilir durumdadırlar. Borçları ödeyebilmek için borçlanmaları gerekebilmektedir. İşletmelerde durumun devam etmesi halinde borçlanmanın katlanarak artması kaçınılmaz olmakta, borç maliyetleri arttığı için fon bulma sıkıntısı da baş göstermektedir (Akkoç, 2007, s. 18). Bir işletmenin ticari kredisini geciktirmesi neticesinde diğer işletmeler üzerinde domino etkisine sebep olabilmektedir. Boissay (2006) bir işletmenin ticari kredisinin temerrüde düşmesinin diğer işletmelere zincirleme etkisini araştırdığı çalışmasında, kendi finansal yapısı sağlam olsa bile müşterileri finansal sıkıntı içinde bulunan firmaların %4.1-%12.8 olasılık aralığında finansal zorluk yaşadığını ortaya koymuştur (Boissay, 2006, s. 4).

1.3.2. İflas

“İcra ve iflas kanunu Madde 179 ve Türk Ticaret Kanunu Madde 324’e göre iflas, işletmenin borçlarını ödeyemeyecek duruma düşmesidir” (Akkoç, 2007, s. 7). İşletmenin teknik likide kaybının bir türlü aşılammaması ve kronikleşmesi durumunda işletme iflas aşamasına gelebilir. İflasla birlikte tüm borçların ödenerek alacaklıların haklarının korunması amaçlanmaktadır.

Finansal başarısızlığın en son durağı olarak kabul edebileceğimiz tasfiye; işletmenin tüm varlıklarının nakde çevrilip tüm borçlarının ödenmesi neticesinde elde kalan varlıkların, şirket ortaklarına hisseleri yüzdelerince dağıtılıp şirketin tüzel kişiliğinin sonlandırılması işlemidir (Ercan, 2008, s. 189). Altman (1984) iflasın işletmeye maliyetini araştıran çalışmasında iflas maliyetlerinin hiç de önemsiz olmadığını; iflas maliyetinin, iflastan üç yıl öncesine kadar, firma değerinin ortalama %11-%17'si aralığında bulunduğunu ortaya koymuştur (Altman, 1984, s. 1087). Finansal başarısızlık sonucu tasfiyeye giren işletmeler ellerindeki stoku tüketmek için fiyat indirimine girer ve piyasayı, rakip işletmeleri de bu fiyatlara inmeye zorlar. Bu davranış biçimi GSYH üzerinde olumlu etkilere neden olmaz (Outecheva, 2007, ss. 70-72). Firmalar arasında güçlü bağların olduğu piyasalarda özellikle büyük işletmelerin tasfiyesi, küçük işletmelerin tasfiyesinden daha derin hissedilen etkilere neden olabilmektedir. Büyük şirketlerinin tasfiyesinin ülke ekonomisine olumsuz etkileri küçük veya orta ölçekli işletmelerin tasfiyesinden daha derin ve daha hızlı olabilir. 2002 yılındaki yapılan bir araştırmayla Enron ve WorldCom iki büyük ABD firmasının iflasının ülkesine (GSYİH) maliyeti 37 ile 42 milyar\$ arasında olduğu öngörülmüştür (Graham vd., 2002, s. 2).

1.4. Finansal Başarısızlığı Önleme Yöntemleri

Günümüzde muhtemel finansal başarısızlıkları önlemenin en etkili yolu, daha sorunlar baş göstermeden önce önlemleri alarak çözmeye çalışmaktır (Poyraz, 2016, s. 535).

Finansal başarısızlığın tahminin modeller yardımıyla erkenden fark edilebilmesi mümkündür. Bu sayede finansal başarısızlık riski altındaki firmaların yeniden sağlam bir yapıya kavuşturulmaları mümkün olacaktır (Özdemir, 2011, s. 42-43). Eğer firmanın finansal başarısızlığının iyileştirilmesi mümkün olamamışsa son seçenek olarak firmanın tasfiyesi, firmanın devri veya satışı seçenekleri devreye sokulabilir (Türko, 2002, s. 596).

Finansal başarısızlığı önlemek için alınacak tedbirlerin işletme bünyesinde fayda göstermesi için öncelikle nedenin/nedenlerin ne olduğu doğru tespit edilmelidir. Ancak nedenin ne olduğu bilindikten sonra alınacak önlemler işletmeler için bir fayda sağlayabilecektir. Finansal yapısı bozulmuş, yükümlülüklerini ifa etme gücü zayıflamış bir işletmenin finansal yapısını iyileştirmek, finansal başarısızlıktan kurtarmak için Tablo 4'deki önlemlerden optimal olanları tercih edilip devreye sokulabilir;

Tablo 4

Finansal Başarısızlığa Düşen İşletmelerin Başarısızlıktan Kurtulmak için Alabilecekleri Önlemler

* Sermaye yapısının yeniden düzenlenmesi ve güçlendirilmesi:
Borçlara karşılık hisse senedi veya iştirak payı verilmesi
Tahvillere karşılık pay senedi verilmesi
Firmaya yeni ortaklar alınması
Sermaye artırılması
Tahvillerin Kâra iştirak eden tahvillerle değiştirilmesi
Tahvil faizlerinin indirilmesi
İmtiyazlı hisse senetlerinin adî hisse senetleriyle değişimi
A.Ş.'lerde hisse senetlerinin nominal değerinin düşürülmesi
Yeniden Değerleme
* Borçların vadesinin uzatılması
* Borçların konsolidasyonu veya röfinansmanı
* Borçların menkul değer haline dönüştürülmesi
* İşletme alacaklılarının uzlaşarak alacaklarının bir kısmından feragat etmeleri
* İşletme mali duran varlıklarının kısmen veya tümüyle nakde dönüştürülmesi
* İşletme maddi duran varlıklarının satılıp yerine uzun vadeli olarak kiralanması
* Alacaklıların temsilcilerinin oluşturduğu bir komitenin işletmeyi yönetmesi
* Firma yasal statüsünün değiştirilmesi
* Firmanın başka bir firmayla birleşmesi ya da katılması
* Konkordato teklif edilmesi
* Firmanın sahip olduğu işletmelerin bir kısmının veya tümünün satılması
* Firmanın tasfiyesi

Kaynak: Türko (2002, ss. 596-601)'dan yararlanılarak literatür taraması sonucu yazar tarafından oluşturulmuştur.

Tablo 4'te ki önlemler aşağıda kısaca açıklanmıştır.

1.4.1. Sermaye Yapısının Yeniden Düzenlenmesi ve Güçlendirilmesi

Finansal başarısızlığın içindeki bir firmanın tasfiyeden önce mevcudiyetini idame ettirmesi, ortakların ve alacaklıların faydalarına olabilir. Bu fikirden hareketle sabit ödemelerin azaltılması veya öz sermayenin artırılması şeklinde firma sermaye yapısı yeniden düzenlenebilir. İşletmelerin sermaye yapılarının düzenlenmesi veya güçlendirilmesiyle ilgili alınabilecek önlemleri aşağıdaki gibi sıralayabiliriz;

-Borçlara Karşılık Hisse Senedi veya İştirak Payı Verilmesi:

Borçlu firma, sermayeye iştirak payı veya hisse senedi vermeyi borcundan düşölmek üzere alacaklılarına önerebilir. Alacaklıların borçlu firmanın geleceđiyle ilgili bir ümit görebilmesi halinde bu durum gerçekleşebilir. Bu yöntem işletmenin sabit ödeme yükünü azaltıp, özkaynaklarını ise artıracaktır (Türko, 2002, s. 597).

-Tahvillere Karşılık Pay Senedi Verilmesi

Alacaklı firmaların ilgili kurullarında alınan bir hükümle tahvil sahipleri alacakları yerine pay senedi almayı karar altına alabilirler. Pay senedi alınması durumu, işletme için uzun vadeli borçlarının azalması ve öz sermayesinin artması ile sonuçlanır.

-Firmaya Yeni Ortaklar Alınması

Finansal durumu bozulmuş firmalar için mali durumu güçlü ve geniş imkanlara sahip olan yeni ortaklar bulunması işletme açısından kolay değildir. Ancak işletmede gelecek görülmesi ve cazip koşulların sağlanması durumunda işletmeye yeni ortakların bulunması mümkün olabilir (Akgüç, 2010, s. 953).

-Sermaye Artırılması

Sermaye yapısını güçlendirmenin ilk yolu sermayenin artırılması olarak karşımıza çıkar. Böylelikle işletme yaşadığı finansal güçlüğün üstesinden bir kaynak sağlayarak gelmiş olacaktır. Bunun gerçekleştirebilmesi için şirket ilgili kurulunun gerekli kararları alması gerekmektedir. Fakat işletmenin finansal darboğazı sermaye artırımını yöntemiyle çözüyor olması bir daha bu sorunu yaşamayacağı anlamına gelmemektedir (Aydın vd., 2017, s. 341).

-Tahvillerin Kâra İştirak Eden Tahvillerle Deđiştirilmesi

İşletmeler kendileri için finansal açıdan büyük bir yük oluşturan tahvil faizlerinin, kâra iştirakli tahvillerle deđişimi, faiz ödemelerini şirketin kâr etme şartına bağlayıp sabit faiz ödemelerini bir nebze de olsa hafifletebilmektedir.

-Tahvil Faizlerinin İndirilmesi

İşletmeler çıkardıkların tahvilin alıcılarını ikna edebilmeleri durumunda tahvillerin faiz ödemelerinde bir indirim gidebilirler. Böylelikle işletmeler faiz yükünün bir kısmından kurtulmuş olacaklardır.

-İmtiyazlı Hisse Senetlerinin Adî Hisse Senetleriyle Değişimi

Bu öncelikli (imtiyazlı) hisse senetleri yapısı gereği kârdan belli bir oranda öncelikle pay hakkı sağlamaktadır. İmtiyazlı hisse senetlerinin adî hisse senetleri değişiminin gerçekleşmesi durumunda, işletme kâr ettiği durumlarda elde ettiği kârın sabit bir kısmını ödemekten kurtulmuş olur (Türko, 2002, s. 598).

-Anonim Şirketlerde Hisse Senetlerinin Nominal Değerinin Düşürülmesi

Türk Ticaret Kanunu md. 399'a göre finansal durumu zorda olan işletmelerin mali yapılarının iyileştirilebilmesi için pay senetlerinin nominal değerinin indirilmesi mümkündür (Akgüç, 2010, ss. 953-954).

-Yeniden Değerleme

İşletme varlıklarının yeniden değerlendirilmesiyle birlikte ortaya çıkan değer artışının kümülatif zararlardan mahsup edilmesi, finansal tablolarda fon bulmayı kolaylaştırıcı bir etki ortaya koyabilir (Türko, 2002, s. 598).

1.4.2. Borçların Vadesinin Uzatılması

İşletmelerin muaccel duruma gelmiş borçları için alacaklıların iflas ve tasfiye gibi hukuki sonuçlar doğuracak yasal yöntemlere başvurmaları pek rasyonel bir davranış olmayabilir. Alacaklılar için yasal yollara başvurmak bazı giderleri neden olur. Tasfiyeye giren firmanın uğrayabileceği yüksek değer kayıplarıyla birlikte alacağın tamamının tahsil edilememesi sorunu ortaya çıkabilir. Bunun yerine faaliyetlerini sürdüren ve biraz geç de olsa yükümlülüklerine yerine getirebilen bir işletme alacaklıların daha lehinedir.

Alacaklılar işletmelerin borçlarını ödeyebilecekleri inancı taşıyorsa borç vadelerini daha ileri bir tarihe yapılandırarak çözüm bulabilirler. Böylelikle geçici olarak muaccel borçlarını ifa edemeyen bir işletme, uzun vadede borçlarını ifa edebilir (Ceylan ve Korkmaz, 2018, s. 425)

1.4.3. Borçların Konsolidasyonu veya Röfinansmanı

Vadesi kısa olan borçların türünün uzun vadeliye döndürülmesi konsolidasyonu, var olan borcun göreceli daha iyi koşullarda borçlanarak ödenmesi röfinansmanı, itfa ise var olan borçların yeniden düzenlenmiş bir ödeme planıyla değiştirilmesi durumlarını ifade etmektedir. Yukarıda açıklanan durumlar borç vadesi uzatma çeşitlerindedir (Akgüç, 2010, s. 950).

1.4.4. Borçların Menkul Değer Haline Dönüştürülmesi

Borçlu firma menkul değer özelliği bulunan tahvil ihraç ederek kısa dönemli banka kredilerini ödeyebilir. Finansal yapısı bozuk bir firmanın çıkardığı menkul kıymeti finansal pazarlarda satabilmesi pek mümkün değildir. Fakat alacaklı durumdaki bankalar ödeme garantisi verip satış işlemlerini gerçekleştirebilirler. Alacaklı bankalar böylelikle verdikleri nakdi kredilerini gayri nakdi krediye çevirmiş olurlar (Akgüç, 2010, s. 955).

1.4.5. İşletme Alacaklılarının Uzlaşısıyla Alacaklarının Bir Kısmından Feragat Etmeleri

İşletmeden alacağı olanların, alacaklarından bir anlaşma çerçevesinde taviz vererek daha azına razı olmaları mümkün olabilmektedir (DePamphilis, 2014, s. 609). İşletme alacaklılarının kendi rızalarıyla alacaklarından kısmen veya tamamen vazgeçmeleri işletmenin finansal sıkıntısını belli ölçüde azaltacaktır. Türkiye’de VUK md. 324’e göre sulh yoluyla vazgeçilen alacaklar alacaklı tarafından zarar yazılarak vergi matrahından indirilebildiğinden alacaklı yönünden de vergisel bir avantaj sağlamış olmaktadır (Akgüç, 2010, s. 950).

1.4.6. İşletme Mali Duran Varlıklarının Kısmen veya Tümüyle Nakde Dönüştürülmesi

Firmaların iştiraklerinin nakde dönüştürülmesi mali yapıyı güçlendirecek önlemlerden biridir. İştirakte olma durumunda beklenmedik durumlarda bir rezerv oluşturmuş olursunuz ve ihtiyaç halinde kullanırsınız. Beklenmedik durumlar için bir rezerv oluşturma ve ihtiyaç halinde bunu kullanma iştirakte bulunmanın bir işlevidir (Akgüç, 2010, s. 954).

1.4.7. İşletme Maddi Duran Varlıklarının Satılıp Yerine Uzun Vadeli Olarak Kiralanması

İşletme maddi duran varlıklarının satılıp yerine uzun vadeli olarak kiralanması işletmeyi finansal açıdan rahatlatır. Leasing geri ödemelerinin de gider yazılmasıyla birlikte işletmenin vergi avantajı sağlaması da söz konusu olur. İşletmen elde ettiği bu fonlarla borçlarını ödeyip sabit yükümlüklerden kurtulabilir (Okka, 2015, s. 1064).

1.4.8. Alacaklıların Temsilcilerinin Oluşturduğu Bir Komitenin İşletmeyi Yönetmesi

Alacaklı işletmeler, kendi finansal yapısını düzeltemeyen işletmelerin yönetimini faaliyetleri yoluna girene, finansal yapıları düzeline kadar oluşturdukları bir komite ile elinde tutarlar (Poyraz, 2016, s. 532).

1.4.9. Firma Yasal Statüsünün Deęiştirilmesi

Şirket türünde olan firmaların şirket türünün deęiştirilmesi, tek sahipli firmadan adi ortaklı veya şirket statüsüne dönüşmek şirketin finansal yapısını güçlendirebilecek bir önlem olabilir (Akgüç, 2010, ss. 955-956). Anonim şirket şeklindeki şirket statü durumunun finansal kaynak sağlama noktasında çeşitli avantajları olabilmektedir (Türko, 2002, s. 601).

1.4.10. Firmanın Başka Bir Firmayla Birleşmesi Ya Da Katılması

Finansal yapısı bozulmuş bir firmanın göreceli olarak kendinden daha başarılı firmalarla birleşip yeni ve ayrı bir hukuki kişiliğe sahip firma kurmaları finansal durumlarını düzeltmeleri için alabilecekleri önlemlerden biridir (Akgüç, 2010, s. 956).

1.4.11. Konkordato Teklif Edilmesi

Alacaklardan kısmen vazgeçmenin hukuki yoluna konkordato denilmektedir (Türko, 2002, s. 600). Borçlunun, alacaklılarının belli bir çoğunluğuyla yaptığı, ticaret mahkemesinin tasdik etmesiyle hüküm arz eden cebri bir anlaşmadır. Bu anlaşmayla alacaklılar, alacaklarının bir bölümünden vazgeçerler ve borçluya bir ödeme müddeti verilir. Borçlu firma kendisine verilen süre sonuna kadar sadece borcunun kabul edilen kısmını ödemesi durumunda tüm borçlarından kurtulmuş olur (Uyar, 2019, s. 3).

İşletmeden alacağı olanların sayısı ve tutar olarak en az üçte ikisinin konkordato teklifini kabul etmesi, kabul etmeyen geriye kalan kısım için de bağlayıcı hüküm ifade etmektedir (Tükenmez vd., 1999, s. 1118).

Konkordato, firmayı borçlarının bir kısmını ödemekten kurtaran, işletmenin sabit yükümlülüklerini hafifleten yasal bir müessese olarak görülmektedir (Akgüç, 2010, s. 955).

1.4.12. Firmanın Sahip Olduğu İşletmelerin Bir Kısımının veya Tümünün Satılması

İşletmenin birden fazla firması mevcutsa bunların bir bölümünü kısmen veya tamamen satın edindiği kaynaklarla finansal yapısını düzeltebilir (Akgüç, 2010, s. 956).

1.4.13. Firmanın Tasfiyesi

Alınan tüm önlemlere rağmen işletmeler içinde buldukları başarısızlık durumundan çıkamadılarsa ya satılmalı ya da faaliyetlerine son verilmelidir.

Tasfiye, firmanın mevcut tüm varlıklarının elden çıkarılarak (satılarak) nakde çevrilmesi, borçlarının ödenmesi ve geriye artık bir bakiye kalmışsa bunun firma sahip ve ortakları arasında sermayeleri nispetince bölüştürülmesi işlemidir. Alacaklıların veya firmanın kendisi koşulların sağlanması halinde iflas talebinde bulunulabilir ve böylelikle firmanın varlığı sona erdirilebilir (Akgüç, 2010, s. 956).

BÖLÜM 2. FİNANSAL BAŞARISIZLIĞIN ERKEN ÖNGÖRÜSÜ

2.1. Finansal Başarısızlığın Erken Öngörüsünün Önemi

Finansal başarısızlığın sinyallerinin yakalanıp önceden tahmin edilmesi durumunda, hakkında tahmin yapılan işletmede düzeltici ve koruyucu önlemlerin alınması noktasında bir fırsat sunacaktır. İşletmeler asla tek başlarına düşünülmemelidirler. İşletmelerin başarısızlığı ilgili tüm grupları çok yakından ilgilendirmektedir. Finansal açıdan problemlerle yüzleşen bir firmanın piyasa değerinin azalacağıyla ilgili çeşitli kanıtlar mevcuttur. Başarısız olan firmaların kendine ve piyasa iklimine verdiği maliyet öngörülenden daha fazla olabilmektedir. Finansal başarısız kabul edilen bir işletmenin borçlarının yapılandırma maliyetleri bile firma değerinin yaklaşık %19'una kadar ulaştığı tespit edilmiştir (Brabazon vd., 2002, s. 1011).

İşletmelerin başarısızlığa uğramalarının sonucunda sadece kendileri etkilenmezler. Kendileriyle birlikte yakın ve uzak çevrelerine zincirleme olumsuz etkide bulunabilirler. Finansal başarısızlığın erken öngörüsü işletmenin paydaşları için önem arz ettiğinden öncelikle işletmenin paydaşlarına göre finansal başarısızlığın önemi ele alınacaktır. Ayrıca finansal başarısızlığın tahmininde kullanılan modeller ve bu alanda yapılmış Türkiye'de ve Türkiye dışındaki çalışmalar da ele alınacaktır.

2.1.1. İşletme Yöneticileri Açısından Önemi

Finansal başarısızlık öngörü modelleri vasıtasıyla başarısızlığın erken uyarı sinyallerinin ortaya konması, işletme yönetiminin çeşitli tedbirler alabilmesine imkan sağlayabilir. Böylelikle mali yapının revize edilmesi, işletme politikalarının değiştirilmesi ve gönüllü tasfiyeye girme gibi eylemler muhtemelen işletmenin yaşayacağı zaman kaybını minimize ederek çeşitli kaynak tahsislerini olumlu yönde etkileyecektir (Vuran, 2009, ss. 47-48). Finansal başarısızlık öngörü modelleri sonuçlarına güven duyan yöneticiler başarısızlıktan önceki bozulmayı engellemek için gerekli tedbir önlemlerini alabilir ve işletmenin gelecekte izleyeceği politikaların belirlenmesinde finansal başarısızlık tahmin sonuçlarını kullanabilirler (Yakut ve Elmas, 2013, s. 263). Finansal başarısızlığın öngörülmesi halinde, bir tedavi şansı yakalama fırsatı ortaya çıkabilir. Erken teşhisin hayat kurtardığı günümüzde, finansal başarısızlığın modellerle öngörülmesi, gerekli ve etkili tedbirlerin işletme yönetimi tarafından alınması halinde işletme ve paydaşları büyük

maliyetlerden kurtulmuş olacaktır. Bu yüzden işletme yönetimlerine modelleri kullanma ve gerekli durumlarda doğru kararlar alma ve uygulama noktasında çok iş düşmektedir.

2.1.2. Yatırımcılar Açısından Önemi

Ulusal ve uluslararası menkul kıymet borsalarının gelişmesi ve işlemlerin kolaylaşmasıyla birlikte yatırımcıların ilgilerinin artması borsaların önemini artırmıştır (Nouri ve Soltani, 2016, s. 125). Yatırımcılar için tasfiye edilmiş bir şirketin hisse senetlerinin satışı için bir platform kalmadığından hisse senetleri artık değersiz hale gelmektedir. Tasfiyedeki şirket faaliyetlerini belirli bir dönem devam etse bile sonunda yatırımcı koyduğu sermayesini kaybetmiş olmaktadır (Wang ve Campbell, 2010, s. 78). Finansal başarı/başarısız olma durumlarının herhangi bir modelle tahmin edilmesi durumunda yatırımcılar yatırım kararlarını, risk alma durumlarını ve amaçlarını gözden geçirip ona göre yatırım kararlarını şekillendirebilirler. Böylelikle geri dönüşü olmayacağı bilinen alanlara yatırım yapılmamış ve kaynakların israfının önüne geçilmiş olacaktır.

2.1.3. Kredi Verenler Açısından Önemi

Kredi kurumları verdikleri kredilerin geri dönüşüyle yakından ilgilenmektedirler. Kredi tahsis onayının rasyonel bir şekilde verilmesi ekonomik sistemin düzgün bir şekilde işlemesi için önemlidir. Finansal başarısızlığa düşebilecek bir işletmeye kredi tahsisi ülke kaynaklarının israfına neden olacaktır (Keskin, 2002, s. 13). Finansal başarısızlık sonucunda geri dönemeyen bir kredi, krediyi veren kurumlar için de çok büyük bir maliyete neden olabilmektedir (Jabeur, 2017, s. 197). Kredi kurumlarınca tahsis edilen kredinin geri dönüşünün gerçekleşmemesi, kurumun kredi verme hacmini daraltarak katlanılması gereken bir maliyete neden olacaktır (Aktaş vd., 2003, s. 3). Bu tür bir durumda verilen kredi amacına ulaşmamış ve verimsiz bir şekilde kullanılmış olmaktadır. Sağlıklı bir firmanın bahsi geçen bu krediyi kullanması durumunda gerçekleştireceği üretim ve istihdamdan vazgeçilmiş olacaktır. Bu durumun ekonomiye kısa, uzun vadede olumsuz etkileri olacaktır. Finansal başarısızlık tahmin modellerinin kullanılması: kredi tahsis edilmesi, kredi kullanılacak firmaların seçimi noktasında kredi kurumlarına daha akılcı çözümler sunacaktır. Böylelikle kredi verme kararlarının daha başarılı ve hızlı gerçekleşmesine imkân sağlanabilir.

2.1.4. Bağımsız Denetçiler Açısından Önemi

Bağımsız denetim faaliyetlerini yürüten denetçiler açısından denetledikleri firmanın denetim raporunu hazırlarken işletmenin sıkıntı içinde olup olmadığının değerlendirilmesi gerekmektedir (Mselmi vd., 2017, s. 79).

Finansal sıkıntı içindeki firmaların mali tablolarında güvenilirlik, doğruluk ve şeffaflık konusunda çeşitli riskler olabilmektedir. Finansal başarısızlık riskinin öngörülmesi bağımsız denetimi gerçekleştiren denetçiler için denetim riski noktasında değerli bilgi sağlayacaktır. Denetlenecek işletmenin bağımsız denetçi tarafından seçimi aşamasında bu bilgilerin önemli katkıları bulunabilir. Finansal başarısızlık tahmini neticesinde denetlenecek işletmenin risk potansiyeli bilindiği için denetimin planlaması ve uygulanması hızlanıp, kolaylaşacaktır (Yıldız, 1999, s. 23).

2.1.5. Düzenleyici Kuruluşlar Açısından Önemi

Ülkelerin kendilerine has piyasa düzenleyici kurumları bulunmaktadır. Türkiye’de düzenleyici kuruluşlara örnek olarak: SPK, BDDK, TMSF, KGK, TCMB verilebilir. Direkt ya da dolaylı şekilde toplumun büyük bir kesimini ilgilendiren piyasalar, bu kurumlar tarafından izlenerek, muhtemel olumsuzlukları erkenden tespit edip uygun tedbirleri almaktadırlar. Finansal başarısızlığın modeller vasıtasıyla erken öngörüsü düzenleyici kuruluşlara gerekli tedbirleri alabilmeleri için yeterli zamanı kazandırabileceğinden ötürü oldukça faydalı olacaktır.

Ekonomik sistemin temellerine tehdit oluşturabilecek finansal başarısızlıklara karşı firma sahiplerinin, işletme yöneticilerinin ve yatırımcıların vaktinde önlem alması, düzenleyici kuruluşlara süreçlere yön verme ve denetleme imkânı vermektedir (Yıldız ve Akkoç, 2009, s. 10).

2.1.6. Devlet ve Toplum Açısından Önemi

Devlet kendisi için önemli bir vergi kaynağı olan işletmelerin finansal tabloları ile yakından ilgilenmektedir. Ülke ekonomisinde şirketlerden toplanan vergiler ulusal gelir kaynağı olarak önemli bir yere sahip olduğundan, devletler vergi kaynağı olan işletmelerin yapı ve durumlarıyla yakından ilgilenmektedir. Finansal başarısızlık tahmin modelleriyle edinilen veriler vergi mükellefi olan şirketlerin geleceği hakkında devlete bilgiler sağlayacağından yararlı olabilir.

Devletlerin gelir kaynağı olan vergilerini arttırması, oturmuş bir düzene sahip bir ekonomide, dönemlerini kârlı kapatan işletmelerin var olmasıyla mümkün olmaktadır. Devlet, vergi gelirlerinin artmasını işletmelerin faaliyetlerini gerçekleştirebileceği güvenli ve sağlıklı bir ortam sağlayabildiği müddetçe bekleyebilir. Faaliyetlerini durdurmuş ve kapanmış işletmelerin sayılarının artışının önemli rakamlara ulaşması devletin vergi gelirlerinin azalmasına sebep olabilir (Akkoç, 2007, s. 29). Ülkedeki firmaların iflaslarının, kapanmalarının artması ekonominin rayında gitmediğinin bariz göstergelerinden biridir. İflas istatistiklerini sadece ülkenin yöneticileri değil diğer ülkeler ve kredi kuruluşları da yakından takip etmektedirler. Finansal başarısızlıktan önceki eğilimlerin tahmin edilmesi iflasa kadar gidebilecek bir süreci engelleyebileceği için önemlidir. Finansal başarısızlıkların artması sadece firmaların yükümlülüklerini değil devletin yükümlülükleri de arttırabilmektedir. İflasın yıkıcı olan zincirleme reaksiyon etkisi yüzünden iflas eden firma kendisiyle birlikte iştiraklerini veya ilişkili olduğu tarafları iflasa itebilir (Kurtaran Çelik, 2009, s. 25). Devletler finansal başarısızlık tahmin modellerini kullanarak finansal başarısızlık içine düşecek firmaları tahmin edebileceğinden bu olay gerçekleşmeden vergi oranlarını düşürerek veya bazı sektörlerde vergi almayarak ekonominin genel düzenini koruyabilirler. Böylelikle artacak işsizlik sorununu da belli oranlarda kontrol altında tutmuş olacaktır. Finansal öngörü modellerinin katkısıyla yaşanabilecek olumsuzlukların önüne geçilerek bu durum devletin faydasına kullanılabilir.

Finansal başarısızlık sadece işletmeleri değil, toplumları da işsizlik, yoksulluk, yaşam standartlarında düşüş, tasarruflarda erime ve sosyal bozulma gibi olumsuzluklarla etkileyebilir. Bu etkilerin azaltılabilmesi için finansal başarısızlıkların erken öngörüsü ve bununla ilgili çözümlerin üretilmesi önemlidir.

2.2. Finansal Başarısızlığın Öngörüsünde Kullanılan Modeller

İşletmelerin karşılaştıkları finansal başarısızlık durumları, sadece işletmenin kendini değil yakın-uzak tüm çevresini, yayılma etkisiyle birlikte ülkesini ve tüm dünyayı etkileyebilmektedir. Ulusal ve küresel düzeyde farklı dönemlerde yaşanan ekonomik ve finansal krizler, Covid19 pandemisi ve savaşların çeşitli küresel etkileri, finansal başarısızlık tahmini üzerine yapılan çalışmaların önemini eskisinden daha da fazla artırmıştır. Günümüzde neredeyse her türden krizi deneyimleyen iş dünyasının ve çıkar çevrelerinin kendi “finansal kaderlerini öngörme arzuları”, finansal başarısızlık tahminini

alanında çalışan araştırmacıları çeşitli modeller geliştirmeye teşvik etmiştir. Finansal başarısızlık tahmini için kullanılan modeller incelediğinde, model tasarımı gerçekleştirilirken bağımsız değişken olarak genellikle ulaşılması kolay, güvenilir, ölçülebilir ve süreklilik arz eden datalar barındırmalarından dolayı finansal tablolar ve onlardan elde edilmiş veriler, oranlar kullanılmakla birlikte piyasa verilerin de kullanıldığı görülmüştür. Çalışmanın bu bölümünde finansal başarısızlığın tahmini için kullanılan modeller de açıklanacaktır.

Başarısızlık tahmin modelleri: teorik modeller, istatistiksel modeller, yapay zekâ ve uzman sistem modelleri olmak üzere üç ana gruba ayrılmaktadır (Aziz ve Dar, 2006, s. 19). Finansal başarısızlık tahmin modelleri yukarıdaki üç başlık altında genel hatlarıyla incelenmiştir. Tablo 5'e göre modellerin özellikleri aşağıdaki gibidir.

Tablo 5

Başarısızlık Tahmin Modellerinin Genel Özellikleri

Geleneksel Yöntemler	Teorik Modeller	* Başarısızlığın niteliksel nedenlerine odaklanır
		* Genellikle çok değişkenlidir
		* İstatistiksel teknikler kullanarak teoriye nicel bir destek sağlanır
		* Temelde teorinin finansal başarısızlığı tahmin edecek bilgileri kullanılır
	İstatistiksel Modeller	* Başarısızlığın nedenlerine odaklanır
		* Genellikle veriler şirket kayıtlarından temin edilir
* Tek veya çok değişkenli olabilir		
Modern Yöntemler	Yapay Zekâ ve Uzman Sistem Modelleri	* Klasik standart model prosedürleri işletilir
		* Başarısızlık belirtilerine odaklanır
		* Genellikle veriler şirket kayıtlarından temin edilir
		* Genellikle çok değişkenlidir
		* Büyük oranda bilgisayar teknolojisine bağlıdır

Kaynak: Aziz ve Dar (2006, s. 19)'dan oluşturulmuştur.

2.2.1. Teorik Modeller

Başarısızlık öngörü çalışmalarında tercih edilen istatistiksel modellerin ve yapay zekâ modellerinin teorik bir temele dayanmadan oluşturulmasının sorgulanması yüzünden finansal başarısızlık tahmini bazı teoriler yardımıyla açıklamaya çalışılmıştır (Aziz ve Dar, 2004, s. 25). Teorik modellerin amacı istatistiksel ve yapay zekâ yöntemlerinden farklı olarak ticari yetersizliğin nedenlerini belirlemeye çalışır. Doğal olarak çok değişkenlidir ve teoriyi desteklemek için istatistiksel yöntemleri kullanır (Klepáč ve Hampel, 2018, s. 159). Finansal başarısızlık tahmin modellerine baktığımızda, teorik modeller ve istatistiksel modeller finansal başarısızlığın nedenlerine odaklanırken, yapay zekâ ve uzman sistem modelleri finansal başarısızlığın belirtilerine odaklandığı

görülmektedir. Finansal başarısızlık tahmininde kullanılan teorik modeller sırasıyla: bilançonun bozulma ölçüsü/entropi teorisi, kumarbazın iflası teorisi, nakit yönetimi teorisi ve kredi risk yönetimi teorisidir (Aziz ve Dar, 2006, s. 22). Bu teorik modeller aşağıda kısaca açıklanmıştır.

2.2.1.1. Bilançonun Bozulma Ölçüsü/Entropi Analizi

İşletmelerin finansal durum tablolarının detaylı incelenmesiyle firmalar hakkında çeşitli bilgilere ulaşılabılır. Bu teoriye göre; işletme finansal durum tabloları dönemler itibariyle değişmezse firmanın var olan durumunu sürdürdüğü aksi durumda ise finansal anlamda dengesini yitirdiği kabul edilmektedir. Finansal durum tablolarında gözlemlenen bu dengesizlik birçok dönem devam ederse firmanın kontrolü kaybedeceği ve başarısız olacağı kabul edilmektedir. Bu görüş entropinin temel varsayımına dayandırılmaktadır (Aziz ve Dar, 2006, s. 22). Bu yöntemin değişikliğin yönüne dikkat etmeden sadece bilançodaki değişikliklere odaklanması Booth ve Hutchinson (1989) çalışmasında bir kusur olarak ortaya konulmuştur. Ayrıca Moyer (1977) ve bazı araştırmacılar da BSDM'nin iflas tahmininde pek yararlı bir gösterge olmadığı sonucuna varmışlardır (Aziz ve Dar, 2019, s. 25).

2.2.1.2. Kumarbazın İflası Teorisi

İşletmeyi kumarbaz gibi düşünüp, tüm varlıklarını tüketene kadar kumar oynayacağı varsayımına dayanan bir teoridir. Kumarbaz, elindeki bir miktar para, belli oranda kazanma ve kaybetme olasılığıyla kumara devam edecek, üst üste oyunlarda kaybettiği ve tüm varlıklarını tükettiği anda batacaktır.

Faaliyetlerini idame ettirecek kadar nakit giriş-çıkış imkânlarına sahip olduğu varsayılan işletmenin, herhangi bir periyotta üst üste negatif nakit akımı yaşaması durumunda iflasla yüzleşeceği kabul edilmektedir. Kumarbazın iflası teorisine göre, iflas tahminleri işletmenin kasasına giren-çıkan nakit üzerinden gerçekleştirilmektedir (Scott, 1981, ss. 322-323).

2.2.1.3. Nakit Yönetimi Teorisi

Nakit yönetimi işletmeler için önemli konulardan biridir. Özellikle de kısa vadeli nakdin yönetimi, işletmeler için hayati bir durum arz etmektedir. İşletmelerin nakit yönetim fonksiyonunun raporlanması, nakit akım ve fon akım tabloları aracılığıyla gerçekleştirilir.

Nakit giriş-çıkış uyumsuzluğunun varlığı, nakit yönetim fonksiyonunun başarısızlığının bir işareti olarak görülmektedir. Bu uyumsuzluğun tekrarlanmaya devam etmesi, işletmenin finansal sıkıntıya girmesine, iflas etmesi neden olabilmektedir (Torun, 2007, s. 33).

2.2.1.4. Felaket Teorisi ve Kaos Teorisi

İşletmenin finansal başarısızlığının felaket olarak kabul edilmesinden ötürü felaket teorisi olarak adlandırılmaktadır. Kaos teorisi ise işletmeyi karmaşık davranışlar sergileyen bir sistem olarak dikkate almaktadır. Her şeyin her şeyle ilişkisinin olduğu varsayımını kabul eden kaos teorisinde çoklu disiplinlerle çalışma kültürünün gerekliliğine inanılmaktadır. Felaket teorisi ve kaos teorisi varsayımlarıyla finansal başarısızlığa farklı bir açıdan bakış açısı kazandırılmaktadır. Yukarıda anlatılan teorik modellerin dışında finansal başarısızlık alanında kredi riski ve opsiyon fiyatlama teorileri de kullanılmaktadır (Torun, 2007, s. 33).

Çalışmanın amacı finansal başarısızlıkla ilgili teorik modellerin açıklanmasından ziyade finansal başarısızlıkla ilgili erken öngörü modelleri geliştirmek olduğundan daha fazla ayrıntıya girilmemiştir.

2.2.2. İstatistiksel Modeller

Finansal başarısızlık tahmini üzerine yapılan çalışmalarda çok sayıda farklı model kullanıldığı görülmektedir. Literatürde bu alandaki ilk araştırmaların ise matematiksel ve istatistiksel modellerle gerçekleştirildiği görülmüştür.

İstatistiksel modellerle finansal başarısızlık tahminleri 1960'ların sonlarına doğru başlamıştır (Suarez, 2004, s. 6). İstatistiksel modellerde ayırım, kullanılan değişken sayısına göre belirlenmektedir. Tek değişkenle çalışılan modellere tek değişkenli, birden fazla değişkeni barındıran modeller ise çok değişkenli modeller olarak anılmaktadır. Öncül araştırmalar tek değişkenli modeller kullanarak tahmin gerçekleştirirse de günümüzde artık çok değişkenli modeller daha çok kullanılmaktadır.

Finansal başarısızlık tahmini için yapılan öncül istatistiksel modellere: Beaver (1966), Altman (1968), Deakin (1972), Springate (1978), Ohlson (1980), Taffler (1983), Zmijewski (1984), Fulmer (1984), Zavgren (1985), Canada score (1987) örnek olarak gösterilebilir. İstatistiksel modellerle yapılan finansal başarısızlık tahmin modelleri Tablo 6'da yazar, örneklem bilgisi, tahmin bilgisi, açıklama gücü yüksek bulunan bağımsız

değişkenler, model fonksiyonu ve sonuç sütunları altından gösterilmiştir. Tez içindeki “Türkiye dışı çalışmalar” bölümünde daha detaylı açıklamalar bulunmaktadır.

Tablo 6*Finansal Başarısızlık Tahmininde Kullanılan Kabul Görmüş Modeller*

Yazar	Örneklem Bilgileri	Tahmin Yöntemi	Faydalı Görünen Bağımsız Değişkenler	Sonuç
Beaver (1966)	1954-1964 döneminde ABD'de faaliyet gösteren 79 başarılı, 79 başarısız firma. Başarısızlık kriterleri: -İflas-Tahvil faizinin ödenememesi -İmtiyazlı hisse senetlerinin temettü ödemelerinin yapılamaması -Aşırı para çekilmiş bir banka hesabı. Araştırmada kullanılan bağımsız değişken sayısı 30'dur.	Tek Değişkenli Analiz (UA)	-Nakit Akışı/Toplam Borçlar -Net Kâr/Toplam Varlıklar -Toplam Borçlar/Toplam Varlıklar -NÇS/Toplam Varlıklar -Dönen Varlıklar/KVYK -Kredisiz Aralık Oranı	Başarısızlık dönemine yaklaşan işletmelerin rasyolarında hızlı bir düşüş görülmekte ve bu rasyolar vasıtasıyla iflas bir yıl öncesinden öngörülebilmektedir. Özellikle Nakit Akışı/Toplam borçlar rasyosu oldukça farklılaşmış olup, tek başına bir yıl önceden genel doğru tahmin oranı %87'dir.
Altman (1968)	1946-1965 döneminde ABD'de faaliyet gösteren Halka Açık 33 başarılı, 33 başarısız imalat firması. Başarısızlık Kriterleri: -Yasal olarak iflas etmiş ve kayyum atanmış olma - Ulusal iflas yasasına göre reorganizasyon hakkı verilme. Araştırmada kullanılan bağımsız değişken sayısı 22'dir.	Çoklu Diskriminant Analizi (MDA)	X1= Net Çalışma Sermayesi / Toplam Varlıklar X2= Dağıtılmamış Kârlar/Toplam Varlıklar X3= FVÖK / Toplam Varlıklar X4= Özsermayenin Piyasa Değeri/Toplam Borcun Defter Değeri X5= Satışlar(Hasılat) / Toplam Varlıklar	$Z=0,012 \cdot (X_1)+0,014 \cdot (X_2)+0,033 \cdot (X_3)+0,006 \cdot (X_4)+0,999 \cdot (X_5)$ Eğer Z-Skor < 1.81 ise firmanın iflas riski yüksek (Kırmızı Bölge) Eğer Z-Skor > 2.99 ise firmanın iflas riski yok (Yeşil Bölge) Eğer 1,81 < Z < 2,99 ise firmanın durumu belirsiz (Gri Bölge) Z-Skor ≤ 2,675 ise firma başarısız. Z-Skor > 2,675 ise firma başarılı Başarısızlıktan bir yıl önceki genel tahmin doğruluğu % 95.
Altman (1983)	Altman tarafından 1983 yılında revize edilen Z skoru ile ABD'de faaliyet gösteren halka açık olmayan özel endüstri firmalarının iflas risklerinin ölçülmesi amaçlanmıştır. Araştırmada beş bağımsız değişken kullanılmıştır.	Çoklu Diskriminant Analizi (MDA)	X1= Net Çalışma Sermayesi / Toplam Varlıklar X2= Dağıtılmamış Kârlar / Toplam Varlıklar X3= FVÖK / Toplam Varlıklar X4= Özsermaye Defter Değeri/Toplam Borcun Defter Değeri X5= Satışlar(Hasılat) / Toplam Varlıklar	$Z'=0,717 \cdot (X_1) + 0,847 \cdot (X_2) + 3,107 \cdot (X_3) + 0,420 \cdot (X_4) + 0,998 \cdot (X_5)$ Z'-Skor < 1,23 ise firmanın iflas riski yüksek (Kırmızı Bölge) Z'-Skor > 2,90 ise firmanın iflas riski yok (Yeşil Bölge) Eğer 1,23 < Z' < 2,90 ise firmanın durumu belirsiz (Gri Bölge)
Altman (1993)	Altman, iflas riski üzerindeki endüstri etkisini ortadan kaldırmak için, ABD'de imalat sektörü dışında faaliyet gösteren firmalarla, hizmet sektörü firmaları için yeni bir Z skoru modelini ortaya koymuştur. Araştırmada kullanılan bağımsız değişken sayısı 4'dür.	Çoklu Diskriminant Analizi (MDA)	X1= Net Çalışma Sermayesi / Toplam Varlıklar X2= Dağıtılmamış Kârlar / Toplam Varlıklar X3= FVÖK / Toplam Varlıklar X4= Özsermaye Defter Değeri / Toplam Borcun Defter Değeri	$Z''=6,56 \cdot (X_1) + 3,26 \cdot (X_2) + 6,72 \cdot (X_3) + 1,05 \cdot (X_4)$ Z'' < 1,10 ise firmanın iflas riski yüksek (Kırmızı Bölge) Z'' > 2,60 ise firmanın iflas riski düşük (Yeşil Bölge) Eğer 1,10 < Z'' < 2,60 ise firmanın durumu belirsiz (Gri Bölge)

Tablolar Devamı

Springate (1978)	1978 yılında Kanada'da faaliyet gösteren 20 başarılı, 20 başarısız İmalat Firması. Araştırmada kullanılan bağımsız değişken sayısı 19'dur.	Çoklu Diskriminant Analizi (MDA)	$S = 1,03 \cdot (X_1) + 3,07 \cdot (X_2) + 0,66 \cdot (X_3) + 0,40 \cdot (X_4)$ <p>X1= Çalışma Sermayesi/Toplam Varlıklar X2= FVÖK/AKTİF X3= VÖK/KVYK X4= Satışlar (Hasılat)/Toplam Varlıklar</p>	<p>S-Skor < 0.862 ise Başarısız S-Skor > 0.862 ise Başarılı Tahmin doğruluğu % 92.50'dir.</p>
CA-Skor (1987)	1987 yılında Kanada'da faaliyet gösteren varlıkları 1-20 milyon \$ arasında olan 173 küçük Kanada firması. Araştırmada kullanılan bağımsız değişken sayısı 30'dur.	Çoklu Diskriminant Analizi (MDA)	$CA-Skor = 4,5913 \cdot (X_1) + 4,508 \cdot (X_2) + 0,3936 \cdot (X_3) - 2,7616$ <p>X1= Ortakların Yatırımları / Toplam Varlıklar₍₁₎ X2= Faaliyetlerden Olağan K/Z +Finansman Giderleri₍₁₎/Toplam Varlıklar₍₁₎ X3= (Satışlar₍₂₎ / Toplam Varlıklar₍₂₎) (1)Bir önceki döneme ilişkin veriler (2)İki dönem öncesine ilişkin veriler</p>	<p>CA-Skor < -0,30 ise Başarısız CA-Skor > -0,30 ise Başarılı Tahmin doğruluğu %83'dür.</p>
Ohlson (1980)	ABD'de 1970-1976 döneminde faaliyet gösteren, 2.058 başarılı, 105 başarısız imalat firması. (Başarısızlık kriteri: Yasal olarak iflas başvurusunda bulunma). Araştırmada kullanılan bağımsız değişken sayısı 9'dur.	Lojistik Regresyon Analizi (LRA)	$O = -0,407 \cdot (X_1) + 6,03 \cdot (X_2) - 1,43 \cdot (X_3) + 0,0757 \cdot (X_4) - 2,37 \cdot (X_5) - 1,83 \cdot (X_6) + 0,285 \cdot (X_7) - 1,72 \cdot (X_8) - 0,521 \cdot (X_9) - 1,32$ <p>X1= Log(Toplam Varlıklar/GSMH Endeksi) X2= Toplam Borçlar/Toplam Varlıklar X3= NÇS/Toplam Varlıklar X4= Kısa Vadeli Borçlar/Dönen Varlıklar X5= Toplam Borçlar>Toplam Varlıklar ise 1 değilse 0 X6= Net Kâr/Toplam Varlıklar X7= Faaliyetlerden Sağlanan Fonlar/Toplam Borçlar X8= Son İki Yıl Net Kârı negatifse 1 değilse 0 X9= (Net K/Z_t - Net K/Z_{t-1}) / (Net K/Z_t + Net K/Z_{t-1})</p>	<p>Bulunan O-Skor, lojistik dönüşüme sokulduktan sonra iflas olasılığı bulunur. Lojistik dönüşüm formülü ise; P (B) = (e^{O-Skor}) / (1+e^{O-Skor})'dir. Lojistik dönüşüm sonucu bulunan değer 0,50'den büyükse iflas riski bulunmaktadır. Tahmin doğruluğu %96.12'dir (başarısızlıktan bir yıl önce).</p>
Fulmer vd. (1984)	ABD, Ortalama aktif büyüklüğü 455 milyon \$ olan 30 başarılı, 30 başarısız Amerikan firması. Başarısızlık kriteri: Yasal olarak iflas başvurusunda bulunma.	Çoklu Diskriminant Analizi (MDA)	$H = 5,528 \cdot (V_1) + 0,212 \cdot (V_2) + 0,073 \cdot (V_3) + 1,27 \cdot (V_4) - 0,12 \cdot (V_5) + 2,335 \cdot (V_6) + 0,575 \cdot (V_7) + 1,083 \cdot (V_8) + 0,894 \cdot (V_9) - 6,075$ <p>V1= Dağıtılmamış Kârlar/Toplam Varlıklar V2= Satışlar / Toplam Varlıklar V3= VÖK / Özsermaye V4= Nakit Akışı / Toplam Borç V5= Toplam Borç / Toplam Varlıklar V6= Kısa Vadeli Borçlar / Toplam Varlıklar V7= Log(Maddi Duran Varlıklar) V8= Net Çalışma Sermayesi / Toplam Borçlar V9= Log(FVÖK) / Faiz Giderleri</p>	<p>H-Skor < 0 ise Başarısız H-Skor > 0 ise Başarılı Tahmin doğruluğu %98'dir (başarısızlıktan 1 yıl önce),</p>

Tablolar Devamı

Zmijewski (1984)	ABD'de 1972-1978 döneminde faaliyet gösteren, 1.600 başarılı, 81 başarısız firma. Başarısızlık kriteri iflas dilekçesini verme. Araştırmada kullanılan bağımsız değişken sayısı 3'dür.	Probit Regresyon Analizi	$J = -4,336 - 4,513(X_1) + 5,679(X_2) + 0,004(X_3)$ X1= Net Kâr / Toplam Varlıklar X2= Toplam Borçlar / Toplam Varlıklar X3= Dönen Varlıklar / Kısa Vadeli Borçlar	J-Skor $\geq 0,50$ ise iflas riski yüksek J-Skor $< 0,50$ ise iflas riski yok Zmijewski'nin modeli iflas etmeyen(başarılı) firmaları daha yüksek doğrulukta tahmin etmektedir. Tahmin doğruluğu %97.70'dir.
Zavgren (1985)	ABD'de 1972-1978 döneminde faaliyet 45 başarılı, 45 başarısız firma. Araştırmada kullanılan bağımsız değişken sayısı 7'dir.	Logit Analizi	X1= Toplam Gelir / Toplam Sermaye X2= Satışlar / Net Maddi Duran Varlıklar X3= Stoklar / Satışlar X4= Toplam Borçlar / Toplam Sermaye X5= Alacaklar / Stoklar X6= (Dönen Varlıklar - Stoklar) / Kısa Vadeli Borçlar X7= Nakit Akışı / Toplam Varlıklar	Önemli bir oran olan borç oranı, sağlıklı olmayan firmalarda sağlıklı firmalara nazaran daha yüksek çıkmıştır. Asit test oranı sağlıklı firmalarda başarısızlıktan önceki yıllarda negatif bir eğilimdedir. Doğru genel tahmin doğruluğu %82'dir. (başarısızlıktan bir yıl önce).
Weibel (1973)	İsviçre'de 1960-1971 döneminde faaliyet gösteren 36 başarılı, 36 başarısız firma. (Başarısızlık Kriteri: Borçlarını ödeyemez duruma düşme). Araştırmada kullanılan bağımsız değişken sayısı 41'dir.	Tek Değişkenli Analiz (UA)	X1= Nakit Akışı/KVYK X2= Dönen Varlıklar/KVYK X3= (Dönen Varlıklar-Borçlar) / (Nakit Çıkışı Gerektiren Giderler) X4= (Ortalama Stok Tutarı* 365) / Madde Giderleri X5= (Ortalama Kredi Tutarı* 365) / Alışlar X6= Toplam Borçlar / Toplam Varlıklar	Stok devir hızı ve borç/varlık oranları iyi bireysel tahminlerdir.
Grover ve Lavin (2001)	1982-1996 döneminde faaliyet gösteren 35 başarılı, 35 başarısız hizmet sektörü firması. (Başarısızlık kriteri: İflas etme). Araştırmada kullanılan bağımsız değişken sayısı 18'dir.	Çoklu Diskriminant Analizi (MDA)	$G = 1,650(X_1) + 3,404(X_2) - 0,016(X_3) + 0,057$ X1= Net Çalışma Sermayesi / Toplam Varlıklar X2= FVÖK / Toplam Varlıklar X3= Net Kâr / Toplam Varlıklar	G-Skor $\leq -0,02$ ise İflas riski yüksek, G-Skor $\geq 0,01$ ise İflas riski yok.

Kaynak: Bozkurt (2014, ss. 127-142)'den yararlanılarak geliştirilmiştir.

Finansal başarısızlığın tahmini için kullanılan ve açıklanacak istatistiksel tahmin yöntemleri: basit regresyon analizi, tek değişkenli diskriminant analizi, Markov zinciri analizi, çok değişkenli diskriminant analizi, çok değişkenli regresyon analizi ve logit modelidir. Ayrıca CUSUM (Cumulative Sum- Kümülatif Toplam) Modeli ve MDS (Multi-Dimensional Scaling-Çok Boyutlu Bölümlendirme) gelişmiş istatistiksel yöntemler arasındadır (Dikmen, 2007, s. 25).

2.2.2.1. Tek Değişkenli Modeller

Tek değişkenli modelleri finansal başarısızlık tahmininin de kullanırken, değişken olarak sadece bir bağımsız değişkenin, bağımlı değişkenle ilişkisi ele alarak model oluşturulmaktadır (Özdamar, 2019, s. 1). Tek değişkenli modellerin amacı, incelenen değişken üzerindeki etkileri tek bir bağımsız değişken kullanarak analiz etmektir (Karagöz ve Ekici, 2004, s. 32). Finansal başarısızlığın tahmininde kullanılan tek boyutlu modellerde, tek bir değişken kullanılarak firmanın finansal durumu hakkında öngörülerde bulunulur (Beaver, 1966). Tek değişken analizlerinin bağımlı değişken olan işletme başarısızlığı ile bağımsız değişken olan finansal oranlar arasında doğrusal bir ilişki kurduğu varsayılır (Argyrou, 2006, s. 11). Tek değişkenli modellerde, finansal oranların (bağımsız değişkenlerin) ayrı ayrı modele dahil edilmesi finansal başarısızlık tahmin noktasında incelenen finansal orana göre farklı sonuçlar ortaya koyabilmektedir (Keskin Benli, 2006, s. 54). Kârlılık oranlarına göre başarısız kabul edilen bir işletme, likidite oranlarına bakıldığında başarılı gibi görünebilmektedir. Bu gibi durumlarda hangi bağımsız değişkenin daha iyi ölçümlendiğinin tespiti araştırmacının subjektif yargısına kalmaktadır (Keskin, 2002, s. 28). Bağımsız değişkenin (finansal oran) biri işletmeyi finansal başarısızmış gibi gösterirken bir başka finansal oranın işletmeyi başarılıymış gibi göstermesi Altman tarafından tutarsızlık olarak tanımlanmıştır (Altman, 1968, s. 591).

Tek değişkenli modellerden önce, şirket başarısızlığı öngörüsü üzerine yapılan araştırmalar 1932’de FitzPatrick, 1935’te ise Winakor ve Smith ve 1942’de Mervin’e kadar dayanmaktadır. 1966’da Beaver, bağımsız değişken olarak finansal oranları teker teker modele sokarak finansal başarısızlığı kestirmeye çalışmıştır. Beaver’ın araştırması neticesinde en faydalı bağımsız değişken olarak “Nakit Akışı/Toplam Borçlar” oranı ortaya konulmuştur. Tek değişkenli modellerin çelişkili sonuçlar ortaya koyması, kullanılan bağımsız değişkenin önemsizmiş gibi görünmesi, bağımlı-bağımsız değişken arasındaki ilişkinin tam anlamıyla ölçülmesinin imkân dahilinde olmaması, tahmin

yüzdelerinin düşük kalması gibi nedenlerden ötürü bu tek değişkenli modeller eleştirilene maruz kalmış ve ardından bu sebeplerden ötürü tek değişkenli modeller yerine çok boyutlu modellerle çalışılmaya başlanmıştır (Demirhan, 2021, ss. 57-59).

Kendi içinde birkaç türe ayrılan tek değişkenli modellerde yapılan çalışmalar ise şöyledir: Smith ve Winakor (1935), Charles (1942), Tamari (1966), Beaver (1966)-(1968), Wilcox (1976) (Aktaş, 1993, ss. 26-31).

Tek değişkenli modeller: basit regresyon modeli, tekli diskriminant analizi, Markov zinciri teknikleridir (Aktaş, 1993, s. 26).

Tek değişkenli modellerin kısa bir süre zarfında yerlerini çok değişkenli modellere bırakmış olmalarından ötürü, tek değişkenli modellerin en önemlilerinden: basit regresyon analizi, tekli diskriminant analizi ve Markov Zinciri modelleri kısaca açıklanacaktır.

2.2.1.1.1. Basit Regresyon Analizi. Bağımlı/bağımsız değişken arasındaki, illiyet (nedensellik) ilişkisine dayanarak değişkenler arasındaki ilişkiyi tahmin etmeye yarayan doğrusal regresyon olarak da adlandırılan bir analiz türüdür (Nakip ve Yaraş, 2017, s. 384).

Basit regresyon analizi;

$$Y = a + b \cdot (x) \quad (2.1)$$

şeklinde basitçe formüle edilebilir. Eşitlikte yer alan “b”, (x)’deki bir birimlik değişimin ‘Y’de yaratacağı ortalama değişimi ifade ederken, “a” ise (x)=0 durumunda ‘Y’ nin alacağı değeri ifade eden sabit bir terimdir (Büyüköztürk, 2012, s. 91). Bu analizin uygulanabilmesi için normallik dağılım şartının sağlanmış olması gerekliliğinden ötürü günümüzde bu yöntem finansal başarısızlık öngörü çalışmalarında pek tercih edilmemektedir.

2.2.1.1.2. Tek Değişkenli Diskriminant Analizi. Tek değişken kullanarak başarısızlık tahmini gerçekleştiren modellerin “odak noktası” başarısızlığın öncül göstergeleri üzerine olmuştur. Tatbikinin kolay olması yüzünden bu analiz türü tercih edilmektedir. Tek değişkenli modellerde her bir bağımsız değişken birbirinden ayrı olarak analiz edilir ve her birinin optimal kopuş değeri belirlenip, optimal kopuş değerinin

üstünde ve altında olma durumuna göre işletmelerin başarı/başarısızlık durumuna karar verilir.

Ayrıştırma analizi olarak nitelendirilen diskriminant analizi: en az iki grubun üyeleri arasındaki farklılıkları en çok yapan ve değişkenlerin linear birleşmesinden oluşan bir veya daha fazla fonksiyonun belirlenmesidir (Çakmak, 1992, ss. 8-11). Ayrıştırma analizi, örneklem birimlerini minimum hata ile ait oldukları gruplara atayacak fonksiyonu ortaya koymak ve bulunan bu fonksiyon/fonksiyonlarla bağımsız değişkenleri sınıflandırmayı esas almaktadır. Kullanılan bağımsız değişken sayısına göre diskriminant analizi, tek değişkenli diskriminant analizi veya çok değişkenli diskriminant analizi olmak üzere ayrılabilir. Tek değişkenli diskriminant analizinde, finansal başarısızlık tahmini bir bağımsız değişken kullanılarak bir fonksiyon aracılığıyla ortaya konulmaktadır. İlk olarak tek değişkenli analizleri kullanan William H. Beaver (1966) kendisinden sonra gelen finansal başarısızlık kestirim araştırmalarına örnek teşkil etmiştir. Finansal başarı/başarısızlık durumunun sadece bir oranla tespitinin sonucunun istenilen beklentiyi karşılamaması yüzünden çok değişkenli modeller devreye girmiştir.

2.2.1.1.3. Markov Zincir Analizi. Markov analizi: gelecekte meydana gelecek olayların bir olasılık durumunu içeren süreci ifade eder. Gelecekte meydana gelecek durumların olasılıklarını geçmiş verileri kullanarak değil, anlık verilerin yardımıyla ortaya koymaktadır. Bu analiz türünün temel özelliği: belirli bir dönemin farklı durumlarında bulunmanın ve bu durumlar arası geçişin olasılıklarını dikkate alınmasıdır. Dönemlerdeki durumlar arası geçiş, tüm durumlara değil sadece bir önceki duruma bağlı olmaktadır. Markov analizinde tüm geçmiş durumların bilinmesi yerine sadece bir önceki durumun bilinmesi yeterli olmakla birlikte bu durum “Markov/Markovyen özellik” olarak tanımlanır. Bu özelliği barındıran sistemlerde durumlar arası geçiş, bir önceki duruma bağlı kalan şartlı olasılığı ifade etmektedir (Rüzgar, 2003, s. 165). Muhtemel gelecek durumlara, olasılıksal bir şekilde ulaşım söz konusudur.

Başarısızlık öngörü çalışmalarında bu yöntemi ilk kullanan 1971’de Jarrod W. Wilcox olmuştur. Wilcox’un yakaladığı tahmin başarısının yakalanamaması ve tek değişkenli olmasından ötürü günümüzde pek tercih edilmemektedir.

2.2.2.2. Çok Değişkenli Modeller

Tek değişkenli modellerin yukarıda belirtilen eksikleri nedeniyle onların yerine finansal başarısızlığı tahmin noktasında çok boyutlu/değişkenli modeller kullanılmaya başlanmıştır. Tek boyutlu modellere nazaran çok boyutlu modeller göreceli daha iyi sonuçlar ortaya koyabilmektedirler.

En iyi çoklu model tahmin başarısının en iyi tekli model tahmin başarısından daha iyi olduğu söylenebilir (Scott, 1981, s. 324).

Geliştirilirken farklı istatistiksel tekniklerden yararlanan çok boyutlu modeller: çok değişkenli diskriminant analizi, çok değişkenli regresyon modeli, logit, probit ve performans indeksi olarak sıralanabilir (Aktaş, 1993, s. 32; Kurtaran Çelik, 2009, s. 41).

Yukarıda belirlen çok boyutlu modellerden çok değişkenli diskriminant analizi, çok değişkenli regresyon modeli, logit ve probit modeller kısaca açıklanacaktır.

2.2.2.2.1. Çok Değişkenli Diskriminant Analizi. 1968 yılına gelindiğinde, ilk çok değişkenli diskriminant analiz (ÇDA) modelinin Edward I. Altman tarafından kullanıldığını görüyoruz. Bu ilk çok değişkenli analiz günümüzde Altman Z Score olarak adlandırılmaktadır ve hala daha çalışmalarda kullanılmaya devam edilmektedir. Altman'ın Z Score modeliyle finansal başarısızlık tahmin çalışmalarına daha modern bir bakış açısı kazandırılmıştır. 1977'de Altman vd. Z Score modelini güncelleyerek Zeta modelini devreye sokmuştur.

İşletmelerin içlerinde bulunduğu finansal durumlarının karmaşık olması yüzünden tek boyutlu DA yöntemi iyi sonuçlar verse bile üyeleri gruplara atarken sadece bir değişken kullandığı için çelişki yaratmaktadır. Çoklu diskriminant analizi, aynı anda birden fazla değişkenin bireysel özelliklerine göre, birden çok önsel grup arasında ayırıştırma yapmaya yarayan bir istatistiksel analiz tekniğidir. ÇDA'nın ilk aşaması grupların kesin olarak belirlenmesi olup, belirlenen gruplar arası en iyi dağıtım yapan niteliklerin doğrusal veya kuadratik bir bileşimini yaratmaya çalışılmaktadır (Lombard, 1998, ss. 13-14).

ÇDA finansal başarısızlık tahmini alanında kendini kanıtlamış tercih edilen standart bir analiz yöntemidir. Bu çalışmaların birçoğunda linear(doğrusal) yöntem kullanırken, eşit olmayan ayrılma matrisleri sorununu çözebilmek için kuadratik ÇDA tercih edilmiştir (Torun, 2007, s. 37).

Kimin hangi gruba mensup olduğu konusuyla ilgilenen diskriminant analizi, grup üyeliğinin belirlenmesi işiyle uğraşan bir tekniktir. Grupları ayıran değişkenlerin tespit etmek ve birimlerin hangi gruba dahil edileceğini ortaya koymak diskriminant analizinin yegane amacıdır. Finansal açıdan başarılı/başarısız işletmeleri sınıflandırmak için de kullanılabilir. Diskriminant analizi sonucu elde edilen değerler işletmeleri başarılı/başarısız olarak ayrıştırmada kullanılmaktadır.

Bununla birlikte finansal başarısızlık tahmin çalışmalarında kullanılan bağımsız değişkenlerin (finansal oranların) normal dağılım göstermeme olasılığı yüksek olup, doğrusal ve kuadratik ÇDA ve çoklu regresyon model uygulamalarında problem çıkarabilmektedir (Aktaş, 1997, s. 78).

2.2.2.2. Çok Değişkenli Regresyon Analizi. Çoklu regresyon analizini ilk defa 1970 yılında Meyer ve Pifer tarafından banka iflas tahmin araştırmasında kullanılmıştır. İflastan 1-2 öncesinde başarılı tahmin oranları yaklaşık %80 olarak ifade edilmiştir. Türkiye’de 1989 yılında G. Ağaoğlu tarafından yapılan çoklu regresyon modeline bankaların mali başarısızlık tahmini yüksek bir doğrulukla ortaya konmuştur (Aktaş,1997, ss. 44-45).

Çok değişkenli regresyon analizinde; bir bağımlı değişken ve bu bağımlı değişkeni etkileyen en az iki veya daha çok açıklayıcı (bağımsız) değişken bulunmaktadır.

Çok değişkenli regresyon analizi aşağıdaki şekilde ifade edilmektedir:

$$y = \beta_0 + \beta_1x_1 + \beta_2x_2 + \beta_3x_3 + \dots + \beta_mx_m \quad (2.2)$$

Regresyon modelleri hem finansal başarısızlık tahminlerinde hem de finans, ekonomi alanlarında kolay uygulanabilirliğinden ötürü tercih edilerek uygulanmaktadırlar (Aktaş, 1993, s. 42).

Çok değişkenli regresyon modellerinde, değişkenler ile başarısızlık olasılığı arasındaki ilişkinin şekline göre modeller ‘doğrusal’ ve ‘doğrusal olmayan’ olarak ikiye ayrılırlar (Çelik, 2009, s. 45).

Regresyon analizinde, bağımsız değişken sayısının en az iki olduğu durumlarda tekli regresyon analizi yapılamayacağından çoklu regresyon analizi uygulamak bir gereklilik olarak karşımıza çıkmaktadır (Tezcan, 2011).

Regresyon modelleri kendi içinde doğrusal(linear) regresyon, logit model (lojistik regresyon modeli) ve probit model olarak tanımlanmaktadır. Bu modeller arasındaki farklılık ise ayrı dağılım varsayımlarını benimsemiş olmalarından kaynaklanmaktadır (Özdemir, 2011, s. 55).

2.2.2.2.3 Lojistik Regresyon Analizi. “Logit model” lojistik regresyon olarak da anılmaktadır (Doğrul, 2009, s. 64). Lojistik regresyon (logit) tahmin edilen sonucu 0 veya 1 olması için zorlama üzerine kurulu bir regresyon modelidir. Logit model, bağımlı değişkenlerin 0 veya 1 olduğu durumlarında kullanılmalıdır (Torres-Reyna, 2008, s. 1). Lojistik regresyon analizi 1980’ler deki çoklu diskriminant analizi çalışmalarından sonra finansal başarısızlık tahmini alanında sıkça kullanılır olmuştur (Li vd., 2010, s. 5897). Logit modelin amacı en az değişkenle optimum uyumu yakalayıp, bağımlı bağımsız değişkenler arasındaki ilişkiyi optimum şekilde tanımlayan bir modeli ortaya koymaktır (Bircan, 2004, s. 186). Lojistik regresyon, finansal açıdan başarılı/başarısız olma gibi ikili bir duruma sahip bağımlı değişkenlerde finansal başarısızlığın gerçekleştirme olasılığının logaritmasıdır. Finansal açıdan başarısız olmama ihtimalinin, başarısız olma ihtimaline bölünmesiyle Odds oranına ulaşılır (Doğrul, 2009, s. 65). Her bir değişkenin Odds oranına bakılarak model için önemi ve etkisi incelenir. Odds oranına göre modele katkısı en çok olan değişkenlerin seçimi ile lojistik model ortaya konur. Modele girecek değişkenlerin anlamlılığını test eden Likelihood ratio test (olabilirlik oran testi), Wald Testi ve skor testi olmak üzere üç test mevcuttur (Oğuzlar, 2005, s. 23). Lojistik regresyon aşağıdaki gibi tanımlanmaktadır.

$$L = \ln \left[\frac{P_i}{1-P_i} \right] = z_i = b_0 + b_1 X_i + e_i \quad (2.3)$$

P_i = Olma ihtimalini, $1-P_i$ = Olmama ihtimalini ifade etmekte ve lojistik regresyon denklemi;

$$P_i = \frac{1}{1+e^{-z}} \quad (2.4)$$

şeklinde hesaplanmaktadır. $e=2,71828182885$ ise doğal logaritma tabanını göstermektedir.

$$Z = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \beta_n X_n \quad (2.5)$$

şeklinde yazılır.

β_0 sabit regresyon katsayısını, $\beta_1, \beta_2, \beta_3 \dots \beta_n$ bağımsız değişkenlerin regresyon katsayılarını, $X_1, X_1, X_1 \dots X_n$ bağımsız değişkenleri (finansal oranları) ifade etmektedir. Z değerlerinin anti-log değeri alındıktan sonra P değerleri bulunabilir (Özer, 2004, aktaran Ege ve Bayrakdaroğlu, 2009, s. 147).

Lojistik regresyon yöntemi, varsayımlarının diğer yöntemlere nazaran daha az sıkı olması ve çıktılarının yorumlanmasının kolaylığı nedeniyle araştırmacılar tarafından diğer yöntemlere tercih edilmektedir. Yöntemin araştırmalarda kullanılma sebepleri:

- Diskriminant analizi katı bir şekilde değişkenlerin çoklu normallik varsayımını gerektirirken, lojistik regresyonda normalite şartı aranmaz. İstatistiksel varsayımların ihlali söz konusu ise lojistik regresyon yöntemi kullanılabilir en optimal tahmin yöntemi olarak kullanılabilir (Civelek ve Armaneri, 2006, s. 184).

- Multicollinearity (çoklu bağlantı) probleminin lojistik regresyon yönteminde olmadığı varsayımı kabul edilir.

- Varyans ve kovaryans matris eşitliği lojistik regresyon yönteminde aranmamaktadır.

- Regresyon analizinde açıklayıcı değişkenlerin sürekli olması şartı lojistik regresyon analizinde aranmaz (Ege ve Bayrakdaroğlu, 2009, s. 147).

- Lojistik regresyon tahmin sonuçları (olasılıkları) 0-1 arasında yer alır. Belirlenen cut-off (kopuş-kesim) noktasının altındakiler başarısız, üstündekilerse başarılı kabul edilir.

- LR'da modele giren her bir bağımsız (açıklayıcı) değişken için minimum on adet gözlem yeterli olmaktadır (Kurtaran Çelik, 2009, s. 48). Her bağımsız değişken için en az 20, toplamda ise 50 adetlik gözlem LR için yeterli olmaktadır (Çokluk vd., 2016, aktaran Aksoy, 2018, s. 29).

- Lojistik regresyon analizi yapabilen çok sayıda istatistik programı mevcuttur (SPSS, R, Jamovi, SAS, STATA vb.)

Lojistik regresyon yönteminde, açıklayıcı değişkenlerden modele katkısı olmayanlar (açıklayıcı) değişken seçim yöntemi ile elenirler. Tüm bağımsız değişkenlerin tek seferde (blok halinde) modele katılarak tahminlerin yapıldığı yöntem "Enter" yöntemidir. Boş bir modelle başlanıp hemen ardından sabit terim eklendikten sonra modele en çok uyum gerçekleştiren, katkı sağlayan bağımsız değişkenler eklenerek modelin oluşturulduğu yöntemin adı Forward (ileriye doğru)'dur. Tüm değişkenlerle başlanıp modele en az katkı

sağlayanların çıkarıldıktan sonra kalan değişkenlerle modelin kurulduğu yöntem ise Backward (geriye doğru) yöntemidir. Araştırmacılar bu yöntemleri dener ve araştırmasına en uygun ve en çok katkıyı yapan değişken seçim yöntemiyle araştırmasını gerçekleştirir (Süsler, 2022, s. 22).

Finansal başarısızlık tahmini konusundaki ilk logit model çalışması 1980 yılında Ohlson tarafından gerçekleştirilmiştir (Aktaş, 1991, s. 81). Türkiye’de ilk logit çalışması ise 1991 yılında Aktaş tarafından gerçekleştirilmiştir. Günümüzde finansal başarısızlık çalışmalarında araştırmacılara sağladığı kolaylıklardan ötürü sıkça tercih edilen bir yöntem olmuştur. Logit analiz yöntemini kullanan bazı çalışmalar aşağıdaki gibidir;

Topaloğlu (2000), İMKB’de işlem gören 32 adet tekstil firmasının 1993-1995 dönemine ait yıllık mali tablo verileriyle, logit ve probit modellerini kullanarak mali başarı-başarısızlık durumunu ortaya koymuştur. Logit yöntemin tahmin başarısı probit modelden daha iyi olduğu ortaya konmuştur.

Canbas vd., 1994-2001 döneminde Türkiye’de faaliyet gösteren 40 ticari bankanın finansal başarısızlık tahmini gerçekleştirmişlerdir. Araştırmada diskriminant analizi, Logit ve probit modellerini kullanılmıştır. Diskriminant analizi genel doğru tahmin sonuçlarının diğer yöntemlere nazaran daha iyi olduğu ortaya konmuştur.

Koç Öztürk (2010), İMKB’de işlem gören 34 adet firmanın 1992-2008 dönemine ait mali tablo verileriyle, finansal başarısızlığı DA ve LR modellerini kullanarak öngörmüştür. Araştırmanın sonucuna göre lojistik regresyon yönteminin finansal durum tahmininde kullanılmasının daha yararlı olduğu görülmüştür.

Youn ve Gu (2010), Kore otel işletmelerinin, mali tablo verilerini kullanarak, finansal başarı-başarısızlık durumlarını, YSA ve LR modellerini kullanarak tahmin etmişlerdir. Yapay sinir ağları modellemesinin, lojistik regresyon modellemesinden biraz daha iyi sonuçlar verdiği görülmüştür.

2.2.2.2.4. Probit Model. Logit modele nazaran probit model, integral ve türev hesaplamaları da içerdiği için daha karmaşıktır. Bu özelliğinden ötürü logit modele göre daha az tercih edilmektedir.

Logit ve probit modeller birbirlerine benzemelerine rağmen aralarındaki temel fark olasılık hesaplamasından meydana gelmektedir. Probit modelin dağılım varsayımı, logit modelin aksine kümülatif normal dağılımdır. Araştırma örneklem sayısının çok fazla

olmadığı durumlarda logit ve probit modellerinin sonuçları birbirlerine çok yakın olacaktır. Örneklem sayısının çok artması durumunda ise iki model sonuçları farklılaşacaktır (Maddala, 1992, s. 328).

Probit analizinin hesabında aşağıdaki formül kullanılmaktadır.

$$P(z_i) = F(z_i) = \int_{-\infty}^z \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{t^2}{2}\right) dt \quad (2.6)$$

Yukarıdaki formül 2.6'dan da anlaşılacağı üzere hesaplamaları yapmak için integral ve türev gibi matematiksel hesaplamalarına ihtiyaç duyulmaktadır.

Uygulamada probit analiz yerine genellikle lojistik regresyon (logit) kullanılmaktadır. sebebi ise lojistik regresyonun varsayımlarının ve uygulamasının kolay uygulanabilirliğidir (Torun, 2007, s. 46).

Finansal başarısızlık tahmini konusundaki probit modelini ilk kullanan araştırma Zmijewski'nin 1984 yılındaki araştırmasıdır. Türkiye'de ilk logit çalışması ise 1991 yılında Aktaş tarafından gerçekleştirilmiştir.

2.2.3. Yapay Zekâ Modelleri

Teknolojinin de gelişmesiyle beraber geleneksel olarak adlandırabileceğimiz istatistiksel ve matematiksel yöntemler yerini yavaş yavaş içinde yapay zekâyı barındıran bilgisayar yazılımlarına bırakmaktadır. İnsanın problem çözme aşamalarının taklit edilerek matematiksel olarak ifade edilmesi mümkün olmayan problemlerin bile sezgisel yöntemler yolu ile bilgisayarlarca çözümü mümkün hale gelmiştir.

Bilgisayarlar ilk icadından bu yana yapısal ve yazılımsal açıdan hızlı bir gelişime uğramışlardır. Bu sayede bilgisayarlar günümüzde, büyük veri yığınlarını süzerek özetleyebilen, eldeki verilerle yorumsal çıkarımlar yapabilen ve diğer bilgileri de kullanarak gelecekteki muhtemel olaylar hakkında öngörülerde bulunabilen sistemlere dönüşmüşlerdir. İnsanların kavrama yeteneklerini taklit eden bu sistemler yapay zekâ olarak isimlendirilmektedir. Yapay zekâ bir başka deyişle; bilgiye dayalı muhakeme yapan ve tecrübelerini sonraki problemlere tatbik edebilen sistemlerdir (Öztemel 2020, s. 13). Yapay zekâ: Bulanık mantık (BM), yapay sinir ağları (YSA), uzman sistemler (US) ve genetik algoritmalar (GA) olmak üzere dört alt dala ayrılmış olup, aşağıda açıklanmıştır (Elmas, 2016, s. 21).

Ayrıca Karar ağaçları (DT-Decision trees), vaka tabanlı muhakeme (CBR-Case-based reasoning), kaba kümeler (RS-Rough sets), rastgele ormanlar (RF-Random forest) ve destek vektör makine (SVM-Support vector machine) modelleri de sınıflama çalışmalarında kullanılmaktadır.

2.2.3.1. Bulanık Mantık

Bulanık mantık (fuzzy logic) kavramı, İlk olarak 1965'te Lotfi Aliasker ZADEH tarafından bulanık küme (fuzzy sets) önerisiyle tanıtılmış oldu (Sudarsanam, 2016, s. 35). Bulanık mantığın ilk fiili uygulaması 1974'de Mamdani tarafından sanayi alanındaki bir buhar makinesinin denetiminin gerçekleştirilmesiyle olmuştur (Elmas, 2016, s. 205).

Bulanık mantık, var olan bir sistemin barındırdığı belirsizlikleri ifade etmekte kullanılan bir yöntemdir. Bulanık mantığın ortaya koyduğu fonksiyonlar mevcut belirsizlikleri azaltmak için var olan dataları düzenlemektedir. Bununla birlikte, bir sistemi kontrol etmek ve karar almasını kolaylaştırmak için de bulanık mantık devreye girmektedir (Tür vd., 2005, s. 4).

Bulanık mantığın çalışma prensibini Zadeh aşağıdaki gibi ifade etmektedir (Elmas, 2016, s. 204):

- Klasik mantıkta olduğu gibi kesin nedenlere dayandırılmış bir düşünme yerine yaklaşık değerlere göre bir düşünme söz konusudur.
- Klasik mantıkta olduğu gibi 0 veya 1 yerine (0,1) aralığında bir düşünme söz konusudur.
- Bilinmeyen veya eksik verilen olduğu durumlarda bile bulanık mantık işlem yapma yeteneğine sahiptir.
- Matematiksel olarak model kurulamayan durumlar için bulanık mantık sistemi çok uygundur.

Günümüzde veri tabanlı altyapılarda özellikle modelleme ve öngörü için kullanılmaktadır.

Bulanık mantık; 0-1 değerleri ile inşa edilen klasik varlık yaklaşımı kavramının içine "kısmen doğru" kavramının yerleştirilerek elde edilen bir üst küme şeklinde tanımlanmaktadır (Erdal, 2008, s. 5). Bulanık mantıkta her bir bağımsız değişkenin ayrı ayrı üyelik dereceleri olması, belirsiz durumlarda eldeki verilerle isabetli kararlar vermeyi sağlayan karar destek mekanizmalarının oluşmasına imkân vermektedir.

Bulanık mantığın avantajları aşağıdaki şekilde sıralanabilir; (Kıyak ve Kahveci, 2003, s. 64).

- İnsan düşünme tarzına yakınlık,
- Bulanık mantık kavramının anlaşılmasının zor olmaması,
- Matematiksel modele ihtiyaç duymaması,
- Geleneksel kontrol teknikleriyle birlikte kullanılabilmesi,
- Yazılımın basit ve kullanışlı olması sebebiyle ekonomik sistemlerin kurulabilmesi,
- Üyelik değerlerinin araştırmacı tarafından ayarlanabilmesi sayesinde diğer yöntemlere göre çok daha fazla esnek olması,
- Kesinlik arz etmeyen verilerin kullanılabilmesi,
- Linear (doğrusal) olmayan fonksiyonların modellemesine de izin verebilmesi,
- Uzman kişi tecrübeleri doğrultusunda kolayca bir modellemenin gerçekleştirilebilmesi.

Bulanık mantığın dezavantajları aşağıdaki şekilde sıralanabilir;

- Üyelik fonksiyonlarının seçiminde mevcut bir formül yapısının olmayışı,
- Bulanık mantık seçeneğinin mevcut geleneksel yöntemlerden daha iyi sonuçlar vermesinin kesin olmayışı,
- Üyelik fonksiyonlarının deneme yanılmayla seçilmesinin zaman kaybına yol açması,
- Oluşturulan kuralların gerçekleşmesinin bulanıklığa bağlı olması

Mevcut klasik küme kuramına getirilen eleştiriler neticesinde bulanık mantığın çıkış noktası olmuştur. Klasik mantık kesin değerler üzerine (0,1) inşa edilmişken, bulanık mantık belirsizlikler ve sözel kavramlarla da birlikte çalışabilme özelliğine sahiptir.

Bulanık mantıkta üyelik fonksiyonlarının sayısının, şeklinin belirlenmesinde kısıtlama yoktur. Araştırmacının istek ve tecrübesine göre farklılık gösterebilmektedir. Araştırmalarda en çok üçgen, yamuk veya çan eğrisi modellerinin tercih edildiği görülmektedir (Baba, 1995, s. 29, aktaran Baral, 2011, s. 16).

Klasik ve Bulanık Mantık Küme Kuramı

Klasik küme kuramına bakıldığında bir elaman bir kümenin elamanıdır veyahut değildir. Eleman için sadece tam üyelik söz konusu olabilmektedir. Bulanık mantık ise bulanık

küme mantığına dayanmaktadır. Bulanık küme mantığında bir elaman kümeye belli bir oranda üye iken aynı zamanda belli bir oranda da üye değildir. Başka bir deyişle bulanık mantık aslında kısmi üyeliğe imkan sağlamaktadır.

Klasik küme kuramında iki bölünme kuralı çok sert sınırlar belirlerken, bulanık küme kuramında sınır koşulları esnek bir yapıdadır (Ertuğrul, 2005, s. 47).

Bulanık mantıkta en çok kullanılan üçgen üyelik fonksiyonu ve diğer fonksiyonlar aşağıdaki gibidir. Kolaylık açısından üçgen veya yamuk üyelik fonksiyonları tercih edilmektedir (Kıyak ve Kahvecioğlu, 2003, s. 65).

Şekil 3'te bulanık mantık üyelik fonksiyon çeşitlerinin matematiksel ifadeleri ve grafik gösterimi mevcuttur.

Şekil 3

Bulanık Mantık Üyelik Fonksiyon Çeşitleri

Üyelik fonksiyonunun		
Adı	Matematiksel ifadesi	Grafiksel Şekli
Üçgensel üyelik fonksiyonu	$\mu_{\tilde{A}}(x; a_1, a_2, a_3) = \begin{cases} (x - a_1) / (a_2 - a_1), & a_1 \leq x \leq a_2 \\ (a_3 - x) / (a_3 - a_2), & a_2 \leq x \leq a_3 \\ 0, & x > a_3 \text{ veya } x < a_1 \end{cases}$	
Yamuksal üyelik fonksiyonu	$\mu_{\tilde{A}}(x; a_1, a_2, a_3, a_4) = \begin{cases} (x - a_1) / (a_2 - a_1), & a_1 \leq x \leq a_2 \\ 1, & a_2 \leq x \leq a_3 \\ (a_4 - x) / (a_4 - a_3), & a_3 \leq x \leq a_4 \\ 0, & x > a_4 \text{ veya } x < a_1 \end{cases}$	
Gaussian üyelik fonksiyonu	$\mu_{\tilde{A}}(x; m, \sigma) = \exp\left\{-\frac{(x - m)^2}{\sigma^2}\right\}$	
Çan Şekilli üyelik fonksiyonu	$\mu_{\tilde{A}}(x; a_1, a_2, a_3) = \left\{ \frac{1}{1 + \left \frac{x - a_3}{a_1} \right ^{2a_2}} \right\}$	

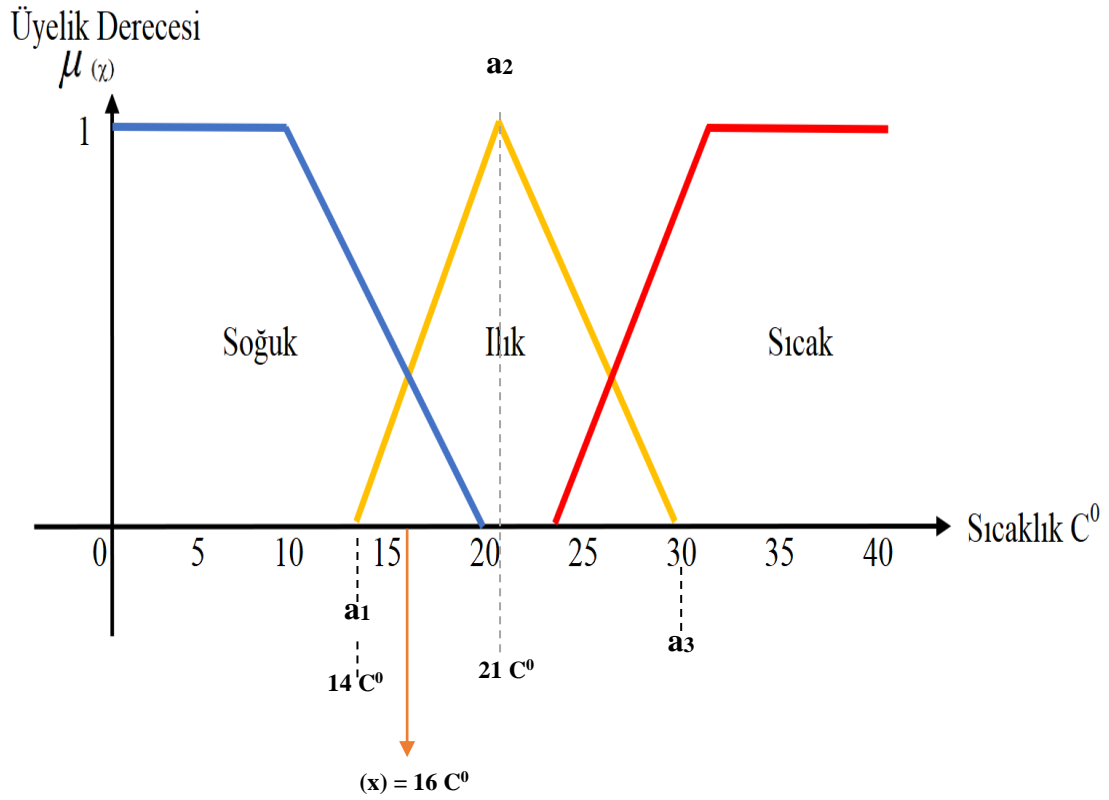
Kaynak: Tuş Işık (2011, s.55)

Bulanık kümelerin esnek düşünce yapısı sayesinde arařtırmalarda sözel deęişkenlerle çalışma imkânı doğmuştur. Bulanık kümelerde 30-50 yaş aralığını orta yaş grubu olarak tanımlarsak, 32 yaşındaki bir kişinin düşük bir oranda orta yaş, yüksek bir oranda ise genç yaş grubunda yer aldığı düşünülmesi sağlanmış olur.

Şekil 4'e bakıldığında farklı sıcaklık derecelerinin birden fazla gruba üyelik durumları görülmektedir. 24 C⁰ sıcaklık derecesi "Ilık" küme grubunun üyesi iken aynı zamanda "Sıcak" küme grubunun da kısmi üyesi durumundadır. Bu sınıflandırma ayrıcalığı bulanık mantığın bizlere sunduğu bir avantajdır (Akkoç, 2007, s. 92).

Şekil 4

Bulanık Küme Üyelik Gösterimi



Şekil 4'te gösterilen üyelik sistemi farklı grup üyeliklerine aynı anda üyeliğe imkan tanımaktadır. Yukarıdaki çizgiler üçgen üyelik fonksiyonunu göstermektedir. Bu sayede herhangi bir elaman tanımlanmış kümelere 0-1 arasında belli bir oranda üye olabilmektedir. Yukarıdaki şekilde sıcaklık 10 derecenin altındaki sıcaklıklar kesinlikle (tam üyelikle=1) "soğuk" kümesine ait, 32 derece sıcaklığın üstündeki dereceler kesinlikle (tam üyelikle=1) "sıcak" kümesinin bir üyesidir. Yukarıdaki şekil 4'te 25

sıcaklık derecesi %20 oranında “sıcak” kümesinin, %60 oranında “ılık” kümesinin üyesidir.

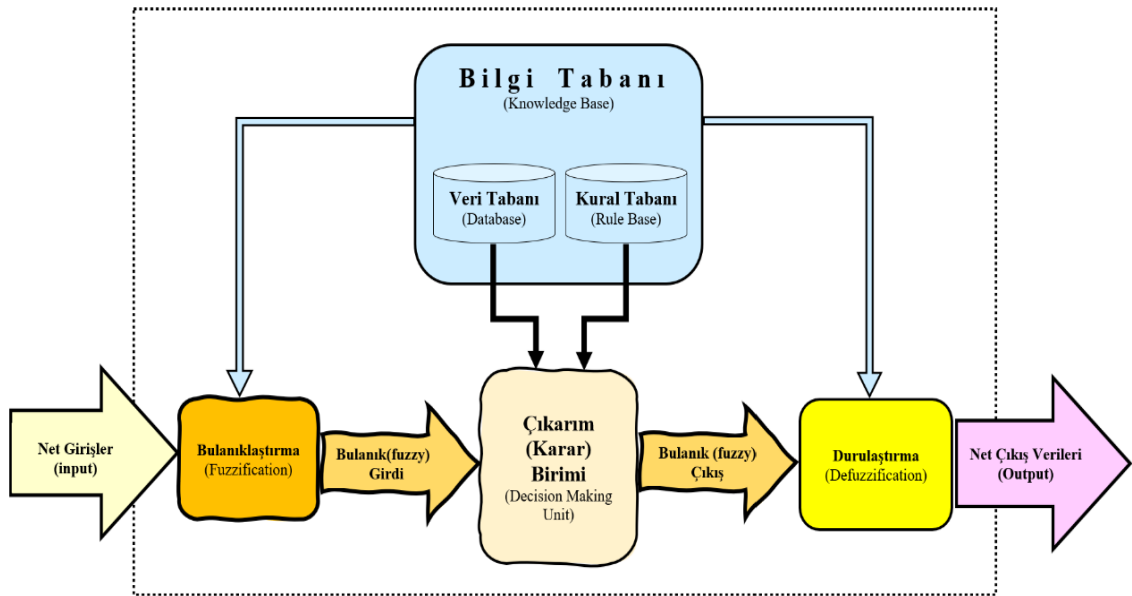
Oda sıcaklığının $16\text{ }^{\circ}\text{C}$ olması durumunda bu üye hangi gruba üye ve ne kadar üye sorusunun yanıtı şöyle olacaktır; $(x) = 16\text{ }^{\circ}\text{C}$, $(a_1) = 14\text{ }^{\circ}\text{C}$, $(a_2) = 21\text{ }^{\circ}\text{C}$, $(a_3) = 30\text{ }^{\circ}\text{C}$ verileri yukarıdaki şekilden anlaşılmaktadır. Eğer $(x) < (a_1)$ ise $16\text{ }^{\circ}\text{C}$ olan sıcaklık elamanı “ılık” kümesinin üyesi değildir. $x = 16 > a_1 = 14$ olduğundan sıcaklık elamanı olan (x) “ılık” kümesinin üyesidir. (x) sıcaklık değeri bu üçgen üyelik matematiksel fonksiyonuna göre $(x-a_1)/(a_2-a_1) = (16-14)/(21-14) = 0,29$ oranında “ılık” kümesinin üyesidir.

Bulanık Çıkarım Sistemi

Bulanık karar sistemleri, FIS (Fuzzy Interference System) bulanık çıkarım sistemi olarak anılan bir bilgi tabanı, akıl yürütme mekanizmasından oluşmuştur.

Şekil 5

Bulanık Mantık Çıkarım Sistem Yapısı



Kaynak: Sivanandam vd. (2007, s.119)

Bulanık mantık çıkarsama sisteminin temelde ‘bulanıklaştırma’-‘çıkarım’-‘durulaştırma’ olmak üzere üç ana aşamadan meydana gelir.

-Bulanıklaştırma(fuzzification): Girilen değişkenlerin, sistem dilsel değerleriyle uyum içinde değerlendirilip, sembolik bir bulanık girdi haline getirilmesi aşamasıdır. Girilen bilgiler, üyelik işlevi vasıtasıyla mensubu olduğu küme ve üyelik derecesi tespit edilerek

soğuk, düşük-orta-yüksek, çok az-az-normal-çok, vb. gibi matematiksel olmayan dilsel değişkenler olarak atanır (Eğrisöğüt Tiryaki ve Kazan, 2007, s. 5).

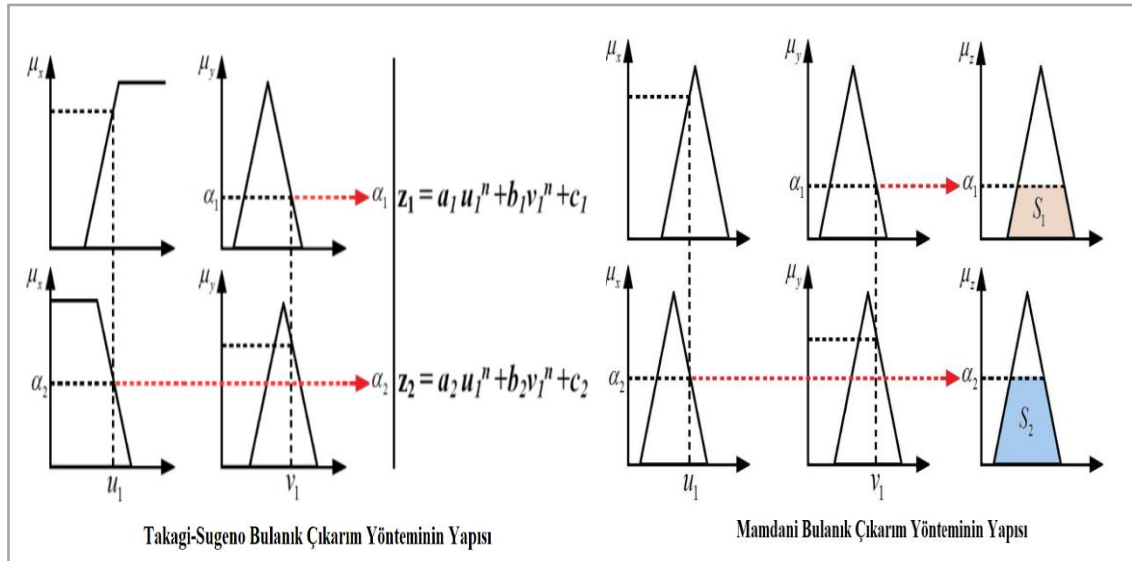
- Bulanık Çıkarım: Bu aşamada bulanıklaştırma aşamasından gelen verilerle, kural-veri tabanından gelen bilgiler kullanılarak, çıkarım birimi (fuzzy interface engine) tarafından çıkış işlemleri gerçekleştirilir.

- Durulaştırma (defuzzification): Çıkarıma süresinin ardından elde edilen sonuçlar dilsel terim içerir ve bir bulanık küme formundadır. Bahsi geçen kümenin sayısal verilere dönüştürülmesi işlemine durulaştırma denilmektedir. Durulaştırma işleminde araştırmaya göre ağırlık merkezi, ağırlık ortalaması, en büyük alan merkezi gibi farklı yöntemler kullanılabilir (Aslan ve Yılmaz, 2018, s. 539).

Bulanık çıkarım(karar) sistemlerinde en çok karşılaşılan TS(Takagi-Sugeno) ve Mamdani tipleridir. Şekil 6’da Sugeno ve Mamdani çıkarım yöntemlerinin yapısı görülmektedir.

Şekil 6

Takagi-Sugeno ve Mamdani Bulanık Çıkarım Yöntemlerinin Yapıları



Kaynak: Ünsal ve Alışkan (2016, s. 238)

Sugeno yönteminde bulanıklaştırma bölümünden gelen üyelik değerleri polinom çıkış üyelik seviyeleriyle ilişkilendirilirken Mamdani yönteminde bulanıklaştırılmış üyelik seviyeleri en az ilişki operatörü kullanarak çıkış üyelik fonksiyonuyla ilişkilendirilmektedir (Ünsal ve Alışkan, 2016, s. 238).

Sugeno tip fuzzy(bulanık) modelin bazı avantaj ve dezavantajları Tablo 7’de olduğu gibidir.

Tablo 7*Sugeno Tip Bulanık Modelin Avantaj ve Dezavantajları*

Avantajları	Dezavantajları
* Matematiksel analizlere uygundur	* İnsan sezgilerine çok uygun değil
* Hesaplamalar açısından verimlidir	* Yüksek dereceli modeller kompleks bir yapıdadır
* Optimizasyon ve uyarlanabilen tekniklerle birlikte uyum içinde çalışarak, çıktı parametre optimizasyonu ile sonuçları iyileştirir.	* Girdilerin, alt küme sayılarının çoğalması ağır eğitilmesini zorlaştırır, sonuç için belirlenmesi gereken sonuç parametre sayısını artırır
* Lineer olmayan sistemlerin kontrolü için lineer teknikler de kullanılabilir.	
* Çıktı uzayında sürekliliği garanti eder	

Kaynak: Yılmaz ve Arslan (2005, s. 515)**ANFIS (Uyarlamalı Ağ Tabanlı Bulanık Çıkarım Sistemi)**

İlk defa 1993 yılında Jang tarafından kullanılan ANFIS modeli, Sugeno tipi bulanık mantık üyelik işlevlerini baz alarak geliştirilen, doğrusal olmayan fonksiyon modelleme tahminlerinde kullanılan, uyarlanabilir sinirsel öğrenme yeteneğine sahip bir tür yapay sinir ağı yöntemidir. ANFIS ismi Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (uyarlamalı ağ tabanlı bulanık çıkarım sistemi)'nin baş harflerinin bir araya getirilmesinden oluşturulmuştur ve bu kısa ismiyle anılmaktadır.

ANFIS öğrenme yeteneğine sahip bir çeşit bulanık sinirsel ağ çeşididir. Bulanık sistemlerin belirsizlik ortamında çalışma özelliğini bünyesinde barındırması, eğitilebilen bir yapısının olması ve kullanıcılara görece kolay bir kullanım ara yüzüyle çalışma imkânı sunabilmesi sebebiyle tercih edilmektedir.

Bir makine öğrenme türü olan ANFIS, sistemine sunulan giriş ve çıkış verilerine bakarak veri setindeki çok karmaşık ilişki örüntülerini öğrenebilen ve buna göre sinirsel bulanık ağı inşa eden algoritmalara sahiptir.

ANFIS'in yapısı, Takagi-Sugeno tip fuzzy sistemlerin, öğrenme kabiliyetine sahip sinirsel bir ağ yapısıdır. ANFIS ağ yapısı katmanlar şeklinde yerleştirilmiş düğümlerin birleşmelerinden meydana gelmektedir. Düğümlerin her bir işlem birimini temsil ederken aynı zamanda her biri belli bir fonksiyonu yerine getirmektedir. Düğümler arası bağlantılar, değeri tam olarak belirli olmayan bir ağırlığı (ilgiyi) ifade etmektedir.

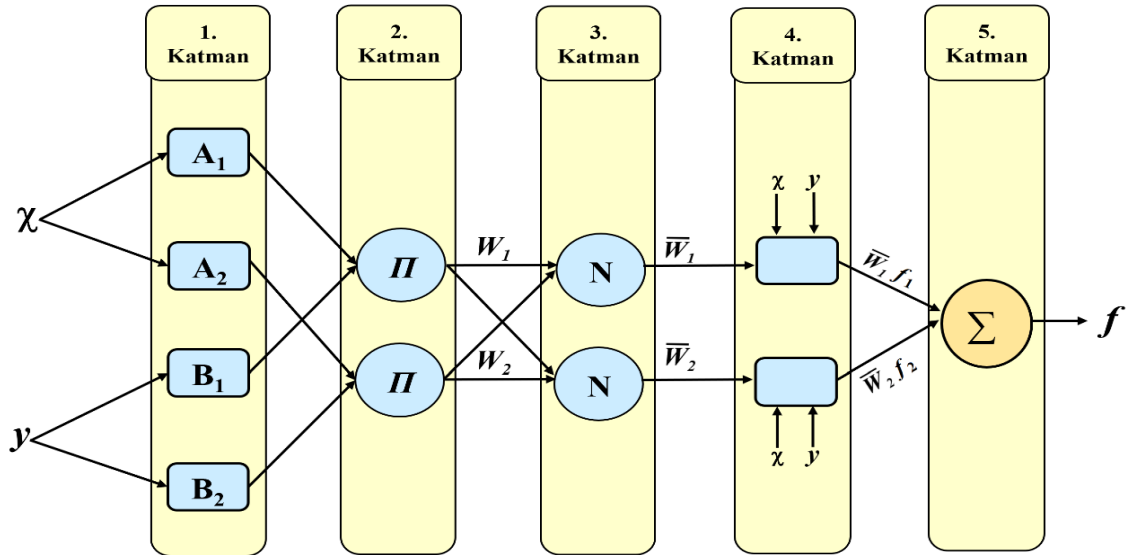
ANFIS modelinin birinci katmanında yer alan A_1 ve B_1 olarak ifade edilmiş değerler sözel değişkenleri ifade için kullanılmaktadır. A_1 ve B_1 sözel değişkenleri bir üyelik fonksiyonu

aracıyla üyelik derecelerini aldıktan sonra katman ikide girdiler çarpılarak bulanıklaşır ve bir düğümden çıkarlar. Katman üçte sinyal güç değerleri toplam sinyal gücü değerlerine oranlanarak normalizasyon gerçekleşir.

1. katmanda sisteme girilen değerlere üyelik fonksiyonlarıyla uygun üyelikler atanır ve bulanıklaştırılır, 2. katmanda bulanık kurallar oluşturulur, 3. katmanda kural katmanından gelen her bir düğüme ağırlıklı ortalama normalizasyonu uygulanır 4. Katmanda bulanık veriler durulaştırılarak sayısal veriler elde edilir, 5. katmanda tüm düğümlerin çıkış değerleri toplanır ve sistemin tek sonuç (çıkış) değeri bulunur.

Şekil 7

ANFIS Model Mimari Yapısı



Kaynak: Jang (1993, s. 668)

ANFIS ağ mimarisi Şekil 7’de görüldüğü gibi beş adet katmandan meydana gelmektedir.

Birinci ve dördüncü katmanlar uyarlanabilir katman düğümleri, diğer katmanlar ise sabit bir düğüm barındırmakla birlikte her katmanın kısa bir açıklaması aşağıdadır; (Suparta ve Alhasa, 2016, ss. 12-14).

1. Katman: Katmanın her bir düğümü bir fonksiyon parametresine uyum sağlamaktadır. Her düğümün dilsel değişkenlerinin belirlendiği ve katmanda yer alan her bir düğüm için seçilen üyelik fonksiyonuna göre üyelik değerlerinin hesaplandığı bölüm bu katmandır. Birinci katmandaki her bir düğüm A_1 ve B_1 gibi bir bulanık kümeyi ifade etmektedir. Bu katmanın parametrelerine genelde öncül parametreler denmektedir. Her düğümden elde edilen üyelik dereceleri veya düğümlerin çıkışları aşağıdaki eşitlik 2.7’deki gibidir.

$$O_{1i} = \mu_{A_i}(x), \quad i= 1, 2 \quad O_{1i} = \mu_{B_{i-2}}(y), \quad i= 3, 4 \quad (2.7)$$

Eşitlikten de anlaşıldığı üzere ağırlık x ve y gibi iki farklı girişinin olması sebebiyle iki farklı düğüm oluşturulmuştur. Bu katmanda her girişin iki düğümü toplamda ise dört adet düğüm vardır.

2. Katman: Bu katman verilerin bulanıklaştırıldığı karar sistemlerinin oluşturulduğu bir kural katmanıdır. Bu katmanın her bir düğümü Π simgesi ile etiketlenmiş olup giren tüm değerlerin çarpımını ifade eder. Katmandaki düğümlerin tümü sabit ve uyumsuzdur. Çıkış eşitliğindeki w_i ifadesi her bir kuralın gücünü temsil etmektedir. Bu katman düğümünün çıkışı eşitlik 2.8'deki gibi ifade edilir.

$$O_{2i} = w_i = \mu_{A_i}(x) * \mu_{B_i}(y), \quad i = 1, 2 \quad (2.8)$$

3. Katman: Bu katmanın düğümleri sabit veya uyumsuzdur. Bu katmanda düğümler artık uyarlanamaz veya sabit haldedir. Katman düğümü N simgesiyle ifade edilmektedir. Ağırlık fonksiyonları ile çarpılan bulanık girdi verilerinin toplam büyüklükleri için normalizasyon gerçekleşir. Bu katman düğümünün çıkışı eşitlik 2.9'daki gibi ifade edilir.

$$O_{3i} = \bar{w}_i = \frac{w_i}{\sum_i w_i} \quad (2.9)$$

4. Katman: Bulanık verilerin durulaştırıldığı katmandır. Bu katmandaki her düğüm bir çıktıya uyarlanabilmektedir. ANFIS in yapısı gereği önceden bulanıklaştırdığı değerler keskin hale bu katmanda getirilir. Her bir düğümün model çıktı değeri üzerine katkısı bu katmanda belirlenir. Katmandaki parametrelere sonuç parametreleri de denir. Bu katman denklemi eşitlik 2.10'daki gibi ifade edilir.

$$O_{4i} = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (p_i x + q_i y + r_i) \quad (2.10)$$

5. Katman: Tüm düğümlerden gelen çıktı değerlerinin toplandığı ve tek düğüme indirildiği katmandır. Bu katmanın tek düğümü Σ simgesi ile etiketlenmiştir. Önceki katman kural katkılarının toplanması neticesiyle elde edilir. Bu katmandan elde edilen sonuç sistemin f ile etiketlenmiş gerçek sonuç değerini vermektedir. Bu katman düğümünün çıkışı eşitlik 2.11'deki gibi ifade edilir.

$$O_{5i} = \sum \bar{w}_i f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i} \quad (2.11)$$

ANFIS yönteminin kullanılması için klasik istatistikî yöntemlerde olduğu gibi bazı varsayımların sağlanma şartı yoktur (Kayahan Karakul, 2021, ss. 29-30). Araştırmacıların

çalışmalarında karşılaştığı normal dağılıma uymama ve çoklu bağlantı (multicollinearity) sorunu anfis yönteminde dikkate alınmaz (Akgün, 2013, s. 160). Bu özelliğinden ötürü birçok bilim dalındaki araştırmada sıklıkla kullanılır olmuştur. Bu çalışmaların bazıları şöyledir;

Papuçcu ve Değirmenci (2018) BIST 100 endeks değer tahmini için ANFIS modelini kullanmışlardır. RMSE değeriyle modeller karşılaştırılmıştır (Kayahan Karakul, 2021, s. 30). Akgün (2013), IMKB imalat şirketleri üzerine yaptığı çalışmada finansal başarısızlığı bir yıl önceden ANFIS yöntemi ile %88,46 oranında tahmin etmiştir.

Sudarsanam (2016), Altman Z skorda kullanılan bağımsız değişkenlerle, 125 firma üzerinde yaptığı çalışmada, ANFIS modelinin tahmin başarısının lojistik ve YSA modellerinden daha iyi olduğunu ortaya koymuştur.

Ulucan (2016), BİST işlem gören 26 işletmenin finansal başarısızlıklarını bulanık mantık (anfis) ve Altman Z yöntemlerini kullanarak tahmin etmiştir. ANFIS yönteminin finansal başarısızlık tahmini konusunda daha etkili olduğu ortaya konmuştur.

Papuçcu ve Değirmenci (2018), ANFIS yöntemiyle hisse senetlerinin getirisinin tahmininde bulunmuştur. ANFIS modelinin getiri tahmini konusunda etkili sonuçlar ortaya koyduğu belirtilmiştir.

Bayramova (2020), BIST ve KOBİ endeks firmaları üzerine yaptığı çalışmada, Altman Z model verilerini ANFIS'te kullanarak yaptığı modelde %70 doğru tahmin oranını yakalamıştır.

2.2.3.2. Yapay Sinir Ağları

Yapay zekâ alanındaki ilk çalışma nörofizyolog Warren McCulloch ve matematikçi Walter Pitts tarafından 1943 yılında gerçekleştirilmiştir. Biyolojik beynin çalışma prensibini anlamak için elektrik devreleriyle matematiksel bir model ortaya konmuştur. Beyindeki nöronların tecrübelerden nasıl öğrendikleri ve dış koşullara nasıl adapte oldukları açıklanmıştır. 1949 yılında Donalds Hebb'in çalışmalarıyla nöron kavramını ve işleyişini pekiştirmiştir. Bilgisayar teknolojisinin de gelişmesiyle birlikte günümüzde birçok alanda YSA uygulama alanı bulmaktadır (Elmas, 2016, ss. 26-27).

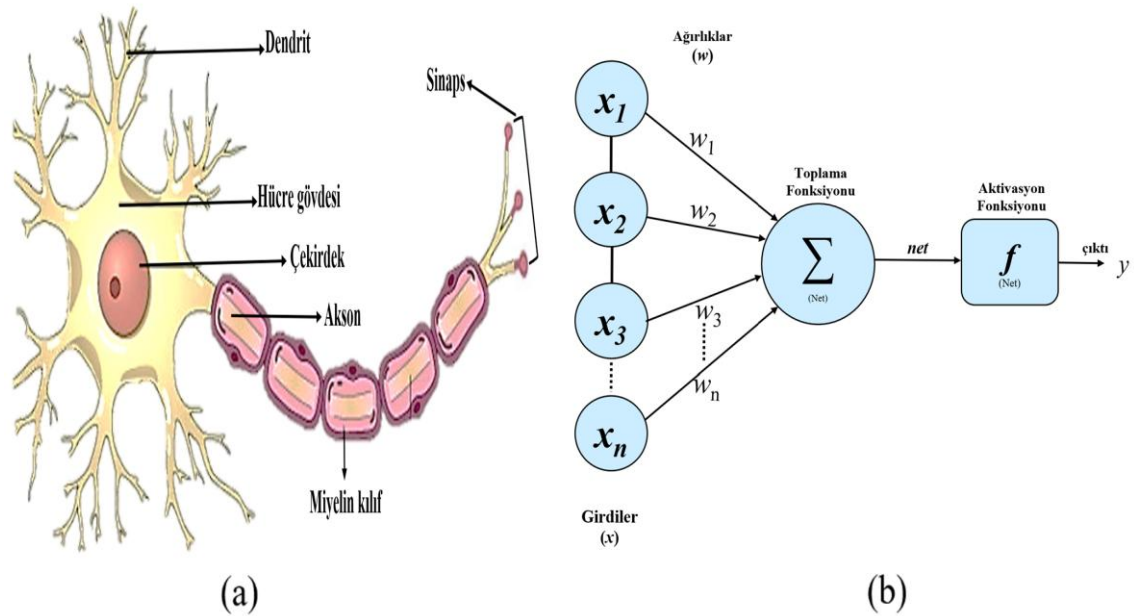
Beyinde bulunan sinir hücreleri (nöronlar) diğer nöronlarla birlikte bilgi işleme faaliyetlerini yerine getirirler. YSA'da beyindeki sinir hücreleri ve çalışma prensiplerini bilgisayar (makine) ortamında taklit ederek çalışan bir işleme sistemidir (Yıldız, 2009, s.

55). YSA, biyolojik sinir sistemlerinin yapısına benzer bir şekilde bilgi işleme prensibini kullanarak çalışan, deneyerek öğrenme özelliği olan bunu genelleştirebilen bir sistemdir. Yapay sinir ağlarında bilgiye, bir ağ aracılığı ile öğrenme süreciyle birlikte erişilebilir. İnsan beyninde olduğu gibi YSA'da da birbirleri ile rabita içinde olan sinir hücrelerinden oluşan bir sistem söz konusudur. Yapay sinir ağlarının çıkış noktası, sinir hücresinin işleyişinin matematiksel olarak ortaya konma çabasıdır (Hamzaçebi, 2021, s. 23). İnsan beynindeki sinir hücrelerini temel alınarak geliştirilen ve yapay sinir hücrelerinden oluşan sistemlere ise YSA (artificial neural network) denilmektedir (Hamzaçebi, 2021, ss. 23-24). İnsanoğlu beynindeki sinir hücrelerinin çalışması vasıtasıyla düşünür, analiz-yorum yapar. Konuşma gibi faaliyetleri ve istemli davranışları yine bu nöronlar vasıtasıyla gerçekleştirir (Yıldız, 2009, s. 12).

Aşağıdaki Şekil 8'de olduğu gibi beyin sinir hücresi Hücre Gövdesi, Akson, Dentrit olmak üzere üç ana bölümden oluşmaktadır. Nöronların çalışma prensibi şöyledir; dentritler(algılayıcılar) çevreden gelen sinyalleri anten gibi (elektrik akımlarını) çevreden toplar ve bilgiyi hücrenin çekirdeğine aktarır. Hücre, dentritler aracılığıyla temin ettiği bilgileri işledikten sonra elektrik sinyalleri şeklinde akson aracılığı ile diğer sinir hücresine aktarır (Öztemel, 2020, s. 47).

Şekil 8

Biyolojik Sinir Hücresi (a), Yapay Sinir Hücresi(b)



Kaynak: Öztemel (2020, ss. 47-48)'den yararlanılarak oluşturulmuştur.

Biyolojik ve yapay sinir hücrelerinin benzerlikleri şöyledir; Sinir sistemi-Sinirsel hesaplama sistemi, Dendrit-Toplama işlevi, Sinir-Düğüm, Sinaps-Sinirler arası bağlantı aralıkları, Hücre gövdesi-Etkinlik işlevi, Akson-Sinir çıkışı şeklindedir (Elmas, 2016, s. 33).

YSA sinir ağları biyolojik sinir ağlarına benzer özelliklere sahip bir bilgi işleme sistemidir. YSA aşağıdaki varsayımlar üstüne dayalı şekilde, biyolojik sinir yapılarının veya insan düşünce yapısının matematiksel modellemelerinin genelleştirmeleriyle ortaya konulmuştur (Fausett, 1994, s. 3).

- Bilgi işleme özelliği nöron olarak adlandırılan öğelerde gerçekleşir.
- Sinyallerin iletimi nöron arası bağlantılar ile gerçekleştirilir.
- Tipik bir sinir ağı bünyesinde, her bağlantının iletilen sinyali artıran ilişkili bir ağırlığı mevcuttur.
- Nöronlar çıkış değerlerini belirlemek için girişlerine genellikle doğrusal olmayan bir aktivasyon fonksiyonu uygular.

Yapay Sinir Ağlarının Özellikleri

YSA'nın sahip olduğu özellikler ağa, ağ modeline göre değişebilmektedir. YSA'nın tüm ağ modellerinin genel ortak özellikleri şöyledir;

- **Öğrenme Yeteneği:** YSA, eldeki verileri insan sinir sistemini taklit etme yoluyla işleyip, yeterince öğrendikten sonra verilerdeki saklı ilişkileri ortaya koymaya çalışır. Ağ içi yapay sinir hücrelerinin ağırlıklarının tespitiyle veriler arasındaki rabitanın ortaya konulması öğrenme olarak tanımlanır
- **Hata Toleransı:** YSA, içinde çok sayıda yapay sinir nöronun birçok şekilde bağlanmasıyla oluşmuş, paralel dağılmış mimariye sahip bir bütündür. YSA'nın eğitimi sırasında kullanılan veri setinde gürültü etkisi olarak ifade edilen istenmeyen hatalar olabilir. Bu hatanın ağı tüm ağırlıklarına nispi olarak dağıtılmasından ötürü sonuç üzerine olumsuz etkisi azaltılmış olur. Bu yüzden YSA hata toleransının klasik yöntemlere göre daha yüksek olduğu söylenebilir.
- **Uyarlanabilirlik:** Belli kurallara göre çalışmaya eğitilmiş bir YSA, meydana gelen değişikliklere göre yeniden karar verebilmesi için kolayca tekrardan eğitilebilir (Hamzaçebi, 2021, s. 29).
- **Genelleme Yeteneği:** Öğrenme sürecini tamamlamış bir YSA, yeni karşılaştığı bir problemin çözümünü tahmin ederek, edindiği bilgiyi de genelleştirebilir.

•**Doğrusal Olmama:** YSA hücreleri doğrusal değildir. Doğrusal olmayan YSA hücrelerinin oluşturdukları sinir ağı da doğrusal değildir. Regresyon analiz yaklaşımlarında tahmin parametre doğrusallığı aranmasına rağmen YSA bu varsayıma gerek olmaması YSA'yı cazip kılmaktadır (Kurtaran Çelik, s.79).

•**Paralellik:** Farklı katmanlarda olsalar bile, YSA hücrelerinin birbirleri ile eş zamanlı olarak çalışabilmesine olanak sağlayan paralel bir yapısı vardır. Bu paralel yapı vasıtasıyla hücrelerden biri veya birkaçı zamanla fonksiyonunu yitirse bile sistem kabul edilebilir bir güven aralığında çalışabilmektedir (Sert, 2014, s. 20).

Tablo 8

Yapay Sinir Ağlarının Avantaj ve Dezavantajları

Avantajları	Dezavantajları
* Kendi kendine öğrenebilmesi	* Donanıma bağımlılığının çok olması
* Örüntü tanıma-tamamlama modellerinde başarılı sonuçlar vermesi	* Ağın eğitimin donanıma bağlı olarak zaman alması
* Verilere yönelik herhangi bir dağılım varsayımı olmaması	* Optimal ağ mimari yapısının oluşturulması için izlenecek standart bir yöntemin olmaması
* Eksik bilgiyle bile doğru sonuçlara ulaşılabilmesi	* Eğitimin durma(kesme) zamanının ne vakit olacağını belirleyen bir kuralın olmaması
* Doğrusal ve doğrusal olmayan problemlere de uygulanabilmesi	* Ağ sistemi bünyesinde neler olduğu tam olarak bilinmediğinden ağın mevcut davranışlarının açıklanamaması ve sonuçlara güvenilirliğin azalması.
* Geleneksel yöntemlere nazaran hataları tolere etme gücünün daha yüksek olması	
* Robotik uygulamalarda makinelerin öğrenmelerini gerçekleştirebilmesi	

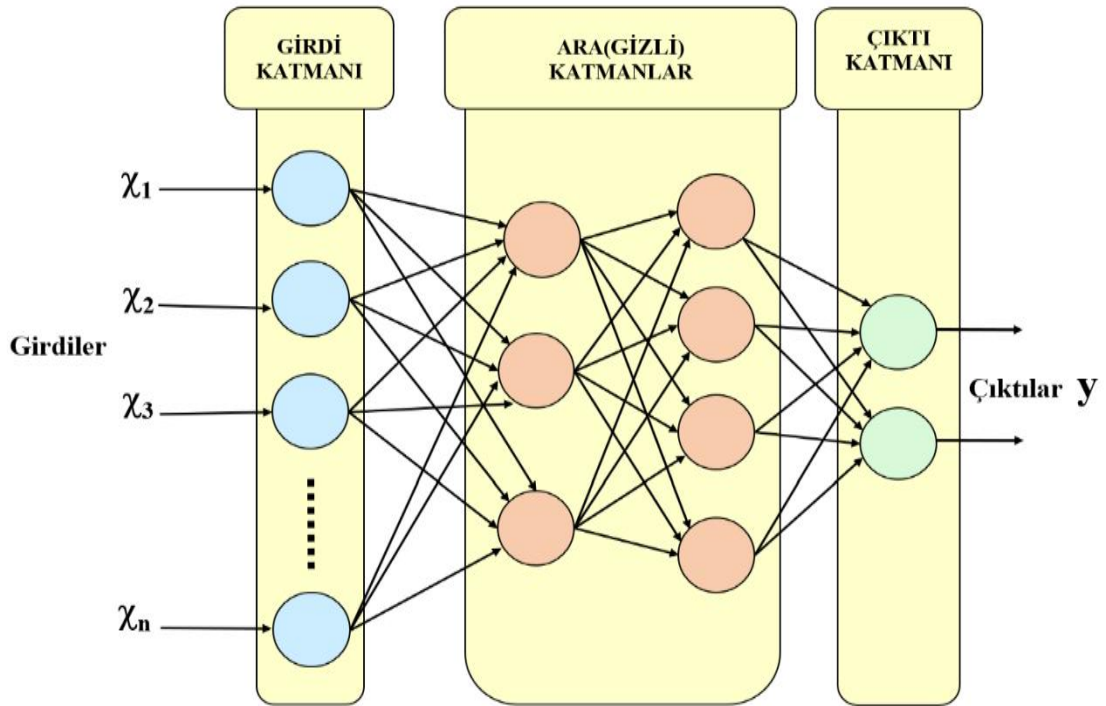
Kaynak: Sert (2014, s. 25) ve Dikmen (2007, s. 30)'den yararlanarak yazar tarafından oluşturulmuştur.

Yapay Sinir Ağlarının Yapısı

Biyolojik sinir ağlarından esinlenerek meydana getirilen YSA, yapay olarak oluşturulmuş sinir hücrelerinden kurulan bir modeldir. YSA Şekil 9'daki gibi 'GİRDİ-ARA(GİZLİ)-ÇIKTI' katmanı olmak üzere üç ana katmandan oluşmaktadır (Elmas, 2016, s. 42). Girdi ve çıktı katmanları tek katmandan ibaretken, ara(gizli) katman sayısı birden fazla da olabilir.

Şekil 9

Yapay Sinir Ağı Mimari Yapısı



Kaynak: Elmas (2016, s.42)'den geliştirilmiştir.

YSA'da bulunan katman sayıları, her katmandaki sinir hücresi(nöron) sayıları, ileriye veya geriye doğru olabilen bağlantı çeşitleri yapay sinir ağı mimarisi olarak adlandırılabilir.

YSA üç ana katmandan oluşur (Akkoç, 2007, s.75). YSA'daki katmanların kısa açıklaması ise şöyledir;

Girdi Katmanı: Yapay sinir ağı dışardan gelen verilerini bu katman aracılığıyla edinir. Bu katmanına girilen değişken adedi kadar yapay sinir nöronu oluşturulur. Oluşturulan her bir sinir hücresi(nöronu) girdi kümesine ait değişkenleri alıp diğer ara katman nöronlarına iletir. Girdi değişkenleri üzerinde herhangi bir işlem gerçekleştirilmediği için pasif bir katman olarak nitelenebilir.

Ara(gizli) Katman: Girdi ve çıktı katmanları arası iletişim bu katmanda gerçekleştirilir. Gizli katman sayısı araştırmanın amacına, karmaşıklığına ve kullanıcı tercihine bağlı olarak değişebilir. İlk katmandan gelen değişkenler ağırlıklandırılmış değerleriyle çarpılıp, toplamları alınıp transfer fonksiyonuyla dönüşüme bu katmanda tabi tutulur. Transfer fonksiyonundan elde edilen değerler eğer ikinci bir gizli katman varsa bu ikinci gizli katmana eğer yoksa direkt çıktı katmanına ulaştırılmaktadır.

Çıktı Katmanı: Ara (GİZLİ) katmandan kendine ulaşan veriye tatbik ettiği işlemle çıktı değerlerini oluşturan ve çıktıyı ileten nöronların oluşturduğu son katmandır. Bu katman sayesinde veriler dış ortama bilgi kullanıcılarına aktarılmış olur.

YSA nöronlarının temel öğeleri aşağıdaki şekilde kısaca açıklanmıştır;

Girdiler: YSA'nın dış dünyadan aldığı verilere girdi olarak tanımlanır. Bir yapay sinir hücresi(nöronu) girdi değerlerini kendisinden veya kendisinden önceki sinirlerden de alabilir. YSA girdiler “ x ” olarak aşağıdaki gibi ifade edilmektedir;

$$x = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ x_n \end{bmatrix} \quad (2.12)$$

Ağırlıklar: Birbiri ile bağlantılı çok sayıda düğümün bir araya gelmesinden ortaya bir sinir ağı çıkmaktadır. Ağırlıklar (w =weight) sinir bağlantısının etkisini ifade eder ve sayısal bir değer olarak karşımıza çıkar. Ağırlıkların negatif veya pozitif olması bağlantı etkisinin yönünü gösterirken, ağırlığın büyüklüğü bir anlam ifade etmemektedir. YSA ağırlıkları aşağıdaki gibi ifade edilmektedir;

$$w = [w_1, w_2, \dots, w_n] \quad (2.13)$$

Toplama Fonksiyonu: YSA toplama fonksiyonu, her bir işlem ögesine ulaşan tüm girdi değerlerinin ağırlıklı ortalamasını bularak işlem yapar. Her giriş değeri, kendi nispi ağırlığıyla çarpıldıktan sonra ağırlıklı bir toplam için bir araya getirilip net girdi bulunur. YSA toplama fonksiyonu aşağıdaki gibi ifade edilmektedir; (Süsler, 2022, s. 44).

$$NetGirdi = \sum_{i=1}^n x_i w_i \quad (2.14)$$

X= girdileri, w= ağırlıkları n= Bir hücreye gelen toplam girdi sayısını ifade etmektedir.

Aktivasyon (Transfer) Fonksiyonu: Aktivasyon fonksiyonu hücreye gelmiş olan net girdiyi işler ve hücrenin bu net girdiye karşılık ortaya koyacağı sonucu belirler. Bir problem için en uygun fonksiyonu araştırmacı kendi deneme yanımlarıyla ancak ortaya koyabilir. Ağ için uygun fonksiyonun hangisi olduğunu belirten bir formül ortaya henüz konmamıştır. Günümüzde çok katmanlı modellerde genellikle sigmoid fonksiyonu kullanılmaktadır (Öztemel 2020, s. 50).

Aktivasyon fonksiyonlarından bazıları; linear, adım, sigmoid ve hiperbolik tanjant fonksiyonlardır ve açıklayıcı bilgileri Şekil 10’da verilmiştir.

Şekil 10

Yapay Sinir Hücresi (Nöronu) Aktivasyon Fonksiyonları

Aktivasyon Fonksiyonu	Grafik Gösterim	Formül	Çıkış Değeri
Doğrusal (Linear) Aktivasyon Fonksiyonu (Doğrusal problemlerin çözümünde tercih edilir. Yapay sinir ağına gelen veriler olduğu gibi hücrenin çıktısı kabul edilir)		$f(Net) = A * Net$	$(-\infty, +\infty)$
Adım (step) Aktivasyon Fonksiyonu (Gelen net girdi değeri bir eşik değerini üstünde veya altında olma durumuna göre hücre çıktı değeri 0 veya 1 olur)		$f(Net) = \begin{cases} 1, & Net > \text{Eşik Değer} \\ 0, & Net \leq \text{Eşik Değer} \end{cases}$	$(0, 1)$
Sigmoid Fonksiyonu ($-\infty, +\infty$ arası değerleri 0-1 aralığına getirmektedir. Yaygın olarak tercih edilmektedir. Sigmoid fonksiyon çıktısı 0 ile 1 aralığında bir değere sahip olur)		$f(Net) = \frac{1}{1 + e^{-Net}}$	$(0, 1)$
Hiperbolik Tanjant Fonksiyonu (Gelen net girdi değerinin tanjant fonksiyonundan geçirilmesi neticesiyle elde edilir. Fonksiyon çıktısı -1 ile 1 aralığında bir değere sahip olur)		$f(Net) = \frac{e^{Net} + e^{-Net}}{e^{Net} - e^{-Net}}$	$(-1, 1)$

Kaynak: Öztemel (2020, ss.50-51) ve Kotan (2024)’den yararlanılarak geliştirilmiştir.

Çıktı: Aktivasyon fonksiyonunun ürettiği değere çıktı denir. Çıktı, dış dünyaya direkt gönderilebileceği gibi, başka bir hücreye giriş verisi olarak da gönderilebilir. İşlem

elamanlarının birden fazla girdisi olabilirken, sadece tek çıktısı olabilmektedir (Öztemel, 2020, s. 51).

Yapay sinir ağlarının kendi kendine öğrenebilmesi, eksik veriyle bile çalışabilmesi, klasik istatistiki yöntemlerde olduğu gibi ön varsayımları olmaması sayesinde birçok bilim dalındaki araştırmada kullanılmaya başlanmıştır. Bu çalışmaların bazıları şöyledir;

Torun (2007) İMKB’de işlem gören 150 adet (75 başarılı, 75 başarısız) sanayi firmanın 1992-2004 dönemine ait yıllık mali tablo verileriyle finansal başarısızlığı DA, LRA ve YSA modelleriyle öngören modeller geliştirmiştir. Başarısızlığın bir yıl öncesinde oluşturulan tahmin modellerinin test verisinin toplam sınıflandırma doğruluğu diskriminant analizi için %76.70, lojistik regresyon analizinde %76,70 ve yapay sinir ağlarında ise %90 olarak hesaplanmıştır

Doğrul (2009) İMKB’de işlem gören 140 adet (70 başarılı, 70 başarısız) firmanın, finansal başarı-başarısızlık durumunu: LR, CART ve YSA modellerini kullanarak tahmin etmiştir. Tüm yıllar için CART modelinin daha başarılı genel doğru tahmin sonuçları ortaya koyduğu belirtilmiştir.

Civan ve Dayı (2014) 10 adet kamu sağlık kuruluşunun, 2008-2012 dönemine ait mali tablo verileriyle mali başarı-başarısızlık durumunu tahmin etmiştir. Çalışmada Altman Z skoru ve YSA tahmin modelleri kullanılmıştır. YSA ile yapılan tahminler, Altman’ın Z skor sonuçlarından daha iyi başarı ortaya koymaktadır.

Chen ve Du (2009) Tayvan Menkul Kıymetler Borsasında 1999-2006 döneminde işlem gören 68 adet (34 iflas etmemiş, 34 finansal sıkıntılı) firmanın finansal sıkıntılı olup olmadığını YSA ve veri madenciliği yöntemlerini kullanarak tahmin eden modeller geliştirmişlerdir. YSA ile yapılan finansal sıkıntı tahmin modelleri, istatistiki yöntemlerden daha iyi performans ortaya koymuştur.

Paket (2014) BİST’te işlem gören 58 firmanın 2002-2012 dönemine ait yıllık mali tablo verileri kullanarak, finansal başarı durumlarını ÇDA ve YSA yöntemleriyle her yıl için ayrı ayrı öngörü gerçekleştirmiştir. Genel olarak YSA modelinin sınıflandırma gücünün, diskriminant analizinden daha iyi olduğu ortaya konmuştur.

2.2.3.3. Uzman Sistemler

Uzman sistem belli bir alandaki var olan problemleri bir insan yaklaşımıyla çözen bilgisayar programlarıdır (Giarratano ve Riley, 1998, s. 3). Başka bir ifadeyle ise de bir

işin uzmanının kendi alanıyla ilgi sorunları çözdüğü gibi sorunlara yaklaşip onları çözebilen yazılımlar geliştiren teknoloji uzman sistemler olarak adlandırılır (Öztemel, 2020, s. 15). Günümüzde binlerce işletmede kullanılan uzman sistemlerin arkasındaki temel fikir basittir. Bu sistemde bilgiler uzmanı tarafından bilgisayara aktarıldıktan sonra bilgisayarda depolanır. Kullanıcılar var olan uzman sistemden kendilerine sorulan sorulara göre vermiş oldukları cevaplar doğrultusunda tavsiyeler alarak bir yargıya varabilirler (Turban vd., 2007, s. 24). Uzman sistemin açıklama özelliğiyle vardığı sonuçları detaylandırır. Sonuçlara neden ve nasıl ulaştı sonuçlarla birlikte araştırmacılara arz eder. Bu özellikle diğer sistemlerden ayrılır.

2.2.3.4. Genetik Algoritmalar

Genetik algoritma kendine doğayı örnek almaktadır. Genetik olarak sağlam olan nesillerin kendi yaşamlarını devam ettirdiği tersi durumda ise yaşamların yok olacağı ilkesine dayanmaktadır. İlk defa 1975’de John Holland canlılar üzerindeki evrimden ilham alarak makine öğrenmesi üzerine yoğunlaşmıştır. Makine öğrenmesinde genetik bir unsurun kullanılarak bir makine öğrenme tekniği ortaya koymuştur (Elmas, 2016: 403). Genetik algoritmaların hisse senedi seçiminde, iflas tahmininde, portföy seçiminde, kredi değerlendirmesinde, bütçe tahsisinde kullanılması başarılı sonuçlar ortaya koymuştur (Shin ve Lee, 2002, s. 323).

2.3. Finansal Başarısızlık Öngörüsüyle İlgili Yapılan Çalışmalar

İşletmelerin finansal kaderlerini öngörme talepleri neticesinde günümüze kadar çok sayıda finansal başarısızlık tahmini çalışması gerçekleştirilmiştir. Bu bölümde Türkiye’de ve Dünyada bu alanda yapılmış ve literatüre katkı sağlamış çalışmalara değinilecektir.

2.3.1. Türkiye’de Yapılan Çalışmalar

Göktan (1981) 1976-1980 döneminde faaliyet gösteren 39 adet (25 başarılı, 14 başarısız) endüstri firmasının finansal tablo verilerini kullanarak ÇDA yöntemiyle finansal başarısızlığı başarısızlıktan dört yıl öncesine kadar tahmin etmiştir. Çoklu diskriminant analizi yardımıyla Türkiye’de finansal başarısızlık tahmini yapan ilk çalışma olması açısından önemlidir. Mali başarısızlık ölçüsü olarak iflas etme kriteri kabul edilmiştir. Bağımsız değişken olarak on dokuz finansal oran kullanılmış ve her yıl için ayrı ayrı

diskriminant fonksiyonu hesaplanmıştır. İflasın bir yıl öncesinde diskriminant analizinin doğru tahmin oranı %92.9 olarak gerçekleşmiştir Aktaş (1991, ss. 65-66).

Aktaş (1991) 1980-1989 döneminde borsada işlem gören 60 adet (35 başarılı, 25 başarısız) endüstri firmasının finansal tablo verilerini kullanarak: logit, probit, çoklu regresyon ve diskriminant analiz tahmin modelleriyle finansal başarısızlıktan üç yıl öncesine kadar firmaların finansal başarı-başarısızlık durumunu tahmin etmiştir. Başarısızlıktan bir yıl önce: 60 firma (35 başarılı-25 başarısız), iki yıl önce 58 firma(35 başarılı-23 başarısız), üç yıl öncesi için ise 54 firma (35 başarılı-19 başarısız) incelenmiştir. Araştırmada eşleştirilmemiş örnekleme yöntemi tercih edilmiştir. Finansal başarısızlık kriteri olarak: üst üste üç yıl zarar etme, iflas veya dar boğazdan ötürü faaliyeti durdurma kriterleri kabul edilmiştir. Üst üste üç yıl zarar eden firmalar için başarısızlık yılı olarak zararın ilk yılı, iflas veya darboğazdan ötürü faaliyetini durduran firmalar için faaliyetin durduğu yıl başarısızlık başlangıcı olarak kabul edilmiştir. Araştırmada bağımsız değişken olarak 23 finansal oran kullanılmıştır. Çoklu regresyon modelinde 22 oran kullanılarak başarısızlıktan bir yıl önce %93.3, iki yıl önce %93.1, başarısızlıktan üç yıl önce %94.4 genel başarı tahmin yüzdesi belirtilmiştir. Araştırmada bağımsız değişken olarak 23 oran kullanılmakla birlikte, diskriminant analizi yardımıyla on beş orana indirgenip tüm modellerin genel başarı yüzdeleri bu 15 oran kullanılarak hesaplanmıştır. (DDA) Doğrusal diskriminant analizi, (KDA) Kuadratik Diskriminant Analizi, (ÇRM) Çoklu regresyon modeli, Probit ve Logit modellerine göre başarısızlıktan bir yıl öncesinde genel başarı tahmin yüzdeleri sırasıyla: %90, %85, %85, %90, %90 olarak gerçekleşmiştir. Başarısızlıktan iki yıl öncesinde modellerin genel başarı yüzdesi sırasıyla: %87.9, %89.70, %89.70, %86.20, %87.90, olarak gerçekleşmiştir. Başarısızlıktan üç yıl öncesinde modellerin genel başarı tahmin yüzdesi sırasıyla: %87, %90.7, %85.2, %90.7, %90.7 olarak gerçekleşmiştir. Stepwise regresyon çalışmasıyla başarısızlıktan önceki üç yıl için modelde kalan ve her yıl değişen dörder finansal oran kullanılarak modeller karşılaştırıldığında (DDA) Doğrusal diskriminant analizi, (KDA)Kuadratik Diskriminant Analizi, (ÇRM)Çoklu regresyon modeli, Probit ve Logit modellerine göre başarısızlıktan bir yıl öncesinde genel başarı tahmin yüzdeleri sırasıyla: %86.7, %81.7, %88.3, %90.1, %90.1 olarak gerçekleşmiştir. Başarısızlıktan iki yıl öncesinde genel başarı tahmin yüzdeleri sırasıyla: %86.2, %86.2, %84.5, %86.2, %86.1 olarak gerçekleşmiştir. Başarısızlıktan bir üç yıl öncesinde genel başarı tahmin yüzdeleri sırasıyla: %87, %87, %85.2, %87, %87 olarak gerçekleşmiştir. Mali başarısızlık

tahmininde önemli oranların mali yapı oranları olduğu, logit ve probit yöntemlerinin biraz daha iyi tahmin sonuçları verdiği ve mali başarısızlığın tahmininde finansal oranların yararlı olabileceği belirtilmiştir.

Savcı (1996) iki adet Çay işletmesinin 1995 yıllarına ait mali tablo verilerini kullanarak finansal başarı/başarısızlık durumların Altman Z (1968) modeline göre ortaya koymuştur. Altman Z skor yöntemine göre her iki işletme de başarısız görünmektedir. Başarısızlığın sebebi olarak: yönetsel sorunlar ve enflasyon işaret edilmiştir.

Topaloğlu (2000) İMKB’de işlem gören 32 adet tekstil firmasının 1993-1995 dönemine ait yıllık mali tablo verileriyle, logit ve probit modellerini kullanarak mali başarı-başarısızlık durumunu ortaya koymuştur. Mali başarı-başarısızlık ölçüsü olarak; Merkez Bankasının tekstil sektöründeki kamu ve özel kesim firmalarına ait finansal oranların ortalamalarının, araştırmaya konu firmaların finansal oranlarıyla karşılaştırılması kriter olarak benimsenmiştir. Araştırmaya 48 bağımsız değişkenle başlanmış, faktör analizi ile bu finansal oranlar on faktöre indirilmiş ve bu on faktörü de en iyi temsil eden on finansal oran seçilip bağımsız değişken olarak kullanılmıştır. Her bir yıl için farklı bir fonksiyon oluşturulmuştur. Logit yönteminde genel sınıflandırma oranı ilk yıl için (on bağımsız değişkenle) %91, ikinci yıl (beş bağımsız değişkenle) için %84.5, üçüncü yıl ise (beş bağımsız değişkenle) %64.5 olarak belirtilmiştir. Probit yönteminde doğru sınıflandırma oranı ilk yıl için %91, ikinci yıl için %80.5, üçüncü yıl ise %60.5 olarak belirtilmiştir.

Aktaş ve diğerleri (2003) İMKB’de işlem gören 106 adet (53 başarısız, 53 başarılı) sanayi, ticaret ve hizmet sektörü firmasının, 1983-1997 dönemine ait mali tablo verileriyle, finansal başarısızlığa düşmeden bir yıl önceden finansal başarı-başarısızlık durumunu tahmin eden bir model geliştirilmiştir. Birden çok başarısız olma kriteri kullanılan araştırmada, üst üste üç yıl zarar eden firmalar için başarısızlıktan önceki yıl, zararın ikinci yılı olarak kabul edilmiştir. Araştırmada bağımsız değişken olarak 23 finansal oran kullanılmıştır. Test grubu sonuçlarına göre sırasıyla genel doğru sınıflandırma oranı: Regresyon modelinde %77.78, Diskriminant modelinde %75, logit model %77.78, Yapay sinir ağları modelinde ise %86.11 olarak ortaya konulmuştur.

Kılıç (2003) 1997-2001 döneminde 40 adet (22 başarılı, 18 başarısız) özel ticaret bankasının mali başarı-başarısızlık durumunu, başarısızlıktan üç yıl öncesine kadar, finansal tablo verileriyle: diskriminant, logit, probit ve ELECTRE TRI analiz yöntemlerini kullanarak tahmin etmiştir. Mali başarısız olma ölçüsü olarak TMSF’ye

devredilme kriteri benimsenmiştir. Araştırmada bağımsız değişken olarak 49 finansal oran kullanılmış olup 12 orana indirgenmiştir. Daha sonra 12 finansal oran üç faktöre indirgenmiş ve her banka için faktör değerleri hesaplanarak bu faktör skorları diskriminant, logit ve probit analizinde bağımsız değişken olarak kullanılmıştır.

Faktör analizinin üç faktör için kümülatif açıklayıcılığı %78.83'dür. Başarısızlıktan bir yıl önceki faktör skorları diskriminant, logit ve probit analizinde "model örneği" yapılmış, başarısızlıktan iki ve üç yıl önceye ait faktör skorları araştırmanın test örneği olarak kullanılmıştır. Diskriminant analizi neticesinde test setinin genel doğru tahmin oranı iki yıl önce %77.5 , üç yıl önce %67.5 olarak ortaya konmuştur. Logit analizde başarısızlıktan iki ve üç yıl öncesinde test setinin genel doğru tahmin oranı %67.50 olarak gerçekleşmiştir. Probit analizde başarısızlıktan iki ve üç yıl öncesinde test setinin genel doğru tahmin oranı sırasıyla %70 ve %67.5 olarak gerçekleşmiştir. Çok kriterli karar alma analiz yöntemi olan ELECTRE TRI modelinde 12 finansal oran kullanılmıştır. Genel doğru tahmin oranı sırasıyla başarısızlıktan üç yıl öncesine kadar sırasıyla %85, %75 ve %72.50 olarak gerçekleşmiştir.

Canbas ve diğerleri (2005) 1994-2001 döneminde Türkiye'de faaliyet gösteren 40 ticari bankanın (22 iflas etmemiş, 18 iflas etmiş) mali tablo verileriyle, diskriminant analizi, Logit ve probit modellerini kullanarak finansal başarısızlığı üç yıl öncesine kadar tahmin eden bir erken uyarı modeli geliştirmişlerdir. Bağımsız değişkenler temel bileşen analizi (PCA) ile seçildikten sonra diskriminant analizi, logit ve probit yöntemlerinin yardımıyla bankaların başarı-başarısızlık durumlarının tespiti için karar destek mekanizması olarak bir entegre erken uyarı sistemi (IEW) ortaya konulmuştur. Kırk dokuz finansal oranla işe başlayan araştırmacılar anova testi ile bu oranları on ikiye düşürmüştür ardından temel bileşen analizi yardımıyla oranlar üçe indirgenmiştir. Araştırmanın doğru sınıflandırma başarısı, iflastan önceki ilk yıl için diskriminant analizi, logit ve probit analizinde sırasıyla %90, %87.5, %87.5 olarak ortaya konulmuştur. Diskriminant analizinin ilk yılda olduğu gibi ikinci ve üçüncü yıllarda da daha iyi sınıflandırma oranına sahip olduğu ortaya konulmuştur.

Yıldırım (2006) İMKB'de işlem gören 28 adet gıda firmasının 2000-2004 dönemlerine ait yıllık mali tablo verileriyle, faktör analizi yardımıyla mali başarı-başarısızlık durumlarını en çok etkileyen finansal oranları tespit etmiştir. Mali başarısızlık ölçüsü olarak: iflas, mali kriz nedeniyle üretimi durdurma ve üç yıl üst üste zarar etme kriterleri

benimsenmiştir. Bağımsız değişken olarak 40 finansal oran kullanılmıştır. Yıllara göre faktörlerin kümülatif açıklayıcılığı 2000 yılında %92.48, 2001 yılında %90.5, 2002 yılında %90.85, 2003 yılında % 90.86, 2004 yılında %88.27 olarak görünmektedir. İşletmelerin mali başarı-başarısızlık durumlarının ayırımında, mali yapı ve likidite oranlarının daha başarılı olduğu belirtilmiştir.

Torun (2007) İMKB’de işlem gören 150 adet (75 başarılı, 75 başarısız) sanayi firmanın 1992-2004 dönemine ait yıllık mali tablo verileriyle finansal başarısızlığı diskriminant analizi, lojistik regresyon analizi ve (YSA) yapay sinir ağları modellerini kullanarak finansal başarı-başarısızlık durumunu beş yıl öncesine kadar tahmin eden modeller geliştirmiştir. Çalışmada bağımsız değişken olarak 26 adet finansal oran kullanılmıştır. Bağımsız değişkenler diskriminant analizinde dörde, lojistik regresyon analizinde ise üçe indirgenmiştir. Finansal başarısızlık şartı olarak: iflas etmek, tahtası kapanmak, faaliyetlerin durması ve üst üste en az iki ya da daha fazla yıl zarar etme kriter olarak benimsenmiştir. Üst üste iki ya da daha fazla yıl zarar eden firmalar için üst üste zararların başladığı ilk zararlı yıl iken; iflas, tahta kapanması, faaliyetlerin durması hallerinde ise meydana geldikleri yıl başarısızlık baz yılı olarak kullanılmıştır. YSA’da kullanılmak üzere araştırmaya konu olan 150 sanayi şirketinin %60’ı eğitim seti, %20’si test seti, %20’si de onaylama seti olarak kullanılmıştır. Başarısızlığın bir yıl öncesinde oluşturulan tahmin modellerinin test verisinin toplam sınıflandırma doğruluğu diskriminant analizi için %76.70, lojistik regresyon analizinde %76,70 ve yapay sinir ağlarında ise %90 olarak hesaplanmıştır. Son tahmin yılı hariç tüm dönemlerde YSA’nın test seti genel doğru sınıflandırma gücü diğerlerinden üstün çıkmıştır.

Alatlı (2008) Türkiye’de faaliyet gösteren bir akaryakıt dağıtım şirketiyle anlaşmalı ve bayi lisansına sahip 1.016 adet (975 başarılı, 41 başarısız) akaryakıt istasyonunun 2005 yılı istasyon verileriyle (coğrafi bölge, sahiplik, İstasyonun grubu, lpg anlaşması, kanopi, market, otomasyon, peşin hariç alım vadesi vb.) verileriyle finansal başarı-başarısızlık durumlarını lojistik regresyon analizi yardımı ile tahmin etmiştir. 31 olan bağımsız değişken sayısı testlerle 11 değişkene indirgenmiştir. Finansal başarısızlık kriteri olarak 2006 yılında istasyonun kapanmış olması şartı kabul edilmiştir. Lojistik regresyon analizi sonucunda başarılı firmalar %100, başarısız firmalar ise %7,32 oranında doğru tahmin edilebilmiştir. Ayrıca Kohort analizi de uygulanmış fakat benzer tahmin sonuçları elde edilmiştir. Finansal tablo verileri kullanılmadan yapılan bu çalışmada başarısız firmaların doğru tahmin oranı çok düşük kalmıştır.

Zengin (2008) İMKB’de tekstil sektöründe işlem gören 28 adet firmanın 2001-2006 dönemlerine ait mali tablo verileriyle, diskriminant analizi ve lojistik regresyon analiz yöntemlerini kullanarak mali başarı-başarısızlık durumlarını üç yıl öncesine kadar tahmin eden bir model ortaya koymuştur. Araştırmada bağımsız değişken olarak sekiz mali oran kullanılmıştır. Mali başarısızlık ölçüsü olarak; Merkez Bankası tarafından belirlenen standart oranların ve firmaların bağımsız değişken olarak kullandığı sekiz oranın ortalamalarının altında kalanlar mali başarısız firma olarak kabul edilmiştir. Diskriminant analizi neticesinde mali başarı-başarısızlık durumunun genel doğru sınıflandırma oranı başarısızlıktan üç yıl öncesine kadar sırasıyla %82.10, %85.70, %92.90 olarak gerçekleşmiştir. Lojistik regresyon analizi neticesinde mali başarı-başarısızlık durumunun genel doğru sınıflandırma oranı başarısızlıktan üç yıl öncesine kadar sırasıyla %82.14, %82.14, %82.14 olarak aynı gerçekleşmiştir. 28 firmadan tesadüfi seçilen iki başarılı, iki başarısız toplamda dört firmanın her birinin 30 müşterisine toplamda 120 tüketiciye anket uygulanarak firmaların pazarlama faaliyetleri hakkında görüşleri alınmıştır. Anketlerden elde edilen verilerin analizi neticesinde: firmanın mali başarılı-başarısız olma durumuyla, pazarlama fonksiyonu ile tüketici algısı arasında anlamlı istatistiki bir ilişki bulunamamıştır.

Akkaya ve diğerleri (2009) İMKB’de işlem gören 52 adet (28 başarılı, 24 başarısız) Plastik, tekstil ve Kimya-Petrol sektörü firmasının, 1998-2007 dönemine ait mali tablo verileriyle, finansal başarısızlıktan bir yıl önceden işletmelerin finansal başarı-başarısızlık durumunu yapay sinir ağları modeliyle tahmin eden model geliştirmişlerdir. Birden fazla başarısız olma kriteri kullanılan araştırmada bağımsız değişken olarak 25 adet finansal oran kullanılmıştır. Yapay sinir ağları için örneklemin eğitim setinde 21 adet (12 başarılı, 9 başarısız), onaylama setinde 10 adet (5 başarılı, 5 başarısız), test setinde ise 21 adet (11 başarılı, 10 başarısız) firma bulunmaktadır. Test setinin genel doğru sınıflandırma oranı %81 olarak ortaya konulmuştur.

Bakhshiyev (2009) Türkiye’de 1997-2000 döneminde faaliyet gösteren 27 bankanın (17 başarılı, 10 başarısız) yıllık mali tablo verileriyle, diskriminant analizini kullanarak mali başarısızlığı üç yıl öncesine kadar tahmin etmiştir. TMSF’na devredilme durumu mali başarısız olarak kabul edilmiştir. Bağımsız değişken olarak 14 finansal oran kullanılmıştır. Diskriminant analizinin sonucu başarısızlıktan bir yıl önce %60, iki yıl önce %90 ve üç yıl önce ise %80 olarak açıklanmıştır.

Boyacioglu ve diğeri (2009) Türkiye’de faaliyet gösteren 65 adet (44 finansal başarılı, 21 finansal başarısız) bankanın 1997-2004 dönemine ait finansal tablo verileriyle finansal başarı durumlarını sinir ağları (NN), destek vektör makineleri (DVM) ve çok değişkenli istatistiksel yöntemlerle tahmin etmişlerdir. Finansal başarısızlık kriteri olarak TMSF’na devir ölçüsü kabul edilmiştir. Araştırmada 20 finansal oran kullanılmış olup dokuz orana ve yedi faktöre indirgenmiştir. 20 finansal oranla yapılan finansal başarısızlık tahminlerinin test sonuçları dokuz oranla yapılan tahminlerden daha düşük çıkmıştır. İstatistiksel yöntemlerin test veri setinin genel doğru tahmin oranı diğer yöntemlere göre düşük kalmıştır.

Böruban (2009) Özel bir bankanın müşterisi olan 160 firmanın (80 başarılı, 80 başarısız) 2006-2009 dönemi mali tablo verileriyle mali başarı-başarısızlık durumunu DA ve LRA yaparak belirlemiştir. Mali başarısızlık ölçüsü olarak bankaya karşı olan kredisini ödemeyi geciktirme ve bankanın yakın izlemeye almış olması kriteri kabul edilmiştir. Bağımsız değişken olarak sekiz finansal oran kullanılmıştır. Diskriminant analizi sonucunda genel doğru sınıflandırma oranı %90.62 olarak ortaya konmuştur. Lojistik regresyon analizi sonucunda bağımsız değişkenler dörde indirgenmiş ve genel doğru sınıflandırma oranı %91.88 olarak ortaya konmuştur.

Doğrul (2009) İMKB’de işlem gören 140 adet (70 başarılı, 70 başarısız) firmanın, 1997-2007 dönemine ait yıllık mali tablo verileriyle, finansal başarı-başarısızlık durumunu: LR, sınıflama-regresyon ağaçları (CART) ve YSA modellerini kullanarak üç yıl öncesine kadar tahmin etmiştir. Araştırmada bağımsız değişken olarak 29 finansal oran kullanılmış olup lojistik regresyon ve sınıflama regresyon ağaçları yöntemlerinde bir bağımsız değişkene kadar düşürülmüştür. Başarısızlık şartlarından biri olan üç yıl üst üste zarar etme şartını sağlayan başarısız işletmelerin üçüncü yılı bu işletmeler için başarısızlık baz yılı olarak kabul edilmiştir. Yapay sinir ağları giriş katmanı yirmi dokuz finansal oran girilerek oluşturulmuştur. %90 eğitim seti ve %10 test seti kullanılmış fakat test setinin sonuçları ayrıca belirtilmeyip genel bir başarı oranı ortaya konulmuştur. Araştırmanın genel doğru sınıflandırma başarısı model ve yıllara göre sırasıyla: Lojistik Regresyon; %92.14, %90,71, %78.57 olarak, CART modeli %95, %91.43, % 85 olarak, YSA ise %92.14, %85, ve %82,14 olarak ortaya konmuştur. Araştırmaya göre genel olarak sonuçlar tüm yöntemlerde birbirine çok yakın olmakla birlikte tüm modeller ve tüm yıllar için CART modelinin daha başarılı genel doğru tahmin sonuçları ortaya koyduğu belirtilmiştir.

Ergin (2009) 2005-2006 döneminde İMKB’de işlem gören 308 adet (215 Başarılı, 93 başarısız) işletmenin pazar ve muhasebe verilerine dayalı modeller geliştirerek, finansal başarı-başarısızlık durumunu başarısızlıktan bir yıl önce tahmin etmiştir.

İşletmelerin son üç yıl kümülatif kârının negatif olması, öz sermayesinin negatif olması, gözaltı pazarına alınmış olması veya işlem sırasının kapatılması durumlarında işletme finansal olarak başarısız olarak kabul edilmiştir. Kümülatif kârın üç yıl üst üste negatif olduğu başarısızlık şartı durumunda üçüncü yıl başarısızlık baz yılı olarak kabul edilmiştir. Pazar verilerine dayalı (BSM) üç model ve iki z-skor modeli oluşturulmuş. Diskriminant analizinde Zmijevski Z skor (1984) ve Shumway skor (2001) modellerini kullanmıştır. Diskriminant analiziyle yapılan iki farklı modelin genel doğru tahmin oranı sırasıyla %80.84, % 84.42 olarak, BSM modeliyle geliştirilen üç farklı modelin genel doğru tahmin oranı ise %73.38, %71.43, %71.10 olarak gerçekleşmiştir. Muhasebe verileri temelli diskriminant analizi ile yapılan finansal başarısızlık tahmini, pazar verilerine dayalı opsiyon modelinden daha iyi tahmin sonuçları verdiği ortaya koymuştur.

Kurtaran Çelik (2009) İMKB’de işlem gören 355 adet (194 başarılı, 161 başarısız) firmanın 1992-2008 dönemine ait yıllık mali tablo verileriyle, finansal başarı-başarısızlık durumlarını Altman (1993), Altman (1968), diskriminant analizi ve yapay sinir ağları modellerini kullanarak finansal başarısızlıktan üç yıl öncesine kadar tahmin etmiştir. Bağımsız değişken olarak 25 finansal oran kullanmıştır. Birden fazla başarısızlık kriteri olmakla birlikte, üst üste üç yıl zarar etmiş işletmeler için zararın üçüncü yılı başarısızlığın başlangıç yılı yani baz yılı olarak alınmıştır. Tüm modeller değerlendirildiğinde yapay sinir ağları modeli daha iyi tahmin doğruluğunu ortaya koymuştur.

Okumuş (2009) İMKB’de imalat sektöründe işlem gören firmaların yıllık mali tablo verileriyle, diskriminant ve lojistik regresyon analiz yöntemlerini kullanarak, finansal başarı-sıkıntı durumlarını bir yıl önceden tahmin eden modeller geliştirmiştir. Finansal sıkıntı kriteri (distress) olarak: iflas etme ve üst üste üç veya daha fazla yıl zarar etme ölçüsü kabul edilmiştir. Finansal başarısızlık baz yılı: iflas eden firmalarda iflas edilen yıl, üst üste üç yıl veya daha fazla zarar eden firmalarda ise zararlı yılların ilk yılı olarak kabul edilmiştir. Araştırmada bağımsız değişken olarak 29 finansal oran kullanılmıştır. DA ve LRA bu oranlar üçe kadar indirgenmiştir. Araştırmada: 1996-2003 döneminde İMKB’de işlem gören 150 firma (105 başarılı, 45 başarısız) deney setini, 2004-2008

döneminde işlem gören 150 firma (115 başarılı, 35 başarısız) ise test setini oluşturmuştur. Finansal başarısızlıktan bir yıl öncesinde, test setinin genel doğru tahmin oranı yöntemlere göre sırasıyla diskriminant analizinde %84 ve %88.67, lojistik regresyon analizinde %95.33 olarak ortaya konmuştur.

Ay (2010) İMKB’de metal sektöründe işlem gören 20 adet firmanın, 2003-2007 dönemlerine ait yıllık mali tablo verileriyle, faktör analizi yardımıyla finansal başarısızlığı bir yıl öncesinden tahmin etmiştir. 40 adet finansal oranla her yıl için farklı faktör skorları hesaplanmış ve bu skorlardan her yıl için genel faktör skoru (GFS) oluşturulmuştur. Araştırmada finansal başarısızlık ölçüsü olarak genel faktör skoru negatif olma şartı kriter olarak kabul edilmiştir. Başarılı-başarısız firmalar bir sonraki yılın Net Kâr Artış Yüzdesi karşılaştırıldığında %50 doğru tahmin ve Hisse senedi getiri yüzdesi ile karşılaştırıldığında ise %55 doğru tahmin oranı ortaya konmuştur.

Erdoğan (2010) İMKB’de işlem gören 41 adet özel ve kamu sermayeli bankanın (23 başarılı, 18 başarısız) 1997-2001 dönemine ait yıllık mali tablo verileriyle mali başarı-başarısızlık durumunu diskriminant analizi yöntemiyle bir yıl öncesinden tahmin eden bir model geliştirmiştir. Mali başarısızlık ölçüsü kriteri bankaların TMSF’na devridir. Açıklayıcı değişken olarak yedi finansal oran kullanılmıştır. Diskriminant analizi sonucunda genel doğru sınıflandırma oranı %85.37 olarak ortaya konmuştur.

Koç Öztürk (2010) İMKB’de işlem gören 34 adet (17 başarılı, 17 başarısız) imalat sektöründeki firmanın 1992-2008 dönemine ait mali tablo verileriyle, finansal başarısızlığı DA ve LR modellerini kullanarak öngörmüştür. Üst üste iki yıl zarar etme şartını sağlayanlar başarısız olarak kabul edilmiştir. Üst üste iki yıl zarar eden firmaların ilk zarar yılı, başarısızlığın başlangıç yılı olarak kullanılmıştır. Araştırmada açıklayıcı değişken olarak 21 mali oran kullanılmış olup analiz yöntemlerinin her birinde iki orana indirilmiştir. Geliştirilen modelle bir yıl önceden yapılan tahminde doğru sınıflandırma başarı oranı: diskriminant analizi yöntemiyle %79, lojistik regresyon yöntemiyle %85 olarak hesaplanmıştır. Diskriminant analizi yöntemiyle işletmelerin finansal başarı durumlarının beş yıl öncesine kadar genel doğru sınıflandırma oranı sırasıyla %79.41, %76.47, %70.59, %67.65, %64.71 olarak gerçekleşmiştir. Lojistik regresyon analizi yöntemiyle işletmelerin finansal başarı durumlarının beş yıl öncesine kadar genel doğru sınıflandırma oranı sırasıyla %85.29, %76.47, %70.59, %70.59, %64.71 olarak

gerçekleşmiştir. Araştırmanın sonucuna göre lojistik regresyon yönteminin finansal durum tahmininde kullanılmasının daha yararlı olduğu görülmüştür.

Sayılr (2010) İMKB’de bankacılık sektöründe 1998-1999 döneminde faaliyet gösteren 14 adet ticaret ve kalkınma bankasının yedi çeyrek dönem muhasebe ve piyasa verileriyle, lojistik regresyon yöntemini kullanarak, finansal başarı-başarısızlık durumunun tespitine en çok fayda sağlayan finansal oranları ortaya koymuştur. Bağımsız değişken olarak sekiz adet finansal oran kullanılmıştır. Finansal başarısızlık ölçüsü olarak TMSF’na devir olma kriteri kabul edilmiştir. Muhasebe verileri ve piyasa verilerinin modelde birlikte kullanılmasının modelin gücüne değer kattığı tespit edilmiştir. 2000-2001 kriz döneminden sonra bankacılık sektöründe çeşitli önlemlerle yeniden yapılanmaya gidilmiştir. Bankaların krizden önce ve krizden sonra finansal başarısızlık olasılıklarında istatistiksel olarak anlamlı bir farkın olup olmadığı ise yapısal yaklaşımla (Merton Modeli) ile tespit edilmiştir. Bunun için 1997 ve 2006 yılının hem piyasa ve hem de muhasebe verileri kullanan, seçilmiş dokuz bankanın bir sonraki yıl finansal başarısız olma olasılığı hesaplanmıştır. Bankacılık sektöründe kriz döneminden sonra gerçekleştirilen yapısal iyileştirilmelerden sonra bankaların finansal başarısız olma olasılıklarının istatistiki anlamda farklılaştığı sonucuna varılmıştır. Krizden sonra 1997 yılında hesaplanan finansal başarısız olma olasılığı, krizden önce 2006 yılında hesaplanan finansal başarısızlık olasılığına nazaran düşük çıkmıştır. dokuz bankanın krizden önceki yıl olan 1997 yılında finansal başarısız olma olasılığının ortalama değeri %9,86 iken bu oran krizden sonraki yıllardan olan 2006 yılında %1,67’ a gerilemiştir.

Gülcan (2011) İMKB çeşitli sektörlerde faaliyet gösteren 90 firmanın 2006-2009 dönemlerine ait yıllık finansal tablo verilerini kullanarak, Mann Whitney U analizi yardımıyla başarılı-başarısız işletmelerin finansal oranları arasında bir farklılığın olup olmadığını ortaya koymuştur. Finansal başarısızlık kriteri olarak cari dönemde zarar etme şartı benimsenmiştir. Bağımsız değişken olarak 21 finansal oran kullanılmış. başarılı-başarısız firmalarda istatistiki açıdan anlamlı bir fark olduğu ortaya konulmuştur.

Kılıç (2011) İMKB’de işlem gören 137 adet imalat firmasının, 2005-2010 dönemine ait yıllık finansal tablo verileriyle, karar ağaçları C5.0 ve sinir ağları yöntemlerini kullanarak finansal başarısızlığı tahmin etmiştir. Araştırmada açıklayıcı değişken olarak 14 mali oran kullanılmıştır. Mann-Whitney U testi ile finansal oranlar 13’e indirgenmiştir. Finansal başarısızlık kriteri olarak: iflas etme, göz altı pazarına alınma, aktifin % 10 azalması ve

iki yıl üst üste zarar etme kriterleri benimsenmiştir. Eğitim ve test seti oranı sırasıyla %49, %51 olarak belirlenmiştir. Sinir ağları test seti doğru tahmin oranı %84.09, karar ağacı C5.0 test seti doğru sınıflandırma oranı %82.18 olarak gerçekleşmiştir.

Özdemir (2011) İMKB’de sınai sektöründe işlem gören 80 adet firmanın, 2006-2009 dönemine ait UFRS’ye uygun hazırlanmış yıllık finansal tablolarıyla, (TDMS) Tekdüzen Muhasebe Sistemine uygun hazırlanmış yıllık finansal tablolarını karşılaştırarak, hangisinin daha ihtiyaca uygun olduğunu finansal başarısızlık tahmininde kullanılan yöntemlerden: DA, LR ve faktör analizi yardımıyla ortaya koymuştur. Finansal tablo verilerinden elde edilen ve piyasadan elde edilen verilerle belirlenen iki farklı bağımlı değişken kullanılmıştır. (DD)Defter değerini baz alarak oluşturulan finansal başarısızlık kriteri, iki yıl üst üste zarar etme iken, (PD)piyasa değerini baz alarak oluşturulan finansal başarısızlık kriteri ise hissenin iki yıllık getiri ortalamasının, hissenin ait olduğu endeksin iki yıllık getiri ortalamasından düşük olması durumudur. Her iki yöntemde de kullanılan bağımsız değişkenler ise; Altman Z’’ (1993) modelinde kullanılmış olan dört finansal orandır.

Lojistik regresyon yönteminin her durumda en yüksek genel doğru tahmin yüzdesi vererek diğer yöntemlerden daha başarılı bulunmuştur. Finansal tablo verilerinden seçilen bağımlı değişkenle yapılan genel doğru tahmin yüzdesi, piyasa verilerinden seçilen bağımlı değişkenle yapılan genel doğru tahmin yüzdesinden tüm tahmin yöntemlerinde daha başarılı sonuçlar ortaya koymuştur.

Açıkgöz (2012) İMKB imalat sektöründe 2003-2010 döneminde işlem gören 125 adet firmanın finansal sıkıntı durumunun var olup olmadığını belirleyen faktörleri, finansal oranlar yardımıyla tespit eden modelleri panel veri EGLS analizi ile gerçekleştirmiştir. Araştırmada iki model kullanılmıştır: Model I’de kısa vadeli yükümlülüklerin ifası için ihtiyaç duyulan dış finansman tutarı, bağımlı değişken (finansal sıkıntı değişkeni) olarak tanımlanmıştır. Bağımsız değişken olarak finansal oranlar kullanılmış olup, bağımlı değişkenle aralarındaki ilişkiler panel veri yöntemiyle analiz edilmiştir. Model I’de bağımlı değişken ile “toplam borçlar/aktif, Kısa vadeli borçlar/toplam borçlar, satışların maliyeti/net satışlar, net satışlardaki büyüme” değişkenleri arasında aynı yönlü, “hazır değerler/aktif, stok devir hızı, FAVÖK/aktif” değişkenleri arasında zıt yönlü ilişkiler tespit edilmiştir. Model I’in açıklayıcılığı %81.60 olarak ortaya konmuştur. Model I’deki bağımlı değişken, Model II’de finansal sıkıntı endeksine dönüştürülmüştür. Model II’de

bağımlı deęişken olarak hisse senedi getirileri, bağımsız deęişken olarak finansal sıkıntı endeksi kullanılmış ve panel veri yöntemiyle analiz edilmiştir. Model II’de bağımlı ve bağımsız deęişken arasında ters yönlü bir ilişki tespit edilmiştir. Model II’nin açıklayıcılığı sabit etkiler açısından %44.70 olarak ortaya konmuştur. Finansal sıkıntı üzerinde etkili olduęu kabul edilen faktörler; borçlanma, borçların vadesi, likidite, karlılık, hammadde-enerji fiyatlarındaki artışlar, yönetsel sorunlar vb. olarak ortaya konmuştur.

Çatak (2012) İMKB’de işlem gören 60 adet (30 sağlıklı, 30 finansal sıkıntılı) firmanın 2009-2011 dönemine ait mali tabloları ve kurumsal yönetim verileriyle, lojistik regresyon analizi yöntemini kullanarak kurumsal yönetimle, finansal sıkıntı arasında bir ilişki olup olmadığını ortaya koymuştur. Finansal sıkıntılı olma ölçüsü olarak: üç yıl üst üste zarar etme, üretimin durması, iflas ve toplam borçların aktif geçmesi gibi durumlar kriter olarak kabul edilmiştir. Araştırmada 11 finansal, 9 finansal olmayan toplamda 20 bağımsız deęişken kullanılmıştır. İkili lojistik regresyon analizi ile bağımsız deęişkenler önce on’a, sonra sekize indirgenmiştir. Genel doğru tahmin oranı model 1’de %88.33, model 2’de ise %95 olarak gerçekleşmiştir. Model 1’e göre “bağımsız yöneticilerin yüzdesi”, “sermayenin çoğunluęuna sahip kişilerin yönetim kurulunda yer alması” bağımsız deęişkenleri ile finansal sıkıntı olasılığı arasında negatif bir ilişkinin varlığı ortaya konmuştur. Model 2’ye göre yalnızca “hisse başına kazancın” finansal sıkıntı tahmini olasılığı üzerinde önemli etkiye sahip olduęu belirtilmiştir. Araştırmada kurumsal yönetimin, finansal sıkıntının önlenmesinde ki etkisinin göz ardı edilmemesi gerektięi belirtilmiştir.

Kul (2012) İMKB’de işlem gören 25 adet tekstil firmasının 2003-2010 dönemine ait yıllık mali tablo verileriyle, mali başarı-başarısızlık durumlarını en çok etkileyen finansal oranları faktör analiziyle tespit etmiştir. Mali başarısızlık ölçüsü olarak yıl sonu dönem net kar/zararı baz alınmıştır. Bağımsız deęişken olarak 20 finansal oran kullanılmıştır. Her yıl için ayrı faktör analizi yapılmış ve finansal oranlar altı faktöre kadar indirgenmiştir. Faktör analizinin açıklayıcılığı yıllara göre sırasıyla: 2003 yılında %91.4, 2004 yılında %85.6, 2005 yılında %86.3, 2006 yılında %90.7, 2007 yılında %95, 2008 yılında %83.4, 2009 yılında %84.6 ve 2010 yılında % 84.6 olarak gerçekleşmiştir.

Akgün (2013) İMKB’de işlem gören 130 adet (65 başarılı, 65 başarısız) sanayi firmasının 2008-2010 dönemine ait yıllık mali tablo verileriyle, sinirsel bulanık ağ (anfis) modeli ve

yapay bağıklık tanıma sistemi (YBTS) modellerini kullanarak finansal başarısızlığı üç yıl öncesine kadar tahmin etmiştir. Araştırmada bağımsız değişken olarak Altman Z skore ve Zeta modellerinin altı finansal oranını kullanılmıştır. Başarısız firma kriteri olarak işlem sıra kapatılması ve üç yıl üst üste zarar etme şartını sağlayan firmalar seçilip örnekleme dahil edilmiştir. Eğitim ve test seti 50/50 olarak belirlenmiştir. Anfis yönteminde eğitim seti sonuçları bir yıl öncesinde %88.46, iki yıl öncesinde % 83.07, üç yıl öncesinde %73.07 oranda finansal başarı-başarısızlık durumunu doğru sınıflandırmıştır. YBTS modelinde sırasıyla bir yıl öncesinde %88.46, iki yıl öncesinde %80, üç yıl öncesinde %70.77 oranda finansal başarı-başarısızlık durumunu doğru sınıflandırmıştır. Araştırmanın sonucuna göre yapay zekâ tahmin metotlarından biri olan ANFIS ile yapılan tahminlerin doğru sınıflandırma başarısı, YBTS modeline göre daha yüksek çıkmıştır.

Özmen (2013) İMKB’de işlem gören 17 adet gıda ve içecek şirketinin 2005-2011 dönemine ait yıllık mali tablo verileri ve 16 finansal oran kullanarak işletmelerin krizdeki durumlarını analiz etmiştir. Araştırmaya konu olan 17 firma hem İMKB’de işlem gören hem de İSO’nun belirlediği Türkiye’nin en büyük 500 ve 1.000 sanayi kuruluşu listesinde en az bir kez yer almış şirketler arasından seçilmiştir. Araştırmada: kriz öncesi (2005-2006-2007), kriz dönemi (2008-2009), kriz sonrası (2010-2011) olmak üzere üç safha mevcuttur. Bu evrelerde finansal oranlar hesaplanmış ve her evrenin finansal oranlarının ortalamaları alınmıştır. Her oranın kriz öncesi, kriz dönemi ve kriz sonrası ortalamalarının grafiği çıkarılmıştır. Bu üç evredeki oranların değişimine bakılmış ve krizden en çok etkilenen, etkilenmeyen oranlar ayrıca anova analizi ile tespit edilmiştir. Anova analizi sonucunda alacak devir hızı oranı ve alacakların tahsil süresi oranının kriz öncesi ve sonrası dönemleri incelendiğinde bu oranların kriz döneminde düştüğü gözlemlenmiştir. Araştırmada Gıda ve içecek sektörünün krizden etkilenmediği belirtilmiştir.

Sayarı (2013) Standard & Poor's (S&P) 1500 endeksinde 1990-2011 döneminde işlem gören farklı sektörlerden toplamda 1.064 firmanın mali tablo verileri yardımıyla, lojistik regresyon analiz yöntemini kullanarak firmaların finansal sıkıntıda olup olmadıklarını ortaya koyan modeller geliştirmiştir. Finansal sıkıntı ölçüsü olarak üst üste üç veya beş yıl zarar etme kriteri benimsenmiştir. Araştırmaya konu olan firmalar ‘cocohe’, ‘Enut’, ‘Inma’ ve ‘Tein’ olarak kodlanan dört farklı sektöre ayrılmıştır. Veriler 1990-2000 ve 2001-2011 dönemlerine ayrılmıştır. Araştırmada 51 finansal oran kullanılmış olup, bu oranlar sektörlere göre faktör analizi ve ardından entropi yöntemiyle ona, dokuza ve

yediye kadar indirgenmiş ve her sektör için farklı öngörü modelleri yapılmıştır. Araştırmada ortaya konan tahmin modelleri, Taffler'in (1983) tahmin modeli karşılaştırılmış ve Taffler'in (1983) modelinden daha iyi tahmin başarı yüzdeleri ortaya koyduğu belirtilmiştir. Araştırma doğrulama örneğinde Yaklaşık %80 eğitim, %20 uzatma örneği kullanmıştır. Sektörlere göre uzatma örneğinin genel doğru sınıflandırma oranı sırasıyla 'cocohe' sektörü %74.49, 'Enut' sektörü %65.68, 'Inma' sektörü % 76.70 ve "Tein" sektörü % 68.15 olarak gerçekleşmiştir.

Zeytinoglu ve Akarım (2013) İMKB'de faaliyet gösteren 115 firmanın 2009-2011 dönemine ait mali tablo verileriyle, finansal başarı-sızlık diskriminant analizi modelini kullanarak tahmin etmişlerdir. Finansal başarı-başarısızlık durumunun belirlenmesinde Altman Z skor modelinden yararlanılmış, bağımsız değişken olarak 20 adet finansal oran kullanılmıştır. 2009 yılında 115 adet (40 başarısız, 75 başarılı), 2010 yılında 115 adet (65 başarısız, 50 başarılı), 2011 yılında 115 adet (36 başarısız, 79 başarılı) firma araştırmanın veri kaynağını oluşturmuştur. Yıllara göre farklı farklı diskriminant modelleri geliştirilmiştir. Sırasıyla yıllara göre diskriminant analizi genel tahmin gücü %88.7, %90.43, %92.17 olarak ortaya konulmuştur.

U. Büyükarıkan ve B. Büyükarıkan (2014) BİST'ta yer alan altı bilişim firmasının, 2008-2013 dönemi yıllık mali tablo verileriyle, finansal başarı-başarısızlık durumunu, Altman Z skore ve Springate tahmin modelleriyle değerlendirmişlerdir. Her iki modelde yakın sonuçlar vermişler ve araştırmaya konu olan firmalarda iflasın olmayacağını öngörmüşlerdir.

Civan ve Dayı (2014) Zonguldak ilindeki faaliyet gösteren 10 adet kamu sağlık kuruluşunun, 2008-2012 dönemine ait mali tablo verileriyle mali başarı-başarısızlık durumunu tahmin etmiştir. Bağımsız değişken olarak 19 finansal oran kullanılmıştır. Çalışmada Altman Z skoru ve YSA tahmin modelleri tercih edilmiştir. Altman Z skor sonuçlarının bağımlı değişken olarak YSA'da kullanılması ile yapılan tahminde mali başarı-başarısızlık durumu %94 oranında başarıyla tahmin edilmiştir. Altman Z skor yöntemine göre başarılı başarısız ayrımın yapıldıktan sonra YSA ile yapılan tahminde %85 genel doğru sınıflandırma oranı ortaya konmuştur. İkinci başarısızlık kriterine gören Yapay sinir ağları modellemesi yapılmış %85 genel doğru sınıflandırma yapılmıştır. YSA ile yapılan tahminler, Altman'ın Z skor sonuçlarından daha iyi başarı ortaya koymaktadır.

Çevik (2014) 1991-2014 döneminde BİST’te işlem gören ve araştırma kapsamına alınan, başarısız kabul edilen 33 firmanın hisselerinin son beş yıllık performanslarını çeşitli dönemlerde incelemiş ve mali başarısızlık sürecinin firma değerine olan etkisini ortaya koymaya çalışmıştır. Çeşitli kriterlere göre oluşturulan üç farklı portföyün performansları “kümülatif anormal getirileri” (CAR) modeli ile değerlendirilmiştir. Her bir dönem için ayrı ayrı elde edilmiş “ortalama kümülatif anormal getirilerinin” (ACAR) istatistiksel anlamlılığı için t-testi kullanılmıştır. Mali başarısızlık ölçüsü olarak: üç yıl üst üste zarar etme, üç yıllık kümülatif karın negatif olması, özsermayenin negatif olması, net işletme sermayesinin negatif olması kriterlerinden en az üçünü aynı anda kendinde barındırma kriteri benimsenmiştir. Şirketlerin hisselerinin geçici olarak işleme kapanma tarihlerinden geriye altı yıllık mali tabloları incelenerek, yukarıdaki başarısızlık ölçüsü olarak kabul edilen dört kriterin en az üçünü sağlayanlar veya iflas/tasfiye şartını sağlayan 33 firma başarısız olarak kabul edilmiştir. Başarısız olarak kabul edilen 33 firmanın: 13’ünde iflas-tasfiye kararı verilmiş, 11’i TMSF’na devir olmuş (veya devir olan şirketlerle ilişkili), 9’u ise işlem sırası kapanmış şirketlerden oluşmaktadır. 33 firmadan üç ayrı grup (portföy) oluşturulmuştur. Birinci portföy “Mali Başarısızlık”, ikinci portföy “TMSF”, üçüncü portföy ise “İşletme Başarısızlığı” Portföyü olarak adlandırılmıştır. Araştırmaya konu 33 başarısız firmanın 20 tanesi Mali Başarısızlık portföyünde, 11 tanesi TMSF portföyünde, 33 tanesi işletme başarısızlığı portföyünde yer almıştır. Oluşturulan bu üç farklı portföyün işlem sıralarının geçici olarak kapatıldığı tarihten 5 yıl geriye aylık olarak (60 dönem) incelenmiştir. 33 firmanın hisse senetlerinin aylık getirileri (60 aylık) ve aynı döneme denk gelen endeksin getirileri de hesaplanmıştır. Bahsi geçen bu 60 dönem de kendi içinde 9 gruba ayrılmıştır. Bu gruplar yıllık anormal getirilerdeki değişimlerini görebilmek için oluşturulmuştur. Araştırmada oluşturulan üç farklı portföyün performansı, oluşturulan 9 ayrı zaman dönemindeki “kümülatif anormal getirileri” (CAR) hesaplanmıştır. Çalışmada anormal getiri, endeks getirisinden sapma olarak belirtilmiş ve CAR ile hesaplanmıştır. Her hisse için hesaplanan kümülatif anormal getirilerinin ortalaması alınarak, portföyün her dönemi için “ortalama kümülatif anormal getiri” leri (ACAR) hesaplanmıştır. “işletme başarısızlığı” isimli portföyünün “ortalama kümülatif anormal getirilerinde” istatistiksel olarak t-testine göre anlamlı bir fark görülmemiş olmakla birlikte dokuz dönemin üçünde endeks getirisinden farklılaşmıştır. “TMSF” isimli portföyünün “ortalama kümülatif anormal getirilerinde” dokuz dönemin hepsinde t-testine göre istatistiksel olarak anlamlı bir fark görülmemiştir. Yani TMSF isimli

portföyün getirisi ile ilgili dönemlerdeki BIST 100 endeksinin getirisi arasında istatistiksel olarak anlamlı bir fark bulunamamıştır. “Mali Başarısızlık” isimli portföyün “ortalama kümülatif anormal getirilerinde” dokuz dönemin yedisinde t-testine göre istatistiksel olarak anlamlı negatif bir fark görülmüştür. Mali Başarısızlık isimli portföyün getirisi ile ilgili dönemlerdeki BIST 100 endeksinin getirisi arasında negatif bir farklılaşma olduğu ortaya konmuştur. Ayrıca ortalama kümülatif anormal getirilerin işlem sırası kapanmadan üç yıl öncesinden endekse göre farklılaştığı tespit edilmiş ve bu süreçte en çok kaybettiren hisselerin ise “Mali Başarısızlık” portföyü içinde yer aldığı belirtilmiştir.

Karadeniz ve diğerleri (2014) BİST’te işlem gören 4 adet spor firmasının, 2011-2013 dönemine ait yıllık mali tablo verileriyle, oran analizi yardımıyla finansal performanslarını ölçmüş ve sonrasında Altman Z skor modeliyle iflas etme riskleri tahmin etmişlerdir. Bağımsız değişken olarak 21 finansal oran kullanılmıştır. Araştırma sonucuna göre spor şirketlerinin net çalışma sermaye devir hızları %91.67, aktif karlılık oranları ise %66.67 negatif çıkmıştır. Araştırmaya konu olan spor şirketlerinin kârlı şirketler olmadığı ortaya konmuştur. Altman Z skor sonuçlarına göre spor şirketlerinin % 58.33’ü iflas riskiyle yüz yüze olarak görünmektedir.

Öz (2014) farklı ülkelerin MSCI (Morgan Stanley Gelişmekte Olan Piyasalar Endeksi)’de yer alan, ülke borsalarında işlem gören 850 adet endüstri sektörü firmasının, 2000-2012 dönem muhasebe temelli verilerini kullanıp, popüler beş farklı finansal sıkıntı modeliyle, finansal sıkıntıdan beş yıl öncesine kadar finansal sıkıntı durumlarını tahmin eden modeller geliştirmiştir. Finansal sıkıntılı olma ölçüsü olarak iki, üç veya beş yıl üst üste zarar etme kriteri kabul edilmiştir. Finansal sıkıntı baz yılı olarak üst üste zarar yıllarının son yılı dikkate alınmıştır. Bağımsız değişken olarak on yedi oran kullanılmıştır. Kullanılan beş farklı tahmin modeline göre bağımsız değişken sayısı farklıdır. Araştırmada muhasebe temelli, beş finansal sıkıntı tahmin modeli olarak: Altman Z (1968), Tafflers (1983), Ohlson (1980), Zmijewski (1984) ve Shumway (2001) kullanılmıştır. Tezde MSCI endeksindeki on ülke (Brezilya, Çin, Mısır, Güney Afrika, Meksika, Fas, Filipinler, Polonya, Güney Kore ve Türkiye) araştırmaya konu olmuştur. Tüm ülke verilerini kullanarak revize edilen modellerin tahmin yıllarının genel ortalama tahmin başarı yüzdesi ise şöyledir: Altman %14.97, Ohlson % 90.77, Shumway % 89.53, Zmijewski % 90.13, Taffler %90.80. Taffler, Ohlson ve Zmijewski modellerinin güncellenmiş katsayıları araştırmada daha iyi sonuçlar ortaya koymuştur.

Paket (2014) BİST'te çeşitli sektörlerde faaliyet gösteren 58 firmanın 2002-2012 dönemine ait yıllık mali tablo verileri kullanarak, finansal başarı durumlarını ÇDA ve YSA yöntemleriyle her yıl için ayrı ayrı olarak öngörmüştür. Finansal başarısızlık kriteri olarak cari yıl zarar etme veya üst üste iki yıl zarar etme kriteri baz alınmıştır. Araştırmada bağımsız değişken olarak yirmi sekiz finansal oran kullanılmıştır. Diskriminant analizinde her yıl için farklı diskriminant fonksiyonu oluşturulmuş, yapay sinir ağlarında da her yıl farklı bir ağ yapısı ortaya konulmuştur. YSA'da kullanılan eğitim ve test seti oranı sırasıyla %71-%29'dur. YSA'da kullanılan bağımsız değişken sayısı yirmi yedidir. Her iki tahmin yönteminin en düşük genel tahmin oranının olduğu 2007 yılının doğru tahmin oranları yapay sinir ağlarında %88.24, diskriminant analizinde ise % 75.90 olarak gerçekleşmiştir. Tüm yılların doğru tahmin ortalaması alındığında, diskriminant analizi %89.97 ve YSA ise %95,19'dur. Genel olarak yapay sinir ağı sınıflandırma gücünün diskriminant analizinden daha iyi olduğu görülmüştür.

Ural (2014) BİST'te işlem gören 25 gıda, içki-tütün firmasının 2005-2012 dönemine ait yıllık mali tablo verilerini kullanarak finansal başarısızlıkları bir, iki, üç yıl öncesinden öngören LR modeli geliştirmiştir. Bağımsız değişken olarak 31 tane finansal oran kullanılmıştır. Her yıl için ayrı ayrı lojistik regresyon fonksiyonu hesaplanmıştır. Geliştirilen modelde yıllara göre sırasıyla genel doğru tahmin oranı ise %91.67, %91.67, %83.33 olarak gerçekleşmiştir.

Zinet (2014) BİST'te işlem gören 167 adet firmanın 2005-2013 dönemlerine ait yıllık finansal tablo verileriyle finansal başarısızlık durumlarını diskriminant analizi yöntemi ile tahmin etmiştir. Üst üste en az 2 yıl zarar etme, aktif toplamının önceki yıla göre en az %10 azalması, özkaynakların önceki yıla göre en az %10 azalması ve göz altı pazarına alınma durumlarından aynı anda en az ikisini uhdesinde barındıran işletmeler finansal başarısız olarak kabul edilmiştir. Araştırmada tüm dönemlerin rasyoları on sekiz finansal oran kullanılarak hesaplanmıştır. Ardından hesaplanan finansal oranlar faktör analiziyle gruplandırıldıktan ve güvenilirlik analizlerinden geçirildikten sonra geriye kalan iki-üç faktör diskriminant fonksiyonunda kullanılmıştır. Her yılın ayrı ayrı diskriminant fonksiyonu mevcuttur. Diskriminant analizi sonucu finansal başarısızlık tahmininde, krizlere yakın olmayan yıllarda yaklaşık doğru tahmin oranı %85-%90 aralığında, kriz dönemlerinde ise doğru tahmin oranı %65-%75 aralığında gerçekleşmiştir.

Ađırman (2015) BİST'te mevcut 7 ana sektörde yer alan, 14 alt sektörün her biri için ayrı ayrı en hayati ilk 10 finansal sıkıntı öncüsü olan finansal oranları tespit etmiştir. Bağımsız değişken olarak yirmi dört finansal oran kullanılmış olup, başarısızlık kriteri olarak ise kottan çıkarılma dikkate alınmıştır. Kottan çıkarılan firmaların son iki yıl çeyrek dönem mali tablo verileriyle (8 çeyrek dönem) finansal başarı-başarısızlık durumu, yapay sinir ağları modelini kullanılarak tahmin edilmiştir. Araştırmanın sonucuna göre doğru tahmin oranı sektörlere göre %82,16 ile %98,13 arasında değişmekle birlikte BİST geneli başarı oranı %52.54 olarak belirtilmiştir.

Mampouya-Sıta (2015) BİST'te imalat sektöründe işlem gören 116 adet (58 başarılı, 58 başarısız) firmanın 2009-2013 döneminde, lojistik regresyon analiz yöntemini kullanarak finansal başarı-başarısızlık durumlarını tahmin eden modeller geliştirmiştir. Finansal başarısızlık ölçüsü olarak 6 değişken: Ekonomik katma değer, piyasa katma değer, Özkaynak getiri oranı, aktif getiri oranı, üst üste iki yıl FAVÖK<Finansman Giderleri olması ve firma piyasa değerinin üst üste iki yıl negatif olması kriter olarak kullanılmıştır. Bahsi geçen bu 6 değişkenden yarıdan fazlasının olumsuz olması durumunda firma başarısız kabul edilmiştir. Araştırmada bağımsız değişken olarak: 15 finansal oran, beş makro ekonomik büyüklük değişkeni ve altı piyasa değişkeni kullanılmıştır. Bu üç tür bağımsız değişkenle tek veya çeşitli kombinasyonlar yapılarak modeller oluşturulmuştur. Model 1-bağımsız değişken olarak sadece 15 finansal oranı, Model 2-bağımsız değişken olarak: 15 finansal oran ve beş makro ekonomik büyüklük değişkenini, Model 3-bağımsız değişken olarak: 15 finansal oran, beş makro ekonomik büyüklük değişkeni ve altı piyasa değişkenini, Model 4-bağımsız değişken olarak: altı piyasa değişkenini, Model 5-bağımsız değişken olarak: altı piyasa değişkeni ve beş makro ekonomik büyüklük değişkenini kullanmıştır. Finansal başarısızlıktan bir yıl öncesinde en iyi genel doğru tahmin oranı %83.62 ile Model III, iki yıl öncesinde %79.31 ile Model I ile gerçekleşmiştir.

Salur (2015) BİST'te işlem gören 144 işletmenin (72 başarılı, 72 başarısız) 2008-2013 dönemine ait yıllık mali tablo verilerini kullanarak finansal başarı durumunu yapay sinir ağları yöntemi ile bir yıl önceden tahmin etmiştir. Verilerin %67'si eğitim seti, %33'ü ise test veri seti olarak araştırmada kullanılmıştır. Tezde birden fazla başarısız olma kriteri mevcut olup, başarısızlık başlangıcı olarak üst üste iki yıl ve daha fazla zarar eden işletmeler için zararın ikinci yılı baz yıl olarak alınmıştır. Bağımsız değişken olarak kullanılan yirmi finansal oranın hepsi bir kerede YSA modeline girilmiştir. Yapay zekâ

tahmin yöntemlerinden olan yapay sinir ağı modeli ile işletmelerin finansal başarı/başarısızlık durumları test setinde %95.83 doğru tahmin edilmiştir.

Selimoğlu ve Orhan (2015) 2013 yılında BİST’te işlem gören 25 adet (11 başarılı, 14 başarısız) dokuma, giyim ve deri eşyası sektöründeki firmanın finansal başarı-başarısızlık durumlarını diskriminant analizi yöntemiyle tahmin etmişlerdir. Oran analizi yöntemiyle de önemli olan oranları ön plana çıkarmışlardır. Finansal başarısız işletmeler Altman Z skoru < 1.81 olanlar ve/veya ilgili dönemde zarar edenler olarak belirlenmiştir. Bağımsız değişken olarak yirmi üç adet finansal oran kullanılmış, diskriminant analizi sonucunda yedi orana indirgenmiştir. Diskriminant modelinin doğru sınıflandırma başarı oranı %92 olarak ortaya konulmuştur.

Taşpınar Cengiz ve diğerleri (2015) BİST’te işlem gören 97 adet (66 başarılı, 33 başarısız) firmanın 2013 yılı mali tablo verileriyle finansal başarı-başarısızlık durumlarını, faktör analizi ve diskriminant analizi modelleriyle tahmin etmişlerdir. Finansal başarı-başarısızlık şartı şirketlerin 2013 yılı sonunda karlılık durumuna göre belirlenmiştir. Araştırmada açıklayıcı değişken olarak yirmi beş mali oran kullanılmış, anlamlı 24 bağımsız değişkenin faktör analizi sonucu açıklayıcılığı %76 olan altı faktör elde edilmiştir. Faktörlere göre kurulan diskriminant analizi genel doğru sınıflandırma %92.78 olarak ortaya konulmuştur. ilk dört faktöre göre kurulan diskriminant analizi genel doğru sınıflandırma oranı %92.78’dir. Anlamlı bulunan dört faktör tek bir endekse dönüştürülüp tekli diskriminant analizi uygulandığında genel doğru sınıflandırma oranı %94.85’e çıkmıştır.

Yılmaz ve Yıldırım (2015) BİST’de faaliyet gösteren 32 adet (18 iflas etmemiş, 14 iflas etmiş) firmanın, 2001-2006 dönemine ait mali tablo verileriyle, finansal başarısızlığı Altman Z skor modelini kullanarak tahmin etmişlerdir. Firmaların her yıl Altman Z skor puanları hesaplanarak, tüm yıllar ortalaması alınmış ve hesaplamalar bu ortalamalar üstünden yapılmıştır. Altman’ın “gri alan”/“belirsiz alan” olarak belirlediği yerde bulunan işletmeler de başarılı olarak kabul edilmiş ve modeller kurulmuştur. Altman Z skor modelinin genel tahmin gücü %81.25 olarak ortaya çıkmıştır. Altman Z skor modelinde kullanılan beş bağımsız değişken için ayrıca bir diskriminant analizi modeli oluşturulmuş ve buna göre bulunan yeni diskriminant modelinde genel tahmin gücü %93.75 olarak ortaya konulmuştur.

Akpınar (2016) BİST’te işlem gören 46 adet imalat firmasının 2011-2013 dönemine ait verileriyle işletmelerin finansal başarısızlık riskine etki eden faktörleri belirlemek için korelasyon ve regresyon analizi kullanmıştır. Finansal başarısızlık kriteri: model 1’de Altman Z skor (1968), model 2’de ise Altman Z skor (1983) olarak iki farklı bağımlı değişken kullanılmıştır. Altman skor değerlerine göre finansal başarı/başarısızlık durumları, farklı 7 adet bağımsız değişken kullanılarak tahmin edilmiştir. Tek bir regresyon fonksiyonu yerine her model ve her yıl için birbirinden farklı regresyon modelleri ortaya konmuştur. Genel olarak, kaldıraç oranı ile finansal başarı durumu arasında anlamlı bir negatif ilişki varken aktif kârlılığı ve özkaynak devir hızı bağımsız değişkenleri ile finansal başarı durumu arasında anlamlı pozitif bir ilişki olduğu belirtilmiştir. Modellerde kullanılan bağımsız değişkenler, finansal başarısızlık riskindeki değişimleri ortalama olarak model 1 için %64, model 2 için ise %90 oranında açıklamıştır.

Geyikçi ve Karaa (2016) BİST’te 2011-2014 dönemlerinde faaliyet gösteren 30 adet (15 başarılı, 15 başarısız) firmanın mali tablo verileriyle, işletmelerin finansal başarısızlık durumunu diskriminant analizi yardımıyla tahmin eden modeller geliştirmişlerdir. Finansal başarısızlık ölçüsü olarak dört yıl üst üste zarar etme kriteri kabul edilmiştir. Bağımsız değişken olarak 35 oran kullanılmıştır ve diskriminant analizi vasıtasıyla 35 oran iki orana kadar indirilmiştir. Her yıl için fonksiyonlar yeniden hesaplanmıştır. Başarısızlıktan bir yıl önceki genel doğru sınıflandırma oranı %76.67 olarak gerçekleşmiştir.

Geyikçi ve Karaa (2016) BİST’te 2000-2015 dönemlerinde faaliyet gösteren 46 adet (23 iflas etmemiş, 23 iflas etmiş) firmanın mali tablo verileriyle, işletmelerin finansal başarı-başarısızlık durumunu regresyon ve diskriminant analizi yardımıyla tahmin eden modeller geliştirmişlerdir. Bağımsız değişken olarak 22 oran kullanılmıştır. Regresyon analizi yardımıyla yirmi iki finansal oran üç finansa indirgenmiş ve hem regresyon hem de diskriminant analizi uygulamaları bu üç oran üstünden gerçekleştirilmiştir. Her yıl için fonksiyonlar yeniden hesaplanmıştır. İflastan bir yıl önce genel doğru sınıflandırma oranı Regresyon analizi için %84.78 iken diskriminant analizinde ise % 86.96 olarak gerçekleşmiştir. Genel doğru sınıflandırma oranları dikkate alındığında diskriminant analizi biraz daha yüksek tahmin gücüne sahiptir.

Türkmen (2016) BİST 100 endeksinde 2009-2015 dönemlerinde işlem gören 69 adet firmanın, finansal başarısızlıkları ile kurumsal yönetim arasındaki ilişkiyi, lojistik regresyon ve karar ağacı yöntemleriyle tahmin eden modeller ortaya koymuştur. Bağımsız değişken olarak: yönetim kurulu üye sayısı, yönetim kurulu bağımsız üye sayısı, yönetim kurulu kadın üye sayısı, denetim komitesi üye sayısı, kurumsal yatırımcı sahipliği, yönetici sahipliği, yabancı yatırımcı sahipliği, CEO ikiliği, finansal kaldıraç oranı ve işletme büyüklüğü olmak üzere on adet değişken kullanılmıştır. Eğitim ve test seti oranı sırasıyla %71-%29'dur. Lojistik regresyon %82.70, karar ağacı yönteminin test seti tahmin sonucu %77.50 olarak ortaya konmuştur. Kadın yönetim kurulu üyesi, denetim komitesi varlığı, yabancı yatırımcı sahipliği, işletme büyüklüğü değişkenleri ile işletmenin kurumsal başarısı arasında bir ilişki olmadığı ortaya konmuştur.

Ulucan (2016) BİST tekstil ve teknoloji endeksinde işlem gören 26 işletmenin, 2006-2013 dönemine ait çeyrek dönem mali tablo verilerini kullanarak, Finansal başarısızlıklarını bulanık mantık (anfis) yöntemi kullanarak tahmin etmiştir. Finansal başarı kriteri olarak Altman Z skore (1968) modeli kriter olarak dikkate alınmıştır. Bulanık Mantık (Anfis) metodu ile tahmin gerçekleştirilirken, Altman Z (1968) modeli değişkenleri modelde girdi olarak kullanılmıştır.

Ece (2017) Türkiye'deki firmaların finansal sıkıntıya girmelerine neden olan makroekonomik faktörleri ortaya koymuştur. Finansal sıkıntı kriteri (bağımlı değişken) olarak "iflasın ertelenmesi için mahkemelere yapılan başvuru sayıları", bağımsız değişken olarak da 19 makroekonomik gösterge kullanılmıştır. Bağımsız değişkenler adımsal regresyon analizinde ikiye, klasik regresyon analizinde üçe kadar indirgenmiştir. Araştırma, 2009-2016 döneminde iflasın ertelenmesi için mahkemelere başvuru yapan 2.712 firmayı kapsamaktadır. Firma sayıları üçer aylık dönemler halinde açıklanan UYAP sistemi verilerinden alınmıştır. Adımsal regresyon analizinin açıklayıcılığı %33.97, klasik regresyon analizinin açıklayıcılığı ise %61.64'dür. Regresyon analiz sonuçları birlikte değerlendirildiğinde, ekonominin sağlığıyla ilgili değişkenlerin yani bağımsızların bağımlılar üzerinde azaltıcı bir etkiye sahip olduğu görülmüştür. Araştırmada, faizin kısa dönemde finansal sıkıntıyı olumsuz etkilediği ve finansal sıkıntının makroekonomik değişkenlere duyarlı olduğu belirtilmiştir.

Türk ve Kürklü (2017) 2014-2016 dönemine ait mali tablo verileriyle BİST'te farklı sektörlerde faaliyet gösteren 166 şirketin iflas riskini, Springate ve Altman modelleriyle

tahmin etmişlerdir. Altman Z skore modelinde yıllık ortalamalara göre firmaların % 69 başarılı, Springate S modelinde ise yıllık ortalama başarı seviyesinin %57 olduğunu ortaya konulmuştur.

Türkcan (2017) 1990-2010 döneminde 27 AB ülkesinde ve Türkiye’de faaliyet gösteren 425 adet çeşitli türde bankanın yıllık verileriyle, mali başarı-başarısızlık durumunu bir yıl önceden lojistik regresyon analizi yardımıyla modellemiştir. DataStream veri tabanından 81 adet finansal oran ve 15 adet makro-ekonomik gösterge olmak üzere toplamda 96 adet bağımsız değişken temin edilmiştir. Bağımsız değişkenler tüm bankalar örneklemini için lojistik regresyon vasıtasıyla beş değişkene kadar indirgenmiştir. Tüm örneklem için faydalı bulunan bağımsız değişkenler ise: Uzun Vadeli Borç / Sermaye, Aktif Kârlılığı, Toplam Aktiflerin Logaritması, Yatırıma Dönüştürülen Aktifler /Toplam Aktifler ve Faiz Dışı Gelir / Toplam Gelirler olarak belirtilmiştir.

Akdeniz (2018) BİST’te işlem gören imalat sektöründeki 100 firmanın (50 başarılı, 50 başarısız) yıllık mali tablo verileriyle mali başarı-başarısızlık durumunu LR ve YSA tahmin yöntemlerini kullanarak bir yıl önceden yapmıştır. Açıklayıcı değişken olarak dokuz mali oran kullanılmıştır. Yapay sinir ağları yönteminde %50 eğitim, %50 test seti kullanılmıştır. Yapay sinir ağları test setinin genel doğru sınıflandırma oranı %94 olarak gerçekleşmiştir. Lojistik regresyon analizinin genel doğru doğru sınıflandırma oranı %95 olarak gerçekleşmiştir.

Aksoy (2018) BİST’te işlem gören 126 adet (63 başarılı, 63 başarısız) imalat firmasının 2006-2009 dönemine ait yıllık mali tablo verilerini kullanarak finansal başarısızlıkları bir, iki ve üç yıl öncesinden öngören modeller geliştirmiştir. En fazla başarısız şirket sayısının olduğu 2009 yılı başarısızlık yılı olarak baz alınmış ve birden fazla finansal başarısız olma kriteri kullanılmıştır. 29 adet bağımsız değişken kullanılmıştır (25 adet mali oran, dört adet nitel değişken). C5.0, CART ve Yapay sinir ağları analizlerinde %70 eğitim seti, %30 seti kullanılmıştır. Diskriminant analizi, lojistik regresyon, CART modellerinde 29 bağımsız değişkenin tamamı kullanılarak tahmin yapılmış, C5.0 ve YSA analizinde ise 8 bağımsız değişken kullanılarak tahminler gerçekleştirilmiştir. Başarılı ve başarısız işletmelerin kullanılan yöntemlere göre toplam sınıflandırma doğruluğu başarısızlıktan bir yıl önce tahmin gücü sırasıyla DA %81.75, C5.0 Algoritması % 86.84, CART=YSA % 92.11 ve LR %92.86 olarak hesaplanmıştır.

Aktümsek (2018) BİST’te üç farklı sektörde işlem gören toplamda 80 firmanın (52 başarılı, 28 başarısız) 2008-2017 dönemi yıllık mali tablo verilerini kullanarak, mali başarı-başarısızlık durumunu bir yıl önceden LRA ile tahmin etmiştir. Üç farklı sektörün her biri için farklı LRA yapılmıştır. Model 1 olarak geçen teknoloji, ulaştırma ve haberleşme sektöründen 24 firma, (20 başarılı, dört başarısız), model 2 olarak geçen gıda, içki, tütün sektöründen 27 firma, (14 başarılı, 13 başarısız), model 3 olarak geçen toptan perakende otel lokanta sektöründen 29 firma (18 başarılı, 11 başarısız) araştırmanın konusunu oluşturmuştur. Bağımsız değişken olarak 33 finansal oran kullanılmış olup her modelde lojistik regresyon analizi yardımıyla bir finansal orana indirgenebilmiştir. Mali başarı-başarısız firmaların belirlendiği yıl olarak 2017 yılından belirlenmiştir. Mali başarısızlık ölçüsü olarak son 10 yılda 4 kez ve daha fazla zarar etme kriteri benimsenmiştir. Lojistik regresyon yönteminin modellere göre sırasıyla genel doğru sınıflandırma oranı %83.33, %70.37, %75.86 olarak tespit edilmiştir. En başarılı tahmin %83.33 ile model 1 de yer alan teknoloji, ulaştırma ve haberleşme sektörü için olmuştur. Mali başarı-başarısız olma durumunu en iyi sınıflandıran oranlar sırasıyla: model 1 için stok devir hızı, model 2 için cari oran, model 3 için VÖK/Özsermaye olduğu belirtilmiştir.

Hesarı (2018) BİST’te işlem gören 176 işletmenin (104 başarılı, 72 başarısız) 2009-2014 yılları arasındaki yıllık mali tablo verilerini kullanarak finansal başarısızlıklarını bir yıl önceden tahmin etmiştir. Finansal başarısızlık kriteri olarak üst üste iki yıl zarar etmesi şartı kabul edilmiş, zararın ikinci yılı baz yıl olarak alınmış ve bağımsız değişken olarak yedi adet finansal oran kullanılmıştır. Firmaların % 69’u eğitim %31’i ise test seti için kullanılmıştır. Tahmin yöntemi olarak karar ağaçları (C&R, QUEST ve CHAID algoritmaları), YSA, DA ve LR yöntemlerini kullanmıştır. Başarılı ve başarısız işletmelerin test setlerinin yöntemlere göre tahmin gücü sırasıyla: C&R ağacı %100, CHAID karar ağacı %98.18, lojistik regresyon % 96.36, yapay sinir ağları %92.73, QUEST karar ağacı % 92,73 ve diskriminant analizi % 80 olarak hesaplanmıştır.

Kısakürek ve Bircan (2018) BİST imalat sektöründe faaliyet gösteren 124 adet (87 başarılı, 37 başarısız) firmanın, 2008 yılı mali tablo verilerini kullanarak, mali başarı durumlarını diskriminant analizi tahmin modeliyle ortaya koymuştur. Finansal başarı-başarısızlık durumunun belirlenmesinde Altman Z skor modelinden yararlanılmış, bağımsız değişken olarak 25 adet finansal oran kullanılmıştır. Faktör analizi sonucunda elenerek dört faktöre indirgenen model, diskriminant analiz modelinde kullanıldığında genel tahmin başarısı % 91.13 olarak ortaya konulmuştur.

Öcek (2018) Türkiye ve Avrupa olmak üzere 21 ülkede faaliyet gösteren 75 adet halka açık konaklama firmasının 2012-2016 dönem verilerini kullanarak, firmaların iflas risklerini; Altman Z skor, Altman Z' skor, Altman Z'' skor modelleri, Springate modeli, Ohlson Skor modeli, Fulmer modeli ve CA-Skoru modellerini kullanarak ortaya koymuştur. Araştırmada bağımsız değişken olarak 39 oran hesaplanmıştır. Türkiye'deki konaklama işletmeleri için genel iflas tahmin oranları modellere göre sırasıyla; Altman Z %43,64, Altman Z' %40, Altman Z'' %100, CA Skore %25.45, Springate skor %72,73 , Fulmer skor %78,18 Ohlson skor % 40 olmuştur. Avrupa'da ise modellere göre sırasıyla; Altman Z %49.69, Altman Z' % 45.94, Altman Z'' % 99, CA Skor % 31,56, Springate skor % 77.50, Fulmer skor % 76.56 Ohlson skor % 34.69 olarak genel iflas tahmini ortaya konmuştur. Türkiye ve Avrupa olmak üzere tüm konaklama işletmelerinin genel iflas riski oranı ise modellere göre sırasıyla Altman Z %48,80, Altman Z' %45.07, Altman Z'' %99.20, CA skore %30.67, Springate skor %76.80, Fulmer skor %76,80, Ohlson skor %35,47 olarak ortaya konmuştur.

Öner (2018) Erzincan ilinde 2014-2017 döneminde faaliyet gösteren, bilanço esasına göre defter tutan 40 adet KOBİ yöneticisinin finansal bilgi düzeyleri ile firma başarı durumu arasındaki ilişkiyi regresyon analiziyle araştırmıştır. Yöneticilerin finansal bilgi düzeyleri, geliştirilen bir anket yardımıyla puan olarak ortaya konmuştur. Araştırmada 5 finansal oran ve bir adet anket puanını temsil eden toplamda 6 adet bağımsız değişken kullanılmıştır. Kullanılan bağımsız değişkenlerin firma başarı durumu üzerinde istatistiksel olarak anlamlı etkisinin olduğu belirtilmiştir. İşletme yöneticilerinin finansal bilgi düzeyleri ile firma başarı durumu arasında anlamlı ilişkilerin tespit edildiği ortaya konulmuştur.

Özzorlu (2018) 2013-2017 döneminde faaliyet gösteren 22 firmanın finansal başarı-başarısızlık durumunu (VZA) veri zarflama analiz yöntemi ile ortaya koymuştur. Öncelikle metal eşya sektöründeki 31 firmanın, Altman Z (1968) skoru ile firmaların iflas riskleri, Dupont analizi ile özsermaye karlılığı, Tobin Q ile kaynakların etkin kullanımı her firma için tek tek ve yıllara göre hesaplanmıştır. (VZA) Veri zarflama analizinde firma etkinliği hesabında girdi-çıkıtı değişkenleri olarak kullanılmak üzere Altman Z (1968) skorda kullanılan bağımsız değişkenler parçalanarak girdi ve çıkıtı değişkenleri üretilmiştir. Veri zarflama analizi (VZA) uygulamasında karar verme birimi (DMU) olarak verileri temin edilebilen 22 firma dikkate alınmıştır. Girdi olarak iki değişken, çıkıtı olarak dört değişken kullanılmıştır. Girdi değişkeni olarak: toplam varlıklar, toplam

yükümlülükler kullanılmışmış olup, çıktı değişkeni olarak: çalışma sermayesi, dağıtılmamış karlar, FVÖK ve piyasa değeri kullanılmıştır. VZA yöntemine göre metal sektöründeki 22 firmanın tüm yıllara göre genel etkinliği (başarı) %17 olarak ortaya konmuştur.

Söylemez (2018) İMKB’de 2007-2009 döneminde imalat sektöründe işlem gören 489 adet (291 başarılı, 198 başarısız) firmanın finansal başarısızlığını, finansal kriz dönemindeki piyasa verileriyle, Black Scholes Merton (BSM) opsiyon ve KMV (Kealhofer-McQuown-Vasicek) modellerini kullanarak tahmin etmiştir. Modellerin doğru sınıflandırma oranları BSM2 %80, KMV2 %78 olarak gerçekleşmiştir. Araştırmada birden fazla başarısız olma kriteri kullanılmıştır. Ayrıca firma varlıklarının piyasa değerinin doğal logaritması, firma yükümlülüklerinin nominal değerinin doğal logaritması ve varlık volatilitesi regresyon analizine tabi tutulmuştur. Analizde en güçlü etkiye sahip olan değişkenin firma varlıklarının volatilitesi olduğu ortaya konulmuştur.

Arslan (2019) BİST’te işlem gören on yedi adet metal ana sanayi sektörü firmasının 2014-2018 dönemlerine ait yıllık mali tablo verileriyle finansal başarısızlığı her yıl ayrı ayrı olarak Altman Z skor yöntemi ile hesaplamış ve gri ilişkisel analiz yöntemi ile işletmelerin finansal performansları en yüksekten, en düşük performansa doğru sıralanmıştır.

Demirtepe (2019) BİST 100 endeksinde işlem gören imalat firmalarının finansal başarısızlık durumlarını LR yöntemi ile tespit etmiştir. Araştırmada panel veri kullanılmıştır. İlk grubu 2008-2013 dönemi 90 adet (51 başarılı, 39 başarısız) firmanın mali tablo verileri oluşturmuştur. İkinci grubu 2014-2018 dönemine ait 84 adet (42 başarılı, 42 başarısız) firmanın yıllık mali tablo verileri oluşturmuştur. Araştırmada 24 bağımsız değişken 14 orana indirilerek 2008-2013 dönemi ilk grubun finansal başarısızlık durumu %87,94 oranında doğru tahmin edilmiştir. Başarısızlık kriteri olarak; İflas, en az üç yıl üst üste zarar etme, negatif sermaye sahip olma, gözaltı pazarına alınma ve kottan çıkarılma kriterlerinden herhangi birine sahip olma benimsenmiştir. İkinci dönem olan 2014-2018 döneminde 14 olan bağımsız değişkenler logit 1 modelde 11’e indirgenmiş, logit 2 modelde ise 9’a indirgenmiştir. Her iki modelde de %48 oranında finansal başarı-başarısızlık durumunu açıklandığı belirtilmiştir.

Güngör (2019) Uluslararası faaliyet gösteren 30 adet havayolu firmasının 2010-2018 dönemlerine ait yıllık mali tablo verilerini kullanarak finansal başarısızlıklarını

diskriminant analizi yöntemi ile tahmin etmiştir. Başarısızlık kriteri olarak Altman Z'' skor modeli kullanılmıştır. Dokuz adet bağımsız değişken kullanılmıştır. Diskriminant analizi sonucu %65 genel doğru sınıflandırma oranı ortaya konulmuştur.

Kütüklü (2019) Türkiye'de faaliyet gösteren turizm belgeli konaklama tesislerinden altı tanesinin yöneticileri ile yapılandırılmış soru formuyla görüşme tekniği yöntemi kullanılarak görüşmeler yapılmış ve konaklama işletmelerinin finansal başarısızlık sebepleri ortaya konmuştur. Konaklama işletmeleri yöneticilerine 29 soru yöneltilmiştir. Konaklama işletmelerinin risk ve belirsizliklerini artıran faktörlerin; politik olay-gerginlikler, ekonominin istikrarsızlar, teminat-ipotekler, doğal afetler, teknolojik yenilikler, müşteri tercihlerinin değişmesi ve sermaye yapısının olduğu ortaya konmuştur.

Mammadlı (2019) BİST'te işlem gören 17 turizm işletmesinin 2012-2017 dönemine ait yıllık mali tablo verilerini kullanarak her yıl ayrı ayrı yaptığı Mann-Whitney U testi analizi sonucunda finansal başarısızlık için en uygun finansal oranları ortaya koymuştur. Açıklayıcı değişken olarak 32 mali oran kullanılmıştır. Analiz sonucunda bu oranlardan en çok anlamlı bulunan 5 finansal orana indirgenmiştir. 2012-2017 döneminde her yıl için ayrı ayrı gerçekleştirilen Mann-Whitney U testi analizi sonucunda; FVÖK/cari borçlar, FVÖK/toplam borçlar, asit test oranı, faiz karşılama oranı ve ekonomik rantabilite oranları istatistiksel olarak anlamlı bulunmuştur. Bu oranlar açısından başarılı şirketlerin ortalamalarının başarısız şirketlerin ortalamalarına nazaran daha yüksek çıktığı ortaya konmuştur.

Nurcan (2019) BİST 100 endeksinde işlem gören 60 adet işletmenin, 2014-2016 dönemine ait yıllık mali tablo verilerini kullanarak finansal başarısızlıkları, veri zarflama ve LR yöntemleri ile ortaya konmuştur. Başarısız firmaları belirlerken dönemde zarar eden işletmeler ve Altman Z skor değeri<1,81 olma durumunda firmalar başarısız olarak kabul edilmiştir. 2014-2016 döneminde bu iki şarta uyan başarısız firma sayısı otuz dört olarak belirlenmiştir. Gri ilişkisel analiz yöntemi ile on sekiz adet bağımsız değişken sekize indirgenmiştir. Finansal başarısızlığı tahmin için veri zarflama analizi (VZA) ve lojistik regresyon Analizi kullanılmıştır. Veri zarflama analizinin CCR modelinde doğru sınıflandırma oranı %79,09 iken BCC modelinde ise %76,29 olarak gerçekleşmiştir. Lojistik regresyon analizinde ise genel doğru tahmin oranı %92 olarak ortaya konmuştur.

Ramadan (2019) Türkiye'de faaliyet gösteren 46 adet (23 başarılı, 23 başarısız) kamu-özel mevduat bankasının 2000-2011 dönemine ait yıllık mali tablo verileriyle, finansal

başarısızlığı bir yıl öncesinden klasik tahmin yöntemlerinden diskriminant analizini yöntemini kullanarak tahmin etmiştir. TMSF'ye devredilmiş olma, birleşme ve başka banka tarafından satın alınma başarısızlık kriteri olarak kabul edilmiştir. Başarısızlık baz yılı olarak el değiştirilen yıl dikkate alınmıştır. Başarısızlık yılından bir yıl önceki verilerle tahmin gerçekleştirilmiştir. Bağımsız değişken olarak sekiz finansal oran kullanılmıştır. Araştırmanın sonunda bir yıl öncesinden diskriminant fonksiyonunun doğru sınıflandırma oranı %91.3 olarak ortaya konulmuştur.

Selçik (2019) BİST'te işlem gören 228 adet imalat firmasının 1997-2017 dönemine ait çeyrek sonu ve yıl sonu finansal tablo verilerini kullanarak, finansal başarısızlıkları üç ay önceden LR, YSA, karar ağacı ve rastgele ormanlar yöntemleriyle tahmin etmiştir. Veriler finnet internet sitesinden temin edilmiştir. Finansal başarısızlık kriteri olarak Altman Z skor (1968) kullanılmıştır. Bağımsız değişken olarak seksen dört finansal oran kullanılmış olup, lojistik regresyon (LR) analizi ile bu on bir orana indirgenmiştir. Araştırmada %70 eğitim %30 test veri setiyle çalışılmıştır. LR-RFE yöntemi ile seçilen on bir oranın kullanıldığı test veri setinin genel doğru tahmin oranı sırasıyla; lojistik regresyon %95.68, yapay sinir ağları %95.88, karar ağacı %95.14, rastgele ormanlar %96.53 olarak ortaya konmuştur.

Şahin (2019) BİST'te ticaret, hizmet ve imalat sektörlerinde faaliyette bulunan 240(154 başarılı, 86 başarısız) firmanın, 2015-2017 dönemlerine ait verileriyle YSA ve karar ağaçları öngörü yöntemlerini kullanarak finansal başarısızlıkları bir yıl öncesinden tahmin etmiştir. Araştırmada 27 bağımsız değişken kullanılmıştır. Finansal başarısızlık kriteri olarak en az iki yıl üst üste veya daha fazla yıl zarar etme şartı kabul edilmiştir. Bu şartın gerçekleştiği yıl başarısızlık yılı kabul edilmiştir. YSA imalat sektöründe %24, ticaret sektöründe %31, hizmet sektöründe ise %30 oranında test veri seti kullanmıştır. YSA test setinin genel doğru sınıflandırma oranını imalat sektöründe %93.1, ticaret sektöründe %94.4, hizmet sektöründe % 89,5 olarak hesaplanmıştır.

Karar ağaçları yönteminin genel doğru sınıflandırma oranını; imalat sektöründe %84, ticaret sektöründe %87.9, hizmet sektöründe %95.2 olarak hesaplanmıştır. İmalat ve ticaret sektörleri için YSA modelleri, hizmet sektörü için ise karar ağaçları modeli daha iyi tahmin sonuçlar verdiği ortaya konmuştur.

Şengören (2019) 2006-2017 döneminde BİST'te işlem gören 75 firmanın (49 başarılı, 26 başarısız) yıllık mali tablo verileriyle, LR ve DVM yöntemlerini kullanarak, mali

başarısızlıktan üç yıl öncesine kadar firmaların mali başarı-başarısızlık durumunu tahmin eden modeller ortaya koymuştur. Bağımsız değişken olarak 22 finansal oran kullanılmıştır. Eğitim ve test seti oranı %79-%21 olarak kullanılmıştır. Her yıl için ayrı ayrı yapılan lojistik regresyon analizinde 22 finansal oran, başarısızlıktan bir ve üç yıl öncesinde bire, iki yıl öncesinde ise üçe kadar indirgenmiştir. Lojistik regresyon modeli test verisinin başarısızlıktan üç yıl öncesine kadar genel doğru sınıflandırma oranı sırasıyla %93.3, %85.3, % 81.3 olarak gerçekleşmiştir. Destek vektör makineleri tahmin modelinde 22 finansal oran kullanılarak yapılan test verisinin başarısızlıktan üç yıl öncesine kadar genel doğru sınıflandırma oranı sırasıyla %100, %100, %100 olarak gerçekleşmiştir. Aktif kârlılığı, FAVÖK kâr marjı, nakit oranı ve Özkaynak kârlılığı oranlarının mali başarısızlık tahmininde daha önemli olduğu belirtilmiştir.

Tuna (2019) BİST Sürdürülebilirlik Endeksi'nde işlem gören 41 adet firmanın "hisse senedi kapanış fiyatı" ve "hisse senedi getirisi" değişkenlerinin finansal başarı-başarısızlık tahmin modellerinden ne derece etkilendikleri VAR modeli ile ortaya koymuştur. Araştırma 2015-2018 dönemi verilerini kapsamaktadır. Regresyon modelinde bağımlı değişken olan hisse senetleri getirisini Altman Z ve Ohlson negatif, Grover ve Springate değişkenleri pozitif olarak etkilemiştir. Sabit etkiler modelinde ise hisse senedi kapanış fiyatı bağımlı değişkenini Altman Z ve Ohlson O değişkenleri negatif, Grover ve Springate değişkenleri pozitif olarak etkilemiştir. Varyans ayrıştırma analiziyle de her bir değişken kendi içlerinde bağımlı değişkene dönüştürülerek analizler gerçekleştirilmiştir. "Hisse senedi kapanış fiyatı" ve "hisse senedi getiri" değişkenleri en çok kendi değişmelerinden etkilendiği ortaya konmuştur.

Uyar (2019) BİST'te işlem gören 59 adet (39 başarılı, 20 başarısız) imalat firmasının, 2015 yılı mali tablo verisiyle mali başarı-başarısızlık durumlarını en çok etkileyen finansal oranları tespit etmiştir. Araştırmada faktör, diskriminant, lojistik regresyon, kümeleme ve çok boyutlu ölçekleme analizleri kullanılmıştır. Başarısızlık kriteri olarak firmaların ait oldukları endeksin 2016 yılı getirileri baz alınmıştır. 2016 yılı endeksinin altında getiri olma durumunda firmalar başarısız kabul edilmiştir. Açıklayıcı değişken olarak sekiz mali oran kullanılmıştır. Faktör analizi ile sekiz bağımsız değişken üç faktöre indirgenmiş olup analizin açıklama gücü %74.40 olarak gerçekleşmiştir. Diskriminant analizinin genel doğru sınıflandırma oranı %49.15, lojistik regresyon analizinin genel doğru sınıflandırma oranının ise %64 olarak gerçekleştiği ortaya konmuştur. İmalat sektörüne uygulanan çok boyutlu ölçekleme (ALSCAL) yöntemi ile değişkenler arasında

ilişki incelenmiş ve dönen varlık devir hızının mali başarı durumuyla yakın ilişki düzeyi belirtilmiştir.

Van (2019) BİST’te işlem gören 139 imalat firmasının 2017 dönemi yıllık mali tablo verilerini, genelleştirilmiş sıralı logit model yardımıyla analiz ederek, hangi finansal oranın finansal başarı-başarısızlık durumunu belirlemede daha iyi olduğunu ve bu finansal oranlardaki değişimin işletmenin finansal başarı durumunu ne yönde etkilediği ortaya koymuştur. Finansal başarı-başarısızlık (bağımlı değişken) kriteri olarak Altman Z skor (1968) benimsenmiştir. Araştırmada 19 finansal oran bağımsız değişken olarak kullanılmış olup, sıralı logit model yardımıyla beş orana indirgenmiştir. Araştırmanın sonucuna göre: faaliyet kâr marjı, alacak devir hızı, net kar marjı ve asit test oranlarından herhangi birinin artması, işletmelerin güvenli bölgede olma ihtimalini artırırken, finansal kaldıraç oranındaki bir artış durumunda güvenli bölgede olma ihtimalleri azaltmaktadır.

Yılmaz (2019) araştırmasında 2006-2016 döneminde Türkiye’de faaliyet gösteren reel sektör firmalarının finansal sıkıntı yaşama olasılıklarının firma bazlı belirleyicilerini ortaya koymuştur. Finansal sıkıntı ölçüsü olarak takibe alınmış kredi bakiyesi(borcu) olma şartı kriter olarak benimsenmiştir. 2006-2016 döneminde 3.347 adet firmanın takibe alınmış borcu bulunmaktadır. TCMB veri tabanından firmaların bilanço, gelir tablosu ve sektör bilgileri elde edilmiştir. Risk merkezi veri tabanından takipte kredi borcu olan firmalar belirlenmiştir. Açıklayıcı değişken olarak 42 mali oran kullanılmış ve altı finansal orana indirgenmiştir. Bağımsız değişkenler birden fazla yönteme göre seçilmiş olsa da en yüksek genel doğru tahmin oranına temel bileşenler analiziyle seçilmiş değişkenlerle ulaşılmıştır. Araştırmada, 2006-2014 dönemi “örneklem içi” ve 2015-2016 dönemi ise “örneklem dışı” (holdout) olarak tanımlanan farklı veri setleri kullanılmıştır. 2006-2014 dönemi verileriyle modeller kurulmuş, ikinci dönemde ise kurulan modeller test edilmiştir. İlk dönemin lojistik regresyon analizi kullanılarak yapılan genel doğru tahmin oranı %69.21, ikinci dönemin genel doğru tahmin oranı ise %65.63 olarak ortaya konmuştur. Çok değişkenli lojistik regresyon modelleri sonuçlarına göre: karlılık, likidite ve iş hacmi artışının finansal sıkıntı olasılığını düşürdüğüne, faizin ve borcun artmasının ise olasılığı artırdığına işaret edilmiştir. Sağkalım analizi sonuçlarına göre finansal sıkıntının yaşanmasına kadar geçen süreye etki eden faktörlere bakıldığında ise; likidite, karlılık, firma büyüklüğü ve faaliyet performanslarındaki iyileşmenin süreyi uzattığı, borç miktarının artışının ise bu süreyi kısalttığı ortaya konmuştur.

Bayramova (2020) BİST'te KOBİ endeksinde işlem gören 23 adet firmanın 2011-2019 dönemine ait yıllık mali tablo verilerini kullanarak, Altman Z skore değerlerini bulmuş ve bu değerler bulanık mantık (anfis)'ta finansal başarısızlık tahmini için kullanılmıştır. Araştırmada 23 firmanın; 80 başarılı, 94 başarısız dönemi kullanılmış olup ayrıca Z Skor'un gri alan olarak işaret ettiği 56 dönem mevcuttur. Ait olduğu dönem verilerinden 2020 yılını öngören modelin doğru tahmin gücü %70 olarak hesaplanmıştır.

Erişlik (2020) Crunbase veri tabanında bulunan 1.675 adet (892 başarı, 783 başarısız) bulut hizmetleri, büyük veri ve makine öğrenmesi, e-ticaret, mobil uygulamaları, sosyal medya sektörlerinde faaliyet gösteren işletmelerin finansal başarısızlık durumunu YSA ve LR yöntemi kullanarak tahmin edilmiştir. Sekiz adet bağımsız değişken kullanılmıştır. Lojistik regresyon modeli doğru sınıflandırma oranı %56 olarak ortaya konmuştur. Yapay sinir ağları %70-%30 eğitim-test modeli doğru sınıflandırma test verisi sonuçları %77 olarak, %80-%20 eğitim-test modeli doğru sınıflandırma test verisi sonuçları %68 olarak gerçekleşmiştir.

İloğlu (2020) Türkiye, ABD ve İngiltere'de faaliyet gösteren toplam 6 adet havayolu şirketinin 2014-2018 dönemlerine ait yıllık mali tablo verilerini kullanarak Altman Z'' skor modeliyle finansal başarısızlıklarını ortaya koymuştur. Altman Z'' skor modeline göre araştırmaya konu olan firmaların %53,33'ü finansal başarısız, %20'si ise başarılı olarak tespit edilmiştir. BİST'te işlem gören 172 adet (101 başarılı, 71 başarısız) imalat firmasının 2010-2017 dönemine ait yıllık mali tablo verileriyle destek vektör makineleri yöntemini kullanarak finansal başarısızlığı tahmin eden modeller ortaya koymuştur. Destek vektör makineleri yönteminin, parametre optimizasyonu (grid) ve optimal özellik setinin belirlenmesinin (t-testi, TBA, LRA) tahmin başarısına katkısı araştırılmıştır. Optimal özellik seçimi sonucunda doğru tahmin oranı Lojistik regresyon analizi ile %4 daha artmıştır. Finansal başarısızlık kriteri; iflas başvurusunda bulunma, iflas etme, üst üste üç yıl zarar etme, borsa kotundan çıkarılma, öz sermayenin negatif olması, bir yıldan fazla süredir göz altı pazarında bulunma, aktifin %10'nun kaybetme ve borçların yapılandırılması olarak kabul edilmiştir. Bağımsız değişken olarak 24 mali oran ve %80-%20 eğitim-test setiyle çalışılmıştır. DVM tahmin yönteminde test setinin doğru sınıflandırma oranı %90,63 olarak gerçekleşmiştir. En iyi özellik seçim metodu olarak lojistik regresyon analizinin öne çıktığı belirtilmiştir. Araştırmada kullanılan tüm özellik seçim tekniklerinde öne çıkan finansal oranlar; aktif büyüme oranı, net kâr marjı, likid oran, cari oran, esas faaliyet kâr marjı olarak belirtilmiştir.

Khalid (2020) BİST’te işlem gören 159 adet (124 başarılı, 35 başarısız) imalat firmasının 2013-2017 dönemlerine ait yıllık finansal tablo verileriyle finansal başarısızlıkları, başarısızlıktan dört yıl öncesine kadar tahmin etmiştir. Finansal başarısız olma kriteri olarak; üç yıl üst üste zarar etme, aktiflerinin %10 azalması ve öz sermayenin 2/3 oranında azalması kabul edilmiştir. Finansal başarısızlık başlangıç yılı olarak; üst üste üç yıl zarar eden işletmelerde zararın üçüncü yılı, varlık ve öz sermayenin azalmasının meydana geldiği firmalarda ise azalmanın yaşandığı yıl başarısızlık yılı olarak kabul edilmiştir. Altman Z Skor değeri ile işletmelerin başarılı durumları ortaya konmakla birlikte Altman Z Skor’da kullanılan finansal oranları diskriminant analizinde kullanarak başarısızlıktan dört yıl öncesine kadar her yıl ayrı ayrı başarısızlıkları tahmin etmiştir. Diskriminant analizine göre başarısızlıktan bir-iki-üç-dört yıl önce sırasıyla genel doğru tahmin oranı %85-% 79-%79-%79 olarak ortaya konulmuştur.

Yaman (2020) BİST’te işlem gören 56 adet imalat firmasının 2004-2019 dönemine ait altı aylık mali tablo verilerini kullanarak finansal başarısızlığın “sermaye yapısı kararları” ve “çalışma sermayelerinin yönetimiyle” ilişkisini araştırmıştır. İmalat sektöründen gıda, metal eşya ve kimya olmak üzere üç alt sektör firmaları üzerine çalışılmıştır. Finansal başarısız firmalar; Altman (1968), Springate (1978), Ohlson (1980), Taffler (1983) ve Zmijewski (1984) modellerinin skor sonuçları ile belirlenmiştir. Araştırma panel veri regresyon analizi kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Araştırmada; çalışma sermayesi yönetimiyle ilgili yedi, sermaye yapısıyla ilgili beş, kontrol değişkeni olarak kullanılan dört adet oran bağımsız değişken olarak kullanılmıştır. Analizler otuz farklı panel veri modeli üzerinden yapılmıştır. Çalışma sermayesi yönetimi ve sermaye yapısı kararlarıyla finansal başarısızlık arasındaki ilişkilere yönelik sonuçların kullanılan başarısızlık modeline, içinde bulunulan sektöre göre değişebileceği belirtilmiştir. Araştırmada imalat firmalarına yatırım politikası olarak esnek çalışma sermayesi, finansman politikası olarak da ihtiyatlı çalışma sermayesi politikaları önerilmiştir. İçsel kaynak artırımı, vergi avantajlarının ve borçlanmanın kaldıraç etkisinin iyi yönetimiyle finansal başarısızlık riskinin önemli ölçüde azaltılabileceği ortaya konmuştur.

Abbasoğlu (2021) Türkiye’de faaliyet gösteren 347.817adet (345.426 başarılı, 2.391 başarısız) halka açık olmayan özel şirketin, 2010-2017 dönemlerine ait mali tablo verileriyle, diskriminant analiz yöntemini kullanarak, finansal başarısızlıktan bir yıl önce, finansal sıkıntıda olup-olmama durumlarını tahmin etmiştir. Finansal başarısızlık ölçüsü olarak “firmanın kapanmış olması” kriterini benimsenmiştir. Çalışmada 28 mali oran

açıklayıcı değişken olarak kullanılmıştır. Araştırmada ilk önce Altman Z' skor (1983) ile finansal sıkıntı durumu tahmin edilmiş ve %21.91 oranında genel doğru tahmin başarı yüzdesi gerçekleşmiş olup firmaların büyük bir çoğunluğu gri alanda kalmıştır. *Ardından, Altman Z' skor (1983)'da kullanılan beş bağımsız değişkenle yeniden yapılan diskriminant analizinde, bağımsız değişkenler önce dörde sonra da üçe indirilmiş ve genel doğru tahmin başarı oranı %74.20 olarak gerçekleşmiştir. Altman Z' skor ve değişkenleriyle yapılan çalışmalardan sonra diskriminant analiz yöntemiyle 28 finansal oranla yeniden yapılan analizde bağımsız değişken sayısı dörde indirilmiş ve ortaya çıkan skor PF-Skor olarak adlandırılmış olup genel doğru tahmin başarı oranı %74.57 olarak gerçekleşmiştir. Ayrıca yapılan ROC ve AUC analizi sonuçlarına göre PF-Skor'un performansı yukarıda bahsedilen diğer Altman Z' performanslarından daha iyi görünmektedir. PF-Skoru test etmek için 1.000 firma (995 başarılı, 5 başarısız) ve 5.000 firma (4.967 başarılı, 33 başarısız)'dan oluşan iki farklı test grubu oluşturulmuştur. Sırasıyla test gruplarının genel doğru tahmin başarı oranları %76.30 ve %74.54 olarak gerçekleşmiştir. Araştırmada finansal sıkıntının tahmininde karlılık rasyolarının daha etkili oranlar olduğu belirtilmiştir.

Aker (2021) Türkiye'de faaliyet gösteren Küçük ve Orta Ölçekli 392 adet (173 başarılı, 219 başarısız) işletmenin 2015-2018 dönemlerine ait mali tablo verileri kullanarak finansal başarısızlığı, başarısızlıktan üç yıl önceden öngören modeller geliştirmiştir. Başarısızlık yılı olarak 2018 yılı baz alınmıştır. 2015-2017 yıllarında faaliyetine devam ederken 2018 yılında hakkında yetkili mahkemeler tarafından iflas veya konkordato kararı verilmiş KOBİ'ler finansal başarısız olarak kabul edilmişlerdir. Toplamda 47 adet finansal oran kullanılmış olmakla birlikte bu oranlar başarısızlıktan önceki yıllara göre sırasıyla 8,9 ve 9'a indirgenmiştir. Araştırmada %70-%30 eğitim-test seti kullanılmıştır. Finansal başarısızlık yılından bir yıl önce: Rastgele orman % 89, Karar Ağacı %90, Lojistik Regresyon %84, Naive Bayes %82, Destek Vektör Makineleri %84, KNN %87, finansal başarısızlık yılından iki yıl önce: Rastgele orman % 96, Karar Ağacı %97 , Lojistik Regresyon %80 , Naive Bayes %85 , DVM %89, KNN %89, finansal başarısızlık yılından üç yıl önce: Rastgele orman % 94, Karar Ağacı %94 , Lojistik Regresyon %81, Naive Bayes %97, DVM %92, KNN %92 olmak üzere test setinin ortalama doğru sınıflandırma oranı olarak ortaya konmuştur.

Bardi ve Can (2021) 2014-2020 döneminde 20 finansal başarısız, 20 finansal başarılı olmak üzere toplamda 40 adet KOBİ sanayi indeksi firmasının finansal başarı-başarısızlık

durumlarını DA ve C5.0 tahmin yöntemleriyle analiz etmişlerdir. Finansal başarısız olma kriteri olarak üst üste en az iki yıl zarar etme ölçüsü benimsenmiştir. Bağımsız değişken olarak yirmi altı finansal ve finansal olmayan veri kullanılmıştır. C5.0 karar ağacı tahmin sonuçları diskriminant analizinden daha yüksek çıkmıştır. Firmaları gruplara en iyi ayırabilen bağımsız değişkenlerin sırasıyla kaldıraç oranı, brüt kâr marjı ve firma yaşı olduğu ortaya konulmuştur.

Cındık (2021) dört farklı model kullanarak araştırmaya konu firmaların finansal sıkıntılı olup olmama durumlarını öngörmüştür. Araştırmada toplamda 80 firmanın (40 sıkıntılı, 40 sıkıntılı olmayan) 2013-2018 dönemleri mali tabloları kullanılmıştır. Araştırmaya konu olan bu 80 firmanın 44 tanesi BİST'te işlem gören halka açık şirketlerden oluşurken 36 firma ise borsada işlem görmeyen firmalardan oluşmaktadır. Finansal sıkıntı içinde olma ölçüsü olarak: negatif özkaynak, ticaret sicil müdürlüğü aracılığıyla tasfiye girmek, üç yıl üst üste zarar etme ve borsa kotundan çıkarılma kriter olarak benimsenmiştir. Kullanılan Altman Z'' skor modelinin genel doğru tahmin oranı %76.25 olarak ortaya konulmuştur. Altman Z'' skor modelinin dört bağımsız değişkenini lineer diskriminant analiz yöntemi ile yeniden revize edilmiş ve oluşturulan yeni modelde genel doğru tahmin oranı %85 olarak ortaya konulmuştur. Altman Z'' skor modelinin dört bağımsız değişkenini kuadratik diskriminant analiz yöntemi ile yeniden revize ederek oluşturulan diğer bir modelde, genel doğru tahmin oranı %83.75 olarak ortaya konulmuştur. Dördüncü model olarak çalışılan rassal orman modelinde eğitim ve test seti oranı sırasıyla %75-%25 olarak kullanılmış olup bu yöntemde test setinin genel doğru tahmin oranı %95 olarak gerçekleşmiştir.

Demirhan (2021) BİST'te işlem gören 319 adet (162 başarılı, 157 başarısız) sanayi işletmesinin 2007-2019 dönemine ait altı aylık finansal verileri, makro ekonomik göstergeler ve borsa göstergelerini kullanarak, finansal başarısızlığı üç yıl öncesine kadar lojistik regresyon tahmin yöntemiyle üç farklı alt sektöre göre ayrı ayrı öngören modeller geliştirmiştir. Araştırmaya konu olan işletmeler üç alt sektör altında toplanmıştır: I. Üretim ve imalat sektörü, II. Ticaret, Ulaştırma ve diğer hizmetler sektörü. III. Teknoloji, idari ve destek hizmetleri. Araştırmada bağımsız değişken olarak toplamda grup I için 41, grup II için 37, grup III için 40 adet finansal oran ve piyasa değişkenleri kullanılmıştır. Araştırmada kullanılan bağımsız değişkenler birinci, ikinci sektörler için dörde düşürülmüş iken üçüncü sektör için bağımsız değişkenler üçe düşürülmüştür. Eğitim seti %60, test seti %40 olarak belirlenmiştir. Lojistik regresyon analizinin başarısızlıktan üç

yıl öncesine kadar test sonuçları sırasıyla I. grup için; %68,9, %70,4, %73, II. grup için; %72,4 %81,5 %76,6 III. Grup için; %73,60 %73,90 %81,10 olarak gerçekleşmiştir.

Gezer (2021) BİST 100 İçerisinde yer alan on üç bilişim firmasının 2015-2018 dönemine ait mali tablo verileriyle, finansal durumlarını Altman Z, Ohlson, Springate ve Fulmer yöntemlerini kullanarak karşılaştırmıştır. İşletmelerin başarısız olma durumları modellere göre sırasıyla şöyle gerçekleşmiştir; Altman Z %28,84, Ohlson %40, Springate %23, Fulmer %4.

Yıldız (2021) BİST'te işlem gören 11 turizm firmasının 2011-2018 dönemindeki mali tablo verilerini kullanarak finansal performansları Springate, Fulmer ve Altman'ın modelleri (1968, 1983, 1993) ile her yıl ayrı ayrı hesaplamıştır. Finansal başarısız olma riski, modellere göre sırasıyla; Altman Z (1968) %42, Altman Z' (1983) %40, Altman Z'' (1993) %31, Springate %65, Fulmer %66 olarak hesaplanmıştır.

Medetoğlu (2022) ilk olarak BİST'te işlem gören 175 imalat firmasının 2005-2020 çeyrek dönem mali tablo verileri ve elli beş finansal oranı kullanıp faktör analiziyle finansal oranları önce on bire sonra korelasyon analizi ile dörde kadar indirgemıştır. Araştırmada finansal başarısızlık kriteri olarak aktifin % 10 azalması ölçüsü baz alınmıştır (yıllık bazda %10-çeyrek bazda %2,41). Ardından panel veri analizi aşamasına geçilmiş fakat dönem verileri eksik olan 63 işletme örneklemden çıkarılıp çalışmaya 112 firmanın çeyrek dönem verileriyle devam edilmiştir. Aktif değişim oranı baz alınarak başarılı-başarısız firma tespiti yapılmıştır ve çeyrek dönemlerin %17'sinin başarısız, %83'ünün ise başarılı olduğu belirtilmiştir. Araştırma sonucunda finansal kaldıraç oranındaki %1'lik artışın, aktif değişim oranını %0.32, Aktif devir hızındaki %1'lik artışın aktif değişim oranını %0.10, FAVÖK kâr marjındaki %1'lik artışın ise aktif değişim oranı %0.16 oranında artırdığı tespit edilmiştir. Bağımlı değişkeni en çok etkileyen oranın FAVÖK kâr marjı oranı olduğu, imalat sektörü firmalarının finansal başarısızlığının tahmini ve önlenmesi için yukarıdaki üç finansal oran ve katsayılarından faydalanılabileceği belirtilmiştir.

Tablo 9*Finansal Başarısızlık Tahmini Üzerine Türkiye'de Yapılan Bazı Çalışmaların Özetleri*

Yazar	Araştırma Dönemi	Örneklem Sayısı	Araştırma Sektörü	Kullanılan Tahmin Yöntemi	Kullanılan Bağımsız Değişken Sayısı	Sonuç	
1	Göktan (1981)	1976-1980	39 adet (25 başarılı, 14 başarısız)	Endüstri	Çoklu Diskriminant	19	Finansal başarısızlık tahmininde diskriminant analizi erken uyarı yöntemi olarak kullanılabilir.
2	Aktaş (1991)	1980-1989	60 adet (35 başarılı, 25 başarısız)	Endüstri	Logit, Probit, Çoklu Regresyon ve Diskriminant	23	Finansal başarısızlık tahmininde finansal oranların yararlı olabileceği ve Logit ve Probit yöntemleri biraz daha iyi sonuçlar ortaya koymuştur.
3	Aktaş (1993)	1980-1989	60 adet (35 başarılı, 25 başarısız)	Endüstri	Doğrusal ve Kuadrik Diskriminant, Doğrusal Çoklu Regresyon, Probit ve Logit	23	Logit ve Probit modeller diğer yöntemlere nazaran daha iyi sonuçlar ortaya koymuştur.
4	Yıldız (1999)	1983-1997	106 adet (53 başarılı, 53 başarısız)	Sanayi, Ticaret ve Hizmet	Diskriminant, Yapay Sinir Ağları	15	YSA daha iyi tahmin sonuçları ortaya koymuştur.
5	Topaloğlu (2000)	1993-1995	32 adet	Tekstil	Logit, Probit	48	Probit yöntemi biraz daha iyi sonuçlar ortaya koymuştur.
6	Ünsal (2001)	-	71 adet (55 başarılı, 16 başarısız)	Karışık	Diskriminant	17	Diskriminant analizi finansal başarısız firmaların tahmininde kullanılabilir.
7	Aktaş vd. (2003)	1983-1997	106 adet (53 başarılı, 53 başarısız)	Sanayi, Ticaret ve Hizmet	Çoklu Regresyon, Diskriminant, Logit, YSA	23	YSA daha iyi tahmin sonuçları ortaya koymuştur.
8	Kılıç (2003)	1997-2001	40 adet (22 başarılı, 18 başarısız)	Özel Ticaret Bankaları	Diskriminant, Logit, Probit ve ELECTRE TRI	49	Çalışmada kullanılan çok değişkenli istatistiksel yöntemler ve ÇKKA yöntemleri bankacılık sektörü dışında da kullanılabilir
9	Canbas vd. (2005)	1994-2001	40 adet (22 başarılı, 18 başarısız)	Özel Ticaret Bankaları	Diskriminant, Logit ve Probit	49	Diskriminant analizi diğer yöntemlere nazaran daha iyi bir sınıflandırma ortaya koymuştur.
10	Keskin Benli (2005)	1997-2001	38 adet (21 başarılı, 17 başarısız)	Özel Ticaret Bankaları	Lojistik Regresyon, YSA	49	YSA daha iyi tahmin sonuçları ortaya koymuştur.
11	Altaş ve Giray (2005)	2001	31 adet (15 başarısız, 16 başarılı)	Tekstil	Lojistik Regresyon	33	Finansal başarısızlık tahmininde en önemli finansal oran likidite oranıdır
12	Uğurlu ve Aksoy (2006)	1996-2003	54 adet (27 başarılı, 27 başarısız)	İmalat	Diskriminant ve Lojistik Regresyon	22	Lojistik regresyon yöntemi daha iyi genel doğru tahmin sonuçları ortaya koymuştur.

Tablolar Devamı

13	Doğanay vd. (2006)	1997-2002	42 adet (23 başarılı, 19 başarısız)	Banka	Çoklu Regresyon, Diskriminant, Logit, YSA	27	Tüm modeller bankaların finansal başarısızlık tahmininde kullanılabilir.
14	İçerli ve Akkaya (2006)	1990-2003	80 adet (40 başarılı, 40 başarısız)	Endüstri	Z testi	10	Cari Oran, Asit-Test Oranı, Alacak Devir Hızı ve Toplam Borçlar/ Toplam Varlıklar Oranı, başarılı ve başarısız firmaları ayırmada belirleyicidir
15	Torun (2007)	1992-2004	150 adet (75 başarılı, 75 başarısız)	Sanayi	Diskriminant, Lojistik regresyon ve YSA	26	YSA'nın daha iyi tahmin sonuçları ortaya koyduğu söylenebilir.
16	Akkoç (2007)	1983-2004	142 adet (71 başarılı, 71 başarısız)	Sanayi, Ticaret ve Hizmet	Sinirsel Bulanık Ağ, Çoklu Ayırma Analizi ve YSA	15	YSA daha iyi tahmin sonuçları ortaya koymuştur.
17	Ekinci vd. (2008)	2000	18 adet (10 başarısız, 8 başarılı)	İmalat	YSA	14	YSA finansal başarısızlık tahmin çalışmalarında kullanılabilir.
18	Akkaya vd. (2009)	1998-2007	52 adet (28 başarılı, 24 başarısız)	Plastik, Tekstil ve Kimya-petrol	YSA	25	YSA finansal başarısızlık tahmin çalışmalarında kullanılabilir.
19	Vuran (2009)	1997-2007	122 adet (71 başarılı, 51 başarısız)	İmalat	Diskriminant, Lojistik Regresyon	30	Her iki yöntemin de finansal başarısızlık tahmininde kullanılabilir.
20	Albayrak ve Koltan Yılmaz (2009)	2004-2006	173 adet	Sanayi ve Hizmet	Karar Ağacı	18	Sanayi ve hizmet sektörü firmalarını ayıran spesifik değişkenler tespit edilmiştir.
21	Doğrul (2009)	1997-2007	140 adet (70 başarılı, 70 başarısız)	Gıda, Tekstil, Taş-toprak, Metal eşya, Metal ana, Kimya	Lojistik Regresyon, CART, YSA	29	CART modeliyle daha başarılı genel doğru tahmin sonuçlarına ulaşılmıştır.
22	Kurtaran Çelik (2009)	1992-2008	355 adet (194 başarılı, 161 başarısız)	Sektör ayrımı yok (İMKB İşlem gören tüm firmalar)	Altman Z skorları (1993) -(1968), Diskriminant, YSA	25	YSA daha iyi tahmin sonuçları ortaya koymuştur.
23	Kurtaran Çelik (2010)	1997-2002	36 adet (18 başarılı, 18 başarısız)	Özel Ticaret Bankaları	Diskriminant, YSA	36	Her iki yöntemin de tahmin gücü yüksek ve bankaların finansal başarısızlık tahmininde kullanılabilir
24	Erdoğan (2010)	1997-2001	41 adet (23 başarılı, 18 başarısız)	Özel ve Kamu Bankaları	Diskriminant	7	Diskriminant analizi yöntemi %85'in üstünde genel doğru tahmin gücünü sahiptir.
25	Koç Öztürk (2010)	1992-2008	34 adet (17 başarılı, 17 başarısız)	İmalat	Diskriminant ve Lojistik Regresyon	21	Lojistik regresyon yöntemi daha iyi genel doğru tahmin sonuçları ortaya koymuştur.
26	Terzi (2011)	2009-2010	22 adet (12 başarılı, 10 başarısız)	Gıda	Diskriminant	19	Aktif karlılık ve borç-özkaynak oranları finansal başarı durumunun belirlenmesinde etkilidir
27	Kılıç (2011)	2005-2010	137 adet	İmalat	Karar Ağacı ve Sinir Ağları	14	Sinir ağları yöntemi daha iyi tahmin sonuçları ortaya koymuştur.

Tablolar Devamı

28	Baş ve Çakmak (2012)	2002-2009	35 adet (18 başarılı, 17 başarısız)	Tekstil ve Deri	Gri ilişkisel analiz ve Lojistik Regresyon	21	Gri ilişkisel analizle belirlenen oranlarla yapılan lojistik regresyon analizi daha iyi tahmin sonuçları ortaya koymuştur.
29	Kul (2012)	2003-2010	25 adet	Tekstil	Faktör Analizi	20	Mali yapı ve nakit akış oranları başarılı-başarısız ayrımında belirleyici rol oynamaktadır.
30	Kılıç ve Seyrek (2012)	2005-2010	137 adet (98 başarılı, 39 başarısız)	İmalat	YSA	14	Finansal başarısızlığı en çok faaliyet karlılığı etkilemektedir. YSA tahminde başarılıdır.
31	Akgün (2013)	2008-2010	130 adet (65 başarılı, 65 başarısız)	Sanayi	ANFIS ve AIRS	6	ANFIS modeli finansal başarısızlık tahmin etmede daha başarılıdır.
32	Altunöz (2013)	1997-2002	36 adet (18 başarılı, 18 başarısız)	Özel Ticaret Bankaları	YSA	36	YSA finansal başarısızlık tahmin çalışmalarında kullanılabilir.
33	Zeytinoglu ve Akarım (2013)	2009-2011	115 adet (79 başarılı, 40 başarısız)	Sektör ayrımı yok (İMKB İşlem gören tüm firmalar)	Diskriminant	20	Diskriminant analizi tüm sektör firmalarının başarılı-başarısız ayrımında kullanılabilir.
34	Yakut ve Elmas (2013)	2005-2008	140 adet (102 başarılı, 38 başarısız)	Sanayi	Diskriminant ve C5.0	23	C5.0 tahmin yöntemi diskriminant analizi yönteminden daha iyi tahmin sonuçları ortaya koymuştur.
35	Civan ve Dayı (2014)	2008-2012	10 adet	Kamu sağlık kuruluşu	YSA ve Altman Z	19	YSA daha iyi tahmin sonuçları ortaya koymuştur.
36	Paket (2014)	2002-2012	58 adet	Enerji, gıda, petro-kimya, tekstil, otomotiv	Diskriminant ve YSA	28	YSA daha iyi tahmin sonuçları ortaya koymuştur.
37	Vatansever ve Aydın (2014)	2012	8 adet (4 başarı, 4 başarısız)	Gıda, içki-tütün	Diskriminant ve ELECTRE TRI	43	ELECTRE TRI çok kriterli karar verme yöntemi başarılı firmaları daha doğru tahmin etmişlerdir.
38	Ural (2014)	2005-2012	25 adet	Gıda, içki-tütün	Lojistik Regresyon	31	Gıda, içki-tütün sektöründe lojistik regresyon tahmin yöntemi başarılı sonuçlar ortaya koymuştur.
39	Öcal (2014)	2007-2013	206 adet	İmalat	Lojistik Regresyon, C5.0 ve CHAID	35	C5.0 tahmin yöntemi diğer yöntemlerden daha iyi tahmin sonuçları ortaya koymuştur.
40	Salur (2015)	2008-2013	144 adet (72 başarılı, 72 başarısız)	Sektör ayrımı yok	YSA	20	YSA modeli finansal başarısızlık tahmin inde başarılı tahminler koymuştur.
41	Selimoğlu ve Orhan (2015)	2013	25 adet (11 başarılı, 14 başarısız)	Dokuma, Giyim ve deri	Diskriminant	23	Diskriminant analizi finansal başarısız firmaların tahmininde kullanılabilir.
42	Ulucan (2016)	2006-2013	26 adet (13 başarılı, 13 başarısız)	Tekstil ve Teknoloji	ANFIS	5	Altman Z skor değişkenleri ANFIS tahmin modelinde kullanarak finansal başarısızlık tahmini yapılabilir.
43	Toraman ve Karaca (2016)	2010-2013	17 adet	Kimya	Lojistik Regresyon	11	Lojistik Regresyon analizi finansal başarısızlık tahmininde kullanılabilir.

Tablolar Devamı

44	Geyikçi ve Karaa (2016)	2000-2015	46 adet (23 başarılı, 23 başarısız)	Karışık	Regresyon ve Diskriminant	22	Kullanılan tahmin yöntemlerinin tümünün doğru tahmin gücü yüksek çıkmıştır.
45	Yerdelen vd. (2016)	2010-2013	143 adet (104 başarılı, 39 başarısız)	İmalat	Lojistik Regresyon, CHAID, C5.0	25	Kullanılan tahmin yöntemlerinin tümünün doğru tahmin gücü yüksek çıkmıştır.
46	Yakıcı Ayan ve Değirmenci (2018)	143 adet	2013-2016	Sınai	Lojistik Regresyon	25	Finansal başarısızlık öngörüsünde en açıklayıcı değişken dönen varlık devir hızı olmuş ve kaldıraç oranları etkili değildir.
47	Aksoy (2018)	2006-2009	126 adet (63 başarılı, 63 başarısız)	İmalat	Lojistik Regresyon, YSA, CART, C5.0 ve Diskriminant	29	Kullanılan tahmin yöntemlerinin tümü finansal başarısızlık tahmininde kullanılabilir.
48	Bulut ve Şimşek (2018)	2017	15 adet (başarılı 11, başarısız 4)	Teknoloji	Lojistik Regresyon	29	Finansal başarısızlık tahmininde Toplam Borç/Özsermaye oranı oldukça etkilidir.
49	Yürük (2019)	2008-2016	140 adet (70 başarılı, 70 başarısız)	İmalat	YSA, Destek Vektör Makineleri ve Ensemble Model	26	Ensemble modeli diğerlerine göre daha iyi sınıflandırma gerçekleştirmiştir.
50	Ramadan (2019)	2000-2001	46 adet (23 başarılı, 23 başarısız)	Kamu ve özel mevduat bankası	Diskriminant	8	Diskriminant analizi bankaların finansal başarısızlığını tahmininde kullanılabilir
51	Şahin (2019)	2015-2017	240 adet (154 başarılı, 86 başarısız)	İmalat, Ticaret ve Hizmet	YSA ve Karar Ağaçları	27	İmalat ve ticaret sektörleri için YSA, hizmet sektörü için ise Karar Ağaçları modeli daha iyi tahmin sonuçları ortaya koymuştur.
52	Selçik (2019)	1997-2017	228 adet	İmalat	Lojistik Regresyon, YSA, Karar Ağacı, Rastgele Ormanlar	84	Tüm modeller başarılı sonuçlar vermiş olup, imalat firmalarının finansal başarısızlık tahmininde kullanılabilir.
53	Aksoy ve Boztosun (2020)	2006-2009	126 adet (63 başarılı, 63 başarısız)	İmalat	YSA, C5.0 ve CART	29	Kullanılan tahmin yöntemlerinin tümü finansal başarısızlık tahmininde kullanılabilir.
54	Çavuş ve Başar (2020)	2015-2018	178 adet (101 başarısız, 77 başarılı)	İmalat	İkil Lojistik Regresyon	14	Finansal başarısızlığın tahmininde nakit akım oranları kullanılabilir.

Tablolar Devamı

55	Arslan ve Çelik (2021)	2019	26 adet	BIST 100	Lojistik Regresyon	17	Başarılı ve başarısız firmaların belirlenmesinde faiz karşılama oranı ve faaliyet kar marjı rasyoları anlamlı belirleyicilerdir.
56	Bardi ve Can (2021)	2014-2020	40 adet (20 başarılı, 20 başarısız)	KOBİ (sanayi)	Diskriminant ve C5.0	26	C5.0 tahmin yöntemi diskriminant analizi yönteminden daha iyi tahmin sonuçları ortaya koymuştur.
57	Kuruçay (2022)	2017-2019	70 adet (40 başarılı, 30 başarısız)	Gıda	Lojistik Regresyon	20	Finansal başarısızlık tahmininde yüksek tahmin gücü sağlayan Lojistik regresyon yöntemi kullanılabilir.
58	Süsler (2022)	2015-2020	140 adet (70 başarılı, 70 başarısız)	İmalat	Lojistik Regresyon ve YSA	24	YSA daha iyi tahmin sonuçları ortaya koymuştur.

Kaynak: Öcal ve Kadioğlu (2015)'ten yararlanılarak geliştirilmiştir.

2.3.2. Türkiye Dışında Yapılan Çalışmalar

Beaver (1966) 1954-1964 döneminde faaliyet gösteren 158 adet (ilk yıl için 79 iflas etmemiş, 79 iflas etmiş) firmanın mali tablo verilerini kullanarak, tek değişkenli diskriminant analizi yardımıyla iflastan beş yıl öncesine kadar finansal başarısızlığı tahmin etmiştir. Çeşitli muhasebe oranlarının dönemler arasındaki davranışını analiz ederek, iflas etmiş ve iflas etmemiş firmaların mali oranları arasında bariz bir farkın olduğunu ortaya koymuştur. Beaver literatürde sık kullanılan ve başarılı sonuçlar veren otuz finansal oranı araştırmasında bağımsız değişken olarak kullanmıştır. Araştırmada kullanılan bu 30 finansal oran, Beaver tarafından; popülerlik, önceki araştırmalardaki iyi performansı ve nakit akım kriterleri gözetilerek seçilmiş ve bunlar içinden finansal başarısızlığı tespit etme gücü yüksek olan oranlar ortaya konulmuştur. Araştırmadaki mali oranların hepsi ayrı ayrı analiz edilmiş, her bir oranın optimal kesme noktası tespit edildikten sonra işletmelerin başarılı-başarısız olma durumlarına karar verilmiştir. Nakit akışı/toplam borç oranı, iflastan bir önceki yıl %87 oranında doğru tahmin oranına sahiptir. Beaver'ın bu araştırması kendinden sonraki araştırmalara ilham kaynağı olduğu için öncül bir çalışmadır.

Tamari (1966) 1956-1960 döneminde faaliyet gösteren firmaların mali tablo verileriyle, subjektif değer verdiği altı finansal oran yardımıyla finansal başarısızlığı ölçen bir risk indeks modeli ortaya koymuştur. Araştırmanın veri seti 28 başarısız İsrail firmasından oluşmuştur. Modelde yer alan oranların değerine göre sıfır ile yüz arasında puan verilir ve yüksek puan iyi bir finansal yapıyı işaret eder. Tamari'nin risk indeks modelinde otuz puanın altında kalan firmaların iflas riski, altmış puanın üstünde kalan firmalardan daha yüksektir. Tamari kullandığı finansal oranların ağırlıklarını subjektif olarak belirlediğinden eleştirilere maruz kalmış fakat bu çalışma çok boyutlu modellere geçişe bir adım olmasından ötürü önem arz etmektedir.

Altman (1968) 1946-1965 döneminde faaliyet gösteren 66 adet (33 başarılı, 33 başarısız) halka açık imalat firmasının iflasını, çoklu diskriminant analizi yardımıyla beş yıl öncesine kadar tahmin eden bir modeli açıklamıştır. Altman'ın bu çalışması kendinden sonraki birçok araştırmaya ilham olması vesilesiyle çok değerlidir. Başarısızlığın başlangıç yılını, iflas dilekçesini vermeden önceki yıl olarak belirlemiştir. Araştırmada bağımsız değişken olarak yirmi iki adet finansal oran kullanılmış olup, diskriminant analizi yardımıyla bu oranlar beşe indirilip hesaplamalar bu beş oran üzerinden

gerçekleştirilmiştir. Altman'ın Z modelinde kullandığı finansal oranlar şunlardır; X_1 = Net Çalışma Sermayesi / Toplam Varlıklar, X_2 : Dağıtılmayan Kârlar/Toplam Varlıklar, X_3 : Faiz ve Vergi Öncesi Kâr/Toplam Varlıklar, X_4 : Öz sermayenin Piyasa Değeri/ Toplam Borcun Defter Değeri, X_5 =Satışlar (Hasılat)/Toplam Varlıklar. Z skor modelindeki Z değeri, diskriminant skor değerini ifade etmektedir.

X_4 : Özsermayenin Piyasa değeri ABD gibi gelişmiş ülkelerde “hisse senetlerinin borsa değeri” üzerinden hesaplanmaktadır (Akgüç, 1994, s. 91).

Altman'ın diskriminant analizi ile ortaya koyduğu Z Skor modeli aşağıdaki gibidir.

$$Z = 0,012.(x_1) + 0,014.(x_2) + 0,033.(x_3) + 0,006.(x_4) + 0,999.(x_5) \quad (2.15)$$

Z-Skor modeli sonucuna göre: işletmenin hesaplanan Z puanı 2.99'un üstünde ise firma için iflas riski yoktur, 1.81'in altında ise işletme iflas eden firmalar grubunda yer alır. Eğer Z puanı 1.81 ile 2.99 aralığında ise hatalı sınıflandırmaya müsait olduğu için bu alan “gri alan”, “belirsiz alan” olarak tanımlanmış ve firma hakkında tahmin yapılmamıştır. Z skor modeliyle Altman iflas eden firmaları iflastan bir yıl önce %95, iflastan iki yıl önce % 83 doğru sınıflandırma yüzdesi ile tahmin etmiştir.

Altman'ın Z-Skor modelinde $Z \leq 2,675$ ise firmalar başarısız olarak kabul edilmektedir (Gritta vd., 2008, 133, Sevil vd. 2019, s.190). Araştırmadaki Z= Genel İndeks veya Skor olarak ifade edilmiştir (Altman ve Hotchkiss, 2006, s. 241). Altman Z-skor'un daha kullanışlı bir formu (Altman, 1993, s. 241) birçok kişi tarafından 2.16'daki gibi kullanılmıştır.

$$Z = 1,2.(x_1) + 1,4.(x_2) + 3,3.(x_3) + 0,6.(x_4) + 1,0.(x_5) \quad (2.16)$$

Altman 1983'deki çalışmasında, 1968 yılında ortaya koyduğu Z-skor modelini revize etmiştir. Z skor (1968) modelinin firmanın piyasa değerini baz alması ve sadece kamuya açık şirketlere uygulanabilmesinden ötürü Altman “kamuya açık olmayan-özel sektör firmaları” üzerine bir model geliştirmiştir.

Kamuya açık olan firmalardaki araştırmada kullanılan (Altman, 1968) X_4 bağımsız değişkenin payındaki ‘özsermayenin piyasa değeri’ yerine ‘özsermayenin defter değeri’ni kullanılarak yeniden bir skor geliştirilmiş ve Z' -skor olarak adlandırılmıştır. Altman, 1968 yılındaki çalışmasının alt yapısını oluşturan verileri aynen kullanarak aşağıdaki revize edilmiş Z' -skor modelini ortaya koydu.

$$Z' = 0,717 \cdot (X_1) + 0,847 \cdot (X_2) + 3,107 \cdot (X_3) + 0,42 \cdot (X_4) + 0,998 \cdot (X_5) \quad (2.17)$$

Z' = Genel Endeks, X_1 =Net Çalışma Sermayesi/Toplam Varlıklar, X_2 =Dağıtılmayan Karlar/Toplam Varlıklar, X_3 = Faiz ve Vergi Öncesi Kâr/Toplam Varlıklar, X_4 = Öz sermayenin Defter Değeri/Toplam Borcun Defter Değeri, X_5 =Satışlar (Hasılat)/Toplam Varlıklar (Altman, Drozdowska, Laitinen ve Suvas, 2017, ss. 136-137).

Altman (1993), 1968'de ilk olarak ortaya koyduğu Z-skorun bağımsız değişkenlerinden X_5 'i işletmelerin ait oldukları endüstriye yüksek duyarlılığı olması sebebiyle çıkarmıştır. Bu yeni duruma göre 1968'deki Z-skor aşağıdaki gibi revize edilmiştir.

Z'' = Genel Endeks, X_1 =Net Çalışma Sermayesi/Toplam Varlıklar, X_2 =Dağıtılmamış Kârlar/Toplam Varlıklar, X_3 = Faiz ve Vergi Öncesi Kâr/Toplam Varlıklar, X_4 = Öz sermayenin Defter Değeri/Toplam Borçlar,

$$Z'' = 3,25 + 6,56 \cdot (X_1) + 3,26 \cdot (X_2) + 6,72 \cdot (X_3) + 1,05 \cdot (X_4) \quad (2.18)$$

X_1 = Net Çalışma Sermayesi / Toplam Varlıklar

X_2 = Dağıtılmamış Kârlar / Toplam Varlıklar

X_3 = FVÖK / Toplam Varlıklar

X_4 = Özsermaye Defter Değeri / Toplam Borcun Defter Değeri (Altman, 2013, ss. 441-442).

Altman ve diğerleri (1977) çoklu diskriminant analiz tahmin modellemesi ile 1968 Altman Z skor modelini daha da geliştirmişlerdir. Kredi risk modeli olarak geliştirilen bu yeni modelin adı **ZETATM*** olarak ifade edilmiştir. Araştırmada 111 adet (58 iflas etmemiş, 53 iflas etmiş) imalat ve perakende sektöründe faaliyet gösteren firmanın, 1969-1975 mali tablo verilerinden yararlanılmıştır. Örnekleme imalat sektörünün ağırlığı %55'te kalmıştır. İflas eden şirketlerin aktif ortalaması yaklaşık 100 milyon \$ olmakla birlikte, aktifi 20 milyon \$'ın altında hiçbir firma araştırmaya dahil edilmemiştir. İflas etmeyen şirketlerin aktif ortalamaları yaklaşık 170 milyon \$'dır. Araştırmaya 27 bağımsız değişkenle başlanmış nihayetinde 7 bağımsız değişkene indirgenmiştir. Araştırmanın sonucuna göre geliştirilen ZETA modeli önceki başarısızlık tahmin modeline göre iyileştirilmiştir. ZETA modelinde genel sınıflandırma doğruluğunun iflastan önce 1-5 yıl arası sırasıyla %92.8, %89, %83.5, %79.8, %76.8 olarak gerçekleştiği ortaya konulmuştur. İlk yıl gerçekleşen %92.8 orijinal örnek, diğer oranlar ise uzatma örneğinin

genel sınıflandırma doğruluğunu ifade etmektedir. **ZETA**^{TM*} modelinin bağımsız değişkenleri yedi adet olup, aşağıdaki gibidir:

$X_1 = \text{FVÖK/Toplam Varlıklar}$, $X_2 = \text{FVÖK/ Toplam Varlıklar oranının tahmini standart hatası}$, $X_3 = \log (\text{FVÖK/Finansman Giderleri})$, $X_4 = \text{Dağıtılmamış Kârlar / Toplam Varlıklar}$, $X_5 = \text{Dönen Varlıklar/KVYK}$, $X_6 = \text{Özsermayenin Piyasa Değerinin 5 yıllık ortalaması / Özkaynaklar Toplamı}$, $X_7 = \log (\text{Toplam Varlıklar})$

ZETA çalışması ticari bir marka olduğundan çalışmanın katsayıları(ağırlıkları) yazarlar tarafından paylaşılmamıştır.

Altman (1984) finansal başarısızlıkla ilgili yapılmış on farklı ülkeden uluslararası çalışmaları incelemiştir. Amerika (2), Avustralya, Brezilya, Kanada ve Japonya'da yapılmış finansal başarısızlık araştırma sonuçlarını karşılaştırmıştır. Başarısız olan firmaların ortalamaları arasındaki farklar yüksek iken başarılı firmaların ortalamaları arasında düşük farklılıklar olduğu ortaya konulmuştur.

Meyer ve Pifer (1970) ABD'de 1948-1965 dönemlerinde iflas etmiş 39 bankaya karşılık iflas etmemiş 39 banka seçerek araştırmaya başlamışlardır. Araştırmada regresyon analizi kullanarak finansal başarısızlığı gerçekleşmeden iki yıl öncesinden öngören bir model geliştirmişlerdir. Bağımsız değişken olarak otuz iki finansal oran kullanılmıştır. Uzatma örneğinde dokuz iflas etmiş dokuz iflas etmemiş toplamda on sekiz banka bulunmaktadır. Meyer ve Pifer farklı kesme-kopuş noktalarında, farklı sayıda bağımsız değişken kullanarak, hata tiplerine göre sonucun nasıl etkilendiğini gözlemlemişlerdir. En iyi sonuçları altı bağımsız değişken ve 0.50 kopuş noktası kullanılarak yapılan uygulama ortaya koymuştur. Sonuç olarak iflastan 1-2 yıl öncesinden yapılan tahminler yaklaşık %80 oranında başarılı sonuçlar ortaya koymuştur.

Deakin (1972) Moody's Endüstriyel El Kitabından 1964-1970 döneminden tesadüfi olarak seçtiği 64 adet (32 başarısız, 32 başarılı) endüstri firmasının mali tablo verileriyle, finansal başarı-başarısızlık durumlarını, başarısızlıktan beş yıl öncesine kadar diskriminant analizi ile ortaya koymuştur. Araştırmada Beaver'in kullandığı 14 finansal oranı kullanılmış ve oranların doğrusal kombinasyonları üzerinde yoğunlaşmıştır. Test veri seti; 1964-1963 yıllarından elde edilen 34 adet (23 başarılı, 11 başarısız) firmadan oluşmaktadır. Deakin araştırmasında kullandığı örneklem sayısının artırılması gerektiğini özellikle vurgulamıştır. Test verisi üzerindeki sonuç ise; beş yıl öncesine kadar sırasıyla %78, %94, %88, %77, %85 doğru sınıflandırma olarak karşımıza çıkmaktadır.

Edmister (1972) 1954-1969 döneminde ABD’de faaliyet gösteren küçük çaplı olarak nitelendirilen ve borçlu olan işletmelerin, finansal başarısızlıklarını diskriminant analizini kullanarak önceden tahmin etmiştir. Bağımsız değişken olarak on dokuz finansal oran kullanmış araştırma sonunda diskriminant analizi ile yedi orana indirgemıştır. Bu araştırmanın önemli olmasının nedeni, küçük ölçekli firmalar için bir model ortaya konulmasından ileri gelmektedir. Edmister, 562 işletmenin bir yıllık verisini kullanırken bunların içinden belirlediği şartları karşılayan 42 işletmenin ise 3 yıllık verilerini kullanarak hipotezlerini kurup modelini geliştirmiştir. Yedi değişkenli analiz örneğinde %92.86 oranında genel sınıflandırma doğruluğu yakalamıştır. Edmister’in ortaya koyduğu yedi değişkenli çoklu diskriminant fonksiyonu şöyledir;

Edmister Z puanı 2.19’daki gibidir:

$$Z=0.951\cdot(\text{sabit})-0.423\cdot(X_1)-0.293\cdot(X_2)-0.482\cdot(X_3)-0.277\cdot(X_4)-0.425\cdot(X_5)-0.352\cdot(X_6)-0.924\cdot(X_7) \quad (2.19)$$

Edmister’in Z puanına göre 0.47’nin altında olan ($Z<0.47$) işletmeler temerrüde düşmüş, 0.53’ün üstünde olanlar ($Z>0.53$) ise sorunsuz işletmeler olarak tanımlanmıştır. Bu iki oran arasında kalan puanlar ise gri alan olarak nitelendirilmiştir. Böylelikle küçük işletmelerde kredi riskini ortaya koyan bir fonksiyon ortaya konulmuş oldu. Araştırma küçük işletmelerin modellemesinin büyük işletmelerden ayrılması gerekliliğini ortaya koymuştur.

Weibel (1973) İsviçre’de faaliyet gösteren bir bankanın 72 adet (36 başarılı, 36 başarısız) müşterisinin, 1960-1971 dönemi finansal tablo verilerini kullanarak araştırmasını gerçekleştirmiştir. Bağımsız değişken olarak kullanılan 41 finansal oran kullanılmıştır (Altman, 1984:178). Tek değişken yöntemlerinden olan Wilcoxon testini uygulayarak kullanılan bu oranlar önce 20 sonra ise 6 orana indirerek ortaya konulan bir model olmuştur (Aydın vd., 2017, ss. 337-338; Fettahoğlu ve Fettahoğlu, 2018, s. 106). Wilcoxon testi tek değişkeni olan istatistiksel bir analiz yöntemidir. Bu test, örneklemin bağımsızlığını ve değişkenler arası çoklu ilişkiyi dikkate almadığı için eleştirilmektedir. Seçilmiş olan oran grubu subjektif olduğu için başka bir araştırmacı da farklı sonuçlar da ortaya çıkabilmekte ve sonuçların yorumu ise sonuca bağlanmamıştır (Sinkey ve Walker, 1975, s. 24). Modelin test sonuçları ile ilgili bir sonuç bulunmamaktadır (Choi, 2003, s. 253).

X1= Nakit Akışı/KVYK, X2= Dönen Varlıklar/KVYK, X3= (Dönen Varlıklar-Borçlar) / (Nakit Çıkışı Gerektiren Giderler), X4= (Ortalama Stok Tutarı * 365) / Madde Giderleri,

$X5 = (\text{Ortalama Kredi Tutarı} * 365) / \text{Alışlar}$ $X6 = \text{Toplam Borçlar} / \text{Toplam Varlıklar}$
(Berk, 2020, s. 641).

Blum (1974) ABD’de faaliyet gösteren 230 adet (115 başarılı, 115 başarısız) endüstri firmasının 1954-1968 dönemi mali tablo verilerini kullanarak DA ile finansal başarı-başarısızlık durumlarını, finansal başarısızlıktan beş yıl öncesine kadar tahmin eden bir model geliştirmiştir. Araştırmada bağımsız değişken olarak 12 adet mali oran kullanılmıştır. Blum’un araştırmasında başarısız olma kriteri olarak; borçların vadesinde ödenememesi, vadesi geçmiş borçlar için alacaklılarla anlaşma, iflas sürecine girme gibi kriterler kullanılmıştır. Blum’un ortaya koyduğu modelin doğru sınıflandırma oranı, başarısızlıktan önceki yıllara göre sırasıyla %94, %80, %70, %70, %70 olarak hesaplanmıştır.

Elam (1975) 1966-1972 döneminde Amerika’da faaliyet gösteren 48 iflas etmemiş, 48 iflas etmiş firma üzerinde yaptığı araştırmada; Aktifleştirilmiş kira verilerinin, işletme mali tablolarına eklendiğinde firma iflaslarının tahmininde finansal oranların gücünü artırıp artırmadığını tek finansal oran ve ÇDA kullanarak iflastan beş sene öncesine kadar araştırmıştır. Araştırmada 28 bağımsız değişken kullanılmıştır. Araştırma sonunda kira kapitalizasyon verilerinin mali tablolara eklenmesi durumunda finansal oranların iflas tahmin gücünü artırmadığı sonucuna varılmıştır.

Libby, R. (1975) araştırmasında kullandığı 60 adet (30 başarılı, 30 başarısız) firmayı Deakin’in 1972’deki örneğinden rastgele seçerek elde etmiştir. Ayrıca Deakin’in kullandığı on dört değişkeni beş değişkene indirgeyip çalışmasında kullanmıştır. Araştırmaya konu olan altmış şirketin verileri kredi analistlerine açılarak kendilerinden şirketleri, bir haftalık süre zarfında finansal başarılı-başarısız olarak sınıflandırmaları istenmiştir. Araştırmada yer alan bireysel analistlerin tahminlerinin başarı ortalaması %74.40 olarak gerçekleşmiştir.

Sinkey (1975) 1969-1972 döneminde faaliyet gösteren ve FDIC (Federal Deposit Insurance Corporation) tarafından sorunlu banka olarak nitelendirilen 220 adet (110 problemsiz, 110 problemlili) bankanın mali tablo verilerini kullanarak, çoklu diskriminant analizi yardımıyla, bankaların finansal başarı-başarısızlık durumlarını, iflastan bir yıl önce %82 oranında doğru sınıflandırıldığını ifade etmiştir. Bağımsız değişken olarak on mali orandan yararlanılmış ve tip I hatanın maliyetinin daha önemli olduğunu vurgulamıştır.

Springate (1978) Gordon L.V. Springate, Kanada’da İmalat sektöründe faaliyet gösteren 40 adet (20 başarılı, 20 başarısız) firmanın verileriyle, finansal başarı-başarısızlık durumunu, çoklu diskriminant analizini tahmin modellemesini kullanarak tahmin etmiştir. Bağımsız değişken olarak on dokuz finansal oran kullanmış sonra bu oranlar dört adet finansal orana indirgenmiştir. Modelde dört adet bağımsız değişken kullanılmıştır. Ortaya konulan modelde Z puanı 0.862’den küçük firmalar başarısız, 0.862’den büyük firmalar ise başarılı olarak tanımlanmıştır. Modelin tahmin gücü %92.50 olarak ifade edilmiştir (Husein ve Pambekti, 2014, s. 409).

Norton ve Smith (1979), 1971-1975 döneminde faaliyet gösteren 60 adet (30 iflas etmemiş, 30 iflas etmiş) firmanın, fiyatlar genel seviyesine göre ayarlanmış ve ayarlanmamış mali tablo verilerini, diskriminant analizi yöntemiyle analiz ederek finansal başarı-başarısızlık durumlarını tahmin etmişlerdir. Açıklayıcı değişken olarak 32 mali oran kullanılmıştır. Otuz iki oranın hepsinin kullandığı ikinci yaklaşımda genel doğru sınıflandırma oranı diğer üç yaklaşıma göre daha yüksek çıkmıştır. Fiyatlar genel seviyesine göre ayarlanmış veriler üzerinden yapılan analizin genel doğru sınıflandırma oranı iflastan dört yıl öncesine kadar sırasıyla %93, %93.3, %85, %88.3 iken ayarlama yapılmadan muhasebe verileri kullanılarak yapılan analizde sırasıyla %93, %90, %80, %83.3 olarak ortaya konmuştur. Fiyatlar genel seviyesine göre ayarlanmış mali tablo verileri ve fiyatlar genel seviyesine göre ayarlanmamış mali tablo verileriyle yapılan araştırmanın sonunda, ikisi arasında doğru sınıflandırma noktasında büyük farklılıklar ortaya çıkmamış olup, ufak farkların olduğu ortaya konulmuştur. Fiyatlar genel seviyesine göre ayarlanmış mali tablo verilerine dayanarak yapılan iflas tahminlerinin, iflasların öngörüsü noktasında daha iyi olmadığı ortaya konulmuştur.

Ohlson (1980) 1970-1976 yılları arasında ABD’de faaliyet gösteren 2.163 adet (2.058 iflas etmemiş, 105 iflas etmiş) firma üzerinde yaptığı araştırmada, lojistik regresyon analiz yöntemini kullanarak iflastan iki yıl öncesine kadar firmaların başarı-başarısızlık durumlarını tahmin eden bir model geliştirmiştir. Bağımsız değişken olarak dokuz finansal oran kullanılmıştır. Ohlson, iflas durumunu, iflastan bir yıl öncesinde %96.12, iflastan önce iki yıl içinde %95.55, iflastan önce bir-iki yıl içinde %92.84 oranında doğru tahmin etmiştir. Ohlson skor formülü 2.20’deki gibidir.

$$[O = -0,407 \cdot (X1) + 6,03 \cdot (X2) - 1,43 \cdot (X3) + 0,0757 \cdot (X4) - 2,37 \cdot (X5) - 1,83 \cdot (X6) + 0,285 \cdot (X7) - 1,72 \cdot (X8) - 0,521 \cdot (X9) - 1,32] \quad (2.20)$$

X1= Log (Toplam Varlıklar/GSMH Endeksi) X2= Toplam Borçlar/Toplam Varlıklar

X3= NÇS/Toplam Varlıklar X4= Kısa Vadeli Borçlar/Dönen Varlıklar

X5= Toplam Borçlar>Toplam Varlıklar ise 1 değilse 0

X6= Net Kâr/Toplam Varlıklar

X7= Faaliyetlerden Sağlanan Fonlar/Toplam Borçlar

X8= Son İki Yıl Net Kârı negatifse 1 değilse 0

X9= (Net K/Z_t - Net K/Z_{t-1}) / (|Net K/Z_t|+|Net K/Z_{t-1}|)

Bulunan O-score tek başına kullanılamaz önce lojistik dönüşüme sokulur ve lojistik dönüşüm sonucu bulunan sonuca göre firmanın finansal başarı durumuna karar verilir.

Lojistik dönüşüm formülü ise;

$$P(B) = (e^{O-Score}) / (1+e^{O-Score}) \quad (2.21)$$

Lojistik dönüşüm sonucu bulunan değer 0,50'den büyükse iflas riski bulunmaktadır.

Taffler (1982) Londra Menkul Kıymetler Borsasında kote 68 adet (45 başarılı, 23 başarısız,) endüstri işletmesinin finansal başarı-başarısızlık durumun diskriminant analizi modellemesiyle ortaya koymuştur. Diskriminant analizi sonucunda beş bağımsız değişkenle araştırmaya devam edilmiştir. Araştırmada başarılı firmaların 1972-1973, başarısız firmaların ise 1967-1972 dönemlerinin üç, altı, dokuz ve on iki aylık mali tablo verileri kullanılmıştır. Diskriminant analizi ile doğru sınıflandırma oranı %90.7 olarak ortaya konmuştur.

Fulmer, Moon, Gavin ve Erwin 1984 yılında ABD'de faaliyet gösteren küçük çaplı 60 adet (30 başarılı, 30 başarısız) firma üzerinde Çoklu diskriminant analizi yöntemini kullanarak firmaların finansal başarı-başarısızlık durumunu tahmin etmiştir. Araştırmada bağımsız değişken olarak kırk finansal oran belirlenmiş, sonrasında diskriminant analizi yardımıyla dokuza indirilmiştir. Fulmer'in modelinde H<0 durumunda şirketler başarısız, tersi durumda ise şirketler başarılı olarak nitelendirilmiştir. Modelin doğruluk oranı iflastan bir yıl önce %98 olarak ortaya konmuştur (Yazdanfar ve Nilsson, 2008, s. 3).

$$[H=5,528 \cdot (V_1)+0,212 \cdot (V_2)+0,073 \cdot (V_3)+1,27 \cdot (V_4)-0,12 \cdot (V_5)+2,335 \cdot (V_6)+0,575 \cdot (V_7) \\ +1,083 \cdot (V_8)+0,894 \cdot (V_9)-6,075] \quad (2.22)$$

V1= Dağıtılmamış Kârlar/Toplam Varlıklar V2= Satışlar / Toplam Varlıklar

V3= VÖK / Özsermaye V4= Nakit Akışı / Toplam Borç

V5= Toplam Borç / Toplam Varlıklar V6= Kısa Vadeli Borçlar / Toplam Varlıklar

V7= Log (Maddi Duran Varlıklar) V8= Net Çalışma Sermayesi / Toplam Borçlar

V9= Log (FVÖK) / Faiz Giderleridir. Eğer H-Skor>0 ise işletme başarılı, H-Skor< 0 ise işletme başarısız kabul edilmektedir (Sevil, Başar ve Çoşkun, 2013:192).

Zmijewski (1984), 1972-1978 döneminde New York Borsasında faaliyet gösteren 1.600 iflas etmemiş, 81 iflas etmiş firmanın mali tablo verilerini kullanarak finansal başarı-başarısızlık durumlarını, probit yöntemiyle modelleyerek başarılı bir şekilde tahmin etmiştir. Araştırmada iflas dilekçesinin verilmesi finansal başarısızlık kriteri olarak kabul edilmiş, üç adet finansal oran araştırmada bağımsız değişken olarak kullanılmıştır. 40 iflas etmiş, 800 iflas etmemiş firmadan uzatma örneği oluşturulmuştur. Araştırmada iflas etmiş/etmemiş firma sayıları 40:40, 40:100, 40:200, 40:400, 40:600, 40:800 şeklinde farklı kombinasyonlarda denenerek sonuca etkisi araştırılmıştır. Basit ve iki değişkenli probit yöntemlerini kullanarak analiz gerçekleştirilmiştir. Uzatma örneğinde verilerin tamamının kullanılması durumunda (40:800) ilk yöntemde %97.7, ikinci yöntemde %97.1 oranında bir sınıflandırma doğruluğu ortaya konmuştur. Zmijewski'nin ortaya koyduğu modelin aslında iflas etmeyen firmaların tahmininde daha başarılı olduğu görülmüştür.

Araştırmanın fonksiyon ve bağımsız değişkenleri ise şöyledir:

$$J = -4,336 - 4,513.(X1) + 5,679.(X2) + 0,004.(X3) \quad (2.23)$$

X1= Net Kâr / Toplam Varlıklar X2= Toplam Borçlar / Toplam Varlıklar

X3= Dönen Varlıklar / Kısa Vadeli Borçlar

Eğer J-Skor ≥ 0.50 ise iflas riski yüksektir. Eğer J-Skor < 0.50 ise iflas riski azdır.

Zmijewski'nin modeli iflas etmeyen(başarılı) firmaları daha yüksek doğrulukta tahmin etmektedir.

Zavgren (1985) 1972-1978 yıllarında faaliyet gösteren 90 adet (45 başarılı, 45 başarısız) endüstri firmasının mali tablo verileriyle başarısızlıktan beş yıl önceden finansal başarı-başarısızlık durumlarını lojistik regresyon modeli ile tahmin etmiştir. Lojistik regresyon modelini kullanan öncü çalışmalardan biri olması sebebiyle önemli bir araştırmadır. Bağımsız değişken olarak Pinches ve diğerlerinin çalışmalarında faktör analizi

yardımıyla belirledikleri yedi finansal oranı kullanmıştır (Lombard, 1998, ss. 16-17). Araştırmada asit test oranının önemi vurgulanmıştır. Başarısızlıktan bir yıl önce minimum genel doğru sınıflandırma oranı %82 olarak ortaya konmuştur. Başarısızlık kriteri olarak iflas dilekçesi verme şartı kabul edilmiştir. Araştırmada önemli görülen bağımsız değişkenler ise şöyledir;

X1= Toplam Gelir/Toplam Sermaye X2= Satışlar/Net Maddi Duran Varlıklar

X3= Stoklar/Satışlar X4= Toplam Borçlar/Toplam Sermaye

X5= Alacaklar/Stoklar X6= (Dönen Varlıklar-Stoklar) / Kısa Vadeli Borçlar

X7= Nakit Akışı / Toplam Varlıklar.

Jean C.A. Legault 1987 yılında Canada Skor'u (CA-Skor) ortaya koydu (Bayramova, 2020, s. 43). Araştırma Kanada'da faaliyet gösteren 1-20 milyon \$ arasında varlığa sahip olan 173 küçük imalat firması üzerinde gerçekleştirilmiştir. Araştırmada çok değişkenli diskriminant analizi yöntemi kullanılmıştır. Araştırmada kullanılan 30 bağımsız değişken 3'e indirgenmiştir.

X1= Ortakların Yatırımları / Toplam Varlıklar₍₁₎

X2= Faaliyetlerden Olağan K/Z +Finansman Giderleri₍₁₎ / Toplam Varlıklar₍₁₎

X3= (Satışlar ₍₂₎ / Toplam Varlıklar ₍₂₎)

(1) Bir önceki döneme ilişkin veriler (2) İki dönem öncesine ilişkin veriler.

(Ortakların yatırımları= Ortakların öz sermaye payları+ işletmeye verdikleri net borç)

$$CA - Skor = 4,5913. (X1) + 4.508. (X2) + 0,3936. (X3) - 2,7616 \quad (2.24)$$

CA-Skor < -0,30 ise firma başarısız, CA-Skor > -0,30 ise firma Başarılı olarak kabul edilmektedir. CA-skor analizinin tahmin doğruluğu %83'dür (Bozkurt: 2014:129).

Al-Darayseh (1990), 1980-1987 döneminde 220 adet (110 iflas etmemiş, 110 iflas etmiş) firma finansal başarı-başarısızlık durumlarını beş yıl önceden Logit analiz kullanarak tahmin etmiştir. Bağımsız değişken olarak dokuz değişken vardır. İflas başvuru tarihinden önceki dönem başarısızlık yılı olarak baz alınmıştır. Araştırmada finansal oranlar, piyasa değişkenlerini birlikte veya ayrı ayrı kullanarak toplamda dört farklı model geliştirilmiştir. Uzatma örneğinde 64 adet (32 iflas etmemiş, 32 iflas etmiş) firma kullanılmıştır. Uzatma örneğinin başarısızlıktan bir yıl öncesindeki genel tahmin gücü

%87.50 olarak ortaya konulmuş ve piyasa değişkenlerinin de modelde kullanılmasının tahmin gücünü arttırdığı sonucuna varılmıştır.

Gilbert ve diğerleri (1990) 1972-1983 döneminde Amerika'da faaliyet gösteren 608 iflas etmemiş, 76 iflas etmiş firmadan iki alt grup, bu alt gruplardan da ayrı ayrı tahmin ve uzatma örnekleri oluşturarak, işletmelerin finansal başarı-başarısızlık durumlarını lojistik regresyon yöntemini kullanarak tahmin etmişlerdir. Bağımsız değişken olarak on dört finansal oran kullanılmıştır. Lojistik regresyon analizi ile bu on dört oran önce üçe ve dörde düşürülerek analizler bu oranlar üstünden yapılmıştır. Araştırmada mali sıkıntı çeken (stres altında) firma; üst üste üç yıl kümülatif karı negatif olan firmalar, iflas etmiş firmalar ise iflas dilekçesi veren şirketler olarak tanımlanmıştır. Araştırmada firmalar; iflas eden, rastgele ve mali sıkıntı içinde olanlar diye üçe bölünmüştür. Bu üç gruptan iflas eden-rastgele, iflas eden-mali sıkıntı diye iki grup oluşturulmuştur. Her iki gruba ayrı ayrı tahmin ve uzatma örnekleri oluşturulmuştur. İlk tahmin grubu 260 firmadan (208 iflas etmemiş, 52 iflas etmiş), ikinci tahmin grubu 260 firmadan (208 mali sıkıntılı, 52 iflas etmiş) oluşmuştur. İlk uzatma grubu 120 firmadan (96 iflas etmemiş, 24 iflas etmiş), ikinci uzatma grubu 120 firmadan (96 finansal sıkıntı içinde, 24 iflas etmiş) oluşturulmuştur. İlk tahmin grubunun (üç bağımsız değişkenli) genel başarı yüzdesi %88.50 iken, ikinci tahmin grubunun (dört bağımsız değişkenli) genel başarı yüzdesi %81.90 olarak belirtilmiştir. İflas eden-rastgele grubu içinde olan firmaların ilk uzatma örneği doğru tahmin oranı %90.8, ikinci uzatma grubundaki doğru tahmin oranı %66.70, iflas eden-mali sıkıntı grubunun uzatma örneği doğru tahmin oranı %78.30 olarak ortaya konmuştur. İflas eden firmaların karşısına mali sıkıntılı firmaları koyarak gerçekleştirilen tahmin modellerinin sonucunun kötü performans gösterdiği sonucuna varılmıştır.

Odom ve Sharda (1990) 129 adet (64 başarılı, 65 başarısız) işletmenin 1975-1982 dönemine ait iflas ilanından önceki yıllık mali tablo verileriyle, finansal başarı-başarısızlık durumunu DA ve YSA modellerini kullanarak bir yıl önceden tahmin etmiştir. 74 firma (36 başarılı, 38 başarısız) eğitim seti olarak kullanılmıştır. Bağımsız değişken olarak Altman'ın 1968'de kullandığı beş finansal oran tercih edilmiştir. Çalışmada finansal başarısız kabul edilen işletmelerin yüksek doğrulukta tahmininin, finansal başarılı olanların tahmininden daha önemli olduğu vurgulanmaktadır. Eğitim ve test seti oranlarını işletmelerin iflas etme/etmeme durumlarına göre değiştirerek (50-50, 80-20, 90-10) sonuca etkisi araştırılmıştır. %80-%20 eğitim test setinde YSA ve DA birlikte daha uyumlu, birbirine daha yakın sonuçlar ortaya koymuştur.

Yapay sinir ağlarının başarısızlıktan bir yıl önce test verisi üzerinden genel tahmin doğruluğu en çok %81.82 gerçekleşirken, diskriminant analizinin de bu oran en çok % 78.18 olarak gerçekleşmiştir. Yapay sinir ağları modelinin finansal başarısızlığı tahminde diskriminant analizinden daha iyi olduğu görülmüştür.

Tam ve Kiang (1992) 1985-1987 döneminde Meksika’da faaliyet gösteren 118 bankanın (59 başarılı, 59 başarısız) verileriyle, linear diskriminant model, k-en yakın komşu model (k-NN), lojistik model, karar ağacı (ID3) algoritması ile sinir ağı (NN) modelleri performansını karşılaştırmıştır. Araştırmada 19 finansal oran kullanılmıştır. Diskriminant analizi uygulamasında verilerde normallik sağlanamamış olmasına rağmen, orijinal oranlarla araştırmaya devam edilmiştir. Araştırmada NN daha doğru ve stabil sonuçlar ortaya koymuştur.

Fletcher ve Goss (1993) iflas eden ve etmeyen firmalar üzerine gerçekleştirilen bu çalışmada ampirik testler için veriler başka bir çalışmadan alınarak araştırma tamamlanmıştır. Araştırmada sinir ağı (NN) modelleri, lojistik regresyon modelinden daha başarılı sonuçlar vermiştir.

Wilson ve Sharda (1994) Amerika’da 1975-1982 döneminde faaliyet gösteren 129 adet (64 iflas etmemiş, 65 iflas etmiş) firmanın mali tablo verileriyle, çok değişkenli diskriminant analizi ve sinir ağları tahmin yöntemlerini kullanarak, iflastan bir yıl önceden finansal başarı-başarısızlık durumlarını değişen eğitim ve test seti oranlarıyla tahmin etmişlerdir. Altman Z skor (1968) finansal oranları bağımsız değişken olarak kullanmıştır. Araştırmada eğitim ve test seti sırasıyla (%50-%50), (%80-%20), (%90-%10) belirlenmiş ve çok sayıda kombinasyonlar üretilmiştir. Sinir ağları modeli iflas etmemiş firmalarda, 80-20 eğitim setiyle eğitildikten sonra test tahmin sonuçları iflastan bir yıl önce %98.75, diskriminant analiz yönteminde ise %97.50 olarak ortaya konmuştur. Sinir ağları modelleri ile yapılan tahminler daha başarılıdır.

Jo, Han ve Lee (1997) Kore’de 1991-1993 dönemlerinde faaliyet gösteren çeşitli sektörlerden 542 firmanın (271 iflas etmemiş, 271 iflas etmiş) finansal başarı-başarısızlık durumunu çoklu diskriminant analizi, vaka esaslı tahmin ve sinir ağları yöntemleri kullanarak başarısızlıktan bir yıl önce ortaya koymuştur. Araştırmanın sonucuna göre sinir ağları yöntemi ile yapılan tahmin diğer yöntemlere oranla daha başarılıdır. Araştırmanın sonucunda ortalama doğru tahmin oranları sırasıyla; sinir ağları %83,79, diskriminant analizi %82,22, vaka esaslı tahmin %81,52 olarak ortaya konulmuştur.

Shirata (1998) Japonya’da 1986-1996 dönemlerinde faaliyet gösteren çoğunluğu halka açık olmayan, finansal hizmet ve inşaat sektörü dışındaki şirketlerden oluşan 986 firmanın (300 iflas etmemiş, 686 iflas etmiş,) verileriyle başarısızlıktan 1 yıl öncesinden bir iflas tahmini modeli ortaya koymuştur. Araştırmaya 61 bağımsız değişkenle başlanmış ve 4’e indirgenmiştir. 61 finansal orana CART yöntemini uygulayarak en etkili ilk 4 oranı seçmiştir. Bulduğu bu 4 orana MDA uygulayarak kendi Z fonksiyonu ifade etmiştir. Araştırmanın sonucuna göre iflas eden firmaları %86,40 gibi bir oranla doğru tahmin etmiştir. Shirata’nın ortaya koyduğu Z değerinin kopuş noktası 0,38’dir. $Z < 0,38$ durumunda firmanın iflas etme riskinin yüksek olduğu belirtilmiştir. Shirata, modelinin sektör ve firma büyüklüğünden bağımsız olarak çalıştığını ve evrensel olduğunu ortaya koymuştur.

Dimitras ve diğerleri (1999), Yunanistan’da faaliyet gösteren 80 adet (40 iflas etmemiş, 40 iflas etmiş) firmanın 1986-1990 dönemine ait yıllık mali tablo verileriyle, test seti için finansal başarısızlığı üç yıl öncesine kadar tahmin etmiştir. Bağımsız değişken olarak yirmi sekiz finansal oran kullanılmış, bu oranlar diskriminant analizi yardımıyla on iki orana indirilmiştir. İflastan bir yıl öncesi verilerini başarısızlığın başlangıcı olarak dikkate alınmıştır. Araştırmaya göre kaba kümeler tahmin yönteminin tahmin gücü, logit analiz ve diskriminant analiz yöntemi sonuçlarından daha başarılıdır.

Atiya (2001) ABD’de faaliyet gösteren 991 adet (796 başarılı, 195 başarısız) firmanın verilerini kullanarak iflaslarını, sinir ağları tahmin yöntemiyle iflastan üç yıl öncesine kadar tahmin etmiştir. Araştırmada iki model mevcuttur. İlk model sadece finansal oranlardan, ikinci model ise hem finansal oran hem de fiyat temelli göstergelerden oluşmaktadır. Birinci modelde bağımsız değişken olarak beş finansal oran kullanılmış, ikinci modelde bağımsız değişken olarak altı oran kullanılmıştır. Test örneğinin sadece finansal oranlarla yapılan üç yıllık ortalama genel tahmin yeteneği %81.46 iken finansal oranlar ve fiyat temelli göstergelerin bir arada kullanıldığı ikinci modelin genel tahmin yeteneğinin üç yıllık ortalaması % 85.50 olarak ortaya konmuştur.

Grover ve Lavin (2001) 1982-1996 döneminde hizmet sektöründe faaliyet gösteren 70 firmanın (35 iflas etmemiş, 35 iflas etmiş) finansal tablo verilerini kullanarak, iflas etme/etmeme durumlarını diskriminant analiz yöntemiyle tahmin eden bir model ortaya koymuştur. Araştırmada Altman Z-Skor’da kullanılan ilk iki oran ve Altman-Z skor’da olmayan Net Kâr/Toplam Varlıklar oranı eklenerek Grover Skor ortaya konulmuştur.

Araştırmada Altman Z-Skor'da kullanılan finansal oranlara 13 tane daha finansal oran eklenerek bağımsız değişkenler belirlenmiştir. Araştırma sonunda 3 bağımsız değişken kullanılarak aşağıdaki G-Skor ortaya konmuştur (Prihantini ve Sari, 2013, ss. 420-421).

$$G - \text{Skor} = 1,650. (X1) + 3,404. (X2) - 0,016. (X3) + 0,057 \quad (2.25)$$

X1= Net Çalışma Sermayesi / Toplam Varlıklar

X2= FVÖK / Toplam Varlıklar

X3= Net Kâr / Toplam Varlıklar

G-Skor $\geq 0,01$ ise iflas riski yok, G-Skor $\leq -0,02$ ise iflas durumu söz konusudur (Filianti ve Septiarini, 2019, s. 310),

Shin ve Lee (2002) 1995-1997 döneminde faaliyet gösteren 528 imalat firması (264 iflas etmemiş, 264 iflas etmiş) verilerini kullanarak, genetic algoritmalar (GA) yaklaşımıyla bir iflas tahmin modeli ortaya koşmuşlardır. Araştırmada 55 bağımsız değişken stepwise yöntemi ile 9 finansal orana indirgenmiştir. Eğitim-doğrulama seti oranı %90-%10 şeklinde ayarlanmıştır. Araştırmada oran gruplarından oluşan beş farklı kural belirlenmiştir. Araştırmada uzman sistemler gibi kullanıcılar için kolay anlaşılabilir kurallar çıkarabilen genetik algoritma (GA) modelleri kullanılmıştır. Genetik algoritmaların iflas tahmininde kural çıkarım noktasında başarılı olduğu söylenebilir.

Sprengers (2005) Amsterdam Menkul Kıymetler borsasında işlem gören 122 adet (61 iflas etmemiş, 61 iflas etmiş) Hollanda firmasının, 1945-1999 dönemine ait yıllık mali tablo verilerini kullanarak finansal başarı-başarısızlık durumlarını, CART (sınıflama ve regresyon) modeli kullanarak tahmin eden bir model ortaya koymuş ve sonuçları Altman Z skor (1968) modeliyle karşılaştırmıştır. Araştırmada bağımsız değişken olarak 16 adet finansal oran kullanılmıştır. Araştırmanın örneklemini iki farklı veri seti oluşturmaktadır. İlk veri seti 122 adet (61 iflas etmemiş, 61 iflas etmiş) firmadan oluşmaktadır. İkinci veri seti ise ilk setteki 122 adet şirketten 26 şirketin dönem uzunluğu sebebiyle (1945-1999) çıkarılmasıyla oluşturulan 96 adet (41 iflas etmemiş, 55 iflas etmiş) firmadan meydana gelmiştir. İlk önce Altman Z skor modeli, veri seti 1'e ve veri seti 2'ye uygulanmış sonuç olarak sırasıyla %72.95, %85.42 oranında tahmin başarısı ortaya konulmuştur. CART tahmin modelinin yapısı, veri seti 1 ve veri seti 2 üzerinde ayrı ayrı, ilk önce 5 finansal oranla (Altman Z skor oranları), daha sonra 11 finansal oranla oluşturmuştur. CART tahmin modeli en az %78.13, en çok %79.51 oranında tahmin gücü ortaya koymuştur.

Araştırmanın sonucunda Altman Z skor modeli %85.42, CART tahmin modelinin ise %78.13 oranında doğru tahminde bulunduğu ortaya konulmuştur.

Kumar ve Ravi (2007) 1968-2005 yılları arasında iflas tahmini üzerine yapılan 128 farklı çalışmayı ülke, veri tabanı, örneklem sayısı, kullanılan analiz yöntemi, araştırmanın kapsadığı döneme göre incelemişlerdir. En çok kullanılan tahmin yönteminin sinir ağları (NN) olduğu ortaya konulmuştur. İflas tahmini üstüne yapılan literatürü ve bu konudaki eğilimleri ortaya koyan bir çalışma olmuştur.

Zheng ve Yanhui (2007) Çin'de faaliyet gösteren 96 adet (48 başarılı, 48 başarısız) firmanın 2003-2005 dönemine ait mali tablo verileriyle, finansal başarısızlığı tahmin etmiştir. Açıklayıcı değişken olarak 17 mali orandan yararlanılmıştır. CHAID karar ağacı tahmin yöntemini kullanarak işletmelerin başarı durumunu %81.48 oranda doğru tahmin etmiştir.

Abdullah ve diğerleri (2008), Malezya borsasına kayıtlı 52 adet (26 başarılı, 26 başarısız) firmanın, 1990-2000 dönemine ait yıllık mali tablo verileriyle, mali açıdan sıkıntılı olup olmadıklarını, lojistik regresyon, diskriminant analizi ve hazard modellerini kullanarak tahmin etmişlerdir. Araştırmacılar örnekleme konu olan 52 firmadan, test grubu olarak 20 tanesini (on başarılı, on başarısız) kullanmışlardır. Çalışmada bağımsız değişken olarak on adet mali orandan yararlanılmıştır. LR, DA ve hazard modellerinin test aşaması genel doğruluk oranları sırasıyla %80, %85 ve %63.9 olarak gerçekleşmiştir.

Agarwal ve Taffler (2008) 1985-2001 döneminde Londra Borsası'nda bulunan finans dışı sektörlerdeki 2.006 adet firma araştırmaya konu almıştır. Yönetime, yediemin müessesine veya alacakların isteğiyle gönüllü tasfiye prosedürlerine giriş durumları başarısızlık olarak kabul edilmiştir. İflas tahmini için piyasa temelli model formüllerinin performansı, İngiltere temelli bir Z-skor ile karşılaştırılmıştır. Muhasebe temelli tahmin yaklaşımıyla, piyasa verileri temelli tahmin yaklaşımının sonuçları arasında büyük farklılıklar olmamakla birlikte geleneksel muhasebe temelli yaklaşımın daha ekonomik olduğu ortaya konmuştur.

Huang (2008) 2002-2005 döneminde Çin Borsasında faaliyet gösteren borsasındaki şirketlerin finansal başarı-başarısızlık durumlarını, sinir ağları ve genetik bulanık sinir ağları modelleriyle tahmin etmişlerdir. Araştırmada bağımsız değişken olarak Altman (1968)'in beş finansal oranı kullanılmıştır. Araştırmanın veri setini Çin borsasındaki 400 adet (iflas etmemiş 320, iflas etmiş 80) firma oluşturmaktadır. Veri seti iki ayrı gruba

ayrılmış; eğitim seti 280 adet (230 iflas etmemiş, 50 iflas etmiş) firmadan, test seti ise 120 adet (90 iflas etmemiş, 30 iflas etmiş) firmadan oluşmuştur. Her iki modelin eğitim verileri sınıflandırmasında hiç yanlış sınıflandırma olmazken test sonuçlarında genetik bulanık sinir ağları ve sinir ağları sırasıyla %98.33, %95.83 oranıyla doğru sınıflandırma gerçekleştirmiştir.

Huang ve diğerleri (2008) 2002-2004 döneminde Tayvan Menkul Kıymetler Borsasında işlem gören firmaların mali tablolarını kullanarak işletmelerin başarı-başarısızlık durumlarını diskriminant analizi, karar ağaçları, C5.0, geri yayımlı ağ ve hibrit analiz yöntemlerini kullanarak tahmin eden modeller ortaya koymuşlardır. Araştırmada farklı dönemleri ve firmaları içeren 4 farklı veri seti kullanılmıştır. Başarısızlık kriteri olarak kottan çıkarılma kriteri benimsenmiştir. En iyi toplam tahmin doğruluğunu %86.67 oranıyla hibrit analiz modelinin verdiği ortaya konulmuştur.

Zhou (2008) İşletmelerin finansal başarı-başarısızlık durumlarını bir yıl önceden diskriminant analizi, logit analiz, neuro fuzzy, neuro genetic öngörü modellerini yapay sinir ağları modellemeleriyle karşılaştırarak tahmin etmiştir. Araştırmada iki farklı data seti kullanılmıştır. İlk data seti İngiltere’de faaliyet gösteren 50 adet (25 iflas etmemiş, 25 iflas etmiş) firma ve literatür taraması sonucu seçilen altı finansal oran, ikinci data seti ise Avrupa’da faaliyet gösteren 100 adet (50 iflas etmemiş, 50 iflas etmiş) firma ve literatür taraması sonucu seçilen yirmi altı finansal orandan meydana gelmiştir. Finansal başarı-başarısızlık tahmin performanslarını karşılaştırmak için dokuz farklı yapıda (beş tür yapay sinir ağları, diskriminant ve logit analiz, neuro fuzzy ve neuro genetik) toplam elli sekiz adet model kombinasyonu yapılmıştır. Yapay sinir ağları modellemesinde %80-%20 eğitim ve test seti kullanılmıştır. Çeşitli nöron sayıları denenmiş ve en yüksek nöron sayısında %97.53 test doğruluğu gerçekleşmiştir. Araştırmada %80 eğitim seti ve %20 test seti modellemesi, %70 eğitim seti ve %30 test seti modellemesinden çok daha iyi sonuçlar vermiştir. MLP-NN %97.53 test doğruluğu ile diğer tahmin yöntemlerinden daha iyi bir doğruluk yakalamıştır.

Arfaoui ve Goaiad (2009) Tunus’ta 2004-2006 döneminde faaliyet gösteren 1.764 adet (1.550 sağlıklı, 214 sıkıntılı) firmanın mali tablo verilerini, Tunuslu ticari bir bankadan temin ederek firmaların finansal başarı-başarısızlık durumlarını lojistik regresyon yardımıyla sınıflandırmışlardır. Toptan-perakende ve imalat sektörü firmaları için iki ayrı lojistik regresyon modeli geliştirmişlerdir. Açıklayıcı değişken olarak kullanılan mali

oranlar LR yardımıyla toptan-perakende sektöründe on yedi orandan beşe, imalat firmalarında on altı orandan üç finansal orana indirgenmiştir. Her iki modelde de doğru tahmin % 99'un üzerindedir.

Chen ve Du (2009) Tayvan Menkul Kıymetler Borsasında 1999-2006 döneminde işlem gören 68 adet (34 iflas etmemiş, 34 finansal sıkıntılı) firmanın finansal sıkıntılı olup olmadığını YSA ve veri madenciliği yöntemlerini kullanarak tahmin eden modeller geliştirmişlerdir. Araştırmada 37 bağımsız değişken kullanılmıştır. Araştırmada çok fazla faktör analizi kullanmanın YSA ve veri madenciliği yöntemlerinde doğruluğu azalttığı, istatistiki modellerin tahmin sonuçlarının YSA model tahmin sonucu kadar iyi olmadığı belirtilmiştir.

Salehi ve Abedini (2009) İran-Tahran borsasında işlem gören 60 adet (30 başarılı, 30 başarısız) firmanın 1995-2007 dönemine ait mali tablo verileriyle finansal başarısızlığı çoklu lojistik regresyon yöntemini kullanarak başarısızlıktan üç yıl öncesine kadar tahmin eden bir model geliştirmiştir. Açıklayıcı değişken olarak 22 finansal oran kullanılmış olup çoklu regresyon analizi ile bu oranlar beşe indirilip hesaplamalar bu beş oran üzerinden gerçekleştirilmiştir. Araştırmanın sonucuna göre bir-iki-üç yıl öncesine kadar olan doğru sınıflandırma oranı; %95-%83-%95 olarak ortaya konulmuştur.

Xu ve Wang (2009) 1999-2005 döneminde Şanghay borsasında işlem gören 120 adet (60 iflas etmemiş, 60 iflas etmiş) firmanın finansal başarı-başarısızlık durumlarını, ÇDA, LRA, DVM modelleriyle tahmin etmişlerdir. Araştırmadaki 20 finansal oran yedi orana kadar indirgenmiştir. Ayrıca VZA yoluyla elde edilen “verimlilik değişkeni” bu yedi finansal orana eklenerek finansal başarısızlık tahmininde kullanılmıştır. Verimlilik değişkeninin içinde olduğu tahmin modelinin daha iyi netice verdiği belirtilmiştir.

Gepp ve diğerleri (2010) 1971-1981 döneminde Amerika’da 1971-1981 döneminde imalat ve perakende sektöründe faaliyet gösteren 200 adet (142 başarılı, 58 başarısız) firma mali tablo verileriyle finansal başarı-başarısızlık durumlarını karar ağaçları tahmin yöntemiyle tahmin etmişlerdir. Araştırmada kullanılan veri seti Frydman ve diğerlerinin (1985)’teki kullandığı verilerin aynısıdır. Araştırmada bağımsız değişken olarak yirmi finansal oran kullanılmıştır. Karar ağaçları yöntemi daha iyi tahmin sonuçları üretmiştir.

Ravisankar ve Ravi (2010) bankalarda iflas tahmini için üç sinir ağı mimarisi ortaya koymuşlardır. 1- Grup Veri İşleme Yöntemi (GMDH), 2- Sayaç Yayılımlı Sinir Ağı (CPNN) 3- Bulanık Uyarlamalı Rezonans Teorisi Haritasıdır (Fuzzy ARTMAP). Farklı

ülkelerden bankaları daha önce yayımlanmış makalelerden temin etmişlerdir. Türkiye'den 40 banka (22 iflas etmemiş, 18 iflas etmiş), İspanya'dan 66 banka (29 iflas etmemiş, 37 iflas etmiş), Amerika'dan 129 banka (64 iflas etmemiş, 65 iflas etmiş), İngiltere'den 60 banka (30 iflas etmemiş, 30 iflas etmiş) olmak üzere toplamda 295 banka araştırmalarına konu olmuştur. Her ülkenin ayrı değerlendirilmeye tabi tutulmuştur. GMDH'nin diğer yöntemlerden daha iyi sınıflandırma sonuçları ortaya koyduğu belirtilmiştir. Bu sinir ağı mimarileriyle tahminin umut verici olduğu ortaya konulmuştur.

Youn ve Gu (2010) Kore'de halka açık olarak faaliyet gösteren otel işletmelerinin, mali tablo verilerini kullanarak, finansal başarı-başarısızlık durumlarını, LR ve YSA modellerini kullanarak tahmin etmişlerdir. Araştırmada bağımsız değişken olarak on adet finansal oran kullanılmıştır. Finansal başarısızlık şartı olarak firmaların üst üste üç yıl zarar etme şartı baz alınmıştır. Hesaplamalar başarısızlığın ilk yılından önceki başarılı mali yıl verileri üzerinden yapılmıştır. Araştırmada iki farklı veri seti kullanılmıştır. 2000-2005 dönemine ait 204 adet (102 başarılı, 102 başarısız) firma verileriyle yapılan modellemede, doğru sınıflandırma oranı LR ve YSA modellerine göre sırasıyla %83.33, %87.75 olarak bulunmuştur. 2004-2006 döneminde faaliyet gösteren 66 adet (33 başarılı, 33 başarısız) otel işletmesinden oluşan test veri setinde, lojistik regresyon ve yapay sinir ağı tahmin modellerine göre doğru sınıflandırma oranı sırasıyla %77.27, %81.82 olarak hesaplanmıştır. Yapay sinir ağları modellemesi daha iyi tahmin sonuçları üretmiştir.

Chaudhuria ve De (2011) 1998-1999 yılında Amerika Birleşik Devletleri'nde farklı sektörlerde faaliyet gösteren 100 adet (50 iflas etmemiş, 50 iflas etmiş) firmanın mali tablo verileriyle finansal başarısızlığı LR, YSA ve fuzzy destek vektör makineleri (FSVM) tahmin yöntemi kullanarak tahmin eden bir modeller geliştirmişlerdir. Çalışmada 32 adet bağımsız değişken kullanılmıştır. FSVM'nin eğitim ve doğrulama seti olarak sırasıyla %80, %20 oranlarını kullanmıştır. Araştırmanın sonucuna göre FSVM yöntemi %83.37 oranıyla diğer yöntemlere göre daha başarılıdır.

Kim (2011) 1995-2002 döneminde Kore'de faaliyet gösteren 66 adet (33 iflas etmemiş, 33 iflas etmiş) otel işletmesinin mali tablo verileri yardımıyla, ÇDA, LR, YSA ve DVM tahmin modellerini kullanarak, iflastan üç yıl öncesine kadar finansal başarı-başarısızlık durumlarını tahmin etmiştir. Araştırma sonucunda yapay sinir ağlarının en iyi sonucu verdiği ortaya konmuştur. Bağımsız değişken olarak on yedi finansal oran kullanılmış olup diskriminant analizinde beşe indirgenmiştir. ÇDA, LR, YSA ve DVM modellerinin

sınıflandırma doğruluk oranları sırasıyla %72.60, %80, %91.60, %95.95 olarak gerçekleşmiştir.

Pan (2012) 2003-2004 döneminde Tayvan borsasında (normal borsada ve tezgâh üstü borsada) işlem gören 100 adet (50 finansal sağlıklı, 50 finansal sıkıntılı) firma verileriyle finansal sıkıntı durumlarını genel regresyon sinir ağı modelini kullanarak tahmin etmişlerdir. Eğitim-test seti oranı %80-%20 olarak kullanılmıştır. Dört finansal oranın endeksine göre firmaların finansal risk durumları belirlenmiştir. Dört finansal oran endeksinin $\leq 0,50$ olması durumunda şirket normal, aksi durumda ise riskli olarak kabul edilmiştir. Araştırmada en az ve en çok değer bulmada yeni bir meyve sineği optimizasyon algoritması (FOA) önermiştir. Meyve sineği algoritması ile optimize edilen genel regresyon sinir ağı modelinin sınıflandırma ve tahmin gücünün başarılı olduğu belirtilmiştir. Meyve sineği optimizasyon algoritması diğer karışık algoritmalara nazaran basit olması ve geliştirilebilir olması yönünden övülmüş fakat geliştirilmesi gerektiği vurgulanmıştır. Araştırmacılar için meyve sineği davranışlarını model olarak bir algoritma geliştirme fikri ilham verici olabilir.

Sun ve Li (2012) 2000-2005 döneminde Shenzhen Menkul Kıymetler Borsası ve Şanghay Menkul Kıymetler Borsası'nda işlem gören 270 firma (135 sağlıklı, 135 finansal sıkıntılı) mali tablo verilerini kullanarak destek vektör makineleri topluluğuna dayalı yeni bir finansal sıkıntı modeli ortaya koymuşlardır. Finansal başarısız olma ölçüsü olarak üst üste iki yıl zarar etme veya hisse başına özkaynak değerinin hissenin nominal değerinden küçük olması şartı benimsenmiştir. Araştırmada 30 finansal oran kullanılmıştır. Araştırmaya göre destek vektör makineleri (SVM) topluluğundaki sınıflandırıcıların sayısı optimal şekilde ayarlanırsa, SVM topluluğunun bireysel sınıflandırıcılarından daha üstün sonuçlar ortaya koymuştur.

Gurâu, T. (2013) Japonya'da 2000-2011 döneminde faaliyet gösteren halka açık 132 adet (66 iflas etmemiş, 66 iflas etmiş) imalat firmasının mali tablo verileriyle finansal başarı-başarısızlık durumunu diskriminant analizi yöntemiyle tahmin etmiştir. Altman'ın 1968'de ortaya koyduğu Z skorunun beş adet finansal oranı sabit kalmak koşuluyla fonksiyonun sabit rakamları Japonya'ya göre revize edilmiştir. Japon şirketlerinin Altman Z skor 1968'deki yöntemiyle tahmin gücü %49.13 iken, revize edilmiş Altman Z skor modeliyle %93.18 olarak ortaya konulmuştur.

Xu vd. (2014) 200-2012 döneminde Shenzhen ve Şanghay Menkul Kıymetler Borsasında işlem gören 240 adet (120 başarısız, 120 başarılı) firmanın bağımsız denetimden geçmiş mali tablolarını kullanarak finansal başarı-başarısızlık durumlarını LR, NN, DVM modelleriyle tahmin etmiştir. Araştırmadaki 81 oran her model için 9’ar orana indirgenmiştir. Finansal oranların seçiminde diğer çalışmalardan farklı olarak “yumuşak küme teorisi-SST” yaklaşımını benimsemiştir. Üst üste iki yıl zarar eden firmalar başarısız olarak kabul edilmiştir. Tüm modellerde yumuşak küme teorisiyle seçilen finansal oranların başarı oranları diğer yöntemlere nazaran daha yüksek çıkmıştır.

Geng vd. (2015) Şanghay ve Shenzhen Menkul Kıymetler Borsalarında işlem gören 214 adet (107 finansal sağlıklı, 107 finansal sıkıntılı) firmanın 2001-2008 dönemine ait finansal tablo verileriyle finansal sıkıntı durumlarını veri madenciliği yöntemleri ile tahmin etmişlerdir. Finansal sıkıntı kriteri olarak iki yıl üst üste zarar etme, iflas, iş zararı gibi ölçüler benimsenmiştir. İlk olarak 10 farklı model kullanılmıştır. Prune algoritmasına dayalı sinir ağları, C5.0 karar ağaçları ve destek vektör makineleri modelleri iyi performans gösterdiğinden araştırmaya bu üç modelle devam edilmiştir. Ayrıca bu üç tahmin sonucunu birleştiren MV’e dayalı çoklu sınıflandırıcı da kullanılmıştır. Araştırmanın başında 31 finansal değişken kullanılmış ve 10 değişkene indirilmiştir. En yüksek tahmin gücüne sahip ilk iki finansal oran Aktif Karlılık Oranı, Net Kâr/Aktif oranıdır. Finansal sıkıntı tahmininde en yüksek doğruluk oranı sinir ağları (NN) yöntemi kullanılarak elde edilmiştir.

Huang vd. (2015) Shenzhen Menkul Kıymetler Borsasında (SZSE) işlem gören 75 adet (15 finansal başarısız, 60 finansal başarılı) firmanın 2010-2012 dönemine ait mali tablo verileriyle finansal başarı-başarısızlık durumunu iki seviyeli veri zarflama analiziyle tahmin etmiştir. 12 farklı sektör birlikte araştırmaya konu olmuştur. Finansal başarısızlık kriteri olarak üst üste üç yıl veya dört yıl zarar etme ölçüsü benimsenmiştir. İki seviyeli veri zarflama analizinde 15 değişken kullanılarak analizler gerçekleştirilmiştir. Araştırmada kullanılan iki aşamalı veri zarflama analizinin geleneksel veri zarflama analizinden daha iyi olduğu belirtilmiştir.

Almamy ve diğerleri (2016) Altman’ın 1968’de kullandığı bağımsız değişkenlerine yeni bir değişken ekleyerek Z skor modeline bir katkı yapmak istemişlerdir. 2000-2013 döneminde İngiltere’de faaliyet gösteren 1.090 adet (1.000 başarılı, 90 başarısız) firmanın mali tablo verileriyle diskriminant analizi yardımıyla finansal başarı-başarısızlık

durumunu tahmin etmişlerdir. Bağımsız değişken olarak altı finansal oran kullanılmıştır. Araştırmacıların geliştirdikleri altı bağımsız değişkenli model ve kriz sonrası dönem verileriyle yapılan uygulamada doğru tahmin oranı %82.85 iken, Altman Z skore (1968)'e göre yapılan modelde genel doğru tahmin oranı %71.50 olarak ortaya konmuştur.

Bateni ve Asghari (2016) 2006-2014 döneminde İran'da Tahran borsasında faaliyet gösteren 348 adet (174 iflas etmemiş, 174 iflas etmiş) firmanın mali tablo verilerini kullanarak üç yıl öncesine kadar finansal başarı başarısızlık durumlarını genetik algoritmalar ve logit modelleriyle tahmin etmişlerdir. Bağımsız değişken olarak yirmi üç finansal oran kullanılmıştır. Eğitim ve test seti yarı yarıya olarak ayarlanmıştır. Genetik algoritmalar tahmin modelinin iflastan bir yıl öncesinden tahmin doğruluk oranı %93,10 iken logit model doğruluk %77 olarak gerçekleşmiştir.

Altman ve diğerleri (2017), Altman Z''-Skor (1983) modelinin sınıflandırma gücünü çok büyük uluslararası veriler kullanarak test etmişlerdir. Tahmin veri setinde 31 ülke verisi varken, test veri setinde ise 34 ülke verisi mevcuttur. Tahmin veri setinde 2.640.778 firma (başarısız 38.215, başarılı 2.602.563), test veri setinde 3.191.743 (başarısız 43.664, başarılı 3.148.079) firma mevcuttur. Araştırmada verilerinden yararlanılan ülkeler çoğunlukla Avrupa'dan olmakla birlikte ayrıca üç Avrupa dışından olan ülke verileri de kullanılmıştır (ABD, Çin ve Kolombiya). Araştırmada; iflas, başarısızlık, temerrüde düşme ve finansal sıkıntı gibi kavramlar birbirleriyle eşdeğer olarak kullanılmıştır. Başarısız firmalar seçilirken istisnalar hariç olmak üzere statüsü "iflas" olarak belirtilenler başarısız kabul edilmiştir. Ancak bazı ülkelerde "kayyum atanmış" aktif firmalarda, finansal sıkıntı içinde oldukları için başarısız olarak kabul edilmişlerdir. Araştırmadaki çoğu ülkede başarısız firmalar iflas etmiş veya kayyum atanmış firmalardan seçilmekle birlikte bazı özel durumlarda başarısız firmaların başarısızlık kriterleri farklılık arz edebilmektedir (iflas etme, kottan çıkarılma, ST (özel işlem grubuna alınma, vb.). Çin'de ST (Special Treatment) olarak kodlanan firmalar ciddi finansal sıkıntılardan yaşayan firmalardan oluşmaktadır. Altman Z''-Skor modelinin sonuçlarının tatmin edici olduğu ortaya konmuştur. Orijinal model Polonya, Finlandiya ve Çin'de daha başarılı sonuçlar ortaya koymuştur.

Adriatico (2018) Filipinler Menkul Kıymetler Borsası'nda işlem gören farklı sektörlerden 45 şirketten finansal sıkıntıya düşecek olanları, cari oran ve Alman Z skor modelini

kullanarak ortaya koymuştur. Cari oranı 1.00 değerinden düşük, Altman Z skor puanı 3.00'dan düşük olan işletmeler araştırmada finansal başarısız olarak kabul edilmiştir. Oran analizi sonuçlarına göre 12 şirket, Altman Z skor modeline göre 35 şirketin mali sıkıntıya gireceği tahmin edilmiştir.

Arnis ve diğerleri (2018), Yunanistan'da 2003-2016 döneminde faaliyet gösteren 238 adet (119 iflas etmemiş, 119 iflas etmiş) perakende ve toptan ticaret firmasının Yunanistan İstatistik Kurumundan temin edilmiş mali tablo verileriyle, lojistik regresyon analiz yöntemini kullanarak finansal başarı-başarısızlık durumunu iflastan iki yıl öncesine kadar öngörmüşlerdir. Araştırmada bağımsız değişken olarak ön dört finansal oran seçilmiş olup faktör analizi ile bu oranlar yediye indirgenmiş ve analizler bu oranlar üzerinden yapılmıştır. Ayrıca iki farklı alt örnek de oluşturulmuştur. Logit modelin iflastan bir önce genel sınıflandırma doğruluğu %72.88 iken iki yıl öncesinde bu oran %71.24 olarak gerçekleşmiştir.

Le ve Viviani (2018) ABD faaliyet gösteren 3.000 adet (1.562 aktif, 1.438 aktif olmayan) banka üzerinde yaptıkları çalışmada, Tahmin modellerinden DA, LR, YSA, DVM ve k-yakın komşular tekniklerini kullanarak, başarısızlıktan beş yıl öncesine kadar finansal başarı-başarısızlık durumlarını tahmin etmişlerdir. Bağımsız değişken olarak otuz bir finansal oran kullanılmıştır. Eğitim-test seti sırasıyla %70-%30 olarak belirlenmiştir. 2016 yılının ilk çeyreğine kadar faaliyette olan bankalar aktif bankalar olarak kabul edilmiştir. Araştırma sonucunda modern yöntemlerden; YSA ve k-yakın komşu gibi makine öğrenme yaklaşımlarının klasik yöntemlerden daha başarılı tahmin ortaya koyduğu tespit edilmiştir.

Elviani ve diğerleri (2020) 2012-2017 döneminde Endonezya borsasında işlem gören 53 firmanın (52 iflas etmemiş, 1 iflas etmiş) mali tablo verilerini kullanarak Jmijewski, Ohlson, Altman ve Springate tahmin modelleriyle iflas etme durumlarını araştırmışlardır. Araştırmanın sonunda Jmijewski ve Ohlson tahmin modelinin Endonezya ticaret şirketleri iflasını tahmin etmek için uygun olmadığını ortaya koymuşlardır. Endonezya için Springate modeli, Altman'ın modelinden daha doğru tahmin başarısı üretmiştir.

Finansal başarısız tahmini üzerine yapılan çalışmaların geniş bir özeti Tablo 10'da verilmiştir.

Tablo 10*Dünyadaki Finansal Başarısızlık Çalışmaları*

S. No	Yazar ve yayın yılı	Ülke	Araştırma Yılı	Firma Türü	Model	Bağımsız Değişken Türü	Genel Tahmin Doğruluğu %	Tip I Hata %	Tip II Hata %	Tahmin örneği sayısı	Test örneği sayısı
1	Altman (1968)	ABD	46-65	İmalat	ÇDA	FO	95	6	3	66	25
2	Altman vd. (1977)	ABD	64-74	İmalat ve perakende	ÇDA	FO	92.8	3.77	10.34	111	111
3	Altman vd. (1994)	İtalya	85-92	Sanayi	ÇDA	FO	-	13.6	9.7	1212	450
4	Altman vd. (1994)	İtalya	85-92	Sanayi	NN	FO	-	13.8	10.6	1212	450
5	Aziz vd. (1988)	ABD	71-82	Karışık	ÇDA	NA	88.8	-	-	98	-
6	Aziz vd. (1988)	ABD	71-82	Karışık	Logit	NA	91.8	14.3	2.1	98	-
7	Aziz vd. (1988)	ABD	71-82	Karışık	BSDM	NA	91.8	-	-	98	-
8	Back vd. (1996)	Finlandiya	86-89	Karışık	ÇDA	FO	85.14	13.51	16.22	74	-
9	Back vd. (1996)	Finlandiya	86-89	Karışık	Logit	FO	96.49	13.51	13.51	74	-
10	Back vd. (1996)	Finlandiya	86-89	Karışık	NN	FO	97.3	5.26	0	74	-
11	Back vd. (1996)	Finlandiya	86-89	Karışık	GA	FO	97.3	5.26	0	74	-
12	Beynon ve Peel (2001)	B. Krallık	-	İmalat	ÇDA	Karışık	78.3	16.7	26.7	60	30
13	Beynon ve Peel (2001)	B. Krallık	-	İmalat	Logit	Karışık	80	16.7	23.3	60	30
14	Beynon ve Peel (2001)	B. Krallık	-	İmalat	ÖBA	Karışık	93.3	10	3.3	60	30
15	Beynon ve Peel (2001)	B. Krallık	-	İmalat	KSM	Karışık	91.7	13.3	3.3	60	30
16	Booth (1983)	Avustralya	64-79	Karışık	ÇDA	Karışık	85	18	12	44	26
17	Booth (1983)	Avustralya	64-79	Karışık	BSDM	Karışık	85	18	12	44	26
18	Brockman ve Turtle (2003)	ABD	89-98	Karışık	ÇDA	Karışık	74.5	-	-	-	-
19	Brockman ve Turtle (2003)	ABD	89-98	Karışık	Logit	Karışık	85	-	-	-	-
20	Brockman ve Turtle (2003)	ABD	89-98	Karışık	KRT	Karışık	85	-	-	-	-
21	Casey ve Bartczak (1984)	ABD	71-82	Karışık	TD	NA	75	10	27	290	-
22	Casey ve Bartczak (1984)	ABD	71-82	Karışık	ÇDA	FO	86	17	13	290	-
23	Casey ve Bartczak (1984)	ABD	71-82	Karışık	NYT	NA	75	10	27	290	-
24	Coats ve Fant (1993)	ABD	70-89	Karışık	ÇDA	FO	87.9	36.2	0	282	-
25	Coats ve Fant (1993)	ABD	70-89	Karışık	NN	FO	95	10.6	2.1	282	-
26	Dimitras vd. (1999)	Yunanistan	86-93	Karışık	ÇDA	FO	90	12.5	7.5	80	38
27	Dimitras vd. (1999)	Yunanistan	86-93	Karışık	Logit	FO	90	7.5	12.5	80	38
28	Dimitras vd. (1999)	Yunanistan	86-93	Karışık	KSM	FO	97.5	2.5	2.5	80	38
29	El Hennawy ve Morris (1983)	B. Krallık	60-71	Karışık	ÇDA	Karışık	97.72	4.55	0	44	44
30	Foreman (2002)	ABD	1999	Telekom	Logit	FO	97.4	14.29	0	77	14
31	Foydman vd. (1985)	ABD	71-81	Karışık	ÇDA	FO	74	9	17	200	-

Tablolar Devamı

32	Foydman vd. (1985)	ABD	71-81	Karışık	ÖBA	FO	89	9	2	200	-
33	Gombola vd. (1987)	ABD	70-82	İmalat ve perakende	ÇDA	FO	89	-	-	77	-
34	Gombola vd. (1987)	ABD	70-82	İmalat ve perakende	BSDM	FO	89	-	-	77	-
35	Jo vd. (1997)	Kore	91-93	Karışık	ÇDA	Karışık	82.22	-	-	542	-
36	Jo vd. (1997)	Kore	91-93	Karışık	NN	Karışık	83.79	-	-	542	-
37	Jo vd. (1997)	Kore	91-93	Karışık	CBR	Karışık	81.52	-	-	542	-
38	Kahya ve Theodossiou (1999)	ABD	74-91	İmalat ve perakende	ÇDA	FO	77.8	31	17	189	-
39	Kahya ve Theodossiou (1999)	ABD	74-91	İmalat ve perakende	Logit	FO	77.2	33	16	189	-
40	Kahya ve Theodossiou (1999)	ABD	74-91	İmalat ve perakende	CUSUM	FO	82.5	18	17	189	-
41	Keasey ve McGuinness (1990)	B. Krallık	76-84	Karışık	Logit	FO	86	14	14	86	30
42	Laitinen ve Laitinen (1998)	Finlandiya	86-91	Sanayi	Logit	Karışık	80.49	17.07	21.95	82	-
43	Laitinen ve Laitinen (1998)	Finlandiya	86-91	Sanayi	KAM	Karışık	80.49	17.07	21.95	82	-
44	Laitinen ve Laitinen (1998)	Finlandiya	86-91	Sanayi	NYT	NA	58.54	41.46	41.46	82	-
45	Lin ve Piesse (2001)	B. Krallık	85-94	Karışık	TD	FO	79.22	28.12	2.22	77	-
46	Lin ve Piesse (2001)	B. Krallık	85-94	Karışık	Logit	FO	87	12.5	8.89	77	-
47	McGurr ve DeVaney (1998)	ABD	89-93	Perakende	ÇDA	Karışık	74.1	-	-	112	-
48	McGurr ve DeVaney (1998)	ABD	89-93	Perakende	Logit	Karışık	67.2	-	-	112	-
49	McGurr ve DeVaney (1998)	ABD	89-93	Perakende	NYT	Karışık	68.43	-	-	112	-
50	McKee ve Lensberg (2002)	ABD	91-97	Karışık	GA	FO	82.6	6.8	10.3	291	-
51	McKee ve Lensberg (2002)	ABD	91-97	Karışık	KSM	FO	82.6	6.8	10.3	291	-
52	Messier ve Hansen (1988)	ABD	75-76	-	ÖBA	FO	100	-	-	32	16
53	Meyer ve Pifer (1970)	ABD	48-65	Banka	DOM	FO	80	3	0	60	18
54	Moyer (1977)	ABD	65-75	-	ÇDA	Karışık	90.48	5	14	54	-
55	Moyer (1977)	ABD	65-75	-	BSDM	Karışık	85.19	11	18	54	-
56	Neophytou vd. (2001)	B. Krallık	88-94	Sanayi	TD	FO	90	-	-	102	52
57	Neophytou vd. (2001)	B. Krallık	88-94	Sanayi	Logit	FO	93.75	8.33	4.17	102	52
58	Neophytou vd. (2001)	B. Krallık	88-94	Sanayi	ÇDA	FO	93.75	-	-	102	52
59	Neophytou vd. (2001)	B. Krallık	88-94	Sanayi	NN	FO	95.83	-	-	102	52
60	Park ve Han (2002)	Kore	95-98	Karışık	CBR	Karışık	84.52	-	-	2144	-
61	Piesse ve Wood (1992)	B. Krallık	73-86	Motor parçaları	ÇDA	FO	-	25	34	48	48
62	Platt ve Platt (1990)	ABD	72-86	Karışık	Logit	Karışık	90	7	14	171	68
63	Pompe ve Feelders (1997)	Belçika	88-94	İnşaat	ÇDA	FO	70	-	-	288	288
64	Pompe ve Feelders (1997)	Belçika	88-94	İnşaat	ÖBA	FO	70	-	-	288	288
65	Pompe ve Feelders (1997)	Belçika	88-94	İnşaat	NN	FO	73	-	-	288	288
66	Salchenberger vd. (1992)	ABD	86-87	Tasarruf ve borçlanma	Logit	FO	93.5	10	3	200	404
67	Salchenberger vd. (1992)	ABD	86-87	Tasarruf ve borçlanma	NN	FO	97	4	2	200	404

Tablolar Devamı

68	Shin ve Lee (2002)	Kore	95-97	İmalat	GA	FO	79.7	-	-	476	52
69	Skogsvik (1990)	İsveç	66-80	Madencilik- imalat	Probit	FO	84	-	-	379	-
70	Stone ve Rasp (1991)	ABD	-	-	DOM	FO	70.4	-	-	108	108
71	Stone ve Rasp (1991)	ABD	-	-	Logit	FO	72.3	-	-	108	108
72	Sung vd. (1999)	Kore	91-97	İmalat ve perakende	ÇDA	FO	82.1	31	10.2	152	-
73	Sung vd., (1999)	Kore	91-97	İmalat ve perakende	ÖBA	FO	83.3	27.6	10	152	-
74	Taffler (1982)	B. Krallık	68-73	Karışık	ÇDA	FO	90.7	12.12	0	43	-
75	Taffler (1983)	B. Krallık	69-76	İmalat	ÇDA	FO	97.8	4.3	0	92	46
76	Taffler ve Tisshaw (1977)	B. Krallık	69-76	İmalat	ÇDA	FO	98.9	2.17	0	92	-
77	Theodossiou (1991)	Yunanistan	80-84	İmalat	DOM	FO	92.7	-	-	363	138
78	Theodossiou (1991)	Yunanistan	80-84	İmalat	Logit	FO	94.5	-	-	363	138
79	Theodossiou (1991)	Yunanistan	80-84	İmalat	Probit	FO	93.7	-	-	363	138
80	Theodossiou (1993)	ABD	67-86	İmalat ve perakende	ÇDA	FO	84.6	34	9	259	-
81	Theodossiou (1993)	ABD	67-86	İmalat ve perakende	CUSUM	FO	84.9	15	15	259	-
82	Varetto (1998)	İtalya	-	Karışık	GA	Karışık	95	6	4	3840	898
83	Ward (1994)	ABD	84-88	Fin. olmayan firmalar	Logit	Karışık	92	-	-	227	158
84	Westgaard ve Wijst (2001)	Norveç	95-99	Karışık	Logit	Karışık	97.3	22.73	2.11	35287	35287
85	Westgaard ve Wijst (2001)	Norveç	95-99	Karışık	KRT	Karışık	97.3	22.73	2.11	35287	35287
86	Wilcox (1973)	ABD	49-71	Karışık	KİT	FO	94	-	-	82	-
87	Yang vd. (1999)	ABD	84-89	Yağ ve gaz	ÇDA	FO	71	12	33	122	-
88	Yang vd. (1999)	ABD	84-89	Yağ ve gaz	NN	FO	74	50	20	122	-
89	Zavgren (1985)	ABD	72-88	Karışık	Logit	FO	82	-	-	90	32

(BSDM=Bilanço ayırıştırma ölçüsü (entropi teorisi), CBR=Vaka tabanlı kıyaslama, ÇDA = Çoklu diskriminant Analizi, CUSUM= Kümülatif toplamlar modeli, DOM= Doğrusal olasılık modeli, FO= Finansal oran, GA= Genetik algoritmalar, TD= Tek değişkenli analiz, KAM= Kısmi ayarlama modeli, KSM= Kaba set model, KİT= Kumarbazın iflası teorisi, KRT= Kredi risk teorisi, NA= Nakit akım, NN= Sınır ağları, NYT= Nakit yönetim teorisi, ÖBA= Özyinelemeli bölümlleme (karar ağacı) analizi).

Kaynakça: Aziz ve Dar (2006, ss. 24-25)

BÖLÜM 3. FİNANSAL BAŞARISIZLIĞIN ERKEN ÖNGÖRÜSÜ: BİST İMALAT SEKTÖRÜNDE BİR UYGULAMA

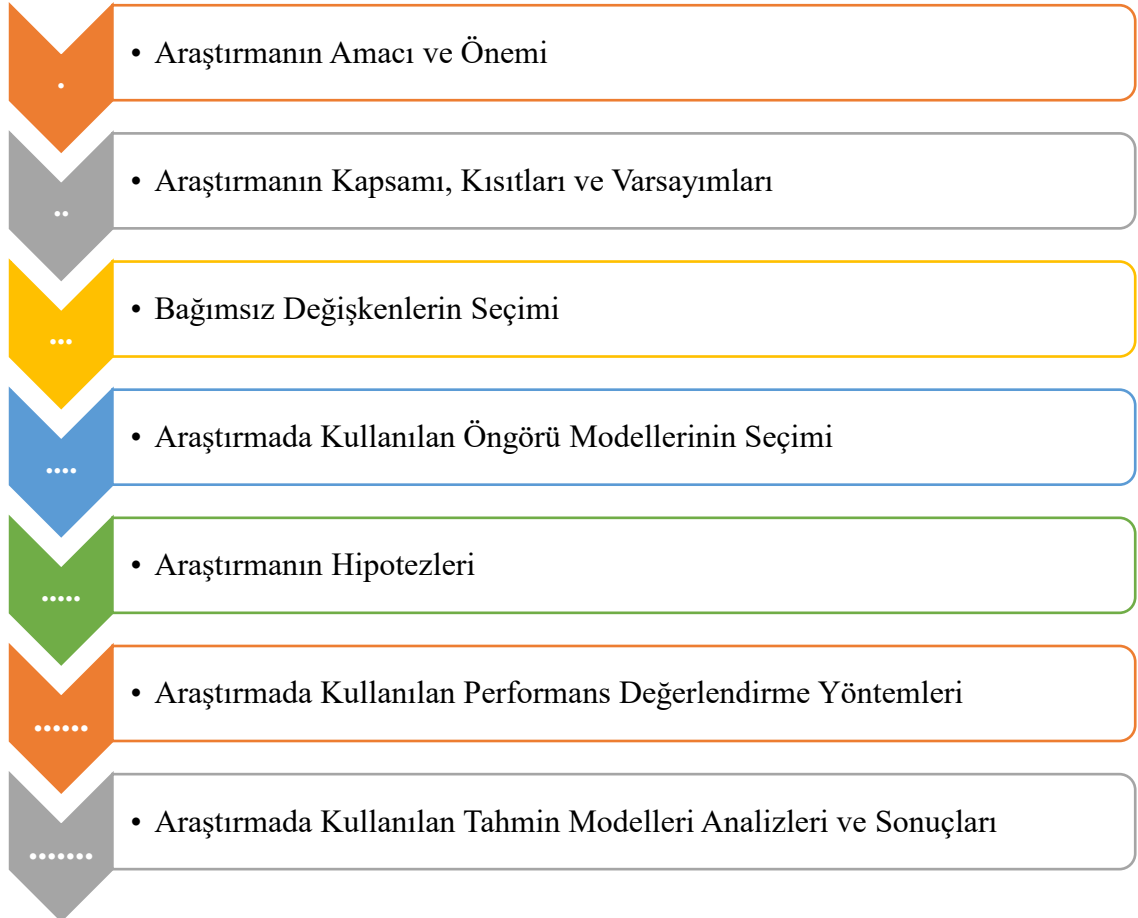
Birinci bölümde; finansal başarısızlık kavramı, finansal başarısızlığa sebep olan faktörler, finansal başarısızlığın işletmelere etkileri, finansal başarısızlığı önleme yöntemleri açıklanmıştır.

İkinci bölümde; finansal başarısızlığın erken öngörüsünün önemi ve finansal başarısızlığın tahmininde kullanılan modeller anlatılmıştır.

Bu bölümde ise finansal başarısızlık tahmini, Borsa İstanbul İmalat Sektörü firmalarından seçilen örnekleme araştırmanın uygulaması gerçekleştirilmiştir. Yapılan uygulamada modeller önce teorik olarak anlatılarak sonrasında uygulamanın sonuçları modellere göre ayrı ayrı açıklanmıştır.

Şekil 11

Araştırmanın Uygulama Safhaları



Araştırmanın uygulama safhaları Şekil 11’de belirtilmiştir.

3.1. Araştırmanın Amacı ve Önemi

Günümüzde küreselleşmenin artması ve bilgi teknolojilerinin çok daha hızlı gelişmesiyle, işletmelerin faaliyetleri daha etkin ve verimli hale gelirken, piyasalar arası rekabet ve küresel krizlerden ötürü işletme yapıları zayıflayıp oldukça kırılgan bir hale gelebilmektedir. Dünyamızda çeşitli ulusal ve uluslararası krizleri geçmişte yaşamıştır. Yaşanan bu çeşitli krizlerin günümüz ve gelecekte de var olmaları muhtemeldir. Bu olasılık işletmelerin hem içerden hem de dışardan çeşitli etkilerle karşı karşıya kalıp, finansal sorunlarla yüzleşmek zorunda kalabileceğini bize göstermektedir.

Finansal başarısızlığa uğrayan işletmelerin karşı karşıya geldiği olumsuz sonuçlar sadece firmalarının kendini etkilememektedir. Bu başarısızlıktan işletmeyle ilgili paydaşlar, ülke ekonomisi ve özellikle de toplum olumsuz bir şekilde etkilenmektedir.

Finansal başarısızlığın erken teşhisi, daha finansal başarısızlık yaşanmadan, işletme yönetimine ve sahiplerine erkenden müdahale etme şansı verecektir. Bu teşhis işletmenin kendisi için hayati olmakla her kesim için oldukça da önemlidir.

Özellikle kriz ve rekabetin yoğun olduğu dönemlerde finansal kararlar verilirken, yüksek tahmin gücü sağlayan modellerin geliştirilmesi ve kullanılması, son zamanlarda neredeyse bir gereklilik haline gelmiştir.

Finansal başarısızlığın tahmininin öneminin artması, araştırmacıları bu alanda daha çok araştırmaya sevk etmiştir. Her zaman, her sektörde en doğruyu veren bir model geliştirilemediği için araştırmacılar hala yeni modeller geliştirmeye devam etmektedirler. Geçmişte araştırmacılar finansal başarısızlık tahmininde istatistiki yöntemlerden yararlanırken, günümüzde ise bilgi teknolojilerinin gelişmesiyle birlikte yapay zekâ yöntemlerinden de yararlanmaya başlamışlardır.

Günümüzdeki finansal başarısızlık tahmin modellerine bakıldığında amacın başarısızlığın nedenlerini açıklamak olmadığı bunun yerine kurulan modeldeki bağımsız değişkenler vasıtasıyla başarı/başarısızlık durumunun tahmini olduğu görülmektedir (Kurtaran Çelik, 2009, s. 8).

Bu çalışmanın amacı; BİST’te faaliyet gösteren imalat sektörü işletmelerinin finansal başarı/başarısızlık durumlarını “Lojistik Regresyon Analizi” ve “Fuzzy Logic” (ANFIS) yöntemlerini kullanarak, işletmeler daha finansal başarısızlığa düşmeden bir yıl önceden tahmin edecek öngörü modelleri oluşturmaktır.

3.2. Araştırmanın Kapsamı, Kısıtları ve Varsayımları

Bu araştırmanın evrenini; Sermaye Piyasası Kanunu'na (SPK) tabi, hisse senetleri Borsa İstanbul'da (BİST) işlem gören/görmüş ve imalat sektöründe 2005-2019 döneminde faaliyet gösteren Ek 2'de listelenmiş 177 adet firma oluşturmaktadır. Borsa İstanbul'da işlem gören şirketlerin verilerine ulaşmanın kolay olması, verilerin bağımsız denetimden geçmesi, verilerin düzenli, karşılaştırılabilir, şeffaf ve güvenli olma şartlarını sağlaması araştırmanın örnekleminin bu şekilde olmasında etkili olmuştur.

Araştırmada BIST imalat sektörü firmalarının analizi tercih edilmiştir (Ertan ve Ersan, 2018; Aksoy ve Boztosun, 2018; Kısakürek, Arslan ve Bircan, 2018; Yürük ve Ekşi, 2019; Medetoğlu, 2022). İmalat sektörünün; ekonomiler için kritik bir öneme sahip olması, tüm BİST firmalarının neredeyse yarısını barındırması, işletme sayısının diğer sektörlerle nazaran çok daha fazla olmasının sağladığı nispi temsil gücü, faaliyet konusu bakımından BIST'in diğer sektörlerine kıyasla daha örtüşen alt sektörlerden oluşması, istihdam, vergi gelirleri açısından önemi ve yan sanayi uzantılarının bulunması ve ayrıca tüm sektörleri kapsayan yegâne bir modelin geliştirilememesi gibi sebeplerden ötürü araştırmada BIST 'İmalat Sektörü' firmaları kullanılmıştır. Çalışmada kullanılan veriler, kap.org.tr, borsaistanbul.com ve finnet.com.tr adlı sitelerden temin edilmiştir.

BİST'te yer alan imalat ana sektörü, dokuz alt sektörde işlem gören toplamda 177 adet imalat firmasından meydana gelmektedir. İmalat sektörü firma sayıları (177 adet) tüm BİST sektörünün (404 firma) yaklaşık %44'ünü teşkil etmektedir. Tüm İmalat sektörü firmalarının sayıları Tablo 11'de görülmektedir.

Tablo 11

BİST İmalat Sektöründe Bulunan Alt Sektörler ve Firma Sayıları

ANA SEKTÖR	ALT SEKTÖR	Şirket Sayısı
İMALAT	1- Metal Eşya Makine Elektrikli Cihazlar ve Ulaşım Araçları	33
	2- Kimya İlaç Petrol Lastik ve Plastik Ürünler	31
	3- Gıda, İçecek ve Tütün	27
	4- Taş ve Toprağa Dayalı	26
	5- Tekstil, Giyim Eşyası ve Deri	23
	6- Ana Metal Sanayi	18
	7- Kağıt ve Kağıt Ürünleri, Basım ve Yayın	13
	8- Orman Ürünleri ve Mobilya	5
	9- Diğer İmalat Sanayii	1
	Toplam	177

Kaynak: KAP (2020)

Araştırmada kullanılan finansal başarısızlık kriteri, modelin amacının belirleyeceği için çok önemlidir.

Araştırmada “*finansal başarısızlık kriteri*” (*bağımlı değişken*) olarak işletmelerin “*üst üste iki veya daha fazla yıl zarar etmiş olması*” şartı benimsenmiştir (Torun, 2007; Li ve Sun, 2008; Koç Öztürk, 2010; Kılıç, 2011; Özdemir, 2011; Sun ve Li, 2012; Xu vd., 2014; Yakut ve Elmas, 2013; Paket, 2014; Salur, 2015; Yerdelen Kaygın, Tazegül ve Yazarkan, 2016; Aksoy, 2018; Hesarı, 2018; Yürük ve Ekşi, 2019; Şahin, 2019; Bardı ve Can, 2021; Demirhan, 2021; Süssler, 2022; Qian vd., 2022). Araştırmada geçen “zarar etme” kavramı, yıllık mali tablolarda yer alan ‘*Net Dönem Karı veya Zararı*’nın üst üste en az iki veya daha fazla yıl “*negatif olma*” durumunu ifade etmektedir. Birçok araştırmada sıklıkla kullanılan bir kriter olması sebebiyle üst üste iki veya daha fazla yıl zarar etme şartı bu araştırmada da bağımlı değişken olarak tercih edilmiştir.

“Başarısızlık” şartını sağlayan firmalar belirlendikten sonra başarısız işletmelerin toplam sayısı kadar üst üste en az iki yıl “*Net Dönem Karı veya Zararı*” *pozitif olan işletme (kârlı)* başarılı işletme rassal olarak belirlenmiştir. Başarısız firmaların karşısına konulacak olan başarılı firmalar, başarısız firmalarla aynı alt sektörden ve aynı yıldan seçilmiştir. Yukarıda belirtilen finansal başarısız olma kriterini sağlayan firma sayısı 105 adettir. Fakat veri eksikliği veya araştırma sonuçlarını olumsuz yönde etkilemelerinden ötürü iki firma kapsam dışı bırakılmış ve araştırma 103 finansal başarısız firma verileri ve karşısında 103 finansal başarılı firma verileri kullanarak yürütülmüştür.

Bu araştırmada işletmelerin finansal başarı/başarısızlık durumları bir yıl önceden tahmin edilmiştir. Finansal başarısızlıktan bir yıl önce yapılan tahminlerin başarısı, bir yılı aşan tahminlere nazaran oldukça yüksek çıkmakta ve karar alıcıların bir kısmı için yeterli olabilmektedir (Du Jardin ve Severin, 2011, aktaran Aksoy ve Boztosun, 2018, s. 15, Demirhan, 2021, s. 140). Modeller kurgulanırken finansal başarısızlık durumuna yaklaşıncı belirtilerin şiddetleneceği varsayılarak finansal başarısızlıktan bir yıl önceki veriler kullanılarak tahminler yapılmıştır (Wilson ve Sharda, 1994; Yıldız, 1999; Akkoç, 2007; Zhou, 2008; Akkaya, Demireli ve Yakut, 2008; Arfaoui ve Goaid, 2009; Okumuş, 2009; Ay, 2010; Erdoğan, 2010; Altunöz, 2015; Salur, 2015; Akdeniz, 2018; Aktümsek, 2018; Hesarı, 2018; Ramadan, 2019; Şahin, 2019; Abbasoğlu, 2021).

Literatüre bakıldığında başarı/başarısızlık durumlarını sınıflandırma çalışmalarında, başarılı/başarısız firma sayısını eşit kullanan veya kullanmayan çalışmalar mevcut

olmakla birlikte finansal başarısızlık tahmin çalışmalarının sıklıkla başarılı/başarısız firmaların eşleştirilmiş örneğinin kullanıldığını görmekteyiz. Eşleştirme örneğinin avantaj ve dezavantajları olmakla birlikte, birçok çalışmada modelin oluşturulduğu örneğin yarısı başarılı diğer yarısı ise başarısız işletmelerden seçilerek eşleştirme örneği kullanılmıştır. Eşleştirmenin önemli sebeplerinden biri gerçek dünyada olduğu gibi başarılı işletmelerin çok, başarısız işletmelerin ise az olması şeklinde bir ağırlığa göre örneklemin seçilmesi durumunda ağırlığı çok olan taraftaki işletmelerin daha doğru tahmin edilmeye başlanacak olmasıdır. Finansal başarı/başarısızlık tahmin çalışmalarında daha önemli olan şey aslında başarısız firmaların daha doğru tahmin edilmesidir (Torun, 2007, s. 67-68). Başarılı/başarısız örneklem sayısını eşit alan literatürdeki birçok çalışmada olduğu gibi bu çalışmada da finansal başarılı/başarısız firma sayısı eşit alınmıştır (Altman, 1968; Torun, 2007; Chen ve Du, 2009; Doğrul, 2009; Xu ve Wang, 2009; Koç Öztürk, 2010; Xu vd., 2014; Aksoy, 2018; Karaa ve Geyikçi, 2016; Bardi ve Can, 2021). Araştırmanın gerçekleştirildiği örneklem setini oluşturan firmaların tümü Ek 4’te yer almaktadır.

Araştırma veri setlerinin yüzdesel olarak bölünmesi sırasında herhangi bir kriterin dikkate alınmasına gerek yoktur (Söylemez ve Yılmaz Türkmen, s. 279). Tüm veri setinin %80’i eğitim seti, %10’u test seti, %10’u ise onaylama seti olarak ayrılmıştır (Küçükkoçaoğlu vd., 1997; Benli, 2005; Tolon ve Güneri Tosunoğlu, 2008; Gupta ve Kashyap, 2013; Shah vd., 2018). Araştırmalarda kullanılan veri setinin ne kadarının hangi bölüme (eğitim-test-onay) ayrılacağı konusunda bir fikir birliği olmamakla birlikte, model oluştururken genel uygulama; yeterli ve sağlıklı bir öğrenme gerçekleştirebilmek için daha çok verinin eğitime ayrılması ve kalan kısmın diğer setlere bölünmesi şeklindedir. Bu sebepten ötürü tüm veri seti %80 eğitim, %10 test ve %10 onay seti olmak üzere üçe ayrılmıştır.

Bu araştırmada; finansal başarısız işletmeler için üst üste en az iki veya daha fazla yıl başarısız oldukları ilk dönem (baz yıl) başlangıcı (t_0) dönemini, baz yıldan bir önceki dönem ise (t_{-1}) dönemini ifade etmektedir. Hesaplamalar finansal başarısız işletmeler için (t_{-1}) dönem verileri üzerinden, işletme üst üste finansal başarısızlığa düşmeden önce başarılı olduğu dönem olan (t_{-1}) dönem verileri üzerinden yapılmıştır. Finansal başarısız firmaların (t_{-1}) dönemlerinden sonra en az iki veya daha fazla yıl “Net Dönem Kârı/Zararı” negatiftir.

Finansal başarısız olan işletmenin (t_{-1}) dönemi belirlendikten sonra karşısına yine aynı dönemde (yılıda) finansal başarılı olmuş ve sonrasında üst üste en az iki yıl finansal başarılı olan bir firma karşılaştırma için konulmuştur. Finansal başarılı işletmeler için (t_{-1}) döneminden sonra üst üste en az iki veya daha fazla yıl başarılı oldukları ilk dönem(baz yıl) başlangıcı (t_0) dönemini, baz yıldan bir önceki dönem ise (t_{-1}) dönemini ifade etmektedir. Hem finansal başarısız hem de finansal başarılı işletmeler için (t_{-1}) dönemi, finansal başarılı (kârlı) bir dönemdir. Finansal başarılı firmaların (t_{-1}) dönemlerinden sonra en az iki veya daha fazla yıl “Net Dönem Karı veya Zararı” pozitifdir.

Tablo 12’de finansal başarısız A işletmesi ile finansal başarılı B işletmesinin baz yıl kabul edilen dönemleri ve kârlılık durumları görünmektedir.

Tablo 12

Finansal Başarısız/Başarılı İşletme Baz Yıl ve Diğer Dönem Gösterimi

Başarısız Firma			Başarılı Firma		
(A)			(B)		
t_{-1}	t_0 (baz yıl)	t_{+1}	t_{-1}	t_0 (baz yıl)	t_{+1}
2009	2010	2011	2009	2010	2011
Kâr	Zarar	Zarar	Kâr	Kâr	Kâr

Örnek olarak oluşturulan Tablo 12’de finansal başarısız kabul edilen firma (A)’nın üst üste iki yıl (2010 ve 2011) başarısız olduğu, zarar ettiği görülmektedir. Firma (A)’nın finansal başarısızlıklarının ilk başlangıç yılı (t_0) dönemi 2010 yılıdır. Firma (A)’nın üst üste çoklu yıl zarar etme durumları başlamadan önce (t_{-1}) dönemi verileriyle finansal başarı/başarısızlık durumu tahmin edilmiştir. Finansal başarısız olan Firma(A) belirlendikten sonra karşısına aynı alt sektörden, aynı dönemden (t_{-1}) başarılı kabul edilen başarılı firmalardan rassal olarak seçilen, Firma (B) konularak eşleştirme yapılmıştır. Finansal başarısız firmaların tahmin için kullanılan dönemi (t_{-1}) dönemi olduğu için finansal başarılı olan Firma (B)’nin de (t_{-1}) dönemi verileri kullanılarak tahminler gerçekleştirilmiştir.

Başarısız firmaların ve başarılı firmaların, kârlı (başarılı) yıl verileri kullanarak modeller kurulmuş ve tahminler gerçekleştirilmiştir. Araştırma bu yönüyle diğer çalışmalardan ayrılmaktadır. Diğer çalışmaların bazıları finansal başarısız işletmeler için “baz yıl” olarak, zararın ikinci yılı olan (t+1) dönemini alıp (t₀) dönemi verilerini kullanarak tahminlerini gerçekleştirmektedirler.

Tablo 13’te çalışmada kullanılan imalat sektöründe faaliyet gösteren ve finansal başarısız/başarılı kriterini sağlayan firmaların yıllara göre dağılımı görülmektedir.

Tablo 13

Çalışmada Kullanılan İmalat Sektörü Firma Sayılarının Yıllara Göre Dağılımı

Sıra No	Yıllar	Başarısız Şirket Sayısı	Başarılı Şirket Sayısı	Toplam
1	2005	6	6	12
2	2006	5	5	10
3	2007	14	14	28
4	2008	2	2	4
5	2009	5	5	10
6	2010	9	9	18
7	2011	7	7	14
8	2012	8	8	16
9	2013	5	5	10
10	2014	11	11	22
11	2015	13	13	26
12	2016	7	7	14
13	2017	11	11	22
Toplam		103	103	206

Tablo 13’te BİST imalat sektöründe başarısızlık şartını sağlayan firmaların yıllara göre sayıları yer almaktadır. En çok finansal başarısız işletmenin olduğu yıllar 2007 ve 2015 yılları olmuştur.

Araştırmada başarısız olunan yılların karşısına yine aynı yıl ve aynı alt sektörden başarılı firmalar rassal olarak konularak analizler gerçekleştirilmiştir. Başarısız örneklem sayısını artırmak için farklı yıllarda gerçekleşmiş başarısızlıkların aynı, tek bir yılda gerçekleştiği

varsayılmıştır. Aynı varsayım başarılı firmalar içinde geçerlidir. Böylece elimizde başarısız ve başarılı firmalardan oluşmuş iki grup ortaya çıkmış ve analizler bu iki grup üzerinden gerçekleştirilmiştir.

Tablo 14'te finansal başarısızlık kriterini sağlayan firmaların kaçar yıl üst üste başarısız oldukları görülmektedir.

Tablo 14

Üst Üste Zarar Etme Durumlarına Göre Firma Sayıları

Üst Üste Zarar Edilen Yıl Sayısı	Üst Üste Zarar Eden Firma Sayısı	%
2 yıl	44	% 43
3 yıl	21	% 20
4 yıl	17	% 17
5 yıl	9	% 9
6 yıl	5	% 5
7 yıl	2	% 2
8 yıl	2	% 2
10 yıl	1	% 1
11 yıl	1	% 1
12 yıl	1	% 1
Toplam	103	100%

Finansal başarısız olma kriterini sağlayan firmaların %43'ü üst üste iki yıl, %20'si üç yıl, %17'si dört yıl, %9'u beş yıl üst üste zarar etmişlerdir.

Başarılı ve başarısız işletmeler belirlenirken tek yıl içerisinde yeterli sayıda başarılı ve başarısız işletme olmadığından farklı yılların (2005-2019) verileri kullanılarak başarısız ve başarılı işletmeler seçilmiştir. Finansal başarısız olan işletmelerin yıllara göre dağılımına bakıldığında, her başarısız yılın karşısına aynı sayıda başarılı şirket konulmaması araştırmanın sonucuna olumsuz bir etki etmemiştir. Farklı yıllardaki ve farklı sayılardaki verilerin kullanılması, modelin temsil yeteneğini artırması noktasında olumlu bir etken olarak varsayılabilir.

SPK'nın 2003 yılındaki tebliğiyle birlikte borsada işlem gören şirketlere 2005 yılı itibariyle mali tablolarını UFRS'ye uygun raporlama şartı getirilmiştir. Bu yüzden araştırmada 2005 yılından önceki yıl verileri araştırmaya dahil edilmemiştir.

Çalışmada; lojistik regresyon analizinde SPSS 22 programı ve Fuzzy Logic (ANFIS) modellerinde ise MATLAB R2019a programı kullanılmıştır. Çalışmada verilerin düzenlenmesi için ise Microsoft Office Excel 2021 kullanılmıştır.

3.3. Bağımsız Değişkenlerin Seçimi

Finansal başarısızlık modelleme araştırmalarının amacı işletmelerin finansal başarı/başarısızlık durumlarını açıklamak değildir. Tahmin modelleri işletmelerin finansal başarı durumlarını çeşitli göstergelerdeki sinyallerle öngörmeye odaklanmışlardır (Kurtaran Çelik, 2009, s. 8). Geliştirilen finansal başarısızlık tahmin modellerinin, sebeplere değil sonuca yani finansal kader tahminine odaklanmış olduğu görülmektedir.

Finansal başarısızlık öngörü araştırmalarına bakıldığında bağımsız değişken olarak büyük oranda finansal oranların tercih edildiği görülmektedir. Günümüzde hala finansal başarısızlık öngörü çalışmalarında, bağımsız değişken olarak finansal oranların kullanılmaya devam edilmesi başarısızlık belirlenmesinde temsil yeteneğinin olduğunu göstermektedir (Xu ve Wang, 2009: s. 366). Bağımsız değişkenlerin seçimi noktasında farklı çalışmalarda farklı finansal oranlar kullanılmış olup tüm çalışmalarda önemi konusunda ittifak edilen bir bağımsız değişkene rastlanılmamıştır (Aktaş, 1993, s. 71). Bu varsayımdan hareketle araştırmada kullanılan bağımsız değişkenler; kolay hesaplanabilmeleri, çalışmanın amaçlarını yerine getirmeleri ve yaygın olarak kullanılmalarından ötürü tercih edilmiştir. Finansal başarısızlığın öngörüsü çalışmalarında kullanılan ortalama bağımsız değişken adedi 16,48'dir (Aker, 2021, s. 43), 21'dir (Karataş ve Can 2023, s. 40).

Bu araştırmada toplamda 58 adet bağımsız değişken kullanılmış ve kullanılan bağımsız değişkenler aşağıda formülleriyle birlikte Tablo 15'te verilmiştir.

Tablo 15*Çalışmada Kullanılan Bağımsız Değişkenler*

Oran Grubu	Sıra	Finansal Oranlar	Sıra	Finansal Oranlar
Likidite Oranları	X ₁	Cari Oran = $\frac{\text{Dönen Varlıklar/Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar}}{\text{Dönen Varlıklar/Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar}}$	X ₅	Stoklar/Toplam Varlıklar Oranı = $\frac{\text{Stoklar/Toplam Varlıklar}}{\text{Stoklar/Toplam Varlıklar}}$
	X ₂	Asit-Test (Likid) Oranı = $\frac{(\text{Dönen Varlıklar-Stoklar}) / \text{Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar}}{(\text{Dönen Varlıklar-Stoklar}) / \text{Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar}}$	X ₆	Stok Bağımlılık Oranı = $\frac{[\text{KVYK- (Nakit ve Nakit Benzerleri)}] / \text{Stoklar}}{[\text{KVYK- (Nakit ve Nakit Benzerleri)}] / \text{Stoklar}}$
	X ₃	Nakit Oranı = $\frac{\text{Nakit ve Nakit Benzerleri/Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar}}{\text{Nakit ve Nakit Benzerleri/Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar}}$	X ₇	Kısa Vadeli Ticari Alacaklar / Toplam Varlıklar Oranı = $\frac{\text{Kısa Vadeli Ticari Alacaklar/Toplam Varlıklar Oranı}}{\text{Kısa Vadeli Ticari Alacaklar/Toplam Varlıklar Oranı}}$
	X ₄	Stoklar/Dönen Varlıklar Oranı = $\frac{\text{Stoklar/Dönen Varlıklar}}{\text{Stoklar/Dönen Varlıklar}}$	X ₈	Net Çalışma Sermayesi/Toplam Varlıklar Oranı = $\frac{\text{Net Çalışma Sermayesi/Toplam Varlıklar}}{\text{Net Çalışma Sermayesi/Toplam Varlıklar}}$
Finansal (Mali) Yapı Oranları	X ₉	Finansal Kaldıraç Oranı = $\frac{\text{Toplam Yabancı Kaynaklar/Toplam Varlıklar}}{\text{Toplam Yabancı Kaynaklar/Toplam Varlıklar}}$	X ₁₆	Maddi Duran Varlıklar/ Öz Kaynaklar Oranı = $\frac{\text{Maddi Duran Varlıklar / Öz kaynaklar}}{\text{Maddi Duran Varlıklar / Öz kaynaklar}}$
	X ₁₀	Öz kaynaklar/Toplam Varlıklar Oranı = $\frac{\text{Öz kaynaklar/Toplam Varlıklar}}{\text{Öz kaynaklar/Toplam Varlıklar}}$	X ₁₇	Duran Varlıklar/ Öz kaynaklar Oranı = $\frac{\text{Duran Varlıklar / Öz kaynaklar}}{\text{Duran Varlıklar / Öz kaynaklar}}$
	X ₁₁	Finansman Oranı = $\frac{\text{Özkaynaklar/Toplam Yabancı Kaynaklar}}{\text{Özkaynaklar/Toplam Yabancı Kaynaklar}}$	X ₁₈	Duran Varlıklar/ Devamlı Sermaye Oranı = $\frac{\text{Duran Varlıklar / (Uzun Vadeli Yabancı Kaynaklar + Öz kaynaklar)}}{\text{Duran Varlıklar / (Uzun Vadeli Yabancı Kaynaklar + Öz kaynaklar)}}$
	X ₁₂	Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar/Toplam Kaynaklar Oranı = $\frac{\text{Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar/Toplam Kaynaklar}}{\text{Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar/Toplam Kaynaklar}}$	X ₁₉	Esas Faaliyet Kârı-Zararı(net) / Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar Oranı = $\frac{[\text{Brüt Satış Kârı (Zararı) - (Genel Yönetim Giderleri + Pazarlama Satış Dağıtım Giderleri + Araştırma ve Geliştirme Giderleri)}] / \text{KVYK}}{[\text{Brüt Satış Kârı (Zararı) - (Genel Yönetim Giderleri + Pazarlama Satış Dağıtım Giderleri + Araştırma ve Geliştirme Giderleri)}] / \text{KVYK}}$
	X ₁₃	Uzun Vadeli Yabancı Kaynaklar/Toplam Kaynaklar Oranı = $\frac{\text{Uzun Vadeli Yabancı Kaynaklar/Toplam Kaynaklar}}{\text{Uzun Vadeli Yabancı Kaynaklar/Toplam Kaynaklar}}$	X ₂₀	Faiz ve Vergi Öncesi Kâr/Toplam Yabancı Kaynaklar Oranı = $\frac{\text{Faiz ve Vergi Öncesi Kâr/Toplam Yabancı Kaynaklar}}{\text{Faiz ve Vergi Öncesi Kâr/Toplam Yabancı Kaynaklar}}$
	X ₁₄	Uzun Vadeli Yabancı Kaynaklar/Devamlı Sermaye Oranı = $\frac{\text{Uzun Vadeli Yabancı Kaynaklar/ (Uzun Vadeli Yabancı Kaynaklar+Özkaynaklar) Oranı}}{\text{Uzun Vadeli Yabancı Kaynaklar/ (Uzun Vadeli Yabancı Kaynaklar+Özkaynaklar) Oranı}}$	X ₂₁	Faiz ve Vergi Öncesi Kâr/Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar Oranı = $\frac{\text{Faiz ve Vergi Öncesi Kâr/Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar}}{\text{Faiz ve Vergi Öncesi Kâr/Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar}}$
	X ₁₅	Dönen Varlıklar/Toplam Varlıklar Oranı = $\frac{\text{Dönen Varlıklar/Toplam Varlıklar}}{\text{Dönen Varlıklar/Toplam Varlıklar}}$	X ₂₂	Nakit Akışı/Toplam Yabancı Kaynaklar Oranı = $\frac{(\text{Vergi Sonrası Net Kâr (Zarar) + Amortismanlar}) / \text{Toplam Yabancı Kaynaklar}}{(\text{Vergi Sonrası Net Kâr (Zarar) + Amortismanlar}) / \text{Toplam Yabancı Kaynaklar}}$
Faaliyet Oranları	X ₂₃	Alacak Devir Hızı = $\frac{\text{Net Satışlar/Ticari Alacaklar}}{\text{Net Satışlar/Ticari Alacaklar}}$	X ₂₈	Aktif Devir Hızı = $\frac{\text{Net Satışlar/Toplam Varlıklar}}{\text{Net Satışlar/Toplam Varlıklar}}$
	X ₂₄	Stok Devir Hızı = $\frac{\text{Satışların Maliyeti/ Ortalama Stok}}{\text{Satışların Maliyeti/ Ortalama Stok}}$	X ₂₉	Özkaynak Devir Hızı = $\frac{\text{Net Satışlar/Özkaynaklar}}{\text{Net Satışlar/Özkaynaklar}}$
	X ₂₅	Dönen Varlık Devir Hızı = $\frac{\text{Net Satışlar/ Dönen Varlıklar}}{\text{Net Satışlar/ Dönen Varlıklar}}$	X ₃₀	Ticari Borç Devir Hızı = $\frac{\text{Satışların Maliyeti/ Ticari Borçlar (ortalama)}}{\text{Satışların Maliyeti/ Ticari Borçlar (ortalama)}}$
	X ₂₆	Duran Varlık Devir Hızı = $\frac{\text{Net Satışlar/Duran Varlıklar}}{\text{Net Satışlar/Duran Varlıklar}}$	X ₃₁	Net Çalışma Sermayesi Devir Hızı = $\frac{\text{Net Satışlar / (Dönen Varlıklar- Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar)}}{\text{Net Satışlar / (Dönen Varlıklar- Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar)}}$
	X ₂₇	Maddi Duran Varlık Devir Hızı = $\frac{\text{Net Satışlar / Maddi Duran Varlıklar}}{\text{Net Satışlar / Maddi Duran Varlıklar}}$	X ₃₂	İşletme Faaliyetlerinden Nakit Akışları /Toplam Varlıklar Oranı = $\frac{\text{İşletme Faaliyetlerinden Nakit Akışları /Toplam Varlıklar Oranı}}{\text{İşletme Faaliyetlerinden Nakit Akışları /Toplam Varlıklar Oranı}}$

Tablolar Devamı

Kârlılık Oranları	X ₃₃	Brüt Kâr Marjı	=	Brüt Satış Kârı (Zararı) / Net Satışlar	X ₃₉	FAVÖK Kâr Marjı	=	(Esas Faaliyet Karı/Zararı) + Amortismanlar / Net Satışlar
	X ₃₄	Esas Faaliyet Kâr Marjı	=	Esas Faaliyet Kârı (Zararı) / Net Satışlar	X ₄₀	Ekonomik Rantabilite oranı	=	Faiz ve Vergi Öncesi Kâr / Toplam Varlıklar
	X ₃₅	Vergi Öncesi Kâr Marjı	=	Vergi Öncesi Kâr (Zararı) / Net Satışlar	X ₄₁	Faiz Giderleri / Net Satışlar Oranı	=	Finansman Giderleri (net) / Net Satışlar
	X ₃₆	Net Kâr Marjı	=	Net Dönem Kârı (Zararı) / Net Satışlar	X ₄₂	Faiz Karşılama Oranı	=	Faiz ve Vergi Öncesi Kâr / Finansman Giderleri (net)
	X ₃₇	Aktif Kârlılığı (ROA)	=	Net Dönem Kârı (Zararı) / Toplam Varlıklar	X ₄₃	FAVÖK Faiz Karşılama Oranı	=	(Esas Faaliyet Karı (Zararı) + Amortismanlar) / Finansman Giderleri (net)
	X ₃₈	Özkaynak Kârlılığı (ROE)	=	Net Dönem Kârı (Zararı) / Öz kaynaklar	X ₄₄	Dağıtılmayan Kârlar/Toplam Varlıklar Oranı	=	Dağıtılmamış Kârlar/Toplam Varlıklar
Büyüme Oranları	X ₄₅	Dönen Varlıklar Büyüme Oranı	=	(Dönen Varlıklar _(t) - Önceki Yıl Dönen Varlıklar _(t-1)) / Önceki Yıl Dönen Varlıklar _(t-1)	X ₄₆	Aktif Büyüme Oranı	=	(Toplam Varlıklar _(t) - Önceki Yıl Toplam Varlıklar _(t-1)) / Önceki Yıl Toplam Varlıklar _(t-1)
	X ₄₇	Net Satışlar Büyüme Oranı	=	(Net Satışlar _(t) - Önceki Yıl Net Satışlar _(t-1)) / Önceki Yıl Net Satışlar _(t-1)	X ₄₈	Özsermaye Büyüme Oranı	=	(Özsermaye _(t) - Önceki Yıl Özsermaye _(t-1)) / Önceki Yıl Özsermaye _(t-1)
	X ₄₉	Faaliyet Giderleri Büyüme Oranı	=	(Faaliyet Giderleri _(t) - Önceki Yıl Faaliyet Giderleri _(t-1)) / Önceki Yıl Faaliyet Giderleri _(t-1)	X ₅₀	Esas Faaliyet Kârı(Zararı) Büyüme Oranı	=	(Esas Faaliyet Kârı (Zararı) _(t) - Önceki Yıl Esas Faaliyet Kârı(Zararı) _(t-1)) / Önceki Yıl Esas Faaliyet Kârı(Zararı) _(t-1)
	X ₅₁	FAVÖK Büyüme Oranı	=	(FAVÖK _(t) - Önceki Yıl FAVÖK _(t-1)) / Önceki Yıl FAVÖK _(t-1)				
Piyasa Temelli ve Diğer	X ₅₂	Hisse Başına Kazanç Oranı	=	Net Dönem Kârı (Zararı) / Toplam Hisse Senedi Adedi	X ₅₃	Piyasa Değeri/Defter Değeri Oranı	=	Piyasa Değeri / Defter Değeri (Özkaynaklar)
	X ₅₄	Piyasa Değeri/Toplam Varlıklar Oranı	=	Piyasa Değeri/Toplam Varlıklar	X ₅₅	Piyasa Değeri / Toplam Yabancı Kaynaklar Oranı	=	Piyasa Değeri/(KVYK+UVYK)
	X ₅₆	Halka Açıklık Oranı	=	Fiili dolaşımdaki pay oranı	X ₅₇	Firma Faaliyet Süresi	=	Cari Yıl - Kuruluş Yılı
	X ₅₈	Denetim Raporu Görüşü	=	Görüş Olumlu ise 1, Değilse 0				
	Y=	Finansal Başarı Durumu	=	Başarısız=0, Başarılı= 1				

Kaynak: www3.tcmb.gov.tr/sector/2017/Raporlar/oran.pdf'ten yararlanılarak, literatür taraması sonucu yazar tarafından oluşturulmuştur.

Araştırmada literatürde yer alan ve finansal tablolardan elde edilen bağımsız değişkenlerin (finansal oranların) yanında finansal olmayan bağımsız değişkenlerde kullanılmıştır.

Araştırmada 58 bağımsız değişken ve bir adet kategorik bağımlı değişken kullanılmıştır. Bağımlı değişken işletmelerin finansal başarılı ve finansal başarısız olma durumlarını ifade eden, sıfır ve bir olarak kodlanmış kategorik bir değişkendir. Uygulama kolaylığı sağlaması için bağımsız değişkenlerin her birine sırasıyla X1, X2, X3 X58 şeklinde kodlar verilmiştir.

Araştırmanın ilk modelinin kurulduğu lojistik regresyon modelince açıklama gücü yüksek bulunan dört bağımsız değişken X13, X19, X32 ve X44 olarak ortaya konulmuş ve bu bağımsız değişkenler aşağıda açıklanmıştır.

X13 (Uzun Vadeli Yabancı Kaynaklar / Toplam Kaynaklar Oranı): İşletmenin tüm kaynaklarının ne kadarının Uzun Vadeli Yabancı Kaynaklar'dan oluştuğunu gösteren bir mali yapı gurubu finansal oranıdır. Bu oranın yüksekliği UVYK'ların tüm kaynaklar içindeki görece öneminin yüksekliğini ifade eder. Uzun vadeli yabancı kaynağın sağlanmasındaki kurumsal zorluklar bu oranın finansal durum tablolarında görece olarak daha düşük görünmesine neden olabilmektedir (Akgüç, 2017, ss. 558-559). Araştırmadaki X13 bağımsız değişkeni kullanan bazı araştırmalar ise şunlardır; Topaloğlu (2000), Dikmen (2007), Arfaoui ve Goaid (2009), Akkaya vd., (2009), Baş ve Çakmak (2012), Taşpınar Cengiz vd. (2015), Ural vd., (2015), Salur (2015), Söylemez ve Yılmaz Türkmen (2017), Kısakürek vd. (2018), Abacıoğlu ve Bulut (2020), Demirhan (2021), Aker (2021).

X19 (Esas Faaliyet K-Z / Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar Oranı): İşletmenin esas faaliyetlerinden sağladığı Kâr/Zararın, kısa vadeli borçlarını ne oranda karşılayabildiğini gösteren bir finansal orandır. Bu oranın yüksekliği Esas Faaliyet K/Z'nın, KVYK içindeki görece öneminin yüksekliğini ifade eder.

X32 (İşletme Faaliyetlerinden Nakit Akışları /Toplam Varlıklar Oranı): İşletmenin tüm varlıklarıyla, işletme faaliyetleriyle ne oranda nakit akışı sağlayabildiğini gösteren bir faaliyet grubu oranıdır. Bu oranın yüksekliği işletme faaliyetlerinden elde edilen nakit akışlarının firmanın tüm varlıkları içindeki görece öneminin yüksekliğini ifade eder. İşletme faaliyetlerinden nakit akışlarını kullanan bazı bazı araştırmalar ise şunlardır;

Casey ve Bartczak (1985), Gombola vd. (1987), Gilbert vd. (1990), Charitou vd., (2004), Sayarı (2013).

X44 (Dağıtılmayan Kârlar / Toplam Varlıklar Oranı): İşletmenin uzun süreli kârlılığı ile firmanın kâr dağıtım politikasıyla ilgili kullanıcılara bilgi sağlar (Akgüç, 2017, s. 595). Bu oranda firma yaşı dolaylı olarak dikkate alınmış olur. Örneğin görece genç bir firmanın Dağıtılmayan Kârlar/Toplam Varlıklar Oranı muhtemelen düşük bir seyir izleyecektir (Altman, 1968, s.595). Araştırmadaki X44 bağımsız değişkeni kullanan bazı araştırmalar ise şunlardır; Altman (1968), Fulmer vd. (1984), Raghupathi vd., (1991), Jo vd., (1997), Shirata (1998), Charitou vd., (2004) Kurtaran Çelik (2009), Özdemir vd. (2012), Al-khatip ve Horani (2012), Xu vd. (2014), Almansour (2015, Ulucan (2016), Barboza vd., (2017), Öcek (2018), Ertan ve Ersan (2018), Bayramova (2020), Yıldız (2021), Gezer (2021).

3.4. Araştırmada Kullanılan Öngörü Modellerinin Seçimi

Finansal başarısızlık çalışmalarının model kurgu aşamasında genelde aşağıdaki metotlardan birinin tercih edildiği görülmektedir (Torun, 2007, 91; Kurtaran Çelik, 2009, 120).

- Başarısızlıktan önceki dönem/dönemler için “bağımsız değişkenleri” ve “katsayıları” değişmeyen tek bir model kurma,
- Başarısızlıktan önceki her dönem için hem “bağımsız değişkenleri” hem de “katsayıları” farklı ayrı ayrı modeller kurma,
- Başarısızlıktan önceki her dönem için “bağımsız değişkenleri” aynı fakat “katsayıları” farklı modeller kurma.

Finansal başarısızlığı bir yıl önceden öngörme (tahmin etme) amacı güden bu çalışmada, tahmin modeli kurgulanırken yukarıdaki birinci yöntem kullanılmıştır. Alt sektörler için ayrı ayrı oluşturulmuş birçok model yerine bu çalışmada BİST imalat ana sektörünün tüm alt sektörlerini de kapsayan tek bir model ortaya konmuştur. Başarısızlıktan önceki dönem için sadece tek bir modelin ortaya konması, işletme kararlarının etkinliği bakımından yöneticiler için daha uygun görülmektedir.

İşletmelerde finansal başarısızlık tahmini; kullanılan modele, modelleme yöntemine, değişkenlere ve örnekleme göre birbirlerinden önemli ölçüde farklı olsalar bile finansal başarısızlıktan bir yıl önce yapılan tahminlerin başarısı, bir yılı aşan tahminlere nazaran

oldukça yüksek çıkmakta ve karar alıcıların bir kısmı için yeterli olabilmektedir (Du Jardin ve Severin, 2011; aktaran, Aksoy ve Boztosun, 2018, s. 15, Demirhan, 2021, s. 140). Modeller kurgulanırken finansal başarısızlık durumuna yaklaşılmca belirtilerin şiddetleneceği varsayılarak finansal başarısızlıktan bir yıl önceki veriler kullanılarak tahminler yapılmıştır (Wilson ve Sharda, 1994; Yıldız, 1999; Akkoç, 2007; Zhou, 2008; Akkaya, Demireli ve Yakut, 2008; Arfaoui ve Goaiied, 2009; Okumuş, 2009; Ay, 2010; Erdoğan, 2010; Altunöz, 2015; Salur, 2015; Akdeniz, 2018; Aktümsek, 2018; Hesarı, 2018; Ramadan, 2019; Şahin, 2019; Abbasoğlu, 2021).

Türkiye’de finansal başarısızlık üzerine yapılan lisansüstü tezlerde kullanılan analiz yöntemi sayısına bakıldığında; tek analiz %49, iki analiz %27, üç analiz %5, dört analiz %5 ve beş analiz yöntemi kullanma oranı ise %10 olarak gerçekleşmiştir (Karataş ve Can, 2023, 41). Bu araştırmada klasik yöntemlerden Lojistik Regresyon Analizi (LRA) ve modern yöntemlerden biri olan Fuzzy Logic (ANFIS) olmak üzere da iki farklı analiz yöntemi kullanılarak modeller geliştirilmiştir. Son yıllarda sosyal bilimler alanında klasik istatistiki tahmin yöntemlerinin yanında yapay zeka tahmin yöntemlerinin de kullanıldığı gözlemlenmiştir. Yöntemler uygulanabilme kolaylığı sağlaması ve pratik olmalarından ötürü tercih edilmiştir.

3.5. Araştırmanın Hipotezleri

Bu çalışmada, araştırmaya konu imalat sektörü firmalarının finansal başarı/başarısızlık durumlarının bir yıl önceden istatistiki ve yapay zekâ tahmin modellemeleriyle öngörüsünün mümkün olup olmadığı incelenmiştir. Çalışma kapsamındaki modeller ve modeller üstünden sınanan hipotezler Tablo 16’da gösterilmiştir.

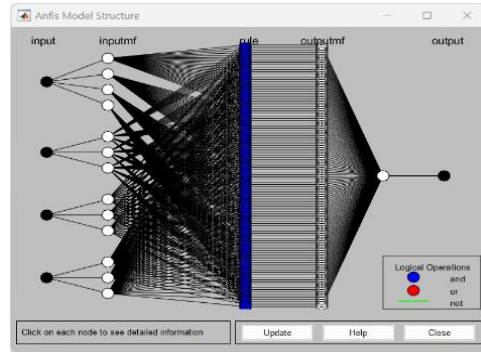
Tablo 16

Kurulan Modeller ve Test Edilen Hipotezler

	Modeller	H₀ Hipotezi	H₁ Hipotezi
Model 1	Lojistik regresyon analizi (LRA) $Z_i = (-0,818062) + (x_{13} * -6,800377) + (x_{19} * 4,912581) + (x_{32} * 4,243324) + (x_{44} * 3,665127)$	Lojistik regresyon analizi ile ortaya konan model, finansal başarı/başarısızlık durum tahmininde başarısızdır.	Lojistik regresyon analizi ile ortaya konan model finansal başarı/başarısızlık durum tahmininde başarılıdır.

Bulanık Mantık(fuzzy logic) ANFIS

Model 2



Bulanık Mantık (Fuzzy Logic)-ANFIS analizi ile ortaya konan model finansal başarı/başarısızlık durum tahmininde başarısızdır.

Bulanık Mantık (Fuzzy Logic)-ANFIS analizi ile ortaya konan model finansal başarı/başarısızlık durum tahmininde başarılıdır.

3.6. Araştırmada Kullanılan Performans Değerlendirme Yöntemleri

Finansal başarı/başarısızlık durum sınıflandırma yöntemlerinde kullanılan modelleri değerlendirmek için bazı kriterler kullanılmaktadır. Sınıflandırma yöntemlerinde tercih edilen sınıflandırma matrisi (confusion matrix) bu başlıkta açıklanacaktır.

Sınıflandırma Matrisi: Firmanın fiili durumu 1 (başarısız) iken, tahmin değeri 1 (başarısız) veya 0 (başarılı) olarak tahmin edilebilir. Aynı şekilde firmanın fiili durumu 0 (başarılı) iken, tahmin değeri 0 (başarılı) veya 1 (başarısız) olarak tahmin edilebilir. Sınıflandırmada meydana gelebilecek bu dört olasılık durumuna sınıflandırma/karışıklık matrisi denilmektedir. Literatürde yer aldığı gibi sınıflandırma matrisi Tablo 17'deki gibidir.

Tablo 17*Sınıflandırma Matrisi*

		Tahmin Edilen Durum		
		Finansal Başarısız (1)	Finansal Başarılı (0)	Toplam
Gerçek Durum	Finansal Başarısız (1) (Positive)	TP (True Positive)	FN (False Negative)	P =(TP+FN)
	Finansal Başarılı (0) (Negative)	FP (False Positive)	TN (True Negative)	N =(FP+TN)
Toplam		TP+FP	FN+TN	P+N =(TP+FN+FP+TN)

- Gerçek durumu finansal başarısız olan bir işletme, finansal başarısız olarak tahmin edilmişse TP (True Positive-Gerçek Pozitif) olarak tanımlanır.
- Gerçek durumu finansal başarısız olan bir işletme, finansal başarılı olarak tahmin edilmişse FN (False Negative-Yanlış Negatif) olarak tanımlanır.
- Gerçek durumu finansal başarılı olan bir işletme, finansal başarılı olarak tahmin edilmişse TN (True Negative-Doğru Negatif) olarak tanımlanır.
- Gerçek durumu finansal başarılı olan bir işletme, finansal başarısız olarak tahmin edilmişse FP (False Positive-Yanlış Pozitif) olarak tanımlanır.
- Gerçek durumu finansal başarısız olan işletmelerin toplam sayısı; TP (True Positive) ve FN (False Negative) sayılarının toplamı ile bulunur.
- Gerçek durumu finansal başarılı olan işletmelerin toplam sayısı; FP (False Positive) ve TN (True Negative) sayılarının toplamı ile bulunur.
- Gerçekte finansal başarısız olanlarla (TP+FN), gerçekte finansal başarılı olanların toplamı (FP+TN), “(TP+FN+FP+TN) = P + N” olarak adlandırılır.

TP ve TN durumlarında finansal başarı/başarısızlık durumları doğru tahmin edilmiş olur. Fakat FN ve FP durumlarında finansal başarı/başarısızlık durumları yanlış tahmin edilmiş olur. Gerçekte finansal başarılı olan bir işletmenin, finansal başarısız olarak tahmin edilmesi (FP) Tip I hata, gerçekte finansal başarısız olan bir işletmenin, finansal başarılı olarak tahmin edilmesi (FN) Tip II hata olarak tanımlanmaktadır. Sınıflandırma

matrislerinin performans değerlendirmesi için sıklıkla literatürde kullanılan ölçütler(oranlar) aşağıda yer almaktadır;

Doğruluk Oranı (Accuracy): Doğru tahmin edilen gerçek örnek sayısının tüm tahminlere oranıdır.

$$\text{Doğruluk Oranı(Accuracy)} = (TP + TN) / (TP + FN + FP + TN) \quad (3.1)$$

Yanlışlık Oranı (Total Error Rate): Yanlış tahmin edilen örnek sayısının tüm tahminlere oranıdır.

$$\text{Yanlışlık Oranı(Error Rate)} = (FP + FN) / (TP + FN + FP + TN) \quad (3.2)$$

Duyarlılık (Sensitivity) Oranı: Gerçekte finansal başarısız olanların hangi oranda doğru tahmin edildiğini gösteren orandır. Tip II hata ile ilişkilendirilir. TPR (True Positive Rate, Gerçek Pozitif Oranı) oranı olarak da bilinmektedir.

$$\text{Duyarlılık(Sensitivity)} = TP / (TP + FN) \quad (3.3)$$

Özgüllük (Specificity) Oranı: Gerçekte finansal başarılı olanların hangi oranda doğru tahmin edildiğini gösteren orandır. Tip I hata ile ilişkilendirilir. TNR (True Negative Rate, Gerçek Negatif Rate) oranı olarak da bilinmektedir.

$$\text{Özgüllük(Specificity)} = TN / (TN + FP) \quad (3.4)$$

Kesinlik (Precision) Oranı: Doğru tahmin edilen finansal başarısızların, tüm finansal başarısız olarak tahmin edilenlere oranını ifade eder. Tip I hata ile ilişkilidir. PPV (Positive Predictive Value, Pozitif Tahmin Değeri) olarak da bilinmektedir.

$$\text{Kesinlik(Specificity)} = TP / (TP + FP) \quad (3.5)$$

(Yapa, 2023, ss. 80-82).

F1 Skoru (Oranı) = Tahmine dayalı sınıflandırma araştırmalarında kullanılan bir ölçüttür. Kesinlik ve hatırlamanın harmonik ortalaması olarak da ifade edilir. F1 skoru oranı 3.6'daki gibidir (Lantz, 2013, s. 310; Taşdelen, 2021, s.37).

$$\text{F1 Skoru} = (2 * TP) / [(2 * TP) + FP + FN] \quad (3.6)$$

Tip I Hata Oranı (Yanlış Pozitif Oranı) = Gerçekte finansal başarılı olanların, finansal başarısız olarak yanlış tahmin edilme oranıdır.

$$\text{Tip I Hata} = FP / (FP + TN) \quad (3.7)$$

Tip II Hata Oranı (Yanlış Negatif Oranı) = Gerçekte finansal başarısız olanların, finansal başarılı olarak yanlış tahmin edilme oranıdır.

$$\text{Tip II Hata} = \text{FN} / (\text{FN} + \text{TP}) \quad (3.8)$$

(Demirhan, 2021, s. 142).

RMSE (Root Mean Square Error, Kök Ortalama Kare Hatası) = Tahmin hatalarının (artıkların) standart sapmasıdır. Tahmin hatalarının regresyon çizgisi veri noktasından ne kadar uzaklıkta olduğunun bir ölçüsü olarak ifade edilmektedir. Bu yöntemde üretilen tahmin değerleri ile gerçekleşen değerler farkı hata olarak kabul edilir. Hataların toplu olarak bir araya getirilmesi ile de performans değerlendirilir. Çalışmada ANFIS yöntemi bu RMSE değerini kendi üreterek ortaya koymuştur.

YSA ve ANFIS ağlarının değerlendirmelerinde RMSE önemli bir performans değerlendirme ölçütü olarak karşımıza çıkar ve aşağıdaki formül 3.9 ile hesaplanmaktadır. Formüldeki n= gözlem sayısı, “A_t” t’nci gözlem gerçek değerini ve F_t ise t’nci tahmin değerini ifade etmektedir (Jequirim vd., 2009, aktaran Tanrıverdi, 2018, s. 71).

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (A_t - F_t)^2} \quad (3.9)$$

Finansal başarısızlık tahmin çalışmalarına bakıldığında modellerin değerlendirmeleri çoğunlukla sınıflandırma matrisi üzerinden, doğruluk oranının hesaplanması şeklinde karşımıza çıkmaktadır. Sınıflandırma matrisini kullanarak doğruluk oranıyla birlikte, yanlışlık oranı, duyarlılık oranı, özgüllük oranı, kesinlik oranı, Tip I Hata oranı, Tip II Hata oranı, F1 skoru ve RMSE gibi oranları da kullanmak araştırma sonuçlarını daha güvenli, anlaşılabilir ve karşılaştırılabilir hale getirebilir.

3.7. Araştırmada Kullanılan Tahmin Modelleri Analiz ve Sonuçları

Bu bölümde çok değişkenli istatistiksel modellerden olan lojistik regresyon analizi (LRA) ve yapay zekâ tahmin yöntemlerinden fuzzy logic ANFIS yöntemi ile işletmelerin finansal başarı/başarısızlık durumlarını bir yıl önceden öngören tahmin modelleri geliştirilmiştir.

3.7.1. Lojistik Regresyon Analizi ile Bulunan Sonuçlar ve Yorumu

Araştırmada kullanılan ikili(binary) lojistik regresyon analizi, SPSS 22 programında gerçekleştirilerek tahmin modeli kurulmuştur. Araştırma 2005-2019 yılları arasındaki BİST imalat sektöründe faaliyet gösteren firmaları kapsamaktadır. Üst üste en az iki veya daha fazla yıl ‘Dönem Net Kârı/Zararı’nın negatif olma şartını sağlayan firmalar finansal başarısız olarak kabul edilmiştir. Üst üste en az iki veya daha fazla yıl ‘Dönem Net Kârı/Zararı’nın pozitif olması şartını sağlayan işletmeler ise finansal başarılı olarak kabul edilmişlerdir. Finansal başarısız olma şartını sağlayan 105 firmanın ikisi tahmin değerlerini aşırı derecede bozduğundan araştırmadan çıkarılmış olup araştırmaya 103 başarısız firma ile devam edilmiştir. Finansal başarısız olan 103 işletmenin karşısına başarısız oldukları aynı yıldan, aynı sektörden ve aynı sayıda işletme konularak araştırma gerçekleştirilmiştir. 103 başarılı ve 103 başarısız olmak üzere toplam 206 adet işletme verisiyle finansal başarı/başarısızlık durumunu bir yıl önceden öngörmek için lojistik regresyon analizi kullanılmıştır. Finansal başarı durumu, bağımlı değişken olarak kullanılıp, 58 adet bağımsız değişkenle birlikte bir model oluşturulmuştur. Finansal başarısız firmalar “0”, finansal başarılı firmalar “1” olarak kodlanmıştır. Araştırma 12 aylık(yıllık) mali tablo verileri üzerinden gerçekleştirilmiştir. Veriler Excel’de düzenlenip SPSS 22 programına girilmiştir. Model değişkenlerinin seçiminde Forward Step Conditional-(FSTEP(COND)) yöntemi kullanılmış ve modeldeki 58 bağımsız değişken dörde indirgenmiştir. Güvenli bir model oluşturabilmek için tüm veri setinin %80’i eğitim seti, %10’u test seti, %10’u ise onaylama seti olarak ayrılmıştır.

Verilerin setlere dağıtılması randomizer.org sitesi kullanılarak rassal olarak gerçekleştirilmiştir. İlk set olarak belirlenen eğitim seti modelin asıl geliştirildiği veri seti olup, lojistik regresyon modeli sadece eğitim seti verileri üzerinden kurulmuştur. Test ve onay setleri, eğitim veri setinde kullanılmamıştır. Test seti, eğitim setiyle geliştirilen modelin çalışıp çalışmadığının kontrol edildiği ve değerlendirildiği settir. Onaylama seti ise modelin aşırı ezberleme sorununu ortadan kaldırmak için rassal olarak oluşturulan diğer bir deney setidir. Araştırmaya konu veri setleri ve sonuçları Ek 5’te yer almaktadır.

Çoklu doğrusal bağlantının varlığının tespitinde değişkenler arası mevcut olan korelasyon matrisi kullanılmaktadır. Korelasyon değerlerinin 1 değerine yakın olması değişkenler arası çoklu doğrusal bağlantı sorununu işaret etmektedir.

Tablo 18'e bakıldığında tüm bağımsız değişkenler arasında yüksek bir korelasyon matris değeri görülmediğinden çoklu bağlantı(multicollinearity) sorunun olmadığı söylenebilir (Bardi, 2021, s. 87).

SPSS 22 ile gerçekleştirilen ikili lojistik regresyon analizinin tüm SPSS çıktıları Ek 7'de mevcuttur.

Tablo 18

Korelasyon Matrisi ve Varyans Şişirme (VIF) Katsayıları

	Değişken	Korelasyon Matrisi					VIF
		Constant	x13	x19	x32	x44	
Step 4	Constant	1	-,481	-,478	-,017	-,262	
	x13		1	-,188	-,409	,067	1,49
	x19			1	-,040	-,191	1,07
	x32				1	,592	2,23
	x44					1	1,90

LR analizindeki kullanılan bağımsız değişkenlerin; x13="Uzun Vadeli Yabancı Kaynaklar Toplamı/Toplam Kaynaklar", x19 = "Esas Faaliyet K-Z(net) / Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar Toplamı", x32 = "İşletme Faaliyetlerinden Nakit Akışları/Toplam Varlıklar", x44 = "Dağıtılmayan Kârlar / Toplam Varlıklar" korelasyon matris değerleri Tablo 18'deki gibidir.

Korelasyon matrisi için Tablo 18'e bakıldığında, bağımsız değişkenler arasında en yüksek korelasyonun orta düzeyde X32 ile X44 arasında 0,592 olarak gerçekleştiği görülmektedir. En yüksek korelasyon matris tablo değerleri Aker (2021, s. 82)'de 0.695, Bardi (2021, s. 87)'de ise 0.486 olarak gerçekleşmiştir.

Çoklu doğrusal bağlantı (multicollinearity) sorununun varlığının tespitinde VIF (Variance Inflation Factor) değerlerine de bakılır. VIF değeri>5 olması durumunda bağımsız değişkenler arasında çoklu bağlantı sorunun varlığından söz edilebilir (Demirtepe, 2019, s. 70). 10 veya daha yüksek VIF değeri ÇDB sorununun varlığına işaret eder (Aker, 2021, s. 82). Fakat yukarıdaki tablodaki VIF değerleri<10 değerinden küçük olduğu için çoklu bağlantı sorunu yoktur (VIF değerleri, Jamovi 2.3.28 programı yardımıyla elde edilmiştir). Buna göre araştırma verilerinin normal dağılımının varsayımı da gerçekleşmiş sayılmaktadır.

Finansal açıdan işletmenin başarısız olma olasılığı P, Başarısız olmama olasılığı ise 1-P

Başarısız olma ihtimalleri oranı ise (odds ratio): $Odds = P / (1-P)$ ile hesaplanır.

İhtimaller oranının doğal logaritması, logit değişkeni ortaya koyar ($\ln(Odds) = \ln(P/(1-P))$).

Lojistik regresyon analizinde, doğrusal olmayan bir maksimum olasılık hesaplama yöntemi kullanılarak lojistik regresyon modeli bulunmaktadır.

$$\ln(Odds) = \ln(P/(1 - P)) = Z_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2} + \dots + \beta_n X_{in} \quad (3.10)$$

Yukarıdaki denklemindeki $(P / (1-P)) = (P / (1-P)) = e^{Z_i}$ çözüldüğünde bir işletmenin başarısızlık ihtimali olan P değeri (Argyrou, 2006, ss. 91-92):

$$P_i = 1 / (1 + e^{-Z_i}) \quad (3.11)$$

olarak bulunur.

Z_i = Lojistik regresyon fonksiyonu, P_i = başarısızlık ihtimali, β_j = j özelliğinin katsayısı (j = 1, 2, ... n), β_0 = Sabit, X_{ij} = i işletmesi için j özelliğinin değeri (j = 1, 2, ...n),

e= doğal logaritma =2,71828182885 değerini ifade eder.

Lojistik regresyon modeli, logit skoru ve belirli bir kopuş değerini (0.50) dikkate alarak işletmeleri başarısız veya başarılı olarak sınıflara ayırmaya dayanır. Hesaplanan logit skoru, kopuş değerinden düşük olarak bulunmuşsa işletmeler finansal başarısız; logit skor kopuş değerine eşit veya büyük olarak bulunmuşsa finansal başarılı gruba atanmaktadır.

58 adet bağımsız değişkenle başlanan, kategorik değişken ve değişken ekleme yöntemi (forward selection) ile gerçekleştirilen lojistik regresyon analizi sonucu Tablo 19'da sıralanmıştır. Forward Stepwise (Conditional) metoduyla yapılan analiz sonucunda dört bağımsız değişkenle kurulan model en iyi sonucu veren model olarak bulunmuştur.

Tablo 19*Lojistik Regresyon Analizi Model Denklem Değişkenleri*

		β	S.E. (Standart Hata)	Wald	df (Serbestlik Derecesi)	Sig. (p)	Exp(β) (Odds Oranı)
Step 4 ^a	<i>x13</i>	-6,800377	2,168	9,838	1	,002	,001
	<i>x19</i>	4,912581	1,326	13,735	1	,000	135,990
	<i>x32</i>	4,243324	1,213	12,239	1	,000	69,639
	<i>x44</i>	3,665127	1,115	10,810	1	,001	39,061
	Constant (sabit)	-0,818062	0,403	4,119	1	,042	,441

a. Variable(s) entered on step 4: *x32*

*p<0.05

x13 = ‘Uzun Vadeli Yabancı Kaynaklar Toplamı / Toplam Kaynaklar’*x19* = ‘Esas Faaliyet K-Z(net) / Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar Toplamı’*x32* = ‘İşletme Faaliyetlerinden Nakit Akışları/Toplam Varlıklar’*x44* = ‘Dağıtılmayan Kârlar / Toplam Varlıklar’

Tabloda 19’da görüldüğü gibi Sig. (p) değerlerinin tümü (p<0,05) 0,05’den küçük olduğu için tüm bağımsız değişkenler %95 güven seviyesinde önemli bulunmuştur.

β lojistik regresyon katsayı değerleri “finansal başarı durumu” bağımlı değişkeninin 0 veya 1 olabilme ihtimalini belirlemede kullanılmaktadır. Ayrıca Tablo 19’da Model 1 (LRA)’da yer alan değişkenlerin katsayılarına ait standart hatalar, Wald istatistikleri, serbestlik derecesi, anlamlılık düzeyleri (p) ve Exp (β) istatistikleri yer almaktadır. Lojistik regresyon analizi söz konusu olduğunda, bağımsız değişkenlerin bağımlı değişkenler üzerindeki etkisi Exp (β)’ler ile görülebilir. Exp (β) değeri sıfırın altında ise ilişki negatif, üstünde ise ilişki pozitif yönlü olarak tanımlanır.

Exp (β), modeldeki diğer değişkenlerin sabit tutulması halinde, değişkenin 1 birim artması halinde üstünlük oranında hangi düzeyde bir artışın olacağını gösterir.

x13 bağımsız değişkeninin lojistik regresyon katsayısı -6,800377 ve standart hatası 2,168 olduğundan Wald istatistiği $(-6,800377/2,168)^2=9,838$ 9,838’dir. Wald istatistikleri anlamlılık düzeyleri “P” anlamlılık değerine göre belirlenir ve *x13*, *x19*, *x32*, *x44* ve sabit değer olmak üzere tüm değişkenler <0,05 olduğundan anlamlı olarak bulunmuştur.

Modeldeki df (serbestlik derecesi) ise modelde tek bir öngörücü, yani sabit(constant) olduğundan yalnızca bir serbestlik derecesi vardır.

Değişkenin modele katkısını ifade eden $\text{Exp}(\beta)$ değerine bakıldığında X13 değişkenindeki 1 birimlik artışın bağımlı değişken olan “finansal başarı durumunda” 0,001’lik bir artışa sebep olduğu görülmektedir.

X13= “UVYK/Toplam Kaynaklar” bağımsız değişkeninin β değerinin (-6,800377) katsayısı negatif olduğundan bu orandaki artış işletmelerin finansal başarılı olma ihtimalini düşürmektedir. X13 oranının 1 birimlik değişim, bağımlı değişkende 0,001 birimlik cüz-i bir miktar değişime sebep olacaktır. X13 bağımsız değişkeninin artması işletmenin başarısız olma olasılığını artırmaktadır. İşletmelerin uzun vadeli yükümlülüklerinin toplam kaynaklarına göre artması, işletmelerin finansal başarılı olma olasılığını azaltmaktadır.

X19 bağımsız değişkenindeki 1 birimlik değişim, bağımlı değişkende 135,990 birimlik bir değişime sebep olacaktır. X19= “Esas Faaliyet K-Z(net)/KVYK” oranının artması, işletmenin finansal başarılı olma olasılığını artırmaktadır. İşletmelerin esas faaliyet konularından elde ettiklerin net kazançlarının, kısa vadeli yükümlülere oranının yüksek olması finansal başarılı olma ihtimallerini yükseltmektedir.

X32 bağımsız değişkenindeki 1 birimlik değişim, bağımlı değişkende 69,639 birimlik bir değişime sebep olacaktır. X32= “İşletme Faaliyetlerinden Nakit Akışları/Toplam Varlıklar” oranının artması işletmenin finansal başarılı olma olasılığını artırmaktadır. İşletme faaliyetlerinden elde edilen nakdin, işletme toplam varlıkları içindeki payının yüksek olması, işletmelerin başarısız olma ihtimallerini düşürmektedir.

X44 bağımsız değişkenindeki 1 birimlik değişim, bağımlı değişkende 39,061 birimlik bir değişime sebep olacaktır. X44= “Dağıtılmayan Kârlar/Toplam Varlıklar” değişkenindeki 1 birimlik değişim, bağımlı değişkende 39,061 birimlik artışa sebep olacaktır. İşletmenin dağıtılmamış kârlarının toplam varlıkları içindeki payının yüksekliği, işletmelerin başarılı olma ihtimallerini artırmaktadır.

Lojistik regresyon yöntemiyle ortaya konan fonksiyon (Z_i) aşağıda 3.12’deki gibidir.

$$Z_i = -0,818062 + (x_{13} * -6,800377) + (x_{19} * 4,912581) + (x_{32} * 4,243324) + (x_{44} * 3,665127) \quad (3.12)$$

x_{13} = “Uzun Vadeli Yabancı Kaynaklar Toplamı / Toplam Kaynaklar”

x_{19} = “Esas Faaliyet K-Z(net) / Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar Toplamı”

x_{32} = “İşletme Faaliyetlerinden Nakit Akışları/Toplam Varlıklar”

x_{44} = “Dağıtılmayan Kârlar / Toplam Varlıklar”

Z_i değerinin hesaplanması için SPSS’den elde edilen yukarıdaki model denkleminin katsayıları (β) kullanılmaktadır. İşletmelerin x_{13} , x_{19} , x_{32} , x_{44} bağımsız değişkenlerinin verileri 3.12 ‘deki denkleminde yerine konularak Z_i değerleri bulunur. Z_i değerleri bulunduğundan sonra $P_i = 1 / (1 + e^{-Z_i})$ denkleminde yerine konularak işletmenin P_i (tahmin) değeri hesaplanmış olur. Hesaplanan P_i değerleri 0,50 kesim-kopuş(cut-off) noktası kullanılarak karşılaştırılır. $P_i < 0,50$ ise işletmeler finansal başarısız, $P_i \geq 0,50$ ise işletmeler finansal başarılı olarak değerlendirilmektedir. Sonuca daha çabuk ulaşmak istenirse Z_i değerini hesaplamadan doğrudan $P_i = 1 / (1 + e^{-Z_i})$ formülünde yerine koyarak tahmin sonucu bulunabilir.

Lojistik regresyon Z_i değeri tahmininde kullanılan formül 3.13 de yerine konularak tahmin sonucu bulunabilir. Tahmin formülündeki “e” doğal logaritma sayısı 2,71828182885 sayısına eşittir.

$$P_i = \frac{1}{1 + e^{-[-0,818062 + (x_{13} * -6,800377) + (x_{19} * 4,912581) + (x_{32} * 4,243324) + (x_{44} * 3,665127)]}} \quad (3.13)$$

Bağımsız değişkenlerin modele dahil edilmeden sabit değerle kurgulanan model Block0 modelidir. Block1 modelinde ise bağımsız değişkenlerde modele dahil edilerek model test edilir.

Bağımsız değişkenlerin katılarak kurulan yeni modelin anlamlılığın testi Omnibus Testi ile Tablo 20’de olduğu gibi gerçekleşmiştir.

Tablo 20

Lojistik Regresyon Modeli Anlamlılık Testi (Omnibus Testi)

		Chi-square (ki-kare)	Df (Serbestlik Derecesi)	Sig. (p)
Step 4	Step	4,093	1	,043
	Block	102,768	4	,000
	Model	102,768	4	,000

Omnibus testinin hipotezleri ise;

H_0 = Block-0 ile Block-1 arasında anlamlı bir fark yoktur.

H_1 = Block-0 ile Block-1 arasında anlamlı bir fark vardır şeklindedir.

Araştırmada kurulan modelin Omnibus Testi Sig.(p) değerlerine bakıldığında p değeri $p < 0,05$ olduğundan H_0 hipotezinin red edildiği görülmüştür. Block-0 ve Block-1 arasında anlamlı bir farkın olduğu istatistiksel olarak gösterilmiştir. Başka bir ifadeyle $p = 0,00 < 0,05$ olduğundan kurulan modelin istatistiksel olarak anlamlıdır.

Böylece başlangıç durumuna göre modelin daha iyi bir yordama gücünün olduğu söylenebilir.

Model uyum iyiliğine dair istatistikler Tablo 21'deki gibidir.

Tablo 21

Lojistik Regresyon Model Özeti

Step	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
4	124,584 ^a	,466	,621

Model özeti tablosunda görülen Cox & Snell R^2 ve Nagelkerke R^2 değerleri bağımlı değişkenin varyansının ne kadarlık bir kısmının modelde yer alan bağımsız değişkenlerce açıklandığını göstermektedir.

Buna göre kurulan modelin finansal başarılı/başarısız işletmeleri sınıflandırma işlemini Nagelkerke R Square'e göre %62,10, Cox & Snell R Square'e göre %46,60 oranında LR modelinde kullanılan x_{13} , x_{19} , x_{32} ve x_{44} bağımsız değişkenleriyle açıklayabildiği görülmektedir.

Lojistik regresyon analizinin tam bir bütün olarak uyumunun değerlendirme işlemini Hosmer and Lemeshow Testiyle yapılmaktadır. Hosmer and Lemeshow Testi verileri Tablo 22'deki gibidir.

Tablo 22

Lojistik Regresyon Modelinin Uyum İyiliği Testi (Hosmer and Lemeshow)

Step	Chi-square	df (serbestlik derecesi)	Sig. (p)
4	5,521	8	,701

Bu test, tahmini gerçekleştirilen değer ile gözlenen değer arasında anlamlı bir farkın olup olmadığını, ortaya koyabilmektedir. Tablo 20'ye göre; 8 serbestlik dereceli ki-kare dağılımı gösterilmektedir. 4. Adımda Sig. 0,701 çıkmıştır ve Sig.>0,05'ten büyüktür. Bu sonuç bize kurulan lojistik regresyon modelinin, model-veri uyumunun yeterli düzeyde olduğunu göstermektedir.

Bu teste ilişkin hipotezler aşağıda yer almaktadır.

H_0 = Tahmin edilen veriler ile gözlenen veriler arasında anlamlı bir farklılık yoktur.

H_1 = Tahmin edilen veriler ile gözlenen veriler arasında anlamlı bir farklılık vardır.

Yukarıdaki Hosmer and Lemeshow testi $p < 0,05$ olduğundan H_0 hipotezi red edilmiştir.

Kısaca ortaya konulan LR modelinin tahmin edebilme yeteneği gerçek verilerle benzeşmektedir denilebilir.

Tablo 23'te lojistik regresyon analizinde modelin kurulduğu setin (eğitim seti) sınıflandırma sonuçları ortaya konulmuştur.

Tablo 23

Lojistik Regresyon Analizi "Eğitim Seti" Sınıflandırma Sonuçları

		Tahmin Edilen Durum			Doğru Tahmin (%)
		Finansal Başarı Durumu		Toplam	
		Başarısız 0	Başarılı 1		
Gerçek Durum	Finansal Başarısız (0)	69	13	82 (69+13=82)	84,15 (69 / 82=0,8415)
	Finansal Başarılı (1)	16	66	82 (16+66=82)	80,49 (66/82=0,8049)
Toplam		85 (69+16=85)	79 (13+66=79)	164 (69+13+16+66=164)	82,32 (69+66) / (69+13+16+66)

a-The cut value is 0,50

Lojistik regresyon sonucu ortaya konulan fonksiyon $Z_{(i)}$, tahmin formülünde $P_{(i)}$ 'de yerine konularak firmaların tahmin değerleri bulunmuş ve firmalar tahmin değerlerine göre başarılı-başarısız gruplara atanmıştır. 0,50 kopuş noktasının altında kalanlar finansal başarısız grubuna, kopuş noktasına eşit olanlar veya üstünde kalanlar ise finansal başarılı grubuna atanmıştır.

LR analizi sonucunda eğitim setindeki 82 adet başarısız işletmenin 69'u doğru, 13'ü ise yanlış tahmin edilmiştir. 82 adet başarılı işletmenin 66'sı doğru, 16'sı ise doğru tahmin edilememiştir.

Başarısız olan işletmelerin doğru sınıflandırma gücü(duyarlılık) %84.15, başarılı işletmelerin doğru sınıflandırma gücü(özgüllük)% 80.49 ve modelin genel doğru sınıflandırma (Doğruluk) başarısı ise %82,32'dir.

Tip I Hata oranı= $[16/(16+66)]$ %19.51, Tip II Hata Oranı= $[13/(13+69)]$ ise %15.85 olarak gerçekleşmiştir. Modelin toplam hata oranı= $[(16+13)/(69+13+16+66)=0,1768]=$ %17,68 olarak ortaya konulmuştur. Kurulan model, finansal başarısız firmaları daha az hatayla daha iyi tahmin etmektedir.

Doğru tahmin edilen finansal başarısız işletmelerin, finansal başarısız olarak tahmin edilen tüm işletmeler oranı olan "Kesinlik Oranı $(69/(69+16)=$ %81,18 olarak ortaya konulmuştur. İyi bir kesinlik oranını teyit eden F1 Skoru= $(2*69)/[(2*69)+16+13]=$ %82.63 olarak tespit edilmiştir.

Tablo 23 modelde kullanılan lojistik regresyon analizi "**eğitim seti**" sınıflandırma sonuçlarını ifade etmektedir. Test seti, toplam veri setinin (103 başarısız, 103 başarılı Toplamda 206 adet) %10'u olarak rassal şekilde seçilmiştir. Araştırmanın tüm veri setleri Ek 4'te yer almaktadır.

Araştırma modelinin kurulduğu lojistik regresyon tahmin yönteminde finansal başarılı/başarısız işletmelerin ayırımında kullanılan açıklama gücü yüksek bulunan bağımsız değişkenlerin (oranların) önemlilik dereceleri Tablo 24'te ki gibidir.

Tablo 24*Lojistik Regresyon Analizi Bağımsız Değişkenlerinin Önemlilik Derecelendirmesi*

Açıklama Gücü Yüksek Bağımsız Değişkenler		Önemlilik Derece %
1.	x19 (Esas Faaliyet K-Z(net)/KVYK)	55,58
2.	x32 (İşletme Faaliyetlerinden Nakit Akışları/Toplam Varlıklar)	28,45
3.	x44 (Dağıtılmayan Kârlar/Toplam Varlıklar)	15,96
4.	x13 (UVYK/Toplam Kaynaklar)	0,01

İşletmelerin finansal başarılı/başarısız olup olmadığının öngörüsünde kullanılan en açıklama gücü yüksek bağımsız değişken %55,58 oranıyla x19 (Esas Faaliyet Kârı-Zararı(net)/KVYK) olmuştur. İkinci sırada %28,45 gibi bir oranla x32((İşletme Faaliyetlerinden Nakit Akışları/Toplam Varlıklar) yer almıştır. x44(Dağıtılmayan Kârlar/Toplam Varlıklar)'ün önemliliği %15,96 ve x13(UVYK/Toplam Kaynaklar)'ün önemliliği %0,01 olarak hesaplanmıştır.

Tablo 25*Lojistik Regresyon Analizi "Test Seti" Sınıflandırma Sonuçları*

		Tahmin Edilen Durum			Doğru Tahmin %
		Finansal Başarı Durumu		Toplam	
		Başarısız 0	Başarılı 1		
Gerçek Durum	Finansal Başarısız (0)	9	2	11 (9+2=11)	81,82 (9/11=0,8182)
	Finansal Başarılı (1)	2	8	10 (2+8=10)	80,00 (8/10=0,80)
Toplam		11	10	21	
Doğru Tahmin %					80,95

a-Cut value is 0,50

Tablo 25'e bakıldığında modelin denendiği test setinin sınıflandırma yüzdeleri görülmektedir. LR analizi sonucunda test setindeki 11 adet başarısız işletmenin 9'u

dođru, 2'si ise yanlış tahmin edilmiştir. 10 adet başarılı işletmenin 8'i dođru, 2'si ise yanlış tahmin edilmiştir.

Başarısız işletmelerin dođru sınıflandırma gücü(duyarlılık) %81,82, başarılı işletmelerin dođru sınıflandırma gücü(özgüllük) %80 ve tüm test setinin genel dođru sınıflandırma (Dođruluk) başarısı ise %80.95 olarak gerçekleşmiştir.

Tip I Hata oranı= $[2/(2+8)]$ %20, Tip II Hata Oranı= $[2/(2+9)]$ ise %18.18 olarak gerçekleşmiştir. Modelin toplam hata oranı= $[(2+2)/(9+2+2+8)]=0,1905$ = %19,05 olarak ortaya konulmuştur. Kurulan model, finansal başarısız firmaları daha az hatayla daha iyi tahmin etmektedir. Dođru tahmin edilen finansal başarısız işletmelerin, finansal başarısız olarak tahmin edilen tüm işletmeler oranı olan “Kesinlik Oranı $(9/(9+2))=$ %81,82 olarak ortaya konulmuştur. İyi bir kesinlik oranını teyit eden F1 Skoru= $(2*9)/[(2*9)+2+2]=$ %81.82 olarak tespit edilmiştir. Test setinin genel başarılı dođru tahmini oranı %80.95 iken eğitim setinin oranı ise %82.32 olarak gerçekleşmiştir. Eğitim seti tahmin başarısı test setinden biraz daha iyidir.

Tablo 26’da lojistik regresyon analizinin “onaylama seti” sınıflandırma sonuçlarına yer verilmiştir. Onaylama seti, toplam veri setinin (103 başarısız, 103 başarılı toplamda 206 adet) %10’u olarak rassal şekilde seçilmiştir. Araştırmanın tüm veri setlerinin tahmin sonuçları Ek 5’te yer almaktadır.

Tablo 26

Lojistik Regresyon Analizi “Onay Seti” Sınıflandırma Sonuçları

		Tahmin Edilen Durum			Dođru Tahmin %
		Finansal Başarı Durumu		Toplam	
		Başarısız 0	Başarılı 1		
Gerçek Durum	Finansal Başarısız (0)	8	2	10 (8+2=10)	80,00 (8/10=0,80)
	Finansal Başarılı (1)	3	8	11 (3+8=11)	72,73 (8/11=0,7273)
Toplam		11	10	21	
Dođru Tahmin %					76,19
a-The cut value is 0,50					

Tablo 26'ya bakıldığında modelin onay setinin sınıflandırma yüzdeleri görülmektedir. LR analizi sonucunda onay setindeki 10 adet başarısız işletmenin 8'i doğru, 2'si ise yanlış tahmin edilmiştir. 11 adet başarılı işletmenin 8'i doğru, 3'ü ise yanlış tahmin edilmiştir.

Başarısız işletmelerin doğru sınıflandırma gücü(duyarlılık) %80.00 başarılı işletmelerin doğru sınıflandırma gücü(özgüllük) %72,73 ve tüm onay setinin genel doğru sınıflandırma (Doğruluk) başarısı ise %76,19 olarak gerçekleşmiştir.

Tip I Hata oranı= $[3/(3+8)]$ %27.27, Tip II Hata Oranı= $[2/(2+8)]$ ise %20 olarak gerçekleşmiştir. Modelin toplam hata oranı= $[(3+2)/(8+2+3+8)=0,2381]$ = %23,81 olarak ortaya konulmuştur. Kurulan model onay setinde finansal başarısız firmaları daha az hatayla daha iyi tahmin etmektedir. Doğru tahmin edilen finansal başarısız işletmelerin, finansal başarısız olarak tahmin edilen tüm işletmeler oranı olan "Kesinlik Oranı $(8/(8+3)=$ %72,73 olarak ortaya konulmuştur. İyi bir kesinlik oranını teyit eden F1 Skoru= $(2*8)/[(2*8)+3+2]=$ %76,19 olarak tespit edilmiştir. Sırasıyla eğitim, test ve onay setinin genel başarılı doğru tahmini oranı %82.32-%80,95-%76,19 olarak gerçekleşmiştir. Modelin kurulduğu eğitim seti genel başarılı doğru tahmin sonuçları biraz daha diğer set tahmin sonuçlarından iyidir.

Araştırmada lojistik regresyon yöntemi ile kurulan modelin tüm set sınıflandırma matrisi Tablo 27’de belirtilmiştir.

Tablo 27

Lojistik Regresyon Analizi Tüm Set (Eğitim-Test-Onay) Sınıflandırma Matrisi

FB Durumu		Tahmin Edilen Durum												
		Eğitim Seti				Test Seti				Onay Seti				
		Başarısız (0)	Başarılı (1)	Toplam	Doğru Tahmin %	Başarısız (0)	Başarılı (1)	Toplam	Doğru Tahmin %	Başarısız (0)	Başarılı (1)	Toplam	Doğru Tahmin %	
Gerçek Durum	Başarısız (0)	69	13	82	%84,15	9	2	11	%81,82	8	2	10	TP+FN	%80,00
		TP	FN	TP+FN		TP	FN	TP+FN		TP	FN			
Gerçek Durum	Başarılı (1)	16	66	82	%80,49	2	8	10	%80,00	3	8	11		%72,73
		FP	TN	FP+TN		FP	TN	FP+TN		FP	TN	FP+TN		
Toplam		164				21				21				
Genel Tahmin %		%82,32				%80,95				%76,19				

Araştırmada 103 başarılı, 103 başarısız olmak üzere toplam 206 işletme bulunmaktadır. Tüm bu işletmelerin dağılımı ise şöyledir; eğitim setinde 164 işletme (82 başarılı, 82 başarısız), test setinde 21 işletme (10 başarılı, 11 başarısız) ve onay setinde 21 işletme (11 başarılı, 10 başarısız) yer almaktadır. Sınıflandırma matrisine göre; eğitim setinde başarısızların 69’u, başarılıların 66’sı, Test setinde; başarısızların 9’u, başarılıların 8’i, Onay setinde; başarısızların 8’i, başarılıların 8’i doğru tahmin edilmiştir.

LRA modelinde finansal başarısızlıktan bir yıl öncesinden, tüm setler için gerçekte finansal başarısız olanların doğru tahmin oranı $[(69+9+8)/103]$ %83.50, gerçekte finansal başarılı olanların doğru tahmin oranı $[(66+8+8)/103]$ %79.61, genel doğru tahmin oranı ise $[(69+9+8+66+8+8)/206]$ %81,55 olarak gerçekleşmiştir. Tip I Hata oranı $[(16+2+3)/103]$ %20.39, Tip II Hata Oranı $[(13+2+2)/103]$ ise %16.50 olarak gerçekleşmiştir. Modelin toplam hata oranı $[(13+2+2+16+2+3)/206]$ %18.45 olarak hesaplanmıştır.

Eğitim seti verileriyle LR analiz yöntemi kullanılarak dört adet bağımsız değişken;

x_{13} = “Uzun Vadeli Yabancı Kaynaklar Toplamı / Toplam Kaynaklar”, x_{19} = “Esas Faaliyet K-Z (net) / Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar Toplamı”, x_{32} = “İşletme Faaliyetlerinden Nakit Akışları/Toplam Varlıklar” ve x_{44} =“Dağıtılmayan Kârlar / Toplam Varlıklar” ile aşağıda 3.12’de olduğu gibi LR modeli kurulmuş,

$$Z_i = -0,818062 + (x_{13} * -6,800377) + (x_{19} * 4,912581) + (x_{32} * 4,243324) + (x_{44} * 3,665127)$$

(3.12)

fonksiyonu ortaya konulmuştur. Öncelikle modelde kurulan fonksiyonla her bir işletmenin Z_i fonksiyon değeri 3.12 deki gibi hesaplanmış, formül 3.14’te yerine konularak P_i = tahmin değerleri bulunmuştur.

$$P_i = \frac{1}{(1 + e^{-Z_i})} \quad (3.14)$$

P_i = tahmin değerini, e = 2,718281829 sabit doğal logaritma sayısını, Z_i = Lojistik regresyon fonksiyon sonucunu, ifade etmektedir. Tablo 27’deki sınıflandırma matrisi verileri lojistik regresyon formülü 3.14 sonuçlarıyla hesaplanmıştır. P_i (tahmin) değerinde kesim (cut off) noktası 0.50 alınmıştır. $P_i < 0.50$ ise firma başarısız, $P_i \geq 0.50$ ise firma başarılı olarak nitelendirilmiştir.

LR analiziyle ortaya konulan modelin Tablo 27’deki sınıflandırma matrisine göre hesaplanan eğitim, test ve onay seti performansları Tablo 28’de hesaplandığı gibidir.

Tablo 28*Lojistik Regresyon Analizi Tüm Set (Eğitim-Test-Onay) Performans Ölçüm Göstergeleri*

	Eğitim Seti	Test Seti	Onay Seti
Doğruluk (Overall Accuracy)	$\frac{(TP+TN)}{(TP+FN+FP+TN)} = \frac{(69+66)}{(69+13+16+66)} = 0.8232$	$\frac{(9+8)}{(9+2+2+8)} = 0.8095$	$\frac{(8+8)}{(8+2+3+8)} = 0.7619$
Duyarlılık (Sensitivity)	$\frac{TP}{(TP+FN)} = \frac{69}{(69+13)} = 0.8415$	$\frac{9}{(9+2)} = 0.8182$	$\frac{8}{(8+2)} = 0.8000$
Özgüllük (Specificity)	$\frac{TN}{(TN+FP)} = \frac{66}{(66+16)} = 0.8049$	$\frac{8}{(8+2)} = 0.8000$	$\frac{8}{(8+3)} = 0.7273$
Kesinlik (Precision)	$\frac{TP}{(TP+FP)} = \frac{69}{(69+16)} = 0.8118$	$\frac{9}{(9+2)} = 0.8182$	$\frac{8}{(8+3)} = 0.7273$
F1 Skoru	$\frac{(2*TP)}{[(2*TP)+FP+FN]} = \frac{(2*69)}{(2*69)+16+13} = 0.8263$	$\frac{(2*9)}{(2*9)+2+2} = 0.8182$	$\frac{(2*8)}{(2*8)+3+2} = 0.7619$
Hata Oranı (Total Error Rate)	$\frac{(FP+FN)}{(TP+FN+FP+TN)} = \frac{(16+13)}{(69+13+16+66)} = 0.1768$	$\frac{(2+2)}{(9+2+2+8)} = 0.1905$	$\frac{(3+2)}{(8+2+3+8)} = 0.2381$
Tip I Hata (Type I Error Rate)	$\frac{FP}{(FP+TN)} = \frac{16}{(16+66)} = 0.1951$	$\frac{2}{(2+8)} = 0.2000$	$\frac{3}{(3+8)} = 0.2727$
Tip II Hata (Type II Error Rate)	$\frac{FN}{(FN+TP)} = \frac{13}{(13+69)} = 0.1585$	$\frac{2}{(2+9)} = 0.1818$	$\frac{2}{(2+8)} = 0.2000$

Tablo 28'e göre lojistik regresyon modelinin performans sonuçları şöyledir;

Modelin hem finansal başarısız olan hem de finansal başarısız olmayan işletmeleri doğru tahmin etme gücü olan “**Doğruluk Oranı**” eğitim setinde %82.32, test setinde %80.95 ve onay setinde %76.19 olarak gerçekleşmiştir.

Modelin gerçekte finansal başarısız olan firmaları tahmin etme gücü olan “**Duyarlılık Oranı**” eğitim setinde %84.15, test setinde %81.82 ve onay setinde %80 olarak gerçekleşmiştir.

Modelin gerçekte finansal başarılı olan işletmeleri doğru tahmin gücü olan “**Özgüllük Oranı**” eğitim setinde %80.49, test setinde %80 ve onay setinde %72.73 olarak gerçekleşmiştir.

Dođru tahmin edilen finansal başarısız işletmelerin, finansal başarısız olarak tahmin edilen tüm işletmeler oranı olan “**Kesinlik Oranı**” eğitim setinde %81.18, test setinde %81.82 ve onay setinde %72.73 olarak gerçekleşmiştir.

F1 Skoru (oranı) eğitim setinde %82.63, test setinde %81.82 ve onay setinde %76.19 olarak gerçekleşmiştir.

Dođru tahmin edilemeyen örneklerin sayısının tüm tahminlere oranı olan “**Yanlışlık(hata) Oranı**” eğitim setinde %17.68, test setinde %19.05 ve onay setinde %23.81 olarak gerçekleşmiştir.

Gerçekte finansal başarılı olanların, finansal başarısız olarak yanlış tahmin edilme oranı olan “**Tip I Hata Oranı**” Eğitim setinde %19.51, test setinde %20 ve onay setinde %27.27 olarak gerçekleşmiştir.

Gerçekte finansal başarısız olanların, finansal başarılı olarak yanlış tahmin edilme oranı olan “**Tip II Hata Oranı**” Eğitim setinde %15.85, test setinde %18.18 ve onay setinde %20 olarak gerçekleşmiştir.

LR modelinde eğitim seti performans sonuçlarının test ve onay seti performans sonuçlarından daha iyi sonuçlar ürettiđi söylenebilir.

Bardi (2021) LR yöntemiyle finansal başarısızlıktan bir yıl önceden %84.52 oranında işletmelerin finansal başarı/başarısızlık durumlarını dođru tahmin etmiştir.

3.7.2. Bulanık Mantık (ANFIS) İle Bulunan Sonuçlar ve Yorumu

Matlab programı ilk çıktığında mühendislik alanında kullanılmakta iken, şimdilerde tüm disiplinlerde yapay zekâ kullanımının yaygınlaşmasıyla sıklıkla tercih edilmeye başlanmıştır.

Araştırmacıların çalışmalarında karşılaştığı normal dağılıma uymama ve çoklu bağlantı (multicollinearity) sorunu anfis yönteminde dikkate alınmaz (Akgün, 2013, s.160). ANFIS, klasik istatistiki araştırma yöntemlerinin varsayımlarını dikkate almadığı ve tahmin başarısının klasik yöntemlere nazaran göreceli olarak iyi olmasından ötürü istatistiki yöntemlere tercih edilmektedir.

Bu bölümde Lojistik regresyon yöntemiyle ortaya konulan modelden elde edilen x13, x19, x32 ve x44 bağımsız deđişkenleri (0-1), Matlab programında yer alan bulanık mantık

(fuzzy logic) modülündeki ANFIS penceresi yardımıyla finansal başarısızlığı bir gerçekleşmeden bir yıl önceden tahmin eden bir model ortaya konmuştur

Kurulan model yapay zekâ uygulamaların gerçekleştirilebildiği Matlab R2019a programı yardımıyla oluşturulmuştur.

ANFIS, YSA ve bulanık mantık uygulamalarının bir arada uygulanmasına olanak verdiği için kullanıcılar tarafından tercih edilmektedir. Araştırmanın bu bölümünde MATLAB R2019a programının içinde bulunan ANFIS (adaptif neuro fuzzy inference system) bölümü kullanılarak uygulamalar gerçekleştirilmiştir.

103 başarılı, 103 başarısız toplam 206 firma araştırmaya konu olmuştur. Verilerin %80'i eğitim, %10'u test, %10'u ise onaylama seti olarak kullanılmıştır (Pabuçcu ve Değirmenci, 2018:340).

Eğitim Seti (% 80): 164 firma (82 başarılı, 82 başarısız)

Test Seti (% 10) : 21 firma (10 başarılı, 11 başarısız)

Onaylama Seti (% 10) : 21 firma (11 başarısız, 10 başarılı)

LR analizi yöntemi ile daha önceden belirlenmiş olan aşağıdaki dört bağımsız değişken ANFIS yönteminde de bağımsız değişken olarak kullanılmıştır.

$X13 = \text{“Uzun Vadeli Yabancı Kaynaklar Toplamı / Toplam Kaynaklar”}$

$X19 = \text{“Net Esas Faaliyet K-Z / Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar Toplamı”}$

$X32 = \text{“İşletme Faaliyetlerinden Nakit Akışları/Toplam Varlıklar”}$

$X44 = \text{“Dağıtılmayan Kârlar / Toplam Varlıklar”}$

Bağımlı Değişken: Finansal başarı durumu (başarısız=0 , başarılı =1)

Bulanık mantık (ANFIS) yöntemi ile ağı eğitilmesinden sonra test ve onay setinin bağımsız değişkenleri girilmiş, modellenen bulanık sinirsel ağa test ve onay setinin sonuçlarını tahmin ettirilmiştir. Böylece işletmelerin finansal başarı/başarısızlık durumlarının bir yıl önceden tahmin edilmiştir.

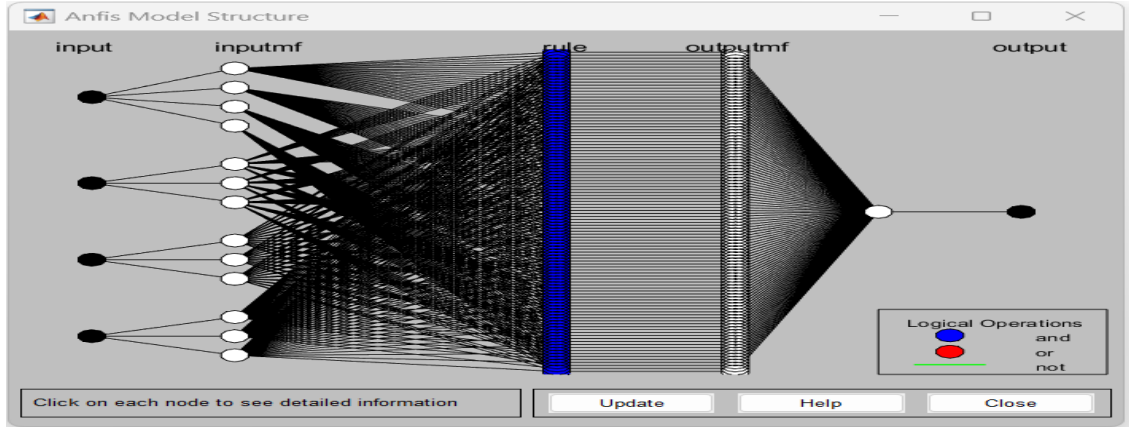
Çalışmada kullanılan bağımsız değişkenler sinirsel bulanık ağa girildikten sonra ağ tarafından her bir bağımsız değişkene üyelik özellikleri atamıştır. Sinirsel ağ, bağımsız değişkenlerin üyelik fonksiyonları atama işleminden sonra başarılı/başarısız durumlarına göre çeşitli kurallar ortaya koymaktadır. Bulanık sinir ağının eğitiminde kullanılan

verilerle oluşturulmuş kurallara göre test verilerinin sonucunu tahmin edilmektedir. Oluşturulan sinirsel bulanık ağın üyelik fonksiyonları Şekil 14'te gösterilmektedir.

Sinirsel ağın üyelik fonksiyonları atanması ağ tarafından sezgisel olarak gerçekleştirilmiş başarılı=1, başarısız =0 şeklinde iki adet üyelik fonksiyonu atanmıştır. Sistemine girilen bağımsız değişkenler ve üyelik fonksiyonlarından sonra sinirsel ağ 108 adet kural belirlemiştir. Ağın özeti ise 4 bağımsız değişkenli, X13 bağımsız değişkeni için dört, diğer bağımsız değişkenler için ise üçer üyelik fonksiyonlu ve 108 adet kurallı Sinirsel bulanık ağ (ANFIS) modelinin en uygun yapısı(mimarisi) aşağıdaki Şekil 12'de gösterilmektedir.

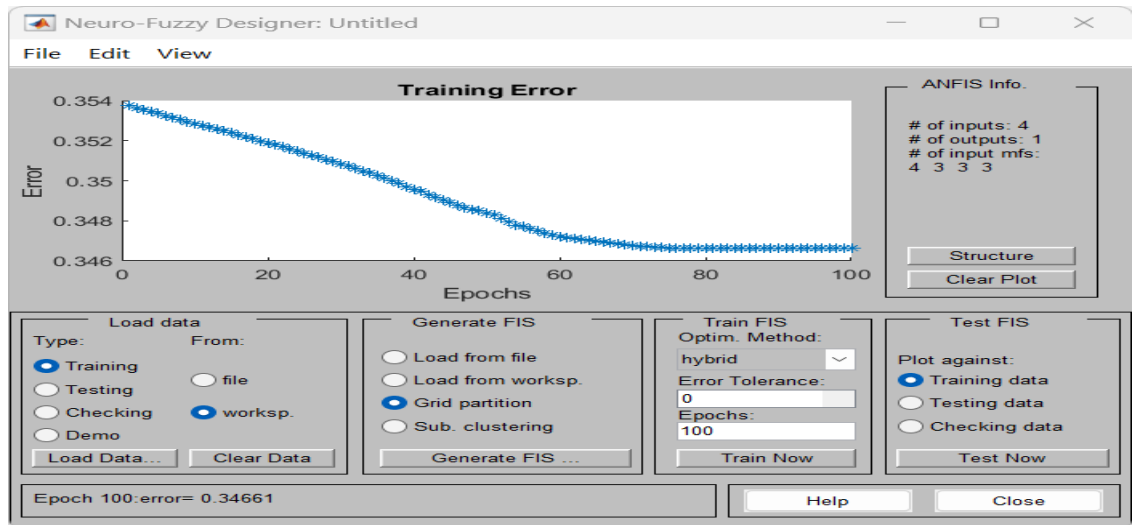
Şekil 12

ANFIS, Sinirsel Bulanık Ağ Model Mimarisi



Şekil 13

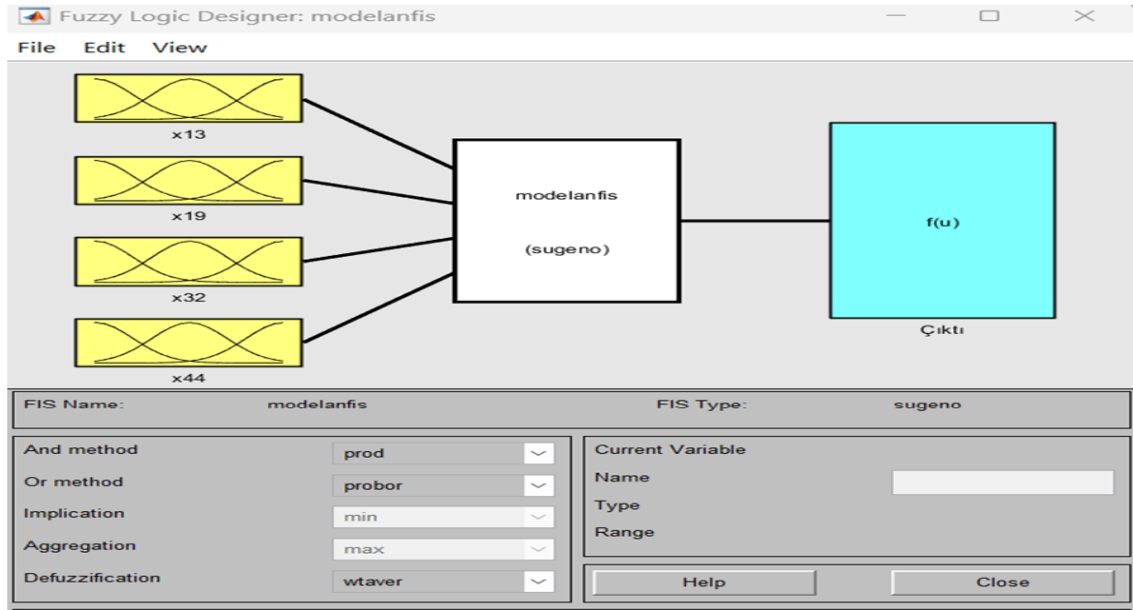
ANFIS, Eğitim Ağı Hata Gösterimi



ANFIS eğitim ağının hata grafiği şekil 13’te görüldüğü gibidir. Eğitim hata oranı 0,34661 olarak gerçekleşmiştir. Eğitim devir sayısı arttıkça hata oranının düşüşe geçtiği gözlemlenmiştir.

Şekil 14

ANFIS, Sinirsel Bulanık Ağ Giriş-Çıkış Değişken Tanımlaması



Matlab R2019a’nın bulanık mantık araçları kullanılarak “Sugeno” üyelik modelinde dört adet bağımsız değişkenle finansal başarı/başarısızlık durumu tahmini gerçekleştirilmiştir. Kullanılan bulanıklaştırmayı ve durulaştırmayı gösteren Şekil 14’te modelin dört giriş ve bir çıkıştan oluştuğu görülmektedir. Bulanıklaştırmada üçgen üyelik fonksiyonu kullanılmıştır. Ağın “ve” metodu prod(çarpım), “veya” metodu probor (cebirsal toplam), durulaştırma yöntemi ise wtaver (ağırlıklı ortalama) yöntemidir.

Bulanık mantık sinir ağında girişin ve çıkışın değişkenleri belirlendikten sonra bu değişkenlerle alakalı üyeliğin fonksiyonları oluşturulmuştur. Dört bağımsız değişkenin ilki için dört diğerleri için ise üçer tane üyelik fonksiyonu bulanık ağ sistemi tarafından atanmıştır. Bulanık mantık araç kutusunda “Mandani” ve “Sugeno” olmak üzere iki tür tahmin(çıkartım) sistemi mevcuttur. Bağımsız değişken sayısının az olduğu araştırmalarda kullanılan “Sugeno” yöntemi bu araştırmada çıkartım sistemi olarak tercih edilmiştir.

Araştırmada kullanılan x13(UVYK/Toplam Kaynaklar) isimli birinci bağımsız değişkeninin üyelik özellikleri MATLAB-ANFIS-Membership Function Editörü bölümünde girilmiş ve Şekil 15’te ise çıktıları gösterilmiştir.

Şekil 15

X13 Bağımsız Değişkenine Ait ANFIS Üyelik Fonksiyonları



Şekil 15'te bulanık sınır ağının birinci giriş değişkeni olan X13(UVYK/Top.Kaynaklar)'ün değerlerine göre oluşturulmuş “üçgen üyelik” fonksiyonları yer almaktadır. ANFIS, modelde yer alan X13 bağımsız değişkeni için dört adet üçgen üyelik grubu oluşturmuştur. Bu üyelik grupları bağımsız değişkenin aldığı düşük-yüksek değerlere göre ayarlanmış gruplardan oluşmaktadır. Bu grupların dilsel/metinsel değerleri ‘çok düşük’, ‘düşük’, ‘orta’ ve ‘yüksek’ olarak belirlenmiştir.

- a- “çok düşük” olarak tanımlanan üçgen üyelik grubunun tüm özellikleri Şekil 15'te “a” seçeneğinde görülmektedir. Bu gurubun parametre değerleri [-0,705 0,1562 0,3483] olarak belirlenmiştir.
- b- “düşük” olarak tanımlanan üçgen üyelik grubunun tüm özellikleri Şekil 15'te “b” seçeneğinde görülmektedir. Tanımlanan üçgen üyelik grubunun parametre değerleri [-0,06016 0,8352 1,417] olarak belirlenmiştir.

- c- “orta” olarak tanımlanan üçgen üyelik grubunun tüm özellikleri Şekil 15’te “c” seçeneğinde görülmektedir. Tanımlanan üçgen üyelik grubunun parametre değerleri [0,7085 1,417 2,125] olarak belirlenmiştir.
- d- “yüksek” olarak tanımlanan üçgen üyelik grubunun tüm özellikleri Şekil 15’te “d” seçeneğinde görülmektedir. Tanımlanan üçgen üyelik grubunun parametre değerleri [1,417 2,125 2,833] olarak belirlenmiştir.

Araştırmada kullanılan x19(Esas Faaliyet K-Z(net)/ KVKYK) isimli ikinci bağımsız değişkeninin üyelik özellikleri MATLAB-ANFIS-Membership Function Editörü bölümünde girilmiş ve Şekil 16’da ise çıktıları gösterilmiştir.

Şekil 16

X19 Bağımsız Değişkenine Ait ANFIS Üyelik Fonksiyonları



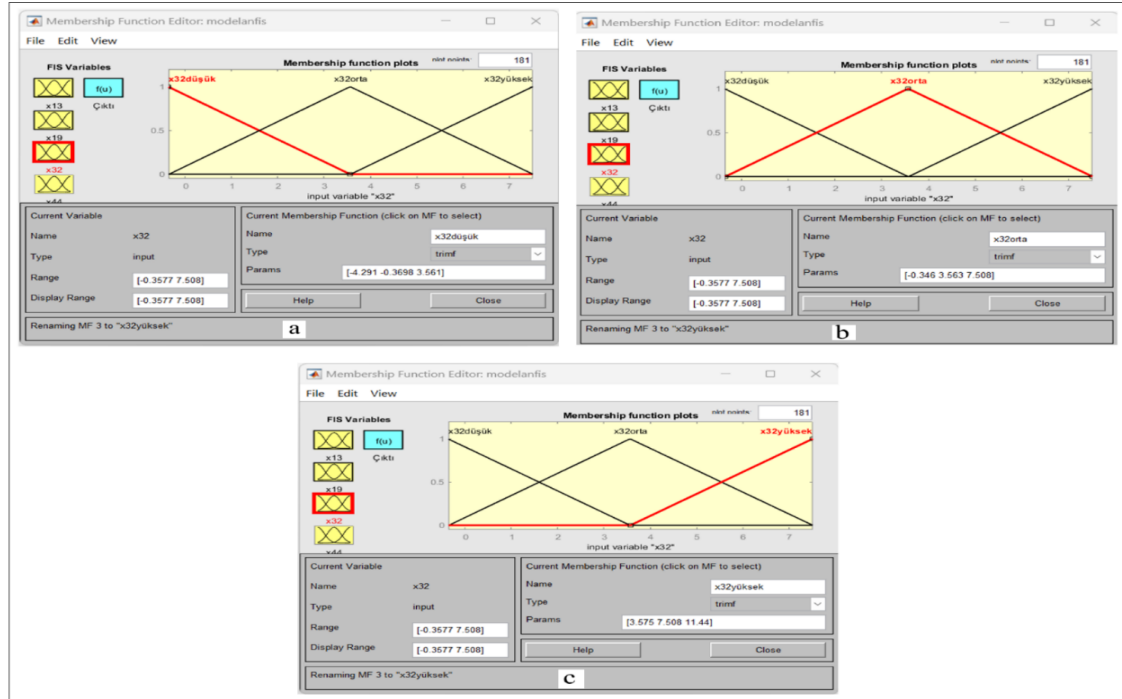
Şekil 16’da bulanık sinir ağının ikinci giriş değişkeni olan X19(Esas Faaliyet K-Z(net)/ Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar Toplamı)’un değerlerine göre oluşturulmuş “üçgen üyelik” fonksiyonları yer almaktadır. ANFIS, modelde yer alan X19 bağımsız değişkeni için 3 adet üçgen üyelik grubu oluşturmuştur. Bu üyelik grupları bağımsız değişkenin aldığı düşük-orta-yüksek değerlere göre ayarlanmış gruplardan oluşmaktadır. Bu grupların dilsel değerleri “düşük”, “orta”, “yüksek” olarak belirlenmiştir.

- a- “düşük” olarak tanımlanan üçgen üyelik grubunun tüm özellikleri Şekil 16’da “a” seçeneğinde görülmektedir. Bu grubun parametre değerleri $[-3,846 \ -1,129 \ 1,794]$ olarak belirlenmiştir.
- b- “orta” olarak tanımlanan üçgen üyelik grubunun tüm özellikleri Şekil 16’da “b” seçeneğinde görülmektedir. Tanımlanan üçgen üyelik grubunun parametre değerleri $[-0,8036 \ 1,654 \ 4,578]$ olarak belirlenmiştir.
- c- “yüksek” olarak tanımlanan üçgen üyelik grubunun tüm özellikleri Şekil 16’da “c” seçeneğinde görülmektedir. Tanımlanan üçgen üyelik grubunun parametre değerleri $[1,825 \ 4,563 \ 7,393]$ olarak belirlenmiştir.

Araştırmada kullanılan x32(İşletme Faaliyetlerinden Nakit Akışları/Toplam Varlıklar) isimli üçüncü bağımsız değişkeninin üyelik özellikleri MATLAB-ANFIS-Membership Function Editörü bölümünde girilmiş ve Şekil 17’de ise çıktıları gösterilmiştir.

Şekil 17

X32 Bağımsız Değişkenine Ait ANFIS Üyelik Fonksiyonları



Şekil 17’de bulanık sınır ağının üçüncü giriş değişkeni olan X32(İşletme Faaliyetlerinden Nakit Akışları/Toplam Varlıklar)’nin değerlerine göre oluşturulmuş “üçgen üyelik” fonksiyonları yer almaktadır. ANFIS, modelde yer alan X32 bağımsız değişkeni için üç adet üçgen üyelik grubu oluşturmuştur. Bu üyelik grupları bağımsız değişkenin aldığı düşük-orta-yüksek değerlere göre ayarlanmış gruplardan oluşmaktadır. Bu grupların dilsel/metinsel değerleri “düşük”, “orta”, “yüksek” olarak belirlenmiştir.

- a- “düşük” olarak tanımlanan üçgen üyelik grubunun tüm özellikleri Şekil 17’de “a” seçeneğinde görülmektedir. Bu grubun parametre değerleri $[-4,291 \ -0,3698 \ 7,508]$ olarak belirlenmiştir.
- b- “orta” olarak tanımlanan üçgen üyelik grubunun tüm özellikleri 17’de “b” seçeneğinde görülmektedir. Tanımlanan üçgen üyelik grubunun parametre değerleri $[-0,346 \ 3,563 \ 7,508]$ olarak belirlenmiştir.
- c- “yüksek” olarak tanımlanan üçgen üyelik grubunun tüm özellikleri 17’de “c” seçeneğinde görülmektedir. Tanımlanan üçgen üyelik grubunun parametre değerleri $[3,575 \ 7,508, \ 11,44]$ olarak belirlenmiştir.

x44(Dağıtılmayan Kârlar / Toplam Varlıklar) isimli dördüncü bağımsız değişkeninin üyelik özellikleri MATLAB-ANFIS-Membership Function Editörü bölümünde girilmiş ve Şekil 18’de ise çıktıları gösterilmiştir.

Şekil 18

X44 Bağımsız Değişkenine Ait ANFIS Üyelik Fonksiyonları



Şekil 18’de bulanık sınır ağının dördüncü giriş değişkeni olan X44(Dağıtılmayan Kârlar/Toplam Varlıklar)’ün değerlerine göre oluşturulmuş “üçgen üyelik” fonksiyonları yer almaktadır. ANFIS, modelde yer alan X44 bağımsız değişkeni için üç adet üçgen üyelik grubu oluşturmuştur. Bu üyelik grupları bağımsız değişkenin aldığı düşük-orta-yüksek değerlere göre ayarlanmış gruplardan oluşmaktadır. Bu grupların dilsel değerleri “düşük”, “orta”, “yüksek” olarak belirlenmiştir.

- a- “düşük” olarak tanımlanan üçgen üyelik grubunun tüm özellikleri Şekil 18’de “a” seçeneğinde görülmektedir. Bu grubun parametre değerleri [-8,693 -5, 558 -2,422] olarak belirlenmiştir.
- b- “orta” olarak tanımlanan üçgen üyelik grubunun tüm özellikleri Şekil 18’de “b” seçeneğinde görülmektedir. Tanımlanan üçgen üyelik grubunun parametre değerleri [-0,346 3,563 7,508] olarak belirlenmiştir.
- c- “yüksek” olarak tanımlanan üçgen üyelik grubunun tüm özellikleri Şekil 18’de “c” seçeneğinde görülmektedir. Tanımlanan üçgen üyelik grubunun parametre değerleri [3,575 7,508 11,44] olarak belirlenmiştir.

Şekil 19

ANFIS Sonuç Gösterim Arayüzü



Şekil 19’deki ANFIS sonuç gösterim arayüzüne dört adet bağımsız değişkenin verileri, şeklin sol alt köşesindeki “Input” bölümünden girilir. ANFIS kendi içinde belirlediği 108 adet kuralla bir sonuç üretip, durulaştırdıktan sonra şeklin sağ üst köşesindeki “Çıktı” bölümünde tahmin değeri olarak gösterir. Bu işlem tüm veri seti için yapılarak tahmin sonuçları elde edilir. Hesaplaması zor olan fonksiyonlarla finansal başarı durumu tahmini etmek yerine, ANFIS’in ürettiği basit ve kullanışlı bu arayüzle finansal başarı durumu tahmini yapmak daha kolay hale gelmiştir.

ANFIS’in ürettiği 108 adet kuralın listesi Ek 6’ da bulunmaktadır.

x_{13} = “Uzun Vadeli Yabancı Kaynaklar Toplamı / Toplam Kaynaklar”

x_{19} = “Esas Faaliyet K-Z (net) / Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar Toplamı”

x_{32} = “İşletme Faaliyetlerinden Nakit Akışları/Toplam Varlıklar”

x_{44} = “Dağıtılmayan Kârlar / Toplam Varlıklar”

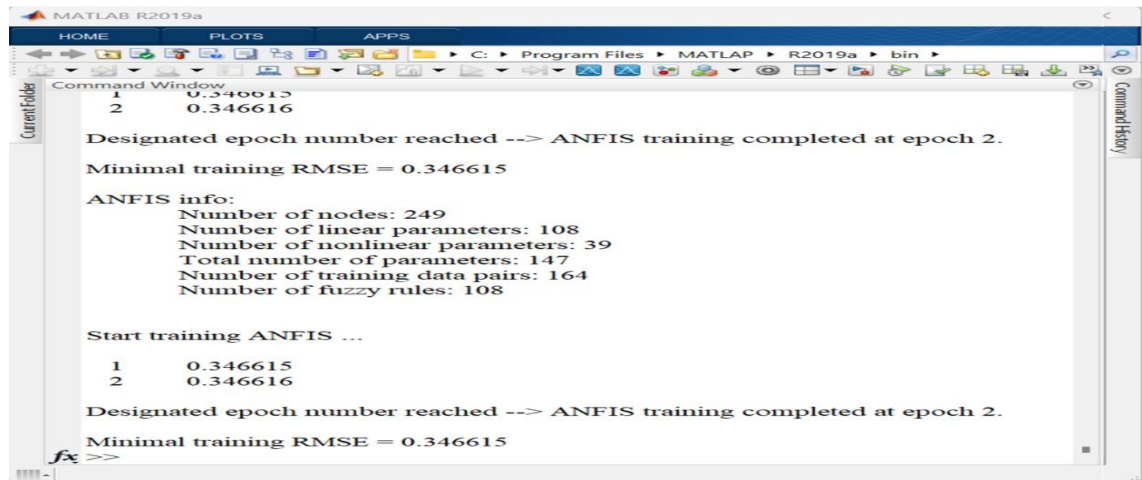
Bağımsız değişken olarak kullanılan finansal oranlar sırasıyla $x_{13}=0.2467$, $x_{19}=0.0932$, $x_{32}=0.05033$, $x_{44}= -0.1478$ olarak “Input” bölümüne girildiğinde çıktı değerinin 0.266 (“Çıktı = 0.266”) olduğu görülmektedir. Bu araştırmada finansal başarı-başarısızlık durumuna ANFIS tahmin Çıktısının bire ve sifıra yakınlığına göre karar verilmektedir. Tahmin çıktısı olan 0.266 sayısı sifıra daha yakın olduğu için bu işletmenin finansal başarısız olduğu tahmin edilmiştir.

Tüm veri setlerine ait ANFIS’in tahmin sonuçları Ek 5’te yer almaktadır.

ANFIS uygulamalarında performans değerlendirme ölçütü olarak; doğruluk, duyarlılık, özgüllük, kesinlik gibi performans karşılaştırma kriterlerinin yanında, RMSE (Root Mean Squaer Error) (Kök Ortalama Kare Hatası) değeri de kullanılmaktadır. RMSE, gerçek değer ve tahmin değeri arasındaki beklenen ortalama negatif veya pozitif fark olarak tanımlanabilir. Bu araştırmanın eğitim veri seti 82 başarılı, 82 başarısız işletme olmak üzere toplamda 164 adet BIST imalat firması verileriyle gerçekleştirilmiştir. ANFIS 164 adet eğitim verisi ve 108 bulanık kural ile RMSE değerini 0,346615 olarak ortaya koymuştur. RMSE değeri Şekil 20’de görünmektedir.

Şekil 20

ANFIS Eğitim Ağı Bilgisi ve RMSE Değeri



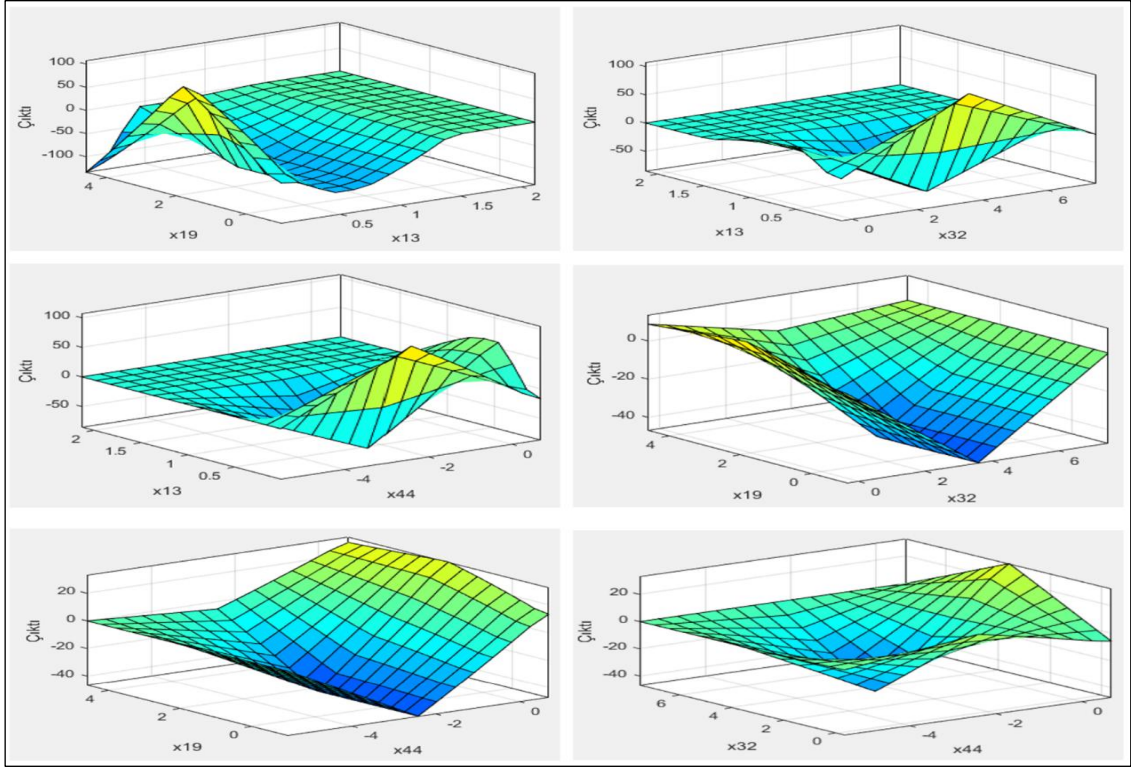
ANFIS ağı eğitimi için 100 epoc (devir sayısı) seçilmiş, ağ eğitimini 2. devirde tamamlamıştır. İkinci devir sonunda eğitim sonlanmış ve ağı eğitimi RMSE değeri 0,346615 olarak gerçekleşmiştir.

ANFIS ile yapılan finansal başarısızlık tahmin çalışmalarında ağın RMSE değeri Ulucan (2016)'da 0.13483, Bayramova (2020)'de 0,5516 olarak gerçekleşmiştir.

Bağımsız değişkenlerin birbirleriyle ve bağımlı değişken arasındaki ilişkinin üç boyutlu olarak grafiksel gösterimi Şekil 21'de gösterilmektedir.

Şekil 21

Bağımsız Değişkenler Arası İlişkilerin Üç Boyutlu Gösterimi



Oluşturulan modelde bağımlı-bağımsız değişkenlerin;

$x13 = (\text{Uzun Vadeli Yabancı Kaynaklar Toplamı} / \text{Toplam Kaynaklar})$

$x19 = (\text{Esas Faaliyet K-Z (net)} / \text{Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar Toplamı})$

$x32 = (\text{İşletme Faaliyetlerinden Nakit Akışları} / \text{Toplam Varlıklar})$

$x44 = (\text{Dağıtılmayan Kârlar} / \text{Toplam Varlıklar})$

birbirleriyle olan ilişkileri, kullanılan üyelik fonksiyonlarına göre değişiklik göstermektedir. $x19-x13$, $x13-x32$, $x13-x44$, $x19-x32$, $x19-x44$, $x32-x44$ bağımsız değişkenlerin aralarındaki ilişkinin üç boyutlu grafik gösterimi Şekil 21'deki gibi gerçekleşmiştir. Şekil 20'ye bakıldığında açıklayıcı değişkenler ile bağımlı değişkenler arasındaki ilişkilerin çok karmaşık olmadığı görülmektedir.

Tablo 29*Fuzzy Logic (ANFIS) Model Ağ Özellikleri*

Kullanılan Program	: Matlab R2019a
Simülasyon Aracı	: Neuro-Fuzzy Designer
Bulanık Çıkarım Yöntemi (FIS)	: ANFIS-Sugeno
FIS Eğitimi için Optimizasyon Metodu	: Hybrid(melez)
FIS Yöntemi	: Grid Partitioning (ızgara bölümlenme)
Eğitim-Test Seti Oranı	: %80 Eğitim, %10 Test, %10 Onay
Bağımsız Değişken Sayısı	: 4
Bağımsız Değişkenlerin Üyelik Grup Sayıları	: 4 3 3 3
Giriş ve Çıkış Üyelik Çeşidi	: Trimf (üçgen üyelik), Constant (sabit)
and method	: prod(çarpım)
or method	: Probor (cebirsal toplam)
Durulaştırma Metodu	: Wtaver (ağırlıklı ortalama)
Çıkış Grup Sayısı	: 1
Bulanık Kural Sayısı	: 108
Ağdaki Düğüm Sayısı	: 249
Performans Ölçme, RMSE	: 0.346615
Eğitim Devir Sayısı (epochs)	: 100

Fuzzy (ANFIS) yönteminde kurulan modelin ağ özellikleri Tablo 29'daki gibidir. Ağ tasarımı Matlab R2019a programı kullanılmıştır. Matlab'ın Neuro-Fuzzy Designer(anfisedit) simülasyon aracıyla tasarım gerçekleştirilmiştir. Bulanık çıkarım yöntemi olarak Sugeno üyelik sistemi kullanılmıştır. Ağın eğitiminde optimizasyon yöntemi olarak Hybrid(melez) yöntem kullanılmıştır. FIS yöntemi olarak Grid partioning kullanılmıştır. Eğitim test ve onay seti oranı sırasıyla %80-%10-%10 olarak tercih edilmiştir. Ağın girişindeki bağımsız değişken sayısı dört adettir. Dört adet giriş bağımsız değişkenlerinin üyelik grup sayıları sırasıyla 4-3-3-3 şeklinde kurgulanmıştır. Giriş ve çıkış üyelik çeşitleri sırasıyla trimf ve constant üyelik çeşididir. Çıkış değeri grup sayısı tektir. Ağda oluşturulan bulanık kural sayısı 108 adettir. Oluşturulan ağın düğüm sayısı 249 adettir. Ağın performans ölçüğü ağ tarafından oluşturulan RMSE değeridir. Eğitim için yapılan devir (epoc) sayısı yüz olup ikinci devirde ağ oluşumu tamamlanmıştır.

Araştırmada ANFIS yöntemi ile kurulan modelin tüm veri setlerinin sınıflandırma matrisi sonuçları Tablo 30’da belirtilmiştir. Tablo 30’da sınıflandırma matrisi verileri MATLAB R2019-a programının ANFIS modülünden bulanık sinir ağının eğilmesinin ardından, ağın hiç görmediği test ve onay setlerinin ANFIS tarafından tahmin edilmesiyle elde edilmiştir.

Tablo 30

Fuzzy Logic (ANFIS) Analizi Tüm Set (Eğitim-Test-Onay) Sınıflandırma Matrisi

		Tahmin Edilen Durum													
		Eğitim Seti				Test Seti				Onay Seti					
	FB Durumu	Başarısız (0)	Başarılı (1)	Toplam	Doğru Tahmin %	Başarısız (0)	Başarılı (1)	Toplam	Doğru Tahmin %	Başarısız (0)	Başarılı (1)	Toplam	Doğru Tahmin %		
Gerçek Durum	Başarısız (0)	71	11	82	%86,59	9	2	11	% 81,82	8	2	10	80%		
		TP	FN	TP+FN		TP	FN	TP+FN		TP	FN	TP+FN			
Gerçek Durum	Başarılı (1)	16	66	82	%80,49	1	9	10	% 90,00	2	9	11	% 81,82		
		FP	TN	FP+TN		FP	TN	FP+TN		FP	TN	FP+TN			
Toplam				164				21				21			
Genel Tahmin %						% 83,54				% 85,71				% 80,95	

Araştırmada 103 başarılı, 103 başarısız olmak üzere toplam 206 işletme bulunmaktadır. Tüm bu işletmelerin dağılımı ise şöyledir; eğitim setinde 164 işletme (82 başarılı, 82 başarısız), test setinde 21 işletme (10 başarılı, 11 başarısız) ve onay setinde 21 işletme (11 başarılı, 10 başarısız) yer almaktadır. Sınıflandırma matrisinde de görüldüğü gibi eğitim setinde başarısızların 71'i, başarılıların 66'sı, Test setinde; başarısızların 9'u, başarılıların 9'u, Onay setinde; başarısızların 8'i, başarılıların 9'u doğru tahmin edilmiştir. ANFIS modelinde finansal başarısızlıktan bir yıl öncesinden, tüm setler için gerçekte finansal başarısız olanların doğru tahmin oranı $[(71+9+8)/103]$ %85.44, gerçekte finansal başarılı olanların doğru tahmin oranı $[(66+9+9)/103]$ %81.55, genel doğru tahmin oranı ise $[(71+9+8+66+9+9)/206]$ %83,50 olarak gerçekleşmiştir. Tip I Hata oranı $[(16+1+2)/103]$ %18.45, Tip II Hata Oranı $[(11+2+2)/103]$ ise %14.56 olarak gerçekleşmiştir. Modelin toplam hata oranı $[(11+2+2+16+1+2)/206]$ %16.50 olarak hesaplanmıştır.

Yapay zekâ tahmin yöntemlerinden olan ANFIS ile lojistik regresyon yönteminden elde edilen model bağımsız değişkenleri (x_{13} = “Uzun Vadeli Yabancı Kaynaklar Toplamı / Toplam Kaynaklar”, x_{19} = “Esas Faaliyet K-Z (net)/Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar Toplamı”, x_{32} = “İşletme Faaliyetlerinden Nakit Akışları/Toplam Varlıklar” ve x_{44} = “Dağıtılmayan Kârlar / Toplam Varlıklar”) kullanılarak yapay zekâ eğitilmiştir. Eğitilen bulanık sinir ağı ile test ve onay setleri tahmin edilmiştir. Tahmin sonucunun (P_i) kesim (cut off) noktası 0.50 olarak belirlenmiştir. $P_i < 0.50$ ise firma başarısız, $P_i \geq 0.50$ ise firma başarılı olarak nitelendirilmiştir.

Tablo 31'de ANFIS yönetimiyle ortaya koyulan modelin Tablo 30'daki sınıflandırma matrisine göre hesaplanan eğitim, test ve onay seti performans göstergeleri yer almaktadır.

Tablo 31*ANFIS Analizi Tüm Set (Eğitim-Test-Onay) Performans Ölçüm Göstergeleri*

	Eğitim Seti	Test Seti	Onay Seti
Doğruluk (Overall Accuracy)	$\frac{(TP+TN)}{(TP+FN+FP+TN)} = \frac{(71+66)}{(71+11+16+66)} = 0.8354$	$\frac{(9+9)}{(9+2+1+9)} = 0.8571$	$\frac{(8+9)}{(8+2+2+9)} = 0.8095$
Duyarlılık (Sensitivity)	$\frac{TP}{(TP+FN)} = \frac{71}{(71+11)} = 0.8659$	$\frac{9}{(9+2)} = 0.8182$	$\frac{8}{(8+2)} = 0.8000$
Özgüllük (Specificity)	$\frac{TN}{(TN+FP)} = \frac{66}{(66+16)} = 0.8049$	$\frac{9}{(9+1)} = 0.9000$	$\frac{66}{(9+2)} = 0.8182$
Kesinlik (Precision)	$\frac{TP}{(TP+FP)} = \frac{71}{(71+16)} = 0.8161$	$\frac{9}{(9+1)} = 0.9000$	$\frac{8}{(8+2)} = 0.8000$
F1 Skoru	$\frac{(2*TP)}{[(2*TP)+FP+FN]} = \frac{(2*71)}{(2*71)+16+11} = 0.8402$	$\frac{(2*9)}{(2*9)+1+2} = 0.8571$	$\frac{(2*8)}{(2*8)+2+2} = 0.8000$
Hata Oranı (Total Error Rate)	$\frac{(FP+FN)}{(TP+FN+FP+TN)} = \frac{(16+11)}{(71+11+16+66)} = 0.1646$	$\frac{(1+2)}{(9+2+1+9)} = 0.1429$	$\frac{(2+2)}{(8+2+2+9)} = 0.1905$
Tip I Hata (Type I Error Rate)	$\frac{FP}{(FP+TN)} = \frac{16}{(16+66)} = 0.1951$	$\frac{1}{(1+9)} = 0.1000$	$\frac{2}{(2+9)} = 0.1818$
Tip II Hata (Type II Error Rate)	$\frac{FN}{(FN+TP)} = \frac{11}{(11+71)} = 0.1341$	$\frac{2}{(2+9)} = 0.1818$	$\frac{2}{(2+8)} = 0.2000$

Tablo 31'e göre ANFIS modelinin performans sonuçları şöyledir;

Modelin hem finansal başarısız olan hem de finansal başarılı (başarısız olmayan) işletmeleri doğru tahmin etme gücü olan **“Doğruluk Oranı”** eğitim setinde %83.54, test setinde %85.71 ve onay setinde %80.95 olarak gerçekleşmiştir.

Modelin gerçekte finansal başarısız olan işletmeleri doğru tahmin etme gücü olan **“Duyarlılık Oranı”** eğitim setinde %86.59, test setinde %81.82 ve onay setinde %80 olarak gerçekleşmiştir.

Modelin gerçekte finansal başarılı olan işletmeleri doğru tahmin gücü olan **“Özgüllük Oranı”** eğitim setinde %80.49, test setinde %90 ve onay setinde %81.82 olarak gerçekleşmiştir.

Dođru tahmin edilen finansal başarısız işletmelerin, finansal başarısız olarak tahmin edilen tüm işletmeler oranı olan “**Kesinlik Oranı**” eğitim setinde %81.61, test setinde %90 ve onay setinde %80 olarak gerçekleşmiştir.

F1 Skoru (oranı) eğitim setinde %84.02, test setinde %85.71 ve onay setinde %80 olarak gerçekleşmiştir.

Yanlış tahmin edilen örnek sayısının tüm tahminlere oranı olan “**Yanlışlık(hata) Oranı**” eğitim setinde %16.46, test setinde %14.29 ve onay setinde %19.05 olarak gerçekleşmiştir.

Gerçekte finansal başarılı olanların, finansal başarısız olarak yanlış tahmin edilme oranı olan “**Tip I Hata Oranı**” Eğitim setinde %19.51, test setinde %10 ve onay setinde %18.18 olarak gerçekleşmiştir.

Gerçekte finansal başarısız olanların, finansal başarılı olarak yanlış tahmin edilme oranı olan “**Tip II Hata Oranı**” Eğitim setinde %13.41, test setinde %18.18 ve onay setinde %20 olarak gerçekleşmiştir.

İkinci devir sonunda eğitim sonlanmış ve ađın eğitim RMSE değeri 0,346615 olarak gerçekleşmiştir.

ANFIS modelinde, test seti performans sonuçları doğruluk açısından diđer setlerden yüksek çıkmıştır.

ANFIS yöntemi ile finansal başarısızlık tahmini yapan; Akgün (2013)’de genel dođru tahmin oranını %88.46, Bayramova (2020)’de genel dođru tahmin oranını %70, RMSE değerini 0.5516, Ulucan (2016)’da RMSE değerini 0.13483 olarak ortaya koymuştur.

3.7.3. Modellerin Tahmin Sonuçlarının Deđerlendirilmesi

Tahmin modellerinin performanslarının deđerlendirilmesinde sınıflandırma matrisi kullanılmıştır. Finansal başarısızlık tahmin modellerinin performanslarının deđerlendirilmesinde sınıflandırma matrisi tercih edilmektedir (Yapa, 2023, s. 106).

Tablo 32’de finansal başarısızlık tahmin modellerinin sınıflandırma matrisi sonuçlarına göre yapılmış deđerlendirmeler yer almaktadır. Araştırmada kullanılan eğitim seti için; Doğruluk, duyarlılık, özgüllük, kesinlik, F1 Skoru, toplam hata, Tip I hata ve Tip II hata oranlarının toplu sonuçları görülmektedir.

Tablo 32*Eđitim Seti İin Tahmin Modellerinin Performans Sonuları*

Kriterler	Tahmin Modelleri	
	%	
	LRA	ANFIS
Dođruluk	82.32	83.54
Duyarlılık	84.15	86.59
Özgüllük	80.49	80.49
Kesinlik	81.18	81.61
F1 Skor	82.63	84.02
Toplam Hata	17.68	16.46
Tip I Hata	19.51	19.51
Tip II Hata	15.85	13.41

Eđitim veri seti 103 başarısız, 103 başarılı toplam 206 işletmeden oluşmaktadır. Eđitim veri seti LRA ve ANFIS modellerinde kullanılmış ve tahmin yüzdeleri Tablo 32'deki gibi ortaya konulmuştur.

Eđitim seti için;

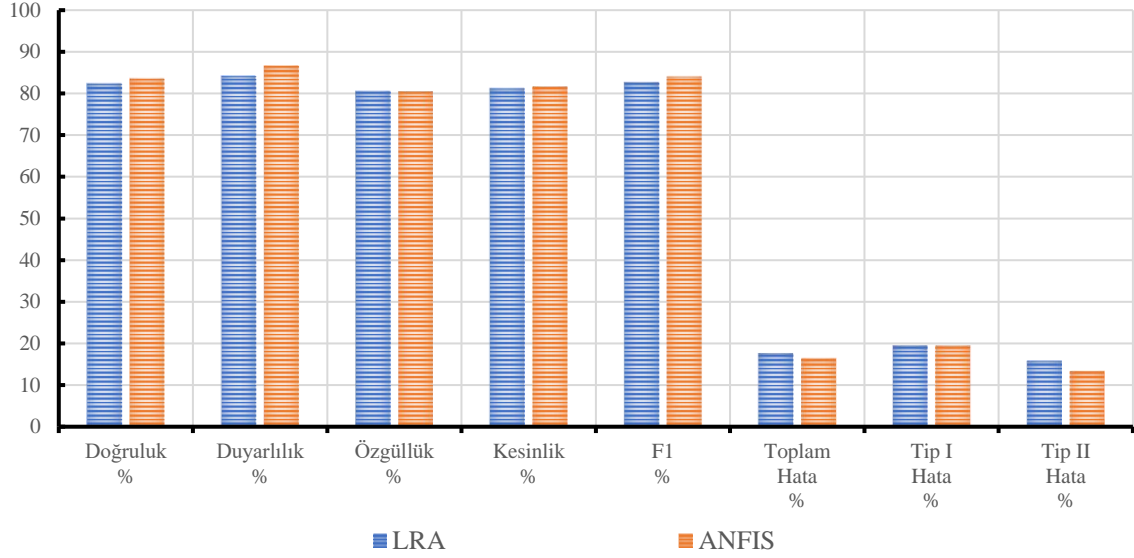
En yüksek genel doğru (Dođruluk) tahmin başarı sırası ANFIS>LR olarak gerçekleşmiştir. ANFIS %83.54 ve LR %82.32 oranında finansal başarılı/başarısız işletmeleri doğru tahmin etmişlerdir.

Duyarlılık genel doğru tahmin başarı sırası ANFIS (%86.59) > LR (%84,15) şeklinde gerçekleşmiştir. Özgüllük genel doğru tahmin başarı sırası ANFIS (%80.49) = LR (%80,49) şeklinde gerçekleşmiştir. Kesinlik genel doğru tahmin başarı sırası ANFIS (%81.61) > LR (%81.18) şeklinde gerçekleşmiştir. F1 Skoru genel doğru tahmin başarı sırası ANFIS (%84.02) > LR (%82,63) şeklinde gerçekleşmiştir. Toplam hata Oranı LR (%17.68) > ANFIS (%16.46) şeklinde gerçekleşmiştir. Tip I hata oranı LR (%19.51) = ANFIS (%19,51) şeklinde gerçekleşmiştir. Tip II hata oranı LR(%15.85) > ANFIS(%13.41) şeklinde gerçekleşmiştir.

Şekil 22’de tahmin modellerinin eğitim seti performansları yüzdesel ifade edilmiş grafiği bulunmaktadır.

Şekil 22

Eğitim Seti İçin Tahmin Modellerinin Performans Sonuç Grafiği



Analizdeki modellerin eğitim seti verilerinin performans tahmin yüzdeleri Tablo 32’de verilmiştir. Tablo 33’te finansal başarısızlık tahmin modellerinin sınıflandırma matrisi sonuçlarına göre yapılmış değerlendirmeler yer almaktadır. Araştırmada kullanılan test seti için; Doğruluk, duyarlılık, özgüllük, kesinlik, F1 Skoru, toplam hata, Tip I hata ve Tip II hata oranlarının toplu sonuçları görülmektedir.

Tablo 33

Test Seti İçin Tahmin Modellerinin Performans Sonuçları

Kriterler	Tahmin Modelleri %	
	LRA	ANFIS
Doğruluk	80.95	85.71
Duyarlılık	81.82	81.82
Özgüllük	80.00	90.00
Kesinlik	81.82	90.00
F1	81.82	85.71
Toplam Hata	19.05	14.29
Tip I Hata	20.00	10.00
Tip II Hata	18.18	18.18

Test seti için;

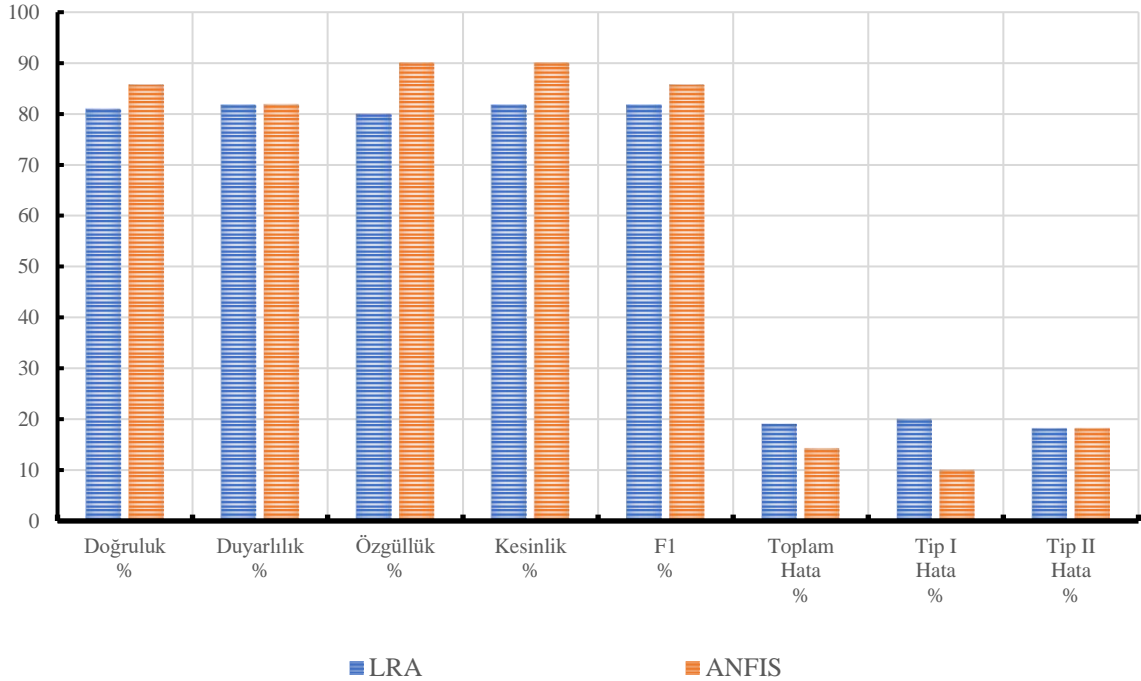
Genel doğru (Doğruluk) tahmin başarı sırası ANFIS>LR olarak gerçekleşmiştir. ANFIS %85.71, LR %80.95 oranında finansal başarılı/başarısız işletmeleri doğru tahmin etmişlerdir.

Duyarlılık genel doğru tahmin başarı sırası ANFIS (%81.82) = LR (%81.82) şeklinde gerçekleşmiştir. Özgüllük genel doğru tahmin başarı sırası ANFIS (%90) > LR (%80) şeklinde gerçekleşmiştir. Kesinlik genel doğru tahmin başarı sırası ANFIS (%90) > LR (81.82) şeklinde gerçekleşmiştir. F1 Skoru genel doğru tahmin başarı sırası ANFIS (%85.02) > LR (%81.82) şeklinde gerçekleşmiştir. Toplam hata oranı sırasıyla LR (%19.05) > ANFIS (%14.29) şeklinde gerçekleşmiştir. Tip I hata oranı sırasıyla LR (%20) > ANFIS (%10) şeklinde gerçekleşmiştir. Tip II hata oranı LR (%18.18) = ANFIS (%18.18) şeklinde gerçekleşmiştir.

Şekil 23'te tahmin modellerinin test seti performansları yüzdesel ifade edilmiş grafiği bulunmaktadır.

Şekil 23

Test Seti İçin Tahmin Modellerinin Performans Sonuç Grafiği



Analizdeki modellerin test seti verilerinin performans tahmin yüzdeleri Tablo 33'te verilmiştir.

Tablo 34’te finansal başarısızlık tahmin modellerinin sınıflandırma matrisi sonuçlarına göre yapılmış değerlendirmeler yer almaktadır. Araştırmada kullanılan onay seti için; Doğruluk, duyarlılık, özgüllük, kesinlik, F1 Skoru, toplam hata, Tip I hata, Tip II hata oranlarının toplu sonuçları görülmektedir.

Tablo 34

Onay Seti İçin Tahmin Modellerinin Performans Sonuçları

Kriterler	Tahmin Modelleri	
	%	
	LRA	ANFIS
Doğruluk	76.19	80.95
Duyarlılık	80.00	80.00
Özgüllük	72.73	81.82
Kesinlik	72.73	80.00
F1 Skor	76.19	80.00
Toplam Hata	23.81	19.05
Tip I Hata	27.27	18.18
Tip II Hata	20.00	20.00

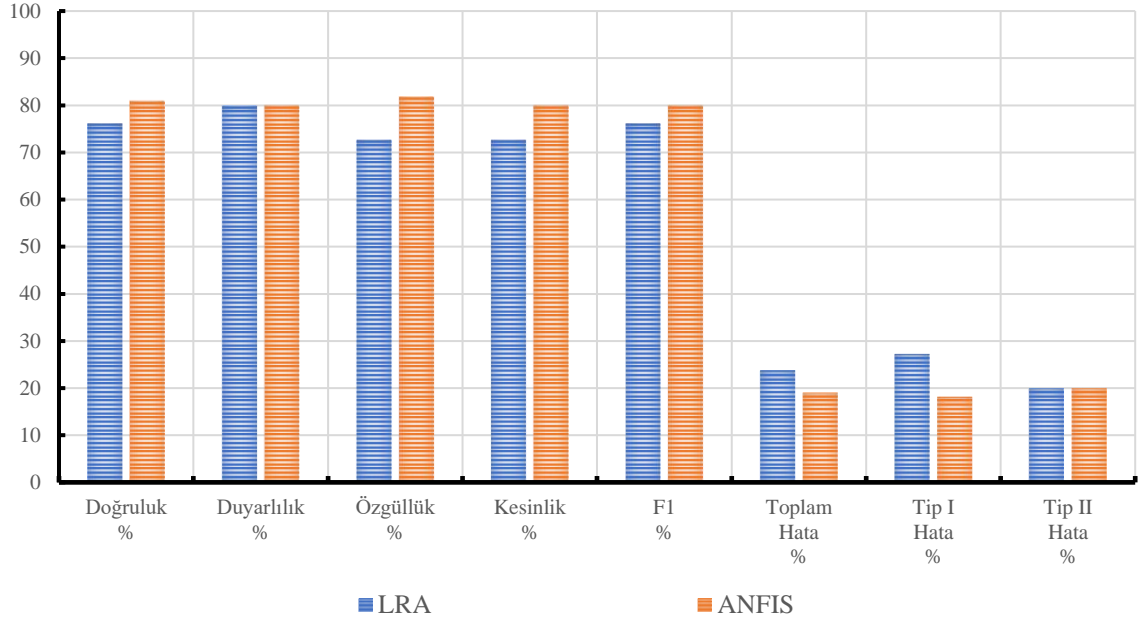
Onay seti için;

En yüksek genel doğru (Doğruluk) tahmin başarı sırası ANFIS>LR olarak gerçekleşmiştir. ANFIS %80.95, LR 76.19 oranında finansal başarılı/başarısız işletmeleri doğru tahmin etmişlerdir. Duyarlılık genel doğru tahmin başarı sırası ANFIS (%80) = LR (%80) şeklinde gerçekleşmiştir. Özgüllük genel doğru tahmin başarı sırası ANFIS (%81.82) > LR (72.73) şeklinde gerçekleşmiştir. Kesinlik genel doğru tahmin başarı sırası ANFIS (%80) > LR (72.73) şeklinde gerçekleşmiştir. F1 Skoru genel doğru tahmin başarı sırası ANFIS (%80) > LR (%76.192) şeklinde gerçekleşmiştir. Toplam Hata Oranı sırasıyla LR (%23.81) > ANFIS (%19.05) şeklinde gerçekleşmiştir. Tip I hata oranı sırasıyla LR (%27.27) > ANFIS (%18.18) şeklinde gerçekleşmiştir. Tip II hata oranı LR (%20) = ANFIS (%20) şeklinde gerçekleşmiştir.

Şekil 24’te tahmin modellerinin onay seti performansları yüzdesel ifade edilmiş grafiği bulunmaktadır.

Şekil 24

Onay Seti İçin Tahmin Modellerinin Performans Sonuçları



Analizdeki modellerin onay seti verilerinin performans tahmin yüzdeleri Tablo 34’te verilmiştir.

Araştırmada geliştirilen modeller olan LR ve ANFIS modellerinin genel doğru sınıflandırma tahmin başarı yüzdeleri Tablo 35’te verilmiştir.

Tablo 35

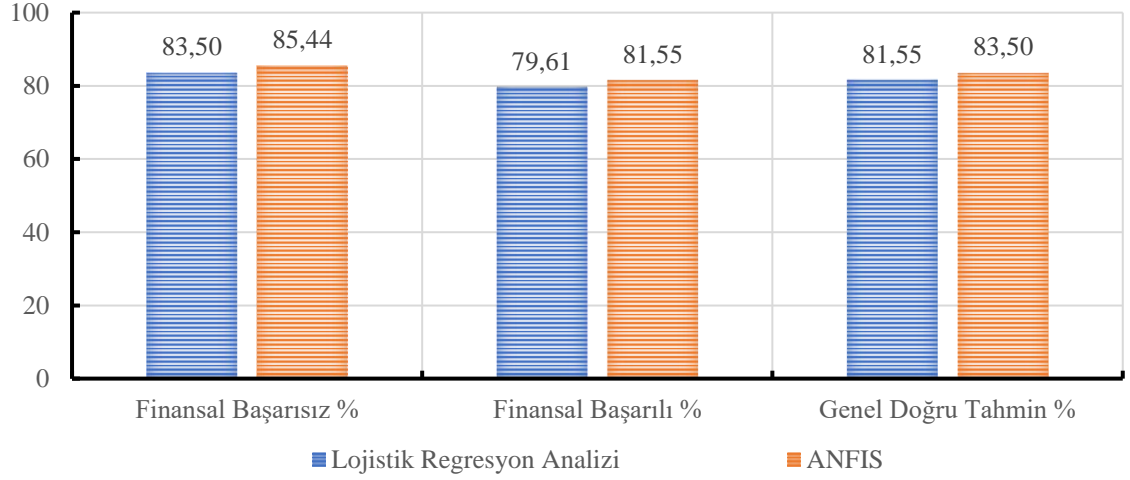
Modellerin Genel Doğru Sınıflandırma Tahmin Performansı

Modeller	Finansal Başarısız %	Finansal Başarılı %	Genel Doğru Tahmin %
Model 1: Lojistik Regresyon Analizi	83.50	79.61	81.55
Model 2: ANFIS	85.44	81.55	83.50

Hem finansal başarılı hem finansal başarısız işletmelerin tahmininde en iyi performans tahmin becerisini ANFIS modeli göstermiştir. Genel doğru tahmin başarı sıralaması ise ANFIS (%83.50) > LR(81.55) şeklinde gerçekleşmiştir. LR tahmin sonuçları ANFIS yöntemiyle kurulan modellerin biraz gerisinde kalmıştır. ANFIS ve LR yöntemleri başarısız işletmeleri, başarılı işletmelere nazaran biraz daha iyi tahmin etmişlerdir.

Şekil 25

Tahmin Modellerinin Genel Başarı Durumu



Tüm tahmin modellerinin genel doğru sınıflandırma performans tahmin yüzdeleri Tablo 35’te, grafiği ise Şekil 25’te verilmiştir.

Modellerde Kullanılan Bağımsız Değişkenlerin (Finansal Oranların) Ortalamalarının Değerlendirilmesi

Tablo 36’da finansal başarı/başarısızlık tahmininde açıklama gücü yüksek bulunan bağımsız değişkenlerin anlamlılık testi için SPSS-22 programında non-parametrik testlerden olan, normallik şartı sağlamayı gerektirmeyen Many-Whitney U testi sonuçları yer almaktadır.

Tablo 36

Modellerde Kullanılan Finansal Oranların Mann-Whitney U Testi

Finansal Oranlar	Başarısız İşletme Ortalaması (n=103)	Başarılı İşletme Ortalaması (n=103)	Tüm İşletmelerin Ortalaması (n=206)	Median (n=206)	S (Standart deviation) (n=206)	Mann-Whitney U Değeri	Z Değeri	Sig. (p) *
x19 (Esas Faaliyet K-Z(net) /KVYK)	0,1034	0,6105	0,3570	0,1980	0,6300	1769	-8,265	0,00
x44 (Dağıtılmayan Kârlar/Toplam Varlıklar)	-0,1854	0,2300	0,0223	0,0894	0,5940	1906	-7,944	0,00
x32 (İşl. Faal.Nakit Akışları/Toplam Varlıklar)	0,0856	0,0892	0,0874	0,0461	0,5330	3459	-4,314	0,00
x13 (UVYK/Toplam Kaynaklar)	0,2100	0,0779	0,1440	0,0887	0,2110	2884	-5,658	0,00

*p<0,05,

Tablo 36’da açıklama gücü yüksek bulunan tüm bağımsız değişkenler ile bağımlı değişken finansal başarılı/başarısız olma durumu arasında $p < 0,05$ olduğu için istatistiksel olarak anlamlı bir farklılık olduğu görülmektedir.

Finansal başarılı işletmelerin x19, x44 ve x32 bağımsız değişkenlerinin ortalamaları finansal başarısız işletmelere nazaran göreceli olarak daha yüksektir.

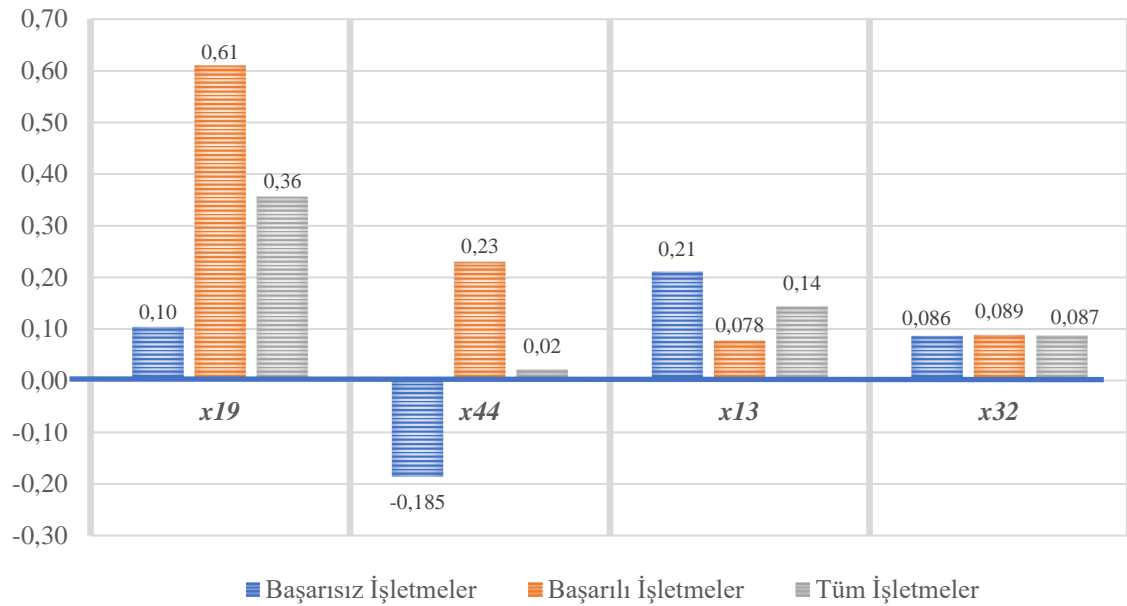
Finansal başarısız işletmelerde x13 bağımsız değişkeninin ortalaması, finansal başarılı işletmelere göre oldukça daha yüksektir.

Mann-Whitney U değerleri x19, x44, x32 ve x13 için sırasıyla 1769,1906,3459,2884 olarak gerçekleşmiştir. Mann-Whitney U testi Z değeri x19, x44, x32 ve x13 için sırasıyla; -8.265, -7.944, -4.314 ve -5.658 olarak gerçekleşmiştir.

Şekil 26’da finansal başarı/başarısızlık tahmin modellerinde (LR-ANFIS) kullanılan bağımsız değişkenlerin aritmetik ortalamaları yer almaktadır.

Şekil 26

Önemli Bulunan Bağımsız Değişkenlerin Aritmetik Ortalamaları



Önemli bulunan bağımsız değişkenler; x19(Esas Faaliyet "K-Z (net)/Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar Toplamı), x44(Dağıtılmayan Kârlar/Toplam Varlıklar), x13(Uzun Vadeli Yabancı Kaynaklar Toplamı/Toplam Kaynaklar) ve x32(İşletme Faaliyetlerinden Nakit Akışları/Toplam Varlıklar) bağımsız değişkenlerinin aritmetik ortalamaları Şekil 26’daki gibidir.

x19(Esas Faaliyet K-Z(net)/Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar Toplamı) bağımsız değişkenin ortalama değerinin finansal başarılı işletmelerde, finansal başarısız işletmelere nazaran yaklaşık 5 kat daha yüksek olduğu görünmektedir. Başarılı işletmelerin esas faaliyet konularından elde ettikleri net kazançla kısa vadeli borçlarını karşılayabilme güçleri, başarısız işletmelere nazaran oldukça iyidir. Başarısız işletmelerin ana faaliyet konularıyla ilgili elde ettikleri net kazançları, var olan kısa vadeli yükümlülüklerini karşılamada, başarılı işletmelere nazaran çok düşük kalmıştır.

x44(Dağıtılmayan Kârlar/Toplam Varlıklar) bağımsız değişkenin ortalama değeri finansal başarılı işletmelerde pozitif iken, finansal başarısız işletmelerde negatif gerçekleşmiştir. Finansal başarılı işletmelerin x44 bağımsız değişkeni oranı finansal başarısız işletmelere göre yaklaşık 2.24 kat daha fazladır. Buna göre başarısız işletmeler, başarılı işletmelerin aksine geçmiş yıllardaki dönemlerini göreceli olarak negatif kârla kapatmışlardır.

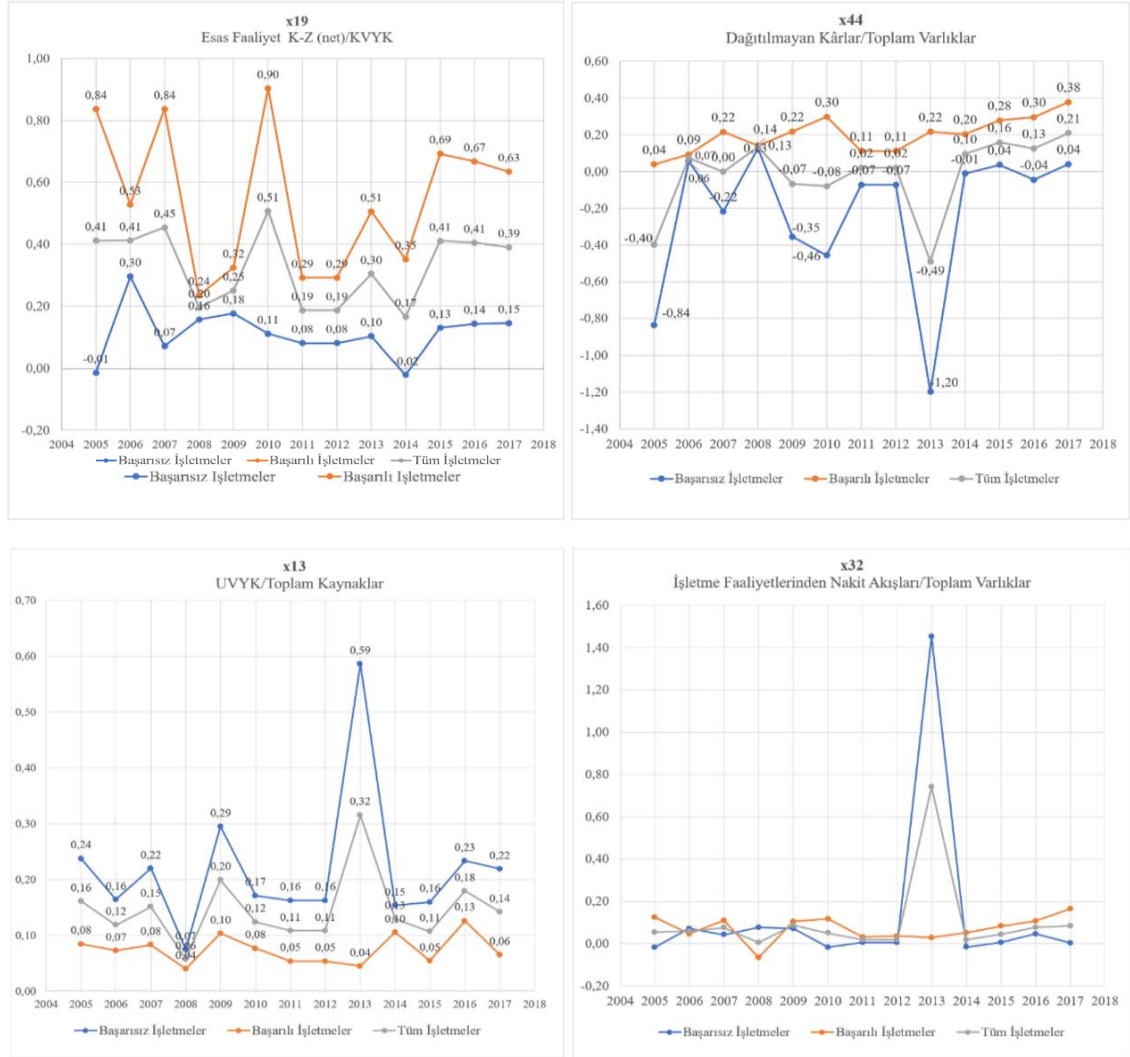
x13(Uzun Vadeli Yabancı Kaynaklar Toplamı/Toplam Kaynaklar) bağımsız değişkenin ortalama değeri başarılı işletmelerde, başarısız işletmelere nazaran daha düşüktür. Başarısız işletmelerin uzun vadeli borçlarının toplam kaynaklar içindeki oranı başarılı işletmeler nazaran daha yüksektir. Başarısız işletmeler, başarılı işletmelere nazaran yaklaşık 1.69 kat daha fazla uzun vadeli olarak borçlanmaktadır. Başarılı işletmelerin uzun vadeli yükümlülüklerinin toplam kaynakları içindeki payı başarısız işletmelere nazaran daha azdır. Başarısız işletmeler uzun vadeli borçlanmayı başarılı işletmelere nazaran daha çok tercih etmektedir.

x32(İşletme Faaliyetlerinden Nakit Akışları/Toplam Varlıklar) bağımsız değişkenin ortalama değeri başarılı ve başarısız işletmelerde birbirlerine çok yakın seyretmektedir. Başarılı işletmelerin işletme faaliyetlerinden sağladıkları nakdin toplam varlıklara oranı, başarısız işletmelerden yaklaşık %4 daha fazladır. Başarılı işletmelerin işletme faaliyetlerinden elde ettikleri nakdin, işletme varlıklarının içindeki payı başarısız işletmelerinkinden göreceli olarak biraz yüksektir.

Araştırmada açıklama gücü yüksek bulunan bağımsız değişkenlerin (finansal oranların) yıllara göre ortalamalarının çizgi grafiği Şekil 27'deki gibidir.

Şekil 27

Faydalı Finansal Oranların Yıllara Göre Ortalamaları



Şekil 27'deki çizgi grafisinde görüldüğü gibi X19(Esas Faaliyet K-Z(net)/KVYK) bağımsız değişkeninin yıllara göre ortalamasına bakıldığında, başarılı işletmelerin ortalamalarının her zaman başarısız işletmeler ve tüm işletmeler ortalamalarının üstünde seyrettiği görülmüştür.

X44(Dağıtılmayan Kârlar/Toplam Varlıklar) bağımsız değişkeninin yıllara göre ortalamasına bakıldığında, başarılı işletmelerin ortalamalarının her zaman başarısız işletmelerin ortalamalarının üstünde seyrettiği görülmüştür.

X32(İşletme Faaliyetlerinden Nakit Akışları/Toplam Varlıklar) bağımsız değişkeninin yıllara göre ortalamasına bakıldığında, başarılı işletmelerin ortalamalarının genellikle (2006-2008-2013 yılları hariç) başarısız işletmelerin ortalamalarının üstünde seyrettiği görülmüştür.

X13(UVYK/Toplam Kaynaklar) bağımsız değişkeninin yıllara göre ortalamasına bakıldığında, başarısız işletmelerin ortalamalarının her zaman başarılı işletmelerin ortalamalarının üstünde seyrettiği görülmüştür.

Lojistik Regresyon Analizi Model Denklem Değişkenleri Tablosunda Exp(B) katsayılarına bakıldığında; Bağımsız değişken x19'daki bir birimlik artış, firmanın finansal başarılı olma olasılığını 136 kat artırmaktadır. Bağımsız değişken x32'deki bir birimlik artış, firmanın finansal başarılı olma olasılığını 70 kat artırmaktadır. Bağımsız değişken x44'deki bir birimlik artış, firmanın finansal başarılı olma olasılığını 39 kat artırmaktadır. Bağımsız değişken x13'deki bir birimlik bir artış, firmanın finansal başarısız olma olasılığının 0.001 kat artırmaktadır. Bu araştırmanın en önemli bağımsız değişkeninin x19 (Esas Faaliyet K-Z(net)/KVYK) olduğu tespit edilmiştir.

Tablo 37’de finansal başarısızlık tahmin modellerinin sınıflandırma matrisi sonuçlarına göre yapılmış değerlendirmeler yer almaktadır. Araştırmada kullanılan performans göstergelerinin; doğruluk, duyarlılık, özgülük, kesinlik, F1 Skoru, toplam hata, Tip I hata ve Tip II hata oranlarının tüm setlere (eğitim-test-onay) göre toplu sonuçları yer almaktadır.

Tablo 37

Modellerin Performanslarına Göre Genel Doğru Sınıflandırma Başarısı

Modeller	Doğruluk %			Duyarlılık %			Özgüllük %			Kesinlik %			F1 Skoru %			Toplam Hata %			Tip I Hata %		Tip II Hata %			
	Eğitim Seti	Test Seti	Onay Seti	Eğitim Seti	Test Seti	Onay Seti	Eğitim Seti	Test Seti	Onay Seti	Eğitim Seti	Test Seti	Onay Seti	Eğitim Seti	Test Seti	Onay Seti	Eğitim Seti	Test Seti	Onay Seti	Eğitim Seti	Test Seti	Onay Seti			
LR	82,32	80,95	76,19	84,15	81,82	80	80,49	80	72,73	81,18	81,82	72,73	82,63	81,82	76,19	17,68	19,05	23,81	19,51	20	27,27	15,85	18,18	20
ANFIS	83,54	85,71	80,95	86,59	81,82	80	80,49	90	81,82	81,61	90	80	84,02	85,71	80	16,46	14,29	19,05	19,51	10	18,18	13,41	18,18	20
	ANFIS>LR	ANFIS>LR	ANFIS>LR	ANFIS>LR	ANFIS=LR	ANFIS=LR	ANFIS=LR	ANFIS>LR	ANFIS>LR	ANFIS>LR	ANFIS>LR	ANFIS>LR	ANFIS>LR	ANFIS>LR	ANFIS>LR	LR>ANFIS	LR>ANFIS	LR>ANFIS	LR=ANFIS	LR>ANFIS	LR>ANFIS	LR>ANFIS	LR=ANFIS	LR=ANFIS

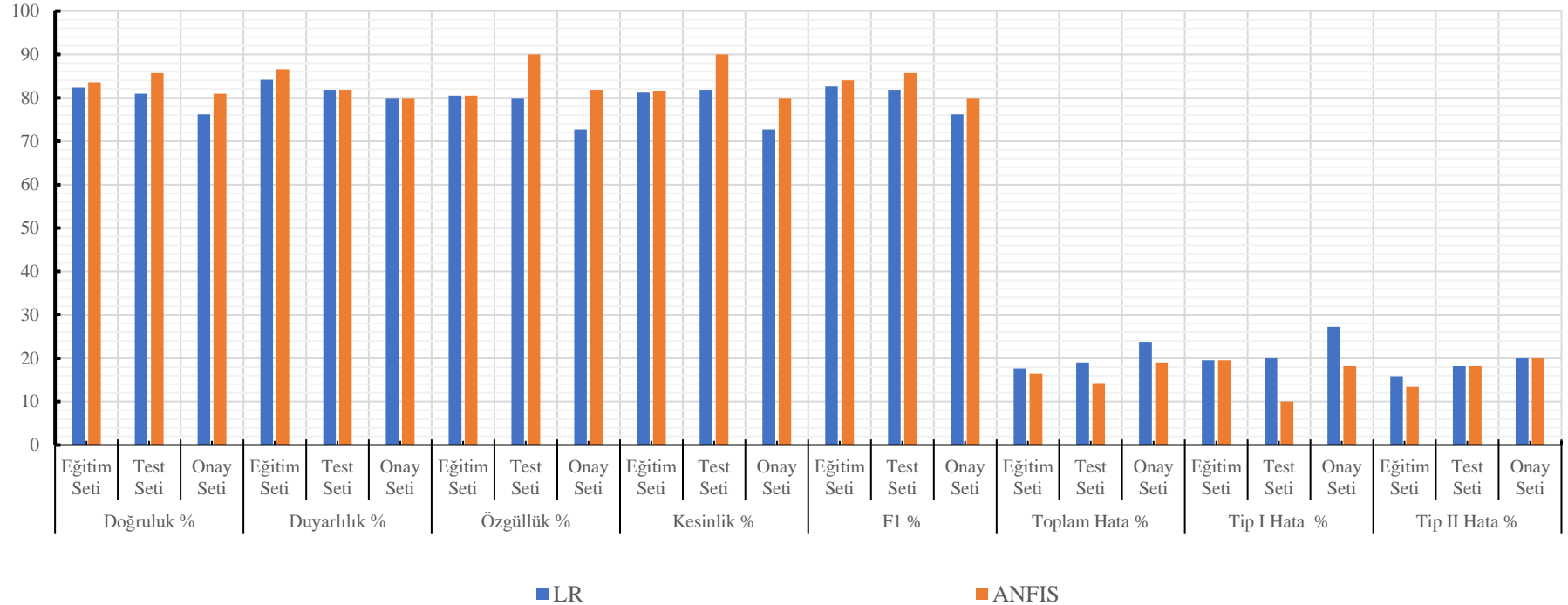
Tablo 37’deki bold siyah renkli verilen rakamlar, içinde bulunduğu setin en yüksek değerini ifade etmektedirler.

Doğruluk: gerçekte finansal başarılı/başarısız olan işletmeleri doğru tahmin etme gücünü, duyarlılık: gerçekte finansal başarısız olan işletmeleri doğru tahmin etme gücünü, özgülük: gerçekte finansal başarılı olan işletmeleri doğru tahmin etme gücünü, kesinlik: doğru tahmin edilen finansal başarısız işletmelerin, finansal başarısız olarak tahmin edilen tüm işletmelere oranını, F1 Skoru: kesinlik değerini pekiştirme, toplam hata oranı (yanlışlık oranı): yanlış tahmin edilen örneklerin tüm tahminlere oranını göstermektedir. Tip I hata: gerçekte finansal başarılı olan işletmelerin, finansal başarısız olarak yanlış tahmin edilme oranını, tip II hata: gerçekte finansal başarısız olan işletmelerin, finansal başarılı olarak yanlış tahmin edilme oranı göstermektedir. Genel olarak ANFIS modelinin LR modelinden daha iyi öngörü(tahmin) sonuçları ortaya koyduğu söylenebilir. İşletmelerin finansal başarı-başarısızlıklarının tahmininde kullanılan modellerin tahmin başarı sıralaması ANFIS>LR şeklinde gerçekleşmiştir.

Şekil 28’de tahmin modellerinin tüm setlere (eğitim-test-onay) ait performanslarının yüzdesel olarak ifade edilmiş grafiği bulunmaktadır.

Şekil 28

Tahmin Modellerinin Tüm Setlere (Eğitim-Test-Onay) Göre Performans Grafiği



Analizde kullanılan tüm modellerin genel doğru tahmin yüzdeleri Tablo 37’de verilmiştir

ANFIS modeli LR yöntemine göre daha başarılı tahmin sonuçları ortaya koymuştur. ANFIS tüm setlerde daha az toplam hata tahmin yüzdesiyle LR yöntemine göre daha az hatalı tahminle daha başarılı sonuçlar ortaya koymuştur.

SONUÇ VE ÖNERİLER

Her işletme yaşam seyri boyunca az veya çok finansal başarısızlık riskiyle karşı karşıya kalabilir. Peki, finansal başarısızlık riskinin erken öngörüsü mümkün müdür? Mümkünse ne kadar erken öngörülebilir? Bu öngörü doğru, geçerli ve güvenilir midir?

Türkiye'deki üretim işletmelerinin finansal başarısızlığını inceleme konusu yapan bu çalışma söz konusu riskle ilgili erken tahmin, tespit ve teşhisin finansal kaderi değiştirebilme fırsat ve potansiyeli yarattığı temel varsayımına dayanmaktadır. İşletmeler henüz finansal başarısızlık sürecine girmezden çok evvel, şayet erken finansal uyarı sinyalleri veren mekanizmalar kurulabilirse, vakitlice alınacak isabetli karar ve tedbirler sayesinde olası bir finansal başarısızlık süreci tamamen engellenemese bile yıkıcı etkileri hafifletilmek suretiyle süreç daha iyi yönetilebilir.

İşte bu noktadan hareketle yapılan araştırma ve çalışmalar sonucunda bu tezde erken öngörü modelleri geliştirilmiştir. İşletmelerin finansal başarı/başarısızlık durumunu klasik istatistikî yöntemlerden Lojistik Regresyon Analizi (LRA) ve modern yapay zekâ yöntemlerinden Bulanık Mantık (Fuzzy Logic)-ANFIS kullanılarak tahmin eden bu öngörü modelleri, finansal başarısızlık sürecinin başlangıcının en az bir yıl öncesinden bu durumu haber verebilmekte; işletmelere değiştirmek için zaman, dönüştürmek için fırsat yaratabilmektedir.

Çalışmada, BIST imalat sektöründe faaliyet gösteren 103 başarısız, 103 başarılı olmak üzere toplamda 206 işletmenin, 2005-2019 dönemi yıllık (12 aylık) mali tablo verileri kullanılarak geliştirilen modellerin sonuçları karşılaştırılmıştır. Çalışmaya 58 adet bağımsız değişken ve bir bağımlı değişken (finansal başarı durumu) ile başlanmış, lojistik regresyon yöntemi ile 58 bağımsız değişken dörde indirgenmiştir. Hem lojistik regresyon analizi hem de ANFIS tahmin yöntemlerinde, açıklama gücü yüksek bulunan bu dört bağımsız değişken kullanılarak araştırma gerçekleştirilmiştir. Verileri işleme ve araştırma sonuçları için SPSS 22, Matlab R2019a, Jamovi 2.3.28 ve Excel programlarından yararlanılmıştır.

Bu çalışmanın diğer çalışmalardan en önemli farkı ise daha işletmeler finansal başarısızlığa düşmeden bir yıl önceden (finansal başarılı iken), üst üste en az iki yıl veya daha fazla dönem finansal başarısız/başarılı olunacağını öngörüyor olmasıdır. Ayrıca çalışma döneminin 15 yıllık geniş bir dönemi kapsamı, klasik yöntemlerden olan

lojistik regresyon analiziyle elde edilen açıklama gücü yüksek bağımsız değişkenlerin modern yöntemlerden ANFIS yönteminde de bağımsız değişken olarak kullanılmasıyla, modelin hibrit bir yapıya sahip olması, az denebilecek sayıda bağımsız değişkenle (dört adet) modellerin kurulması ve öngörülerin bu az sayıdaki bağımsız değişkenle yapılmış olması, her alt sektör için farklı farklı modeller geliştirmek yerine tüm alt sektörler için tek bir modelin geliştirilmesi çalışmayı farklı kılan diğer unsurlardır.

Finansal başarısız işletmelerin üst üste en az iki yıl başarısız olduğu dönem verileriyle değil, çoklu yıl başarısızlıklar başlamadan önceki başarılı ilk yıl verileriyle başarısızlıktan bir yıl önceden (finansal başarılı durumdalarken) finansal başarı/başarısızlık öngörüsü gerçekleştirilmiştir. Ortaya konan modellerin performansları sınıflandırma matrisi ile karşılaştırılmıştır.

Araştırmanın kısıtları şöyle sıralanabilir; Araştırma BIST ‘imalat sektörü’ firmaları üzerinde gerçekleştirilmiştir. Araştırma 2005-2019 yılları arasındaki 15 yıllık bir dönemi kapsamaktadır. Veri aralığının 15 yıllık bir dönemi kapsaması finansal başarısız örneklem birim sayısını artırmak amaçlıdır. 2005-2019 döneminde her yıl eşit sayıda finansal başarısız kabul edilen firma olmadığından yıllara göre finansal başarısız firma sayısı farklılık göstermektedir. Farklı yıllarda başarısız olmuş işletmelerin hepsi aynı yılda başarısız olmuş gibi kabul edilerek işlemler gerçekleştirilmiştir. Araştırmada finansal başarısızlık kriteri olarak “üst üste en az iki veya daha fazla yıl zarar etme” kriteri benimsenmiştir. Bahsedilen zarar kavramı bilançodaki “Net Dönem Kârı veya Zararı” negatif olanları kapsamaktadır. En az üst üste iki yıl zarar etmeyen, “Net Dönem Kârı veya Zararı” Pozitif olan firmalar başarılı olarak kabul edilmiştir. Finansal başarısızlık “baz yılı olarak” üst üste en az iki yıl veya daha fazla yıl zarar etme şartını sağlayan işletmelerin, peş peşe gelen zararlı yıllarından ilki başarısızlık baz yılı olarak kabul edilmiştir. Bu araştırmada başarısız firmaların verileri, başarısız baz yıldan önceki ilk kârlı yıldan elde edilmiş ve başarısız firma tahminleri bu veriler üstünden gerçekleştirilmiştir. Araştırmada yıllık (12 aylık) mali tablolar kullanılmıştır. Araştırma sonuçlarını olumsuz etkileyen iki başarısız firma araştırma dışında tutulmuştur. Araştırma verileri kap.org.tr, borsaistanbul.com ve finnet.com.tr adlı sitelerden temin edilmiştir. Tüm veri setinin %80’i eğitim seti, %10’u test seti, %10’u ise onaylama seti olarak ayrılmıştır.

Lojistik regresyon analizi sonucunda finansal başarı/başarısızlık durumunu bir yıl önceden tahmin edecek dört bağımsız değişkenli lojistik regresyon modeli (Model 1) SPSS 22 programının yardımıyla oluşturulmuştur. Araştırmanın ana modelinin kurulduğu, açıklama gücü yüksek bağımsız değişkenlerin tespit edildiği, lojistik regresyon analiziyle yapılan finansal başarı/başarısızlık tahmin çalışmasında, finansal başarısız işletmeler %83.50, finansal başarılı işletmeler %79.61 oranında doğru tahmin edilmiştir. Modelin genel doğru tahmin oranı %81.55 olarak hesaplanmıştır. Tip I Hata oranı %20.39, Tip II Hata Oranı %16.50 olarak gerçekleşmiştir. Modelin toplam hata oranı %18.45 olarak hesaplanmıştır. Tip I ve Tip II hata oranlarının LR modelinde, ANFIS yöntemine göre daha yüksek kaldığı söylenebilir.

Lojistik regresyon yöntemiyle ortaya konulan model, finansal başarısız işletmeleri finansal başarılı işletmelere nazaran daha yüksek bir oranda doğru tahmin etmektedir. Lojistik regresyon modelinde açıklama gücü yüksek bulunan bağımsız değişkenlerin katsayı büyüklükleri, işletmeleri sınıflandırılırken önem arz etmektedir. Model 1'in %81.55 oranında genel doğru tahmin sınıflandırma başarısıyla, finansal başarı/başarısızlık durumlarını tahmin etmesinden ötürü Model 1'de H_0 hipotezi reddedilmiştir. Lojistik regresyon analizi ile oluşturulan modelde açıklama gücü yüksek görülen bağımsız değişkenler önemlilik sırasıyla şöyledir; x_{19} (Esas Faaliyet K-Z(net)/KVYK), x_{32} (İşletme Faaliyetlerinden Nakit Akışları/Toplam Varlıklar), x_{44} (Dağıtılmayan Kârlar/Toplam Varlıklar), x_{13} (UVYK/Toplam Kaynaklar).

ANFIS modelinde, araştırmada lojistik regresyon modeliyle ortaya konulan ve finansal başarı/başarısızlık tahmininde kullanılan bu dört bağımsız değişken alınarak, Fuzzy Logic (ANFIS) yönteminde de bağımsız değişken olarak kullanılmıştır. Bu yüzden ANFIS modeli yani Model 2 hibrit bir modeldir. Fuzzy Logic (ANFIS) modeli için Matlab R2019a programı, Neuro-Fuzzy Designer modülü kullanılmıştır. ANFIS modelinde başarısızlıktan bir yıl öncesinde, başarısız işletmeler %85.44, başarılı işletmeler %81.55 oranında doğru tahmin edilmiştir. Modelin genel doğru tahmin oranı %83.50 olarak hesaplanmıştır. Hata oranlarına genel olarak bakıldığında Tip I Hata oranı %18.45, Tip II Hata Oranı %14.56 olarak gerçekleşmiştir. ANFIS modelinde Tip II hata oranı daha düşük çıkmıştır. Modelin toplam hata oranı %16.50 olarak hesaplanmıştır. Tip I ve Tip II hata oranlarının ANFIS modelinde, LR yöntemine nazaran daha düşük kaldığı söylenebilir. Veri setlerine göre hata oranlarına bakıldığında, kullanılan tüm modeller içinde hem finansal başarılı hem de finansal başarısız işletmelerin tahmininde başarılı

tahmin sonuçlarını veren yöntemin Model 2 (ANFIS) olduğu görülmüştür. Model 2'nin %83.50 oranında genel doğru tahmin sınıflandırma başarısıyla, finansal başarı/başarısızlık durumlarını tahmin etmesinden ötürü Model 2'de H_0 hipotezi reddedilmiştir.

Araştırmaya modellere doğru-yanlış tahmin sayıları üzerinden bakıldığında Ek 5'e göre; tüm veri setinde (206 firma) LR ve ANFIS yönteminin her ikisinin birlikte doğru bildiği 166 adet firma mevcuttur. Buna göre tüm veri seti içinde her iki yöntemde birlikte doğru tahmin edebildikleri firmaların genel doğru tahmin başarısı %80.58 olarak gerçekleşmiştir. Tüm veri setinde (206 adet) sadece LR yönteminin doğru tahmin ettiği fakat ANFIS yönteminin doğru tahmin edemediği iki adet firma mevcuttur. Tüm veri setinde (206 adet) sadece ANFIS yönteminin doğru tahmin ettiği fakat LR yönteminin doğru tahmin edemediği altı adet firma mevcuttur. Tüm veri setinde (206 adet) LR ve ANFIS yöntemlerinin ikisinin de birlikte doğru bilemedikleri 32 adet firma mevcuttur. Buna göre tüm veri seti içinde her iki yöntemde birlikte yanlış tahmin ettikleri firmaların sayısı 32'dir ve yanlış tahmin oranı %15.53 olarak gerçekleşmiştir. *Eğitim seti içerisinde (164 firma)*: LR ve ANFIS yönteminin her ikisinin de birlikte %81.10 oranında doğru tahmin edebildiği 133 adet firma mevcuttur. Sadece LR yönteminin doğru tahmin edebildiği fakat ANFIS'in yönteminin doğru tahmin edemediği iki adet, sadece ANFIS'in doğru tahmin edebildiği fakat LR yönteminin doğru tahmin edemediği dört adet, LR ve ANFIS yöntemlerinin ikisinin de birlikte doğru bilemedikleri 25 adet firma mevcuttur. *Test seti içerisinde (21 firma)*; LR ve ANFIS yönteminin her ikisinin de birlikte %80.95 doğru bildiği 17 adet firma mevcuttur. Sadece LR yönteminin doğru tahmin ettiği fakat ANFIS'in yönteminin doğru tahmin edemediği firma yoktur. Yine test seti içerisinde; sadece ANFIS'in doğru tahmin ettiği fakat LR yönteminin bilemediği bir adet, LR ve ANFIS yöntemlerinin ikisinin de birlikte doğru bilemedikleri üç adet firma mevcuttur. *Onay seti içerisinde (21 firma)*; LR ve ANFIS yönteminin her ikisinin de birlikte %76.19 oranında doğru bildiği 16 adet firma mevcuttur. Sadece LR yönteminin doğru tahmin ettiği fakat ANFIS'in yönteminin doğru tahmin edemediği firma yoktur. Yine onay seti içerisinde, sadece ANFIS'in doğru tahmin ettiği fakat LR yönteminin bilemediği bir adet, LR ve ANFIS yöntemlerinin ikisinin de birlikte doğru bilemedikleri dört adet firma mevcuttur. Tüm setler birlikte değerlendirildiğinde hem Tip I hem de Tip II hata LR yönteminde ANFIS yöntemine nazaran daha yüksek çıkmıştır. ANFIS yöntemi LR

yöntemine göre daha az sayıda hatalı tahmin yaparak işletmelerin finansal başarı/başarısızlık durumlarını tahmin etmiştir.

Araştırmada açıklama gücü yüksek bulunan bağımsız değişkenlere (dört adet) ortalamaları açısından bakıldığında; x_{19} (Esas Faaliyet K-Z(net)/Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar Toplamı) bağımsız değişkenin ortalama değerinin finansal başarılı işletmelerde, finansal başarısız işletmelere nazaran yaklaşık 5 kat daha yüksek olduğu görülmektedir. Başarılı işletmelerin esas faaliyet konularından elde ettikleri net kazançla kısa vadeli borçlarını karşılayabilme güçleri, başarısız işletmelere nazaran oldukça iyidir. Başarısız işletmelerin ana faaliyet konularıyla ilgili elde ettikleri net kazançları, var olan kısa vadeli yükümlülüklerini karşılamada, başarılı işletmelere nazaran düşük kalmıştır. x_{44} (Dağıtılmayan Kârlar/Toplam Varlıklar) bağımsız değişkenin ortalama değeri finansal başarılı işletmelerde pozitif iken, finansal başarısız işletmelerde negatif gerçekleşmiştir. Finansal başarılı işletmelerin x_{44} bağımsız değişkeni oranı finansal başarısız işletmelere göre yaklaşık 2.24 kat daha fazladır. Buna göre başarısız işletmeler, başarılı işletmelerin aksine geçmiş yıllardaki dönemlerini göreceli olarak negatif net kârla kapatmışlardır. x_{13} (Uzun Vadeli Yabancı Kaynaklar Toplamı/Toplam Kaynaklar) bağımsız değişkenin ortalama değeri başarılı işletmelerde, başarısız işletmelere nazaran daha düşüktür. Başarısız işletmelerin uzun vadeli borçlarının toplam kaynaklar içindeki oranı başarılı işletmelere nazaran daha yüksektir. Başarısız işletmeler, başarılı işletmelere nazaran yaklaşık 1.69 kat daha fazla uzun vadeli olarak borçlanmaktadır. Başarılı işletmelerin uzun vadeli yükümlülüklerinin toplam kaynakları içindeki payı, başarısız işletmelere nazaran daha azdır. Başarısız işletmeler uzun vadeli borçlanmayı başarılı işletmelere nazaran daha çok tercih etmektedir. x_{32} (İşletme Faaliyetlerinden Nakit Akışları/Toplam Varlıklar) bağımsız değişkenin ortalama değeri başarılı ve başarısız işletmelerde birbirlerine çok yakın seyretmektedir. Başarılı işletmelerin işletme faaliyetlerinden sağladıkları nakdin toplam varlıklara oranı, başarısız işletmelerden yaklaşık %4 daha fazladır. Başarılı işletmelerin işletme faaliyetlerinden elde ettikleri nakdin, işletme varlıklarının içindeki payı başarısız işletmelerinkinden göreceli olarak biraz yüksektir.

Araştırmada açıklama gücü yüksek olarak ortaya konulan dört bağımsız değişken birlikte değerlendirildiğinde; x_{13} (UVYK/Toplam Kaynaklar) değişkeninin artmasının, x_{19} (Esas Faaliyet K-Z(net)/KVYK), x_{32} (İşletme Faaliyetlerinden Nakit Akışları/Toplam Varlıklar) ve x_{44} (Dağıtılmayan Kârlar/Toplam Varlıklar) değişkenlerinin ise

azalmalarının işletmelerin finansal başarısız olma ihtimalini artırdığı görülmüştür. Esas faaliyet konularından elde ettikleri net kazançları, işletme faaliyetlerinden elde ettikleri nakit akışları ve dağıtılmayan kârları düşük olan işletmelerle, uzun vadeli yükümlükleri fazla olan işletmelerin finansal başarısız olabilme ihtimallerinin, tersi durumdaki işletmelere nazaran daha yüksek olabileceği söylenebilir.

Modellerin genel doğru tahmin performanslarına bakıldığında; Model 1 (LR) finansal başarısız işletmeleri %83.50, finansal başarılı işletmeleri %79.61 oranında doğru sınıflandırmıştır. LR yönteminin genel doğru tahmin becerisi %81.55 olarak gerçekleşmiştir. Model 2 (ANFIS) finansal başarısız işletmeleri %85.44, finansal başarılı işletmeleri %81.55 oranında doğru sınıflandırmıştır. ANFIS yönteminin genel doğru tahmin becerisi %83.50 olarak gerçekleşmiştir. Her iki yöntem de finansal başarısız işletmeleri, finansal başarılı işletmelere nazaran daha yüksek bir oranda doğru tahmin etmiştir. Modellerin genel doğru sınıflandırma performansına birlikte bakıldığında ANFIS yöntemi (%83.50), LR yöntemine (%81.55) göre daha başarılıdır. Tüm setler için en yüksek genel doğru tahmin başarı sırasına bakıldığında; en yüksek doğruluk (ANFIS)%85.71 oranla test setinde, en yüksek duyarlılık (ANFIS) %86.59 oranla eğitim setinde, en yüksek özgüllük (ANFIS) %90 oranla test setinde, en yüksek kesinlik (ANFIS) %90 oranla test veri setinde, en yüksek F1 skoru (ANFIS) %85.71 oranla test setinde, en yüksek toplam hata oranı (LR) %23.81 oranla onay setinde, en yüksek Tip I hata (LR) %27.27 oranla onay setinde, en yüksek Tip II hata (LR=ANFIS) %20 oranla onay setinde gerçekleşmiştir. Tüm setlerde toplam hata oranı LR yönteminde ANFIS yöntemine göre daha yüksek çıkmıştır. ANFIS yöntemi LR yöntemine göre finansal başarılı/başarısız işletmeleri daha az yanlışla doğru tahmin etmiştir. Sınıflandırma matrislerinin performans değerlendirme söz konusu olduğunda; doğruluk, duyarlılık, özgüllük, kesinlik ve F1 değerleri genel anlamda ANFIS yönteminde, LR yöntemine nazaran daha yüksek çıkmıştır. Söz konusu Tip I, Tip II ve Toplam Hata olduğunda genel anlamda ANFIS yöntemi hiçbir sette LR yönteminden daha yüksek bir hata oranına sahip olmamıştır. LR yöntemi ANFIS yöntemine göre finansal başarı/başarısızlık tahmininde bulunurken göreceli daha çok işletmeyi yanlış sınıflandırmıştır. Buna göre genel olarak ANFIS modelinin LR modelinden daha iyi sınıflandırma becerisi ortaya koyduğu söylenebilir. İşletmelerin finansal başarı-başarısızlıklarının tahmininde kullanılan modellerin tahmin başarı sıralaması ANFIS>LR şeklinde gerçekleşmiştir.

Sonraki araştırmacılara çalışmalarında faydalı olabileceği düşünülen öneriler;

- Araştırmaya başlanılmadan önce özellikle bağımlı değişkenin kesin bir şekilde belirlenmesi,
- Dönem sayısının daha çok olması ve ara dönem verilerinin de kullanılması,
- Veri seti ve firma sayısının artırılması,
- Araştırmanın halka açık olmayan şirketler üzerinde yapılması,
- Bağımsız değişken olarak sosyal medya değişkenlerinin ve/veya makro ekonomik değişkenlerin kullanılması,
- Farklı bağımlı değişkenlerin kullanılması,
- Finansal başarısızlık tahmininde optimizasyon algoritmalarının kullanılması,
- Araştırmanın diğer yapay zekâ tahmin yöntemleriyle de yapılması,
- Finansal başarısızlık tahmin araştırmalarında doğru tahmin edilemeyen firmalar üzerine özel bir model geliştirilmesi,
- LR analiz yönteminde kurulan modelin bağımsız değişkenlerinin sabit katsayılarını kullanırken virgülden sonra tek basamak yerine basamak sayısının artırılması tahminlerin hassasiyetini artırabileceğinden, katsayı basamaklarının virgülden sonra birden çok olması,
- Finansal başarısızlık tahmin çalışmalarında sıklıkla kullanılan (Altman, Beaver, Springate vb.) modellerin bağımsız değişkenlerinin katsayılarının ülkeye/ülkelere göre revize edilmesi,
- İmalat sektörü dışında kalan işletmeler için de ayrı ayrı modellerin geliştirilmesi,
- Araştırmayı BIST'ta yer alan endekslerdeki firmalar için yapmak,
- Araştırma modelinin ve sonuçlarının '*yatırım tavsiyesi olmadığına unutulmaması*' şeklinde sıralanabilir.

Yapay zekâ yöntemlerinin klasik yöntemler gibi varsayımlarının olmaması, tahmin güçlerinin klasik yöntemlere nazaran daha iyi olması gibi sebeplerden ötürü yapay zekâ yöntemleri de (ANFIS) işletme kullanıcıları ve araştırmacılar tarafından klasik yöntemlerle (LRA) birlikte veya ayrı olarak finansal başarı/başarısızlık tahmin çalışmalarında tercih edilebilir.

Bu çalışmada geliştirilen finansal başarısızlık öngörü modelleri; işletme yöneticilerine finansal başarısızlık sinyallerini erkenden görüp çeşitli düzeltici tedbirler alma fırsatı sağlayabilir, risk alma derecesi ve amaçlarına göre değişmekle birlikte yatırımcıların

kararlarını şekillendirebilir, kredi verenler için kredinin kullanılmasında ve kullanılacak firmaların seçimi noktasında akıllı tercihler ortaya koymasına katkı sağlayabilir.

Sonuç olarak bu çalışma, işletmelerin finansal başarı/başarısızlık durumlarının finansal oranlar yardımıyla başarısızlıktan bir yıl önceden yüksek bir öngörü gücüyle tespit edilebileceğini göstermiştir. Araştırmada LRA ve ANFIS yöntemlerinin ortaya koyduğu öngörü modellerinden firmalar, araştırmacılar ve ilgili tüm paydaşların yararlanabileceği ortaya anlaşılmıştır. Ancak geliştirilen modelin yapıldığı ülke, borsa, sektör, endeks, dönem, kullanılan bağımlı/bağımsız değişkenler, kullanılan öngörü modeli vb. sebeplerden ötürü sonuçların değişkenlik arz edebileceği unutulmamalıdır.

KAYNAKÇA

- Abacıođlu, S. ve Bulut, E. (2020). *Finansal başarısızlık ve istatistiksel yöntemler: Borsa İstanbul uygulaması* (1.Baskı). Akademisyen Kitabevi.
- Abbasođlu, H.B. (2021). *Predicting financial distress in private companies: The case of Turkish firms*. (Unpublished master's thesis). Bođaziçi Üniversitesi.
- Abdullah, N.A.H., Halim, A., Ahmad, H. ve Rus, R. Md. (2008). Predicting corporate failure of malaysia's listed companies: comparing multiple discriminant analysis, logistic regression and the hazard model. *International Research Journal of Finance and Economics*, 15, 201-2017.
- Açıkgöz, E. (2012). *Finansal sıkıntıyı belirleyen faktörlerin tespiti: İMKB imalat sektörü uygulaması*. (Yayımlanmamış doktora tezi). Bülent Ecevit Üniversitesi.
- Adriatico, C. (2018). Predicting corporate failures using multi discriminant analysis and current ratio: An empirical application to Philippines Stock Exchange. *International Journal of Science and Research*. 8(4), 644-648.
- Agarwal, V. ve Taffler, R. (2008). Comparing the performance of market-based and accounting-based bankruptcy prediction models. *Journal of Banking & Finance*, 32(8), 1541-1551.
- Ađırman, E. (2015). *Finansal sıkıntı göstergesi olan finansal oranların tespiti: Borsa İstanbul'da sektörler üzerine bir araştırma*. (Yayımlanmamış doktora tezi). Atatürk Üniversitesi.
- Akdeniz, E. (2018). *Yapay sinir ađları ile işletmelerin mali başarısızlıklarının öngörülmesine ilişkin bir çalışma*. (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi). Eskişehir Osmangazi Üniversitesi.
- Aker, Y. (2021). *Finansal başarısızlık tahmininde makine öğrenmesi yöntemlerinin kullanımı: Türkiye'deki KOBİ'ler üzerine bir uygulama*. (Yayımlanmamış doktora tezi). Giresun Üniversitesi.
- Akgüç, Ö. (1994). *Finansal yönetim* (6. Baskı). Avcıol Basım Yayın.
- Akgüç, Ö. (2010). *Finansal yönetim* (9. Baskı). Avcıol Basım Yayın.
- Akgüç, Ö. (2017). *Mali tablolar analizi* (16. Baskı). Arayış Basım ve Yayıncılık.
- Akgün, A. (2013). *Firmalarda finansal başarısızlığın tahmini ve İstanbul Menkul Kıymetler Borsası'nda bir uygulama*. (Yayımlanmamış doktora tezi). Selçuk Üniversitesi.
- Akkaya, G.C., Demireli, E. ve Yakut, Ü.H. (2009). İşletmelerde finansal başarısızlık tahminlemesi: Yapay sinir ađları modeli ile İMKB üzerine bir uygulama. *Eskişehir Osmangazi Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi* 10(2), 187-216.

- Akkoç, S. (2007). *Finansal başarısızlığın öngörülmesinde sinirsel bulanık ağ modelinin kullanımı ve ampririk bir çalışma*. (Yayımlanmamış doktora tezi). Kütahya Üniversitesi.
- Akpınar, G. (2016). *İşletmelerde finansal başarısızlık riskine etki eden faktörlerin incelenmesi: Borsa İstanbul'da bir uygulama*. (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi). Nişantaşı Üniversitesi.
- Aksoy, B. (2018). *İşletmelerde finansal başarısızlık tahmininde veri madenciliği yöntemlerinin karşılaştırılması: BIST'te bir uygulama*. (Yayımlanmamış doktora tezi). Erciyes Üniversitesi.
- Aksoy, B. ve Boztosun, D. (2018). Diskriminant ve lojistik regresyon yöntemlerini kullanılarak finansal başarısızlık tahmini: BIST imalat sektörü örneği. *Finans Politik& Ekonomik Yorumlar Dergisi*, (646), 9-32.
- Aksoy, B. ve Boztosun, D. (2020). Comparison of machine learning methods in prediction of financial failure of businesses in the manufacturing industry: evidence from Borsa İstanbul. *Anadolu Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 20(4), 237-268.
- Aktaş, R. (1991). *Endüstri işletmeleri için mali başarısızlık tahmini-çok boyutlu model uygulaması*. (Yayımlanmamış doktora tezi). Ankara Üniversitesi.
- Aktaş, R. (1993). *Endüstri işletmeleri için mali başarısızlık tahmini (çok boyutlu model uygulaması)* (1. Baskı). Türkiye İş Bankası Kültür Yayınları.
- Aktaş, R. (1997). *Mali başarısızlık (işletme riski) tahmin modelleri* (2. Baskı). Türkiye İş Bankası Kültür Yayınları.
- Aktaş, R., Doğanay, M. ve Yıldız, B. (2003). Mali başarısızlığın öngörülmesi: istatistiksel yöntemler ve yapay sinir ağı karşılaştırması. *Ankara Üniversitesi SBF Dergisi*, 58(49). 1-24.
- Aktümsek, E. (2018). *Mali başarısızlık tahminlemede sektör bazlı bir karşılaştırma*. (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi). Kırıkkale Üniversitesi.
- Alatlı, M. (2008). *Akaryakıt sektöründe bayilerinin finansal başarısızlıklarının tahmin edilmesi*. (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi). Hacettepe Üniversitesi.
- Albayrak, A.S. ve Koltan Yılmaz, Ş. (2009). Veri madenciliği: karar ağacı algoritmaları ve İMKB verileri üzerine bir uygulama. *Süleyman Demirel Üniversitesi, İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*. 14(1). 31-52.
- Al-Darayseh, Musa M. (1990). *Corporate failure for manufacturing industries using financial ratios and macroeconomic variables with logit analysis*. (Unpublished doctoral thesis). The Graduate College in the University of Nebraska.
- Al-Khatib, H. B. ve Al-Horani, A. (2012). Predicting financial distress of public companies listed in Amman Stock Exchange. *European Scientific Journal*, 8(15), 1-17.

- Almamy, J., Aston, J. ve Ngwa, L. (2016). An evaluation of Altman's Z Score using cash flow ratio to predict corporate failure amid the recent financial crisis: evidence from the UK. *Journal of Corporate Finance*, 36, 278-285.
- Almansour, B.Y. (2015). Empirical model for predicting financial failure. *American Journal of Economics, Finance and Management*, 1(3), 113-124.
- Altaş, D. ve Giray S. (2005). Mali başarısızlığın çok değişkenli istatistiksel yöntemlerle belirlenmesi: tekstil sektörü örneği. *Sosyal Bilimler Dergisi*, 2, 13-28.
- Altman, E.I. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The Journal Of Finance*, 23(4), 589-609.
- Altman, E.I. (1983). Multidimensional graphics and bankruptcy prediction: A comment. *Journal of Accounting Research*, 21(1), 297-299.
- Altman, E.I. (1984). The success of business failure prediction models an international survey. *Journal of Banking and Finance*, 8, 171-198.
- Altman, E.I. (1984). A further empirical investigation of the bankruptcy cost question. *The Journal of Finance*, 34(4), 1067-1089.
- Altman, E.I. (1993). *Corporate financial distress and bankruptcy: A complete guide to predicting & avoiding distress and profiting from bankruptcy*. John Wiley & Sons Inc.
- Altman, E.I., Drozdowska, M.I., Laitinen, E.K. ve Suvas, A. (2017). Financial distress prediction in an international context: A review and empirical analysis of Altman's Z-Score Model. *Journal of International Financial Management & Accounting*, 28(2), 131-171.
- Altman, E.I., Haldeman, R.G., ve Narayanan P. (1977). Zeta™ analysis: A new model to identify bankruptcy risk of corporations. *Journal of Banking & Finance*, 1(1), 29-54.
- Altman, E.I. ve Hotchkiss, E. (2006). *Corporate financial distress and bankruptcy: Predict and avoid bankruptcy, analyze and invest in distressed debt*. John Wiley & Sons.
- Altunöz, U. (2013). Bankaların finansal başarısızlıklarının yapay sinir ağı modeli çerçevesinde tahmin edilebilirliği. *Dokuz Eylül Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*. 28(2), 189-217.
- Altunöz, U. (2015). Lojistik regresyon ve diskriminant yöntemleriyle banka başarısızlıklarının tahmini: Türk bankaları deneyimi. *Kahramanmaraş Sütçü İmam Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 5(1), 45-54.
- Arfaoui, M. ve Goaiad, M. (2009). The prediction of corporate financial distress in Tunisia. *SSRN Electronic Journal*, 1-29, 10.2139/ssrn.1477609

- Argyrou, A. (2006) *Predicting financial distress using neural network: Another episode to the serial*. (Unpublished master's thesis). The Sweedish School of Economics and Business Administration.
- Arnis, N., Chytis, E. ve Koliass, G. (2018). Bankruptcy prediction and homogeneity of firm samples: The case of Greece. *Journal of Accounting and Taxation*, 10(9), 110-125.
- Arslan, M. ve Çelik, İ.E. (2021). Finansal açıdan başarısız firmaların lojistik regresyon analizi ile tahmin edilmesi: BIST 100'de bir uygulama. *Opus International Journal of Society Researches*, 18(42), 5631-5650.
- Arslan, S. (2019). *Finansal başarısızlıkların Altman Z Skor ve gri ilişkisel analiz yöntemi ile tespit edilmesi: Metal ana sanayiinde bir uygulama*. (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi). Uludağ Üniversitesi.
- Aslan, T. ve Yılmaz, E. (2018). Bulanık mantık yöntemi ile belirsizlik şartlarında faaliyet-hacim kâr analizi. *İşletme Araştırmaları Dergisi*, 10(2), 534-553.
- Asquith, P., Gertner, R. ve Scharfstein, D. (1994). Anatomy of financial distress: an examination of junk-bond issuers. *The Quarterly Journal of Economics*, 109 (3), 625-658.
- Atiya, A. F. (2001). Bankruptcy prediction for credit risk using neural networks: A survey and new results. *IEEE Transactions on Neural networks*, 12(4), 929-935.
- Ay, M.F. (2010). *İşletmelerde finansal başarısızlık tahmin modelleri ve İMKB'de işlem gören firmalar üzerinde bir uygulama*. (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi). Gaziosmanpaşa Üniversitesi.
- Aydın, N., Başar, M. ve Coşkun, M. (2017). *Finansal yönetim* (5. Baskı). Detay Yayıncılık.
- Aydın, N., Şen, M., ve Berk, N. (2014). *Finansal yönetim-I* (3. Baskı). Anadolu Üniversitesi Yayınları.
- Aziz, M.A. ve Dar, H.A. (2004). Predicting corporate bankruptcy: whither do we stand?. *Department of Economics, Loughborough University*, 1-51.
- Aziz, M.A. ve Dar, H.A. (2006). Predicting corporate bankruptcy: where we stand?. corporate governance. *The International of Business in Society*, 6(1), 18-33.
- Aziz, M.A. ve Dar, H.A. (2019). Predicting corporate bankruptcy: whither do we stand?. *Department of Economics, Loughborough University*, 4(1), 1-51.
- Baba, A.F. (1995). *İTÜ Triga Mark II reaktörünün bulanık mantık kontrolü*. (Yayımlanmamış doktora tezi). Marmara Üniversitesi.
- Bakhshiyev, İ. (2009). *Bankalarda mali başarısızlık tahmini ve örnek bir uygulama*. (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi). Dokuz Eylül Üniversitesi.

- Baral, G. (2011). *Bulanık mantık kuramının kullanarak belirsizlik şartlarında maliyet-hacim-kar analizleri*. (Yayımlanmamış doktora tezi). Sakarya Üniversitesi.
- Barboza, F., Kimura, H. ve Altman, E. (2017). Machine learning models and bankruptcy prediction. *Expert System With Applications*, 83, 405-417.
- Bardi, Ş. (2021). *Finansal performans tahmini ve BİST KOBİ sanayi indeksi'ndeki işletmelere ilişkin bir araştırma*. (Yayımlanmamış doktora tezi). Sakarya Üniversitesi.
- Bardi, Ş. ve Can, A.V. (2021). Diskriminant analizi ve C5.0 algoritması ile finansal başarısızlığın tahmini: BİST KOBİ Sanayi İndeksi'ndeki işletmeler örneği. *Ömer Halisdemir Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 14(3), 1071-1090.
- Baş, M. ve Çakmak, Z. (2012). Gri ilişkisel analiz ve lojistik regresyon analizi ile işletmelerde finansal başarısızlığın belirlenmesi ve bir uygulama. *Anadolu Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*. 12(3), 63-81.
- Bateni, L. ve Asghari, F. (2016). Bankruptcy Prediction using logit and genetic algorithm models: A comparative analysis. *Computational Economics*, 55(1), 335-348.
- Bayramova, A. (2020). *Altman Z-skor ve adaptif ağ tabanlı bulanık çıkarım sistemi (ANFIS) modelleri ile işletmelerde finansal başarısızlık tahmini: Borsa İstanbul'da bir uygulama*. (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi). Kocaeli Üniversitesi.
- Beaver, W.H. (1966). Financial ratios as predictors of failure. *Journal of Accounting Research*, 4, 71-111.
- Berk, N. (2020). *Finansal yönetim* (13. Baskı). Türkmen Kitapevi.
- Bircan, H. (2004). Lojistik regresyon analizi: tıp verileri üzerine bir uygulama. *Kocaeli Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*. (8), 185-208.
- Blum, M. (1974). Failing company discriminant analysis. *Journal of Accounting Research*, 12(1), 1-25.
- Boissay, F. (2006). *Credit chains and the propagation of financial distress*. (Working Paper Series No.573, European Central Bank. <https://www.ecb.europa.eu/pub/pdf/scpwps/ecbwp573.pdf> adresinden 10 Kasım 2021 tarihinde erişilmiştir.
- Booth, P. ve Hutchinson, P. (1989). Distinguishing between failing and growing firms: A note on the use of decomposition measure analysis. *Journal of Business Finance & Accounting*, 16(2), 267-271.
- Boyacıoğlu, M.A., Kara, Y. ve Baykan, Ö.K. (2009). Predicting bank financial failures using neural networks, support vektör machines and multivariate statistical methods: A comparative analysis in the sample of saving deposit insurance fund

- (SDIF) transferred banks in Turkey. *Expert Systems with Applications*, 36(2), 3355-3366.
- Bozkurt, İ. (2014). İflas olasılığı ile sistematik risk ilişkisinin incelenmesi ve etkin iflas göstergesi modellerinin tespiti: BİST’de ampirik bir uygulama. *Süleyman Demirel Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 19(4), 127-142.
- Börüban, C. (2009). *Firmaların mali başarısızlıklarının öngörülmesinde diskriminant analizi ve lojistik regresyon analizi yöntemlerinin karşılaştırılması*. (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi). Marmara Üniversitesi.
- Brabazon, A., Matthews, R., O'Neill, M. ve Ryan, C. (2002). Grammatical evolution and corporate failure prediction. *In Proceedings of the 4th Annual Conference on Genetic and Evolutionary Computation* (1011-1018). <https://dl.acm.org/doi/abs/10.5555/2955491.2955674> Erişim tarihi: 16/02/2021.
- Brigham, E.F. ve Gapenski, L.C. (1997). *Financial management theory and practice*. The Dryden Press, Harcourt College Publisher.
- Brigham, E.F. ve Daves, P.R. (2007). *Intermediate financial management*. Thomson-South Western.
- Bulut, E. ve Şimşek, A.İ. (2018). Financial failure estimation with logistic regression model: A study on technology Sector companies treated in BIST. *Anemon Muş Alparslan Üniversitesi Sosyal Dergisi, ICEESS'18 Özel Sayısı*, 177-183.
- Büker, S., Aşıkoğlu, R. ve Sevil, G. (1997). *Finansal yönetim* (2. Baskı). Anadolu Üniversitesi Basımevi.
- Büyük, H.F. ve Yıldırım, H. (2022). Finansal başarısızlığın modellenmesi üzerine bir inceleme. *Dokuz Eylül Üniversitesi İşletme Fakültesi Dergisi*, 23(2), 25-46.
- Büyükarıkan, U. ve Büyükarıkan, B. (2014). Bilişim sektöründe faaliyet gösteren firmaların finansal başarısızlık tahmin modelleriyle incelenmesi. *Akademik Bakış Uluslararası Hakemli Sosyal Bilimler Dergisi*, (46), 160-172.
- Büyüköztürk, Ş. (2012). *Sosyal bilimler için veri analizi el kitabı* (17. Baskı). Pegem Akademi Yayınları.
- Canbas, S., Cabuk, A. ve Kilic, S.B. (2005). Prediction of commercial bank failure via multivariate statistical analysis of financial structures: the Turkish case. *European Journal of Operational Research*, 166(2005), 528-546.
- Casey, C. ve Bartczak, N. (1985). Using operating cash flow data to predict financial distress: some extensions. *Journal of Accounting Research*, 23(1), 384-401.
- Ceylan, A. ve Korkmaz, T. (2018). *İşletmelerde finansal yönetim* (16. Baskı). Ekin Yayınevi.
- Chancharat, N. (2008). *An empirical analysis of financially distressed Australian companies: the application of survival analysis*. (Unpublished doctoral thesis). University of Wollongong.

- Charitou, A., Neophytou, E. ve Charalambous, C. (2004). Predicting corporate failure: empirical evidence for the UK. *European Accounting Review*, 13(3), 465-497.
- Chaudhuria, A. ve De, K. (2011). Fuzzy support vector machine for bankruptcy prediction. *Applied Soft Computing*, 11(2), 2472-2486.
- Chen, W.S. ve Du, Y.K. (2009). Using neural networks and data mining techniques for the financial distress Prediction model. *Expert Systems With Applications*, 36, 4075-4086.
- Chen, Y. ve Zhang, L. (2013). Financial distress prediction for Chinese listed manufacturing companies. *Procedia Computer Science* 17, 678-686.
- Choi, F.D.S. (2003). *International finance and accounting handbook* (3. Baskı). John Wiley & Sons.
- Cındık, Z. (2021). *Firmaların finansal sıkıntılarının öngörüsüne ait karşılaştırmalı model analizi: Türkiye örneği*. (Yayımlanmamış doktora tezi). Marmara Üniversitesi.
- Civan, M. ve Dayı, F. (2014). Altman Z skoru ve yapay sinir ağı modeli ile sağlık işletmelerinde finansal başarısızlık tahmini. *Akademik Bakış Uluslararası Hakemli Sosyal Bilimler Dergisi*, (41), 1-14.
- Civelek, C. ve Armaneri, Ö. (2006). Bir şirket grubuna bağlı olan ve olmayan firmaların çok boyutlu istatistiksel teknikler kullanılarak finansal açıdan değerlendirilmesi. *Anadolu Üniversitesi Bilim ve Teknoloji Dergisi*, 7(1), 179-197.
- Çakmak, Z. (1992). *Çoklu ayırma ve sınıflandırma analizi, Eğitimde öğrencilerin meslek seçimine uygulanması*. Anadolu Üniversitesi Yayınları. No:168.
- Çatak, Ç. (2012). *Relationship between corporate governance and corporate financial distress: An empirical study of distressed companies in Turkey*. (Unpublished master's thesis). Marmara Üniversitesi.
- Çavuş, G. ve Başar, A.B. (2020). Finansal başarısızlık durumunun öngörülmesinde nakit akış bilgilerinin rolü. *Muhasebe Bilim Dünyası Dergisi, MODAV 16. Uluslararası Konferansı Özel Sayısı*, 292-318.
- Çelik, M.K. (2009). *Finansal başarısızlık tahmin modellerinin İMKB'deki firmalar için karşılaştırmalı analizi*. (Yayımlanmamış doktora tezi). Karadeniz Teknik Üniversitesi.
- Çevik, Y.E. (2014). *Mali başarısızlık nedeniyle Borsa İstanbul'da işlem sırası kapanan şirketlerin tespiti ve hisse senedi performanslarının incelenmesi*. (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi). Gazi Üniversitesi.
- Çokluk, Ö., Şekercioglu, G. ve Büyüköztürk, Ş. (2016). *Sosyal bilimler için çok değişkenli istatistik: SPSS ve LISREL uygulamaları* (4.Baskı). Pegem akademi.
- Deakin, E.B. (1972). A discriminant analysis of predictors of business failure. *Journal of Accounting Research*, 10(1), 167-179.

- Demirhan, H. (2021). *Borsa İstanbul'da işlem gören sanayi işletmelerinin finansal başarısızlıklarının öngörülmesi: 2007-2019*. (Yayımlanmamış doktora tezi). Ankara Üniversitesi.
- Demirtepe, Y. (2019). *Finansal başarısızlık tahmini ve bir araştırma*. (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi). Niğde Ömer Halis Demir Üniversitesi.
- Denis, J. D. ve Denis, D.K. (1995). Causes of financial distress following leveraged recapitalizations. *Journal of Financial Economics*, 37(2), 129-157.
- DePamphilis, D.M. (2014). *Mergers, acquisitions, and other restructuring activities: An integrated approach to process, tools, cases, and solutions*. Elsevier Academic Press.
- Dikmen, B. (2007). *Finansal başarısızlık tahminlerinde matematiksel model uygulamaları*. Sermaye Piyasası Kurulu Yayınları, No:208.
- Dimitras A.I., Slowinski R., Susmaga, R. ve Zopounidis C. (1999). Business failure prediction using rough sets. *European Journal of Operational Research*, 114(2), 263-280.
- Dimitras, A.I., Zanakis, S.H. ve Zopounidis, C. (1996). A survey of business failures with an emphasis on Prediction methods and industrial applications. *European Journal of Operational Research*, 90(3), 487-513.
- Doğanay, M.M, Ceylan, N.B. ve Aktaş, R. (2006). Predicting financial failure of the Turkish Banks. *Annals of Financial Economics*, 2 (1), 0650005. 1-19.
- Doğrul, Ü. (2009). *Finansal başarısızlık ve finansal başarısızlığın tahmini: hisse senetleri İstanbul Menkul Kıymetler Borsasında işlem gören sınıai işletmeleri üzerinde bir uygulama*. (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi). Mersin Üniversitesi.
- Du Jardin, P. (2009). Bankruptcy Prediction models: How to choose the most relevant variables?. *Bankers, Markets & Investors*, 98(1-2), 39-46.
- Du Jardin, P. ve Séverin, E. (2011). Predicting corporate bankruptcy using a self-organizing map: An empirical study to improve the Forecasting horizon of a financial failure model. *Decision Support Systems*, 51(3), 701-711.
- Ece, A. (2017). *Finansal sıkıntının makroekonomik belirleyicileri: Türkiye örneği*. (Yayımlanmamış doktora tezi). Ankara Üniversitesi.
- Edmister, R.O. (1972). An empirical test of financial ratio analysis for small business failure Prediction. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 7(2), 1477-1493.
- Ege, İ. ve Bayrakdaroğlu, A. (2009). İMKB Şirketlerinin hisse senedi getiri başarılarının lojistik regresyon tekniği ile analizi. *ZKÜ Sosyal Bilimler Dergisi*, 5(10), 139-158.
- Eğrisöğüt Tiryaki, A. ve Kazan, R. (2007). Bulaşık makinesinin bulanık mantık ile modellenmesi. *Mühendis ve Makine*, 48(565), 3-8.

- Ekinci, Y., Temur, G.T. ve Bayraktar, D. (2008). Ekonomik kriz döneminde firma başarısı tahmini yapay sinir ağları tabanlı bir yaklaşım. *Endüstri Mühendisliği Dergisi*, 21(1), 17-29.
- Elam, R. (1975). The effect of lease data on the predictive ability of financial ratios. *The Accounting Review*, 50(1), 25-43.
- Elmas, Ç. (2016). *Yapay zeka uygulamaları* (3. Baskı). Seçkin Yayıncılık.
- Elviani, S., Simbolon, R., Riana, Z., Khairani, F., Dewi, S. P. ve Fauzi, F. (2020). The accuracy of the altman, ohlson, springate and zmejewski models in bankruptcy predicting trade sector companies in Indonesia. *Budapest International Research and Critics Institute (BIRCI-Journal)*, 3, 334-347.
- Enhoş, Y.B. (2014). *Bankalarda finansal kırılganlığın ölçümü*. (Yayımlanmamış doktora tezi). Gazi Üniversitesi.
- Ercan, İ. (2008). Tasfiye, tasfiye dönemi ve tasfiye kararının tespiti. *Mali Çözüm Dergisi*, (85), 189-202.
- Erdal, C. (2008). *Bulanık mantık ve firmaların başarı kriterlerinin tanımlanarak bulanık mantık ile ölçülmesinin bir uygulaması*. (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi). Kırıkkale Üniversitesi.
- Erdoğan, B. (2010). *Bankalarda mali başarısızlıkların önceden tespitinde erken uyarı sistemi ve bir uygulama*. (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi). Ankara Üniversitesi.
- Ergin, M.E. (2009). *İşletmelerde finansal başarısızlık olasılığının erken tanısı: İMKB uygulaması*. (Yayımlanmamış doktora tezi). Kocaeli Üniversitesi.
- Erişlik, K. (2020). *Girişim şirketlerinin finansal başarısızlıklarının yapay sinir ağları ve lojistik regresyon analizi ile tahmin edilmesi*. (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi). İstanbul Ticaret Üniversitesi.
- Erkılıç, C.E. ve Aksoy, A. (2020). Hastanelerde finansal başarısızlık tahmini: Lojistik regresyon modeli ile kamu hastaneleri üzerine bir uygulama. *İşletme Araştırmaları Dergisi*, 12(2), 1415-1433.
- Ertan, A.S. ve Ersan, Ö. (2018). Finansal başarısızlığı belirleyen etkenler: Türkiye imalat sektörü örneği. *Marmara Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi*, 40(2), 181-207.
- Ertuğrul, İ. (2005). Bulanık hedef programlama ve bir tekstil firmasında uygulama örneği. *Eskişehir Osmangazi Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 6(2), 45-79.
- Everett, J. ve Watson, J. (1998). Small business failure and external risk factors. *Small Business Economics*, 11(4), 371-390.
- Fausett, L. (1994). *Fundamentals of neural networks architectures, algorithms, and applications*. Pearson Education India.

- Fettahoğlu, S. ve Fettahoğlu, A. (2018). *İşletme finansmanı*. Umuttepe Yayınları.
- Filianti, D. ve Septiarini, D. F. (2019). Analysis of bankruptcy potential in Islamic commercial banks using the Grover G-Score method for the 2012-2017 period. *KnE Social Sciences*, 306-318.
- Fletcher, D. ve Goss, E. (1993). Forecasting with neural networks: An application using bankruptcy data. *Information and Management*, 24(3), 159-167.
- Fulmer, J.G., Moon, J.E., Gavin, T.A., ve Erwin, J.M. (1984). A bankruptcy classification model for small firms. *Journal of Commercial Bank Lending*, 66(11), 25-37.
- Geng, R., Bose, I. ve Chen, X. (2015). Prediction of financial distress: An empirical study of listed chinese companies using data mining. *European Journal of Operational Research*.24(1), 236-247.
- Gepp, A., Kumar, K. ve Bhattacharya, S. (2010). Business failure prediction using decision tress. *Journal of Forecasting*, 29(6), 536-555.
- Geyikçi, U.B. ve Karaa İ.E. (2016). Borsa İstanbul'a kayıtlı imalat işletmelerinin iflaslarının regresyon ve diskriminant yöntemleri ile tahminlemesi. *CBÜ Sosyal Bilimler Dergisi*. 14(2), 389-410.
- Gezer, F. (2021). *BİST 100 içerisinde bilişim firmalarının finansal başarısızlıklarının, Altman-Z, Ohlson, Springate ve Fulmer yöntemleriyle tahmin edilmesi*. (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi). Okan Üniversitesi.
- Giarratano, J.C. ve Riley, G.D. (1998), *Expert systems: principles and programming*. PWS Publishing Company.
- Gilbert, L. R., Menon, K. ve Schwartz, K. B. (1990). Predicting bankruptcy for firms in financial distress. *Journal of Business Finance & Accounting*, 17(1), 161-171.
- Gitman, L.J. ve Zutter, C.J. (2015). *Principles of managerial finance*. Pearson Education.
- Gombola, M. J., Haskins, M. E., Ketz, J. E. ve Williams, D. D. (1987). Cash flow in bankruptcy prediction. *Financial management*, 55-65.
- Göktan, E. (1981). *Muhasebe oranları yardımıyla ve diskriminant analizi tekniğini kullanarak endüstri işletmelerinin mali başarısızlığının tahmini üzerine ampirik bir araştırma*. (Yayımlanmamış doçentlik tezi). Ankara Üniversitesi.
- Gönenli, A. (1991). *İşletmelerde finansal yönetim* (7. Baskı). İstanbul Üniversitesi, İşletme Fakültesi Yayınları.
- Graham, C., Litan, R. ve Sukhtankar, S. (2002). *The bigger they are, the harder they fall: An estimate of the costs of the crisis in corporate governance*. Brookings Institution.
- Gritta, R. D., Adrangi, B., Adams, B. ve Tatyana, N. (2008). An update on airline financial condition and insolvency prospects using the Altman Z-Score model. *Journal of Transportation Research Forum*, 47(2), 133-138.

- Grover, J. ve Lavin, A.M. (2001). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy: A service industry extension of Altman's Z-Score model of bankruptcy prediction. *Working Paper*. Southern Finance Association Annual Meeting. 20010216.
- Gupta, S. ve Kashyap, S. (2013). An empirical study of forecasting of exchange rates: An application of artificial neural networks. R. Tuli (Ed.), In *National Conference on Recent Trends In Operations Research* (ss. 177-182). Amity School of Engineering & Technology.
- Gurâu, T. (2013). *A model of bankruptcy prediction: calibration of Altman's Z-Score for Japan*. (Unpublished bachelor thesis). Erasmus University.
- Gülcan, N. (2011). *Finansal oranlar ile işletmelerin finansal başarısızlıklarının tespit edilmesi; İMKB'de bir uygulama*. (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi). Süleyman Demirel Üniversitesi.
- Güngör, H.Y. (2019). *Şirketlerin finansal başarısızlıklarının tahmini: Hava yolu sektörü üzerine bir araştırma*. (Yayımlanmamış doktora tezi). İnönü Üniversitesi.
- Hamzaçebi, C. (2021). *Matlab uygulamalı yapay sinir ağları* (2. Baskı). Seçkin Yayıncılık.
- Haraguchi, N., Cheng, C. F. C. ve Smeets, E. (2017). The importance of manufacturing in economic development: has this changed?. *World Development*, 93, 293-315.
- Herman, E. (2016). The importance of the manufacturing sector in the Romanian economy. *Procedia Technology*, 22, 976-983.
- Hesari, S. (2018). *Finansal başarısızlık tahmini: yapay sinir ağı ve karar ağacı yöntemleri üzerine bir inceleme*. (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi). Dokuz Eylül Üniversitesi.
- Huang, F.Y. (2008). A genetic fuzzy neural network for bankruptcy prediction in chinese corporations. *The 2008 International Conference on Risk Management & Engineering Management*, 542-546.
- Huang, S.M., Tsai, C.F., Yen, D.C. ve Cheng, Y.L. (2008). A hybrid financial analysis model for business failure prediction. *Expert Systems With Applications*, 35, 1034-1040.
- Huang, C., Dai, C. ve Guo, M. (2015). A hybrid approach using two-level DEA for financial failure prediction and integrated SE-DEA and GCA for indicators selection. *Applied Mathematics and Computation*, 251, 431-441.
- Huang, Y.P. ve Yen, M.F. (2019). A new perspective of performance comparison among machine learning algorithms for financial distress prediction. *Applied Soft Computing Journal*. 83, 105663.

- Husein, M.F. ve Pambekti, G.T. (2014) Precision of the models of Altman, Springate, Zmijewski, and Grover for predicting the financial distress. *Journal of Economics, Business, and Accountancy Ventura*, 17(3), 405-416.
- İçerli, M.Y. ve Akkaya, G.C. (2006). Finansal açıdan başarılı olan işletmelerle başarısız olan işletmeler arasında finansal oranlar yardımıyla farklılıkların tespiti. *Atatürk Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi*, 20(1), 413-421.
- İloğlu, H.S. (2020). *Altman Z'' Skor yöntemi ile havayolu şirketlerinde finansal başarısızlık tahmini*. (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi). Başkent Üniversitesi.
- Jabeur, S.B. (2017). Bankruptcy prediction using partial least squares logistic regression. *Journal of Retainiling and Consumer Services*, 36(2017), 197-202.
- James, B.G. (1974). The theory of the corporate life cycle. *Long Range Planning*, 7(2), 49-55.
- Jang, J.S. (1993). ANFIS: Adaptive-network-based fuzzy inference system. *IEEE transactions on systems man and cybernetics*, 23(3), 665-685.
- Jequirim, S.E., Dhouib, A.M., Sahnoun, M., Cheikhrouhou, M., Schacher, L. ve Adolphe, D. (2009). The use of fuzzy logic and neural networks models for sensory properties prediction from process and structure parametres of knitted fabrics. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 22(6), 873-884.
- Jo, H., Han, I. ve Lee, H. (1997). Bankruptcy prediction using case-based reasoning, neural networks, and discriminant analysis. *Expert Systems With Applications*, 13(2), 97-108.
- Kagermann, H., Wahlster, W. ve Helbig, J. (2013). *Securing the future of German Manufacturing industry recommendations for implementing the strategic initiative Industrie 4.0*. <https://docplayer.net/254711-Securing-the-future-of-german-manufacturing-industry-recommendations-for-implementing-the-strategic-initiative-industrie-4-0.html> adresinden 15 Mayıs 2022 tarihinde erişilmiştir.
- Kamuyu Aydınlatma Platformu (2020). *Sektörler*. <https://www.kap.org.tr/tr/Sektorler> adresinden 03 Ocak 2020 tarihinde erişilmiştir.
- Karaa, İ.E. ve Geyikçi, U.B. (2016). BİST'e kote firmaların mali başarısızlıklarının diskriminant analizi ile tahminlemesi. *ICEB 2016 2. International Congress on Economics and Business Bildiriler Kitabı içinde (ss. 62-72)*. Sarajevo/Bosna and Herzegovina.
- Karacan, S. ve Savcı, M. (2011). Kriz dönemlerinde işletmelerin mali başarısızlık nedenleri. *Kocaeli Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, (21), 39-54.
- Karadeniz, E., Koşan, L. ve Kahiloğulları, S. (2014). Borsa İstanbul'da işlem gören spor şirketlerinin finansal performansının oran yöntemiyle analizi. *Ç.Ü. Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 23(2), 129-144.

- Karagöz, Y. ve Ekici, S. (2004). Sosyal bilimlerde yapılan uygulamalı arařtırmalarda kullanılan istatistiksel teknikler ve ölçekler. *C.Ü. İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi*,5(1), 25-43.
- Karataş, B. ve Can, A.V. (2023). Finansal başarısızlık tahmini üzerine Türkiye’de yayımlanan lisansüstü tezlerin bibliyometrik analizi (1991-2021). *Journal of Accounting and Taxation Studies*, 16(1), 17-55. DOI: 10.29067/muvu.1139919
- Kayahan Karakul, A. (2021). Uyarlamalı ağ tabanlı bulanık çıkarım sistemleri ve finans alanda uygulama örneđi. İçinde, Unvan, Y.A.(Editör). *İktisadi ve idari bilimler teori, güncel arařtırmalar ve yeni eğilimler-2021*(24-39).
- Keskin, Y. (2002). *İřletmelerde finansal başarısızlıđın tahmini, çok boyutlu model önerisi ve uygulaması*. (Yayımlanmamıř doktora tezi). Hacettepe Üniversitesi.
- Keskin Benli, Y. (2005). Bankalarda mali başarısızlıđın öngörülmesi lojistik regresyon ve yapay sinir ađı karřılařtırması. *Gazi Üniversitesi Endüstriyel Sanatlar Eğitim Fakültesi Dergisi*, 16, 31-46.
- Keskin Benli, Y (2006). Mali açıdan başarılı ve başarısız iřletmelerin mali oranları arasındaki iliřkilerin faktör analizi ile incelenmesi. *Muhasebe ve Denetime Bakıř Dergisi*, (17), 53-74.
- Khalıd, S.M.O. (2020). *řirketlerin finansal başarısızlık tahmininde Altman Z-Score modelinin kullanılması (Borsa İstanbul’da bir uygulama)*. (Yayımlanmamıř yüksek lisans tezi). Kocaeli Üniversitesi.
- Kılıç, S.B. (2003). *Mali başarısızlık tahmininde çok deđiřkenli istatistiksel yöntemlerin ve çok kriterli analize dayalı bir modelin kullanılması: Türk bankacılık sisteminde bir uygulama*. (Yayımlanmamıř doktora tezi). Çukurova Üniversitesi.
- Kılıç, Y. (2011). *Finansal başarısızlık tahmininde veri madenciliđinin kullanılması: İMKB’de bir uygulama*. (Yayımlanmamıř yüksek lisans tezi). Gaziantep Üniversitesi.
- Kılıç, Y. ve Seyrek, İ.H. (2012). Finansal başarısızlık tahmininde yapay sinir ađlarının kullanılması: imalat sektöründe bir uygulama. *Conference: 1. International Symposium on Accounting and Finance*. <https://www.researchgate.net/publication/296705043> adresinden 19 Nisan 2022 tarihinde eriřilmiřtir.
- Kısakürek, M.M., Arslan, Ö. ve Bircan, H. (2018). İřletmelerin mali başarısızlık tahminlemesi için model önerisi: BİST’te faaliyette bulunan imalat iřletmelerinde bir uygulama. *Kahramanmarař Sütçü İmam Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 8(1), 99-113.
- Kıyak, E. ve Kahveciođlu, A. (2003). Bulanık mantık ve uçuř kontrol problemine uygulanması. *Havacılık ve Uzay Teknolojileri Dergisi*, 1(2), 63-72.

- Kim, S.Y. (2011). Prediction of hotel bankruptcy using support vector machine, Artificial Neural network, logistic regression, and multivariate discriminant analysis. *The Service Industries Journal*, 31(3), 441-468.
- Klepáč, V. ve Hampel, D. (2018). Predicting bankruptcy of manufacturing companies in EU. *E&M Economics and Management*, 21(1), 159-174.
- Koç Öztürk, E. (2010). *Finansal başarısızlık tahmin metodlarının karşılaştırılması ve sektörel bir uygulama*. (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi). Marmara Üniversitesi.
- Korol, T. ve Korodi, A. (2010). Predicting bankruptcy with the use of macroeconomic variables. *Economic Computation and Economic Cybernetics Studies and Research*, 44(1), 201-220.
- Kotan, M. (2024). *Veri madenciliği, sınıflandırma, yapay sinir ağları*, Mkotan. https://mkotan.sakarya.edu.tr/sites/mkotan.sakarya.edu.tr/file/EKO469_VM_H12_Siniflandirma3.pdf adresinden 28.08.2024 tarihinde alınmıştır.
- Kul, Ö. (2012). *İşletmelerde mali başarısızlık Tahminlemesi İMKB'de faaliyette bulunan tekstil işletmelerine uygulama*. (Yayımlanmamış Yüksek lisans tezi). Cumhuriyet Üniversitesi.
- Kumar, P.R. ve Ravi, V. (2007). Bankruptcy prediction in banks and firms via statistical and intelligent techniques- A review. *European Journal of Operational Research* 180(1), 1-28.
- Kurtaran Çelik, M. (2009). *Finansal başarısızlık tahmin modellerinin İMKB'deki firmalar için karşılaştırmalı analizi*. (Yayımlanmamış doktora tezi). Karadeniz Teknik Üniversitesi.
- Kurtaran Çelik, M. (2010). Bankaların finansal başarısızlıklarının geleneksel ve yeni yöntemlerle öngörüsü. *Yönetim ve Ekonomi Dergisi*, 17(2), 129-143.
- Kuruçay, S.C. (2022). *Gıda üretim işletmelerinde finansal başarısızlık tahmini için model önerisi*. (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi). Karabük Üniversitesi.
- Küçükkocaoğlu, G., Keskin Benli, Y., ve Küçüksözen, C. (1997). Detecting the manipulation of financial information by using artificial neural network models. *İMKB Dergisi*, 9(36), 1-30.
- Kütüklü, D. (2019). *İşletmelerde finansal başarısızlık nedenleri ve konaklama işletmelerinde bir araştırma*. (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi). Balıkesir Üniversitesi.
- Lantz, B. (2023). *Machine learning with R: learn techniques for building and improving machine learning models, from data preparation to model tuning, evaluation, and working with big data*. Packt Publishing, Birmingham.

- Le, H.H., ve Viviani, J.L. (2018). Predicting bank failure: An improvement by implementing machine learning approach on classical financial ratios. *Research in International Business and Finance*, 44, 16-25.
- Legault, J.C.A. (1987). CA-Score, A warning system for small business failures. *Bilanas*, 29-31.
- Lehmann, C.M. ve Norman, C.S. (2005). Teaching business students to recognize a firm in distress: What information is important to experts?. *Journal of Education for Business*, 81(2), 91-95.
- Li, H. ve Sun, J. (2008). Ranking-order case-based reasoning for financial distress Prediction. *Knowledge-Based Systems*, 21(8). 868-878.
- Li, H., Sun, J. ve Wu, J. (2010). Predicting business failure using classification and regression tree: An empirical comparison with popular classical statistical methods and top classification mining methods. *Expert Systems with Applications*, 37(8), 5895-5904.
- Libby, R. (1975). Accounting ratios and the prediction of failure: some behavioral evidence. *Journal of Accounting Research*, 13(1), 150-161.
- Lombard, D.A.D. (1998). *The effects of strategic bankruptcy and contingent liabilities on the performance of bankruptcy Prediction models*. (Unpublished doctoral thesis). Pace University.
- Maddala, G.S. (1992). *Introduction to econometrics*. Macmillan Puplicing Company.
- Mammadlı, A. (2019). *Business failure in tourism enterprises listed in Borsa İstanbul (BIST)*. (Unpublished master's thesis). Akdeniz Üniversitesi.
- Mampouya-Sıta, M.T. (2015). *Türkiye'deki imalatçı şirketlerde finansal başarısızlığın genelleştirilmiş lineer modeller ile tahmini*. (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi). Anadolu Üniversitesi.
- Manzaneque, M., Priego, A. M. ve Merino, E. (2016). Corporate governance effect on financial distress likelihood: Evidence from Spain. *Revista De Contabilidad*, 19(1), 111-121.
- Maricica, M. ve Georgeta, V. (2012). Business failure risk analysis using financial ratios. *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, 62, 728-732.
- Medetoğlu, B. (2022). *Finansal başarısızlık*. Filiz Kitabevi.
- Mellahi, K. ve Wilkinson, A. (2004). Organizational failure a critique of recent research and a proposed integrative framework. *International Journal of Management Reviews*. 5/6(1), 21:41.
- Meyer, P.A. ve Pifer, H.W. (1970). Prediction of bank failures. *The Journal of Finance*. 25(4), 853-868.

- Moyer, R.C. (1977). Forecasting financial failure: A re-examination. *Financial Management*, 6(1), 11-12
- Mselmi, N., Lahiani, A. ve Hamza, T. (2017). Financial distress prediction: the case of French small and medium-sized firms. *International Review of Financial Analysis*. 50, 67-80.
- Nakip, M. ve Yaraş, E. (2017). *SPSS uygulamalı pazarlamada araştırma teknikleri* (4. Baskı). Seçkin Yayıncılık.
- Norton, C. ve Smith, R. (1979). A comparison of general price level and historical cost financial statements in the prediction of bankruptcy. *The Accounting Review*, 54(1), 72-87.
- Nouri, B.A. ve Soltani, M. (2016). Designing a bankruptcy prediction model based on account, market and macroeconomic variables (Case study: Cyprus Stock Exchange). *Iranian Journal of Management Studies (IJMS)*, 9(1), 125-147.
- Nurcan, E. (2019). *Finansal başarısızlık göstergelerinin gri ilişkisel analiz ile belirlenmesi ve BİST 100 endeksinde veri zarflama analizi ve lojistik regresyon analizi uygulaması*. (Yayımlanmamış doktora tezi). Akdeniz Üniversitesi.
- Odom M.D. ve Sharda R. (1990). A neural network model for bankruptcy prediction. *International Joint Conference on Neural Network*, 2, 163-168.
- Oğuzlar, A. (2005). Lojistik regresyon analizi yardımıyla suçlu profilinin belirlenmesi. *Atatürk Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi*, 19(1), 21-35.
- Ohlson, J.A. (1980). Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 18(1), 109-131.
- Okka, O. (2015). *Analitik finansal yönetim: teori ve problemler* (2. Baskı). Nobel Yayıncılık.
- Okumuş, E. (2009). *Predicting financial distress: evidence from Turkish manufacturing firms in Istanbul stock Exchange*. (Unpublished master's thesis). Fatih Üniversitesi.
- Outecheva, N. (2007). *Corporate financial distress: an empirical analysis of distress risk*. (Unpublished doctoral thesis). University of St.Gallen.
- Öcal, N. (2014). *Firma derecelendirmesi ve Borsa İstanbul'da imalat sektörü için model önerisi*. (Yayımlanmamış doktora tezi). Gazi Üniversitesi.
- Öcal, N. ve Kadioğlu, E. (2015). Finansal başarısızlığın tahmini: Borsa İstanbul'da imalat sektörü için bir uygulama. 19. *Finans Sempozyumu Bildiriler Kitabı* içinde (ss. 1-25). Hitit Üniversitesi.
- Öcal, N., Ercan M.K. ve Kadioğlu, E. (2015). Predicting financial failure using decision tree algorithms: an empirical test on the manufacturing industry at Borsa Istanbul. *International Journal of Economics and Finance*, 7(7), 189-206.

- Öcek, C. (2018). *Konaklama işletmelerinde finansal başarısızlık riskinin ölçümü: Türkiye ve Avrupa'daki halka açık konaklama işletmelerinin karşılaştırmalı analizi*. (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi). Mersin Üniversitesi.
- Öner, A.(2018). *Finansal bilgi düzeyinin finansal başarısızlık üzerindeki etkinliğinin analizi: Erzincan ili KOBİ yöneticileri üzerinde bir uygulama*. (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi). Erzincan Binali Yıldırım Üniversitesi.
- Öz, İ.O. (2014). *Comparison of financial distress models across emerging markets*. (Unpublished doctoral thesis). İzmir Ekonomi Üniversitesi.
- Özdamar, K. (2019). *Paket programlar ile istatistiksel veri analizi (Cilt 1)* (11. baskı). Nisan Kitabevi.
- Özdemir, F.S. (2011). *Finansal başarısızlık ve finansal tablolara dayalı tahmin yöntemleri*. Siyasal Kitabevi.
- Özdemir, F.S. (2011). *Finansal raporlama sistemlerinin bilginin ihtiyaca uygunluğu açısından değerlendirilmesi: İMKB şirketlerinde finansal başarısızlık tahminleri yönüyle bir uygulama*. (Yayımlanmamış doktora tezi). Ankara Üniversitesi.
- Özdemir, F.S., Choi, D.S. ve Bayazıtlı, E. (2012). Finansal başarısızlık tahminleri yönüyle UFRS ve bilginin ihtiyaca uygunluğu. *Mali Çözüm*, 112, 17-52.
- Özer, H. (2004). *Nitel değişkenli ekonometrik modeller*. Nobel Yayın dağıtım.
- Özmen, U. (2013). *Finansal oranlar aracılığı ile küresel ekonomik krizin gıda ve içecek sektörüne etkilerinin ve finansal başarısızlık risklerinin analizi*. (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi). Gediz Üniversitesi.
- Öztemel, E. (2020). *Yapay sinir ağları* (5. Baskı). Papatya Yayıncılık.
- Özzorlu, P. (2018). *İşletmelerde finansal başarı ve başarısızlığının veri zarflama analizi ile değerlendirilmesi, metal eşya, makine ve gereç yapımı sektörü*. (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi). Aydın Adnan Menderes Üniversitesi.
- Pabuçcu, H. ve Değirmenci, N. (2018). Volatilitenin modellenmesi ve ANFIS model ile BIST100 getiri tahmini. *Adam Akademi*, 8(2), 325-345.
- Paket, H. (2014). *Borsa İstanbul'da işlem gören işletmelerin finansal başarısızlıklarının öngörülmesi: yapay sinir ağları ve diskriminant analizi yöntemleri ile karşılaştırmalı bir uygulama*. (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi). Süleyman Demirel Üniversitesi.
- Pan, W.T. (2012). A new fruit fly optimization algorithm: taking the financial distress model as an example. *Knowledge-Based Systems*, 26, 69-74.
- Pinches, G. E., Eubank, A. A., Mingo, K. A. ve Caruthers, J. K. (1975). The hierarchical classification of financial ratios. *Journal of Business Research*, 3(4), 295-310.
- Pindado, J., Rodrigues, L. ve De la Torre, C. (2008). Estimating financial distress likelihood. *Journal of Business Research*, 61(9), 995-1003.

- Poyraz, E. (2016). *Finansal yönetim* (3. Baskı). Ekin Yayınevi.
- Prihantini, N. M. E. D. ve Sari, M. M. R. (2013). Prediksi kebangkrutan dengan model Grover, Altman Z-Score, Springate dan Zmijewski pada perusahaan food and beverage di bursa efek Indonesia. *E-Jurnal Akuntansi*, 5(2), 417-435.
- Qian, H., Wang, B., Yuan, M., Gao, S. ve Song, Y. (2022). Financial distress prediction using a corrected feature selection measure and gradient boosted decision tree. *Expert System With Applications*. 190, 116202.
- Raghupathi, W., Schkade, L.L. ve Raju, B. S. (1991). A neural network application for bankruptcy prediction. *In Proceedings of the Twenty-Fourth Annual Hawaii International Conference on System Sciences*, 4, (ss.147-155). IEE.
- Ramadan, A.Y.G. (2019). *Finansal başarısızlığın belirlenmesinde finansal oranların kullanımı ve diskriminant analizi ile bankaların finansal başarısızlık tahmini*. (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi). Süleyman Demirel Üniversitesi.
- Ravisankar, P. ve Ravi, V. (2010). Financial distress prediction in banks using group method of data handling neural network, counter propagation neural network and fuzzy ARTMAP. *Knowledge-Based System*, 23(8), 823-831.
- Ruan, L. ve Liu, H. (2021). Financial Distress prediction using GA-BP neural network Model. *International Journal of Economics and Finance*, 13(3), 1-12.
- Rüzgar, N.S. (2003). Bir işletmenin ödemeler dengesinin Markov süreçleri yardımıyla analizi. *Dokuz Eylül Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 5(1), 164-179.
- Salehi, M. ve Abedini, B. (2009). Financial distress prediction in emerging market: empirical evidences from Iran. *Business Intelligence Journal*, August, 2(2), 398-409.
- Salur, M.N. (2015). *İşletmelerde finansal başarısızlık tahmini ve yapay sinir ağları modelinin kullanımı: Borsa İstanbul'da bir uygulama*. (Yayımlanmamış doktora tezi). Marmara Üniversitesi.
- Savcı, M. (1996). *İşletmelerde mali başarısızlıklar ve maliyet yönetimi*. (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi). Karadeniz Teknik Üniversitesi.
- Sayarı, N. (2013). *Industry specific information content of financial ratios and financial distress modeling*. (Unpublished doctoral thesis). Orta Doğu Teknik Üniversitesi.
- Sayılır, Ö. (2010). *Finansal başarısızlık riskinin ölçümünde piyasa verilerinin kullanımı ve yapısal modeller, Türk bankacılık sektöründe uygulama*. (Yayımlanmamış doktora tezi). Anadolu Üniversitesi.
- Scott, J. (1981). The probality of bankruptcy: A comparison of emprirical predictions and theoretical models. *Journal of Banking & Finance*, 5(3), 317-344.
- Selçik, S. (2019). *Öngörü teknikleri ile finansal başarısızlık tahmini: BİST üzerine bir uygulama*. (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi). İstanbul Üniversitesi.

- Selimoğlu, S. ve Orhan, A. (2015). Finansal başarısızlığın oran analizi ve diskriminant analizi kullanılarak ölçümlenmesi: BİST’de işlem gören dokuma, giyim eşyası ve deri işletmeleri üzerine bir araştırma. *Muhasebe ve Finansman Dergisi*, 66 (2015), 21-40.
- Sert, F. (2014). *Hava durumunun yapay sinir ağları ile kestirimi ve bulanık mantıkla sınıflandırılması*. (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi). Uludağ Üniversitesi.
- Sever, E. ve Mızrak, Z. (2007). Döviz kuru, enflasyon ve faiz oranı arasındaki ilişkiler: Türkiye uygulaması. *Sosyal ve Ekonomik Araştırmalar Dergisi*, 7(13), 264-283.
- Sevil, G., Başar, M. ve Çoşkun, M. (2013). *Finansal yönetim-II* (1. Baskı). Anadolu Üniversitesi Yayınları.
- Sevil, G., Başar, M. ve Çoşkun, M. (2019). *Finansal yönetim-II*. Ankara: Anadolu Üniversitesi Yayınları.
- Shah, D., Campbell, W., ve Zulkernine, F. H. (2018). A comparative study of LSTM and DNN for stock market Forecasting. *IEEE International Conference on Big Data(Big Data)*, 4148-4155.
- Shin, K.S. ve Lee, Y.J. (2002). A genetic algorithm application in bankruptcy prediction modeling. *Expert Systems with Applications*, 23(3), 321-328.
- Shirata, C.Y. (1998). Financial ratios as predictors of bankruptcy in Japan: an empirical research. *In Proceedings of the second Asian Pacific interdisciplinary research in accounting Conference, 1*, 1-17.
- Sinkey, J.F. (1975). A multivariate statistical analysis of the characteristics of problem banks. *The Journal of Finance*, 30(1), 21-36.
- Sinkey, J.F. ve Walker, D.A. (1975). Problem banks: identification and characteristics. *Federal Deposit Insurance Corporation*, 8-24.
- Sivanandam, N., Sumathi, S. ve Deepa, N. (2007). *Introduction to fuzzy logic using MATLAB*. Unpaywall. Springer Berlin Heidelberg.
- Sormunen, N. ve Laitinen T. (2012). Late financial distress process stages and financial ratios: Evidence for auditors’ goingconcern evaluation. *Liiketaloudellinen Aikakauskirja*, (1). 41-69.
- Söylemez, Y. (2018). *2008 Finansal krizi döneminde işletmelerde piyasa verilerine dayalı olarak finansal başarısızlık olasılığının tahmini: İMKB uygulaması*. (Yayımlanmamış doktora tezi). Marmara Üniversitesi.
- Söylemez, Y. ve Yılmaz Türkmen, S. (2017) Yapay sinir ağları modeli ile finansal başarısızlık tahmini. *Finans Ekonomi ve Sosyal Araştırmalar Dergisi*, 2(4), 270-284.
- Sermaye Piyasası Kurulu (2020). *Oy hakkına ve yönetim kurulunda temsil edilmeye ilişkin imtiyazların kaldırılmasına ilişkin esaslar tebliği (Sıra No: II-28.1)*. Resmi

Gazete (31004), 10 Ocak 2020. <https://www.resmigazete.gov.tr/eskiler/2020/01/20200110.pdf> adresinden 15 Şubat 2021 tarihinde erişilmiştir.

Sermaye Piyasası Kurulu (2003). *Sermaye piyasasında muhasebe standartları hakkında tebliği(Seri:XI, no:25)*. Resmi Gazete (25290), 15 Kasım 2003. <https://www.resmigazete.gov.tr/eskiler/2003/11/20031115M1.htm> adresinden 15 Şubat 2021 tarihinde erişilmiştir.

Sprengers, M.A. (2005). *Bankruptcy prediction using clasificaiton and regression trees*. (Unpublished bachelor thesis). Informatics & Economics Faculty of Economics Erasmus University.

Suarez, J.J. (2004). *A neural network model to predict business failure in construction companies in the united states of america*. (Unpublished doctoral thesis). University of Florida.

Sudarsanam, S.K. (2016). A fuzzy neural network model for bankruptcy prediction. *Journal of Engineering Computers & Applied Sciences (JESAS)*. 5(6), 33-40.

Sun, J. ve Li, H. (2012). Financial distress prediction using support vector machines: Ensemble vs. individual. *Applied Soft Computing*, 12(8), 2254-2265.

Suparta, W. ve Alhasa, K.M. (2016). *Modeling of tropospheric delays using ANFIS*. Cham: Springer.

Süsler, B. (2022). *Finansal başarısızlığın yapay sinir ağları ve çok değişkenli istatistiksel analiz teknikleri ile tahmin edilmesi: Borsa İstanbul'da bir uygulama*. (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi). Bursa Uludağ Üniversitesi.

Şahin, N. (2019). *Yapay sinir ağları ve karar ağaçları modelleri ile işletmelerin finansal başarısızlıklarının tahminlemesi*. (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi). Yıldız Teknik Üniversitesi.

Şamiloğlu, F., Akgemci, T., Aydoğan, E., Aypek, N., Cop, R., Eleren, A., Haşioğlu, Ş.B., Kalfaoğlu, S., Özer, G., Özer, K., Özmen, A., Süer, İ., F., ve Tuzcu, A. (2020). Temel işletmecilik kavram ve tanımları. Süer, İ. (Ed.), *Genel işletmecilik bilgileri* (2-30). Nobel Akademik Yayıncılık.

Şengören, F. (2019). *Mali başarı ve başarısızlık tahmini: lojistik regresyon ve destek vektör makineleri karşılaştırması*. (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi). TOOB Ekonomi ve Teknoloji Üniversitesi.

Taffler, R.J. (1982). Forecasting company failure in the UK using diskriminant analysis and financial ratio data. *Journal of the Statistical Society A*, 145(3), 342-358.

Taffler, R. J. (1983). The assessment of company solvency and performance using a statistical model. *Accounting and Business Research*, 13(52), 295-308.

Tam, K.Y. ve Kiang, M.Y. (1992). Managerial Applicaitons of neural network: The case bank failure predictions. *Management Science*, 38(7), 926-947.

- Tamari, M. (1966). Financial ratios as a means of forecasting bankruptcy. *Management International Review*, 6(4), 15-21.
- Tanrıverdi, İ. (2018). *Anfis ve regresyon analizi ile enflasyon tahmini ve karşılaştırması*. (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi). Marmara Üniversitesi.
- Taşdelen, A. (2021). *A Robust deep learning based detector for pre-mirna classification*. (Unpublished doctoral thesis). Ankara Yıldırım Beyazıt University.
- Taşpınar Cengiz, D., Turanlı, M., Bağdatlı Kalkan, S. ve Köse, İ. (2015). Türkiye'deki işletmelerin finansal başarısızlığının faktör analizi ve diskriminant analizi ile incelenmesi. *İstanbul Üniversitesi İktisat Fakültesi Ekonometri ve İstatistik Dergisi*, 23, 62-79.
- Terzi, S. (2011). Finansal rasyolar yardımıyla finansal başarısızlık tahmini: gıda sektöründe ampirik bir araştırma. *Çukurova Üniversitesi İİBF Dergisi*, 15(1), 1-18.
- Tezcan, N. (2011). Parametrik olmayan regresyon analizi. *Atatürk Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi*, 10. *Ekonometri ve İstatistik Sempozyumu 25. Özel Sayısı*, 341-352.
- Thompson, J.L. (1997). *Strategic management: awareness and change* (3rd Edition). Boston: Thomson Business Press.
- Tinoco, M.H. ve Wilson, N. (2013). Financial distress and bankruptcy prediction among listed companies using accounting, market and macroeconomic variables. *International Review of Financial Analysis*, 30, 394-419.
- Tolon, M. ve Tosunoğlu, N.G. (2008). Tüketici tatmini verilerinin analizi:Yapay sinir ağları ve regresyon analizi karşılaştırması. *Gazi Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 10(2), 247-259.
- Topaloğlu, B. (2000). *Endüstri işletmelerinde mali başarısızlık üzerine ekonometrik model önerisi*. (Yayımlanmamış doktora tezi). İstanbul Üniversitesi.
- Toraman, C. ve Karaca, C. (2016). Kimya endüstrisinde faaliyet gösteren firmalar üzerinde mali başarısızlık tahmini: Borsa İstanbul'a bir uygulama. *Muhasebe ve Finansman Dergisi*, (70), 111-128.
- Torres Reyna, O. (2008). *Getting started in logit and ordered logit regression*. Princeton. <https://www.princeton.edu/~otorres/Logit.pdf> adresinden 13.06.2021 tarihinde alınmıştır.
- Torun, T. (2007). *Finansal başarısızlık tahmininde geleneksel istatistiki yöntemlerle yapay sinir ağlarının karşılaştırılması ve sanayi işletmeleri üzerinde uygulama*. (Yayımlanmamış doktora tezi). Erciyes Üniversitesi.
- Tuna, M. (2019). *İşletmelerin finansal başarısızlığının tahmin edilmesi: BİST'te bir uygulama*. (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi). Balıkesir Üniversitesi.

- Turban, E., Aronson, J.E., ve Liang, T-P, (2007). *Decision support systems and intelligent systems*. Prentice-Hall of India.
- Turk, Z. ve Kurklu, E. (2017). Financial failure estimate in BIST companies with Altman and Springate models. *Osmaniye Korkut Ata Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 1(1), 1-14.
- Türkiye Cumhuriyeti Merkez Bankası (2017). *Oran formülleri*. www3.tcmb.gov.tr/sektor/2017/Raporlar/oran.pdf adresinden 18 Aralık 2017 tarihinde alınmıştır.
- Tuş Işık, A. (2011). *Bütünleşik üretim planlamasında bulanık mantık yaklaşımı ve bir uygulama*. (Yayımlanmamış doktora tezi). Adnan Menderes Üniversitesi.
- Tükenmez, M., Susmuş, T., Özkan, S., Kutay, N., Evrim, P., Baklavacı, H.F., Yücel, T., Özkol, E., Durukan, M.B. ve Yükçü, S. (1999). *Muhasebe sistemi uygulama genel tebliği'ne göre; finansal yönetim*. Vizyon Yayınları.
- Tür, R., Kazaz, A., ve Yardımcı, A. (2005). Antalya'da faaliyet gösteren inşaat firmalarına yönelik ekonomik durum analizi: Bulanık mantık yaklaşımı. *Antalya Yöresinin İnşaat Mühendisliği Sorunları Kongresi Bildiriler Kitabı* içinde (ss. 1-9). Antalya.
- Türk Girişim ve İş Dünyası Konfederasyonu (TÜRKONFED) (2008). *KOBİ'lerde dönüşüm, küçük firmaların büyük başarıları*. <https://turkonfed.org/Files/ContentFile/kobilerde-donusum.pdf> adresinden 15 Haziran 2021 tarihinde erişilmiştir. .
- Türkcan, Z. (2017). *Bankalarda mali başarısızlığın tahmin edilmesine yönelik karşılaştırmalı uygulama: Avrupa Birliği ülkeleri ve Türkiye örneği*. (Yayımlanmamış doktora tezi). Akdeniz Üniversitesi.
- Türkiye Odalar ve Borsalar Birliği (TOBB) (2022). *Kurulan-kapanan şirket istatistikleri (Resmi İstatistik)*. <https://www.tobb.org.tr/BilgiErisimMudurlugu/Sayfalar/KurulanKapananSirketistatistikleri.php> adresinden 10 Haziran 2022 tarihinde erişilmiştir.
- Türkmen, S. (2016). *Finansal başarısızlık ile kurumsal yönetim arasındaki ilişkinin incelenmesi*. (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi). Çankırı Karatekin Üniversitesi.
- Türkmen, S. (2020). Finansal başarısızlık ile kurumsal yönetim arasındaki ilişkinin incelenmesi üzerine ampirik bir araştırma. *Econder International Academic Journal*, 4(1), 116-141.
- Türko, R.M. (2002). *Finansal yönetim* (2. Baskı). Alfa Yayınevi.
- Ugurlu, M. ve Aksoy, H. (2006). Predicting of corporate financial distress in an emerging market: The case of Turkey. *Cross Cultural Management: An International Journal*, 13(4). 277-295.

- Ulucan, S. (2016). *Finansal başarısızlıkların Altman Z ve bulanık mantık (ANFİS) yöntemi ile tespit edilmesi: teknoloji ve tekstil sektöründe bir uygulama (2006-2013)*. (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi). Cumhuriyet Üniversitesi.
- Ural, K. (2014). *İşletmelerde finansal başarısızlık tahminlemesi ve Borsa İstanbul'da faaliyet gösteren gıda şirketlerinde uygulama*. (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi). Gediz Üniversitesi.
- Ural, K., Gürarda, Ş. ve Önemli, M.B. (2015). Lojistik regresyon ile finansal başarısızlık tahminlemesi: Borsa İstanbul'da faaliyet gösteren gıda, içki ve tütün şirketlerinde uygulama. *Muhasebe ve Finansman Dergisi*, (67), 85-100.
- Uyar, S.N. (2019). *Finansal rasyolar yardımıyla mali başarısızlık tahmininde alternatif tekniklerin karşılaştırılması*. (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi). Marmara Üniversitesi.
- Uyar, T. (2019). *Yeni konkordato hukukumuzun temel ilkeleri*. Türkiye Barolar Birliği Yayınları: 369.
- Ünsal, A. (2001). Mali başarılı ve mali başarısız şirketlerin ayırımını sağlayan diskriminant fonksiyonunun bulunması. *Çukurova Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 7(7), 214-234.
- Ünsal, S. ve Alışkan, İ. (2016). Mamdani ve takagi-sugeno çıkarım yöntemlerine sahip bulanık mantık denetleyicilerin özgün yazılım ve araç kutusu performans analizi. In *National Conference on Electrical, Electronics and Biomedical Engineering*, (ss. 237-241). IEEE.
- Van, M.G. (2019). *Finansal başarısızlık ve iflası etkileyen faktörlerin genelleştirilmiş sıralı logit modeli ile analizi*. (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi). Van Yüzüncü Yıl Üniversitesi.
- Vatansever, K. ve Aydın, S. (2014). Finansal başarısızlığın öngörülmesinde çok kriterli karar verme analizine dayalı bir araştırma. *Dumlupınar Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, (41) . 163-176.
- Vuran, B. (2009). Prediction of business failure: a comparison of discriminant and logistic regression analyses. *İstanbul Üniversitesi İşletme Fakültesi Dergisi*, 38(1), 47-63.
- Wang, Y. ve Campbell, M. (2010). Business failure Prediction for publicly listed companies in China. *Journal of Business and Management*, 16(1), 75-88.
- Weibel, P.F. (1973). *The value of criteria to judge credit worthiness in the lending of banks*. Bern. Wharton Financial Institutions Centre.
- Weston, J.F. ve Brigham, E.F. (1981). *Managerial finance*. The Dryden Press.
- Whitaker, R.B. (1999). The early stages of financial distress. *Journal of Economics and Finance*, 23(2), 123-133.
- Wilcox, J.W. (1971). A simple theory of financial ratios as predictors of failure. *Journal Of Accounting Research*, 9(2), 389-395.

- Wilcox, J. W. (1976). The gambler's ruin approach to business risk. *Sloan Management Review (pre-1986)*, 18(1), 33-46.
- Wilson, R.L. ve Sharda, R. (1994). Bankruptcy prediction using neural networks. *Decision Support Systems*, 11(1994), 545-557.
- Wruck, K.H. (1990). Financial distress, reorganization, and organizational efficiency. *Journal of Financial Economics*, 27(2), 419-444.
- Xu, X. ve Wang, Y. (2009). Financial failure prediction using efficiency as a predictors. *Expert Systems with Applications*, 36, 366-373.
- Xu, W., Xiao, Z., Dang, X., Yang, D. ve Yang, X. (2014). Financial ratio selection for business failure prediction using soft set theory, *Knowledge-Based System*, 63, 59-67.
- Yakıcı Ayan, T. ve Değirmenci, N. (2018). Firma finansal başarısızlık öngörüsü için bir lojistik regresyon modeli. *Uluslararası İktisadi ve İdari İncelemeler Dergisi*, (18. EYİ Özel Sayısı), 77-88.
- Yakut, E. ve Elmas, B. (2013). İşletmelerin finansal başarısızlığının veri madenciliği ve diskriminant analizi modelleri ile tahmin edilmesi. *Afyon Kocatepe Üniversitesi, İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 15(1), 261-280.
- Yaman, S. (2020). *Finansal başarısızlık modellerinin çalışma sermayesi yönetimi ve sermaye yapısı teorileri doğrultusunda incelenmesi: BİST firmaları üzerine bir araştırma*. (Yayımlanmamış doktora tezi). Mersin Üniversitesi.
- Yapa, K. (2023). *Sektörlere özgü finansal başarısızlık öngörü modeli önerisi*. (Yayımlanmamış doktora tezi). Anadolu Üniversitesi.
- Yazdanfar, D. ve Nilsson, M. (2008). The bankruptcy determinants of Swedish SMEs. *Institute for Small Business & Entrepreneurship*, 1-14.
- Yerdelen Kaygın, C., Tazegül, A. ve Yazarkan, H. (2016). İşletmelerin finansal başarılı ve başarısız olma durumlarının veri madenciliği ve lojistik regresyon analizi ile tahmin edilebilirliği. *Ege Akademik Bakış Dergisi*, 161(1), 147-159.
- Yıldırım, İ. (2006). *İşletmelerde mali başarısızlıkların tahmininde erken uyarı sistemleri ve Türkiye için bir model önerisi*. (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi). Gazi Üniversitesi.
- Yıldız, B. (1999). *Finansal başarısızlığın öngörülmesinde yapay sinir ağı kullanımı ve ampirik bir çalışma*. (Yayımlanmamış doktora tezi). Dumlupınar Üniversitesi.
- Yıldız, B. ve Akkoç, S. (2009). Banka finansal başarısızlıklarının sinirsel bulanık ağ yöntemi ile öngörüsü. *BDDK Bankacılık ve Finansal Piyasalar Dergisi*, 3(1), 9-36.
- Yıldız, B. (2009). *Finansal analizde yapay zeka*. Beta Yayıncılık.

- Yıldız, Ş. (2021). *Finansal başarısızlık tahmin modellerinin karşılaştırılması: BİST turizm işletmeleri üzerine bir uygulama*. (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi). Karabük Üniversitesi.
- Yılmaz, H. ve Yıldırım, M. (2015). Borsada işlem gören işletmelerde mali başarısızlık tahmini: Altan Modeli'nin BIST uygulaması. *Aksaray Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 7(3), 43-49.
- Yılmaz, M. ve Arslan, E. (2005). *Bulanık mantığın jeodezik problemlerin çözümünde kullanılması*. Harita ve Kadastro Mühendisleri Odası, Mühendislik Ölçmeleri STB Komisyonu, 2. Mühendislik Ölçmeleri Sempozyumu. İTÜ, İstanbul, 512-522.
- Yılmaz, M.H. (2019). *Predicting financial distress of turkish non-financial firms: Evidence from micro data*. (Unpublished master's thesis). Orta Doğu Teknik Üniversitesi.
- Youn, H. ve Gu, Z. (2010). Predicting Korean lodging firm failures: An artificial neural network model along with a logistic regression model. *International Journal of Hospitality Management*, 29(2010), 120-127.
- Yürük, M.F. (2019). *Yapay zekâ yöntemleri ile işletmelerin finansal başarısızlığının tahmin edilmesi: BİST imalat sanayi uygulaması*. (Yayımlanmamış doktora tezi). Gaziantep Üniversitesi.
- Yürük, M.F. ve Ekşi, İ.H. (2019). Yapay zekâ yöntemleri ile işletmelerin finansal başarısızlığın tahmin edilmesi: BİST imalat sektörü uygulaması. *Mukaddime*, 10(1), 393-422.
- Zavgren, C.V. (1985). Assessing the vulnerability to failure of American industrial firms: A logistic analysis. *Journal Of Business Finance & Accounting*, 12(1), 19-45.
- Zengin, A.Z. (2008). *Tekstil firmalarının mali başarı durumları açısından tüketicilerin pazarlama faaliyetlerine ilişkin algıları*. (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi). Gazi Üniversitesi.
- Zeytinoglu, E. ve Akarım, Y. D. (2013). Financial failure prediction using financial ratios: An empirical application on Istanbul Stock Exchange. *Journal of Applied Finance & Banking*, 3 (3), 107-116.
- Zhang, G., Hu, M.Y., Patuwo, B.E. ve Indro, C.D. (1999). Artificial neural networks in bankruptcy prediction: General framework and cross-validation analysis. *European Journal of Operational Research*, 116(1), 16-32.
- Zheng, Q. ve Yanhui, J. (2007). Financial distress prediction based on decision tree models. *IEEE Intenational Conference on Service Operations and Logistics, and Informatics*, SOLI, IEEE. 1-6.
- Zhou, Y. (2008). *Corporate failure prediction: comparison between artificial neural networks and other techniques*. (Unpublisdeh doctoral thesis). The University of Manchester.

Zinet, T.Ç. (2014). *İşletmelerin finansal başarısızlıklarının erken uyarı sistemleri ile tespiti ve BİST'te 2005-2013 dönemi bir uygulama*. (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi). Yıldız Teknik Üniversitesi.

Zmijewski, M.E. (1984). Methodological issues related to the estimation of financial distress prediction models. *Journal of Accounting Research*, 59-82.

EKLER

Ek 1. Sektörlere Göre BİST Şirket Sayıları

ANA SEKTÖRLER	ALT SEKTÖRLER	Şirket Sayıları	Toplam Şirket Sayısı	
1	İmalat	Metal Eşya Makine Elektrikli Cihazlar ve Ulaşım Araçları	33	177
		Kimya İlaç Petrol Lastik ve Plastik Ürünler	31	
		Gıda, İçecek ve Tütün	27	
		Taş ve Toprağa Dayalı	26	
		Tekstil, Giyim Eşyası ve Deri	23	
		Ana Metal Sanayi	18	
		Kağıt ve Kağıt Ürünleri, Basım ve Yayın	13	
		Orman Ürünleri ve Mobilya	5	
		Diğer İmalat Sanayii	1	
2	Mali Kuruluşlar	Holdingle ve Yatırım Şirketleri	46	127
		Gayrimenkul Yatırım Ortaklıkları	33	
		Bankalar	13	
		Menkul Kıymet Yatırım Ortaklıkları	9	
		Sigorta Şirketleri	7	
		Finansal Kiralama ve Faktoring Şirketleri	7	
		Girişim Sermayesi Yatırım Ortaklıkları	7	
		Aracı Kurumlar	5	
3	Toptan ve Perakende Ticaret, Lokantalar ve Oteller	Perakende Ticaret	12	32
		Lokantalar ve Oteller	12	
		Toptan Ticaret	8	
4	Teknoloji	Bilişim	18	19
		Savunma	1	
5	Ulaştırma, Depolama ve Haberleşme	Ulaştırma ve Depolama	8	10
		Haberleşme	2	
6	Elektrik Gaz ve Su	Elektrik Gaz ve Buhar	9	9
7	İnşaat ve Bayındırlık	İnşaat ve Bayındırlık İşleri	9	9
8	Eğitim, Sağlık, Spor ve Diğer Sosyal Hizmetler	Spor Faaliyetleri Eğlence ve Oyun Faaliyetleri	4	7
		İnsan Sağlığı ve Sosyal Hizmetler	2	
		Yaratıcı Sanatlar Gösteri Sanatları ve Eğlence Faaliyetleri	1	
9	Madencilik ve Taş Ocakçılığı	Kömür ve Linyit Madenciliği	2	4
		Ham Petrol ve Doğal Gaz Çıkartılması	1	
		Metal Cevheri Madenciliği	1	
10	İdari ve Destek Hizmet Faaliyetleri	Güvenlik ve Soruşturma Faaliyetleri	2	4
		Büro Yönetimi, Büro Desteği ve Diğer Şirket Destek Faaliyetleri	2	
11	Tarım, Ormancılık ve Balıkçılık	Tarım ve Hayvancılık Avcılık ve İlgili Hizmet Faaliyetleri	3	3
12	Gayrimenkul Faaliyetleri	Gayrimenkul Faaliyetleri	2	2
13	Mesleki, Bilimsel ve Teknik Faaliyetler	Hukuk ve Muhasebe Faaliyetleri	1	1
		Toplam		404

Kaynak: KAP (2020)

Ek 2. Alt Sektörlerine Göre BİST İmalat Firmaları

Genel Sıra	Sektör Sıra	Kod	Alt Sektör	Genel Sıra	Sektör Sıra	Kod	Alt Sektör
1	1	ALCAR	Metal Eşya Makine Elektrikli Cihazlar ve Ulaşım Araçları	26	26	SAYAS	Metal Eşya Makine Elektrikli Cihazlar ve Ulaşım Araçları
2	2	ARCLK	Metal Eşya Makine Elektrikli Cihazlar ve Ulaşım Araçları	27	27	SILVR	Metal Eşya Makine Elektrikli Cihazlar ve Ulaşım Araçları
3	3	ASUZU	Metal Eşya Makine Elektrikli Cihazlar ve Ulaşım Araçları	28	28	TMSN	Metal Eşya Makine Elektrikli Cihazlar ve Ulaşım Araçları
4	4	AYES	Metal Eşya Makine Elektrikli Cihazlar ve Ulaşım Araçları	29	29	TOASO	Metal Eşya Makine Elektrikli Cihazlar ve Ulaşım Araçları
5	5	BALAT	Metal Eşya Makine Elektrikli Cihazlar ve Ulaşım Araçları	30	30	TTRAK	Metal Eşya Makine Elektrikli Cihazlar ve Ulaşım Araçları
6	6	BFREN	Metal Eşya Makine Elektrikli Cihazlar ve Ulaşım Araçları	31	31	ULUSE	Metal Eşya Makine Elektrikli Cihazlar ve Ulaşım Araçları
7	7	BNTAS	Metal Eşya Makine Elektrikli Cihazlar ve Ulaşım Araçları	32	32	VESBE	Metal Eşya Makine Elektrikli Cihazlar ve Ulaşım Araçları
8	8	DITAS	Metal Eşya Makine Elektrikli Cihazlar ve Ulaşım Araçları	33	33	VESTL	Metal Eşya Makine Elektrikli Cihazlar ve Ulaşım Araçları
9	9	EGEEN	Metal Eşya Makine Elektrikli Cihazlar ve Ulaşım Araçları	34	1	ACSEL	Kimya, İlaç, Petrol, Lastik ve Plastik Ürünler
10	10	EMKEL	Metal Eşya Makine Elektrikli Cihazlar ve Ulaşım Araçları	35	2	AKSA	Kimya, İlaç, Petrol, Lastik ve Plastik Ürünler
11	11	EMNIS	Metal Eşya Makine Elektrikli Cihazlar ve Ulaşım Araçları	36	3	ALKIM	Kimya, İlaç, Petrol, Lastik ve Plastik Ürünler
12	12	FMIZP	Metal Eşya Makine Elektrikli Cihazlar ve Ulaşım Araçları	37	4	AYGAZ	Kimya, İlaç, Petrol, Lastik ve Plastik Ürünler
13	13	FORMT	Metal Eşya Makine Elektrikli Cihazlar ve Ulaşım Araçları	38	5	BAGFS	Kimya, İlaç, Petrol, Lastik ve Plastik Ürünler
14	14	FROTO	Metal Eşya Makine Elektrikli Cihazlar ve Ulaşım Araçları	39	6	BRISA	Kimya, İlaç, Petrol, Lastik ve Plastik Ürünler
15	15	GEREL	Metal Eşya Makine Elektrikli Cihazlar ve Ulaşım Araçları	40	7	BRKSN	Kimya, İlaç, Petrol, Lastik ve Plastik Ürünler
16	16	IHEVA	Metal Eşya Makine Elektrikli Cihazlar ve Ulaşım Araçları	41	8	DEVA	Kimya, İlaç, Petrol, Lastik ve Plastik Ürünler
17	17	JANTS	Metal Eşya Makine Elektrikli Cihazlar ve Ulaşım Araçları	42	9	DYOBY	Kimya, İlaç, Petrol, Lastik ve Plastik Ürünler
18	18	KARSN	Metal Eşya Makine Elektrikli Cihazlar ve Ulaşım Araçları	43	10	EGGUB	Kimya, İlaç, Petrol, Lastik ve Plastik Ürünler
19	19	KATMR	Metal Eşya Makine Elektrikli Cihazlar ve Ulaşım Araçları	44	11	EGPRO	Kimya, İlaç, Petrol, Lastik ve Plastik Ürünler
20	20	KLMSN	Metal Eşya Makine Elektrikli Cihazlar ve Ulaşım Araçları	45	12	EPLAS	Kimya, İlaç, Petrol, Lastik ve Plastik Ürünler
21	21	MAKTK	Metal Eşya Makine Elektrikli Cihazlar ve Ulaşım Araçları	46	13	GEDZA	Kimya, İlaç, Petrol, Lastik ve Plastik Ürünler
22	22	OTKAR	Metal Eşya Makine Elektrikli Cihazlar ve Ulaşım Araçları	47	14	GOODY	Kimya, İlaç, Petrol, Lastik ve Plastik Ürünler
23	23	PARSN	Metal Eşya Makine Elektrikli Cihazlar ve Ulaşım Araçları	48	15	GUBRF	Kimya, İlaç, Petrol, Lastik ve Plastik Ürünler
24	24	PRKAB	Metal Eşya Makine Elektrikli Cihazlar ve Ulaşım Araçları	49	16	HEKTS	Kimya, İlaç, Petrol, Lastik ve Plastik Ürünler
25	25	SAFKR	Metal Eşya Makine Elektrikli Cihazlar ve Ulaşım Araçları	50	17	IZFAS	Kimya, İlaç, Petrol, Lastik ve Plastik Ürünler

Tablolar Devamı

51	18	MEGAP	Kimya, İlaç, Petrol, Lastik ve Plastik Ürünler	78	14	MERKO	Gıda, İçecek ve Tütün
52	19	MRSHL	Kimya, İlaç, Petrol, Lastik ve Plastik Ürünler	79	15	OYLUM	Gıda, İçecek ve Tütün
53	20	OZRDN	Kimya, İlaç, Petrol, Lastik ve Plastik Ürünler	80	16	PENGD	Gıda, İçecek ve Tütün
54	21	PETKM	Kimya, İlaç, Petrol, Lastik ve Plastik Ürünler	81	17	PETUN	Gıda, İçecek ve Tütün
55	22	POLTK	Kimya, İlaç, Petrol, Lastik ve Plastik Ürünler	82	18	PINSU	Gıda, İçecek ve Tütün
56	23	RTALB	Kimya, İlaç, Petrol, Lastik ve Plastik Ürünler	83	19	PNSUT	Gıda, İçecek ve Tütün
57	24	SANFM	Kimya, İlaç, Petrol, Lastik ve Plastik Ürünler	84	20	SELGD	Gıda, İçecek ve Tütün
58	25	SASA	Kimya, İlaç, Petrol, Lastik ve Plastik Ürünler	85	21	TATGD	Gıda, İçecek ve Tütün
59	26	SEKUR	Kimya, İlaç, Petrol, Lastik ve Plastik Ürünler	86	22	TBORG	Gıda, İçecek ve Tütün
60	27	SEYKM	Kimya, İlaç, Petrol, Lastik ve Plastik Ürünler	87	23	TKURU	Gıda, İçecek ve Tütün
61	28	SODA	Kimya, İlaç, Petrol, Lastik ve Plastik Ürünler	88	24	TUKAS	Gıda, İçecek ve Tütün
62	29	SODSN	Kimya, İlaç, Petrol, Lastik ve Plastik Ürünler	89	25	ULKER	Gıda, İçecek ve Tütün
63	30	TMPOL	Kimya, İlaç, Petrol, Lastik ve Plastik Ürünler	90	26	ULUUN	Gıda, İçecek ve Tütün
64	31	TUPRS	Kimya, İlaç, Petrol, Lastik ve Plastik Ürünler	91	27	VANGD	Gıda, İçecek ve Tütün
65	1	AEFES	Gıda, İçecek ve Tütün	92	1	ADANA	Taş ve Toprağa Dayalı
66	2	ALYAG	Gıda, İçecek ve Tütün	93	2	AFYON	Taş ve Toprağa Dayalı
67	3	AVOD	Gıda, İçecek ve Tütün	94	3	AKCNS	Taş ve Toprağa Dayalı
68	4	BANVT	Gıda, İçecek ve Tütün	95	4	ANACM	Taş ve Toprağa Dayalı
69	5	COLLA	Gıda, İçecek ve Tütün	96	5	ASLAN	Taş ve Toprağa Dayalı
70	6	DARDL	Gıda, İçecek ve Tütün	97	6	BASCM	Taş ve Toprağa Dayalı
71	7	EKIZ	Gıda, İçecek ve Tütün	98	7	BOLUC	Taş ve Toprağa Dayalı
72	8	ERSU	Gıda, İçecek ve Tütün	99	8	BSOKE	Taş ve Toprağa Dayalı
73	9	FRIGO	Gıda, İçecek ve Tütün	100	9	BTCIM	Taş ve Toprağa Dayalı
74	10	KENT	Gıda, İçecek ve Tütün	101	10	BUCIM	Taş ve Toprağa Dayalı
75	11	KERTV	Gıda, İçecek ve Tütün	102	11	CIMSA	Taş ve Toprağa Dayalı
76	12	KNFRT	Gıda, İçecek ve Tütün	103	12	CMBTN	Taş ve Toprağa Dayalı
77	13	KRSTL	Gıda, İçecek ve Tütün	104	13	CMENT	Taş ve Toprağa Dayalı

Tablolar Devamı

105	14	DENCM	Taş ve Toprağa Dayalı	142	2	BURCE	Ana Metal Sanayi
106	15	DOGUB	Taş ve Toprağa Dayalı	143	3	BURVA	Ana Metal Sanayi
107	16	EGSER	Taş ve Toprağa Dayalı	144	4	CELHA	Ana Metal Sanayi
108	17	GOLTS	Taş ve Toprağa Dayalı	145	5	CEMAS	Ana Metal Sanayi
109	18	KONYA	Taş ve Toprağa Dayalı	146	6	CEMETS	Ana Metal Sanayi
110	19	KUTPO	Taş ve Toprağa Dayalı	147	7	CUSAN	Ana Metal Sanayi
111	20	NIBAS	Taş ve Toprağa Dayalı	148	8	DMSAS	Ana Metal Sanayi
112	21	NUHCM	Taş ve Toprağa Dayalı	149	9	DOKTA	Ana Metal Sanayi
113	22	OYAKC	Taş ve Toprağa Dayalı	150	10	ERBOS	Ana Metal Sanayi
114	23	TRKCM	Taş ve Toprağa Dayalı	151	11	EREGL	Ana Metal Sanayi
115	24	UNYEC	Taş ve Toprağa Dayalı	152	12	ISDMR	Ana Metal Sanayi
116	25	USAK	Taş ve Toprağa Dayalı	153	13	IZMDC	Ana Metal Sanayi
117	26	YBTAS	Taş ve Toprağa Dayalı	154	14	KRDMA	Ana Metal Sanayi
118	1	ARSAN	Tekstil, Giyim Eşyası ve Deri	155	15	OZBAL	Ana Metal Sanayi
119	2	ATEKS	Tekstil, Giyim Eşyası ve Deri	156	16	SARKY	Ana Metal Sanayi
120	3	BLCYT	Tekstil, Giyim Eşyası ve Deri	157	17	TUCLK	Ana Metal Sanayi
121	4	BOSSA	Tekstil, Giyim Eşyası ve Deri	158	18	YKSLN	Ana Metal Sanayi
122	5	BRKO	Tekstil, Giyim Eşyası ve Deri	159	1	ALKA	Kağıt ve Kağıt Ürünleri, Basım ve Yayın
123	6	BRMEN	Tekstil, Giyim Eşyası ve Deri	160	2	BAKAB	Kağıt ve Kağıt Ürünleri, Basım ve Yayın
124	7	DAGI	Tekstil, Giyim Eşyası ve Deri	161	3	DOBUR	Kağıt ve Kağıt Ürünleri, Basım ve Yayın
125	8	DERAS	Tekstil, Giyim Eşyası ve Deri	162	4	DURDO	Kağıt ve Kağıt Ürünleri, Basım ve Yayın
126	9	DERIM	Tekstil, Giyim Eşyası ve Deri	163	5	HURGZ	Kağıt ve Kağıt Ürünleri, Basım ve Yayın
127	10	DESA	Tekstil, Giyim Eşyası ve Deri	164	6	IHGZT	Kağıt ve Kağıt Ürünleri, Basım ve Yayın
128	11	DIRIT	Tekstil, Giyim Eşyası ve Deri	165	7	KAPLM	Kağıt ve Kağıt Ürünleri, Basım ve Yayın
129	12	HATEK	Tekstil, Giyim Eşyası ve Deri	166	8	KARTN	Kağıt ve Kağıt Ürünleri, Basım ve Yayın
130	13	KORDS	Tekstil, Giyim Eşyası ve Deri	167	9	OLMIP	Kağıt ve Kağıt Ürünleri, Basım ve Yayın
131	14	KRTEK	Tekstil, Giyim Eşyası ve Deri	168	10	PRZMA	Kağıt ve Kağıt Ürünleri, Basım ve Yayın
132	15	LUKSK	Tekstil, Giyim Eşyası ve Deri	169	11	SAMAT	Kağıt ve Kağıt Ürünleri, Basım ve Yayın
133	16	MEMSA	Tekstil, Giyim Eşyası ve Deri	170	12	TIRE	Kağıt ve Kağıt Ürünleri, Basım ve Yayın
134	17	MNDRS	Tekstil, Giyim Eşyası ve Deri	171	13	VKING	Kağıt ve Kağıt Ürünleri, Basım ve Yayın
135	18	RODRG	Tekstil, Giyim Eşyası ve Deri	172	1	DGKLB	Orman Ürünleri ve Mobilya
136	19	ROYAL	Tekstil, Giyim Eşyası ve Deri	173	2	GENTS	Orman Ürünleri ve Mobilya
137	20	SKTAS	Tekstil, Giyim Eşyası ve Deri	174	3	ORMA	Orman Ürünleri ve Mobilya
138	21	SNPAM	Tekstil, Giyim Eşyası ve Deri	175	4	SUMAS	Orman Ürünleri ve Mobilya
139	22	YATAS	Tekstil, Giyim Eşyası ve Deri	176	5	YONGA	Orman Ürünleri ve Mobilya
140	23	YUNSA	Tekstil, Giyim Eşyası ve Deri	177	1	ADEL	Diğer İmalat Sanayi
141	1	BRSAN	Ana Metal Sanayi				

Kaynak: KAP (2020)

Ek 3. Çalışmada Kullanılan Bağımsız Değişkenler

Oran Grubu	Sıra	Finansal Oranlar	Sıra	Finansal Oranlar
Likidite Oranları	X ₁	Cari Oran = $\frac{\text{Dönen Varlıklar/Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar}}{\text{Dönen Varlıklar/Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar}}$	X ₅	Stoklar/Toplam Varlıklar Oranı = $\frac{\text{Stoklar/Toplam Varlıklar}}{\text{Stoklar/Toplam Varlıklar}}$
	X ₂	Asit-Test (Likid) Oranı = $\frac{(\text{Dönen Varlıklar-Stoklar}) / \text{Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar}}{(\text{Dönen Varlıklar-Stoklar}) / \text{Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar}}$	X ₆	Stok Bağımlılık Oranı = $\frac{[\text{KVYK- (Nakit ve Nakit Benzerleri)}] / \text{Stoklar}}{[\text{KVYK- (Nakit ve Nakit Benzerleri)}] / \text{Stoklar}}$
	X ₃	Nakit Oranı = $\frac{\text{Nakit ve Nakit Benzerleri/Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar}}{\text{Nakit ve Nakit Benzerleri/Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar}}$	X ₇	Kısa Vadeli Ticari Alacaklar / Toplam Varlıklar Oranı = $\frac{\text{Kısa Vadeli Ticari Alacaklar/Toplam Varlıklar Oranı}}{\text{Kısa Vadeli Ticari Alacaklar/Toplam Varlıklar Oranı}}$
	X ₄	Stoklar/Dönen Varlıklar Oranı = $\frac{\text{Stoklar/Dönen Varlıklar}}{\text{Stoklar/Dönen Varlıklar}}$	X ₈	Net Çalışma Sermayesi/Toplam Varlıklar Oranı = $\frac{(\text{Dönen Varlıklar - KVYK})/\text{Toplam Varlıklar}}{(\text{Dönen Varlıklar - KVYK})/\text{Toplam Varlıklar}}$
Finansal (Mali) Yapı Oranları	X ₉	Finansal Kaldıraç Oranı = $\frac{\text{Toplam Yabancı Kaynaklar/Toplam Varlıklar}}{\text{Toplam Yabancı Kaynaklar/Toplam Varlıklar}}$	X ₁₆	Maddi Duran Varlıklar/ Öz Kaynaklar Oranı = $\frac{\text{Maddi Duran Varlıklar} / \text{Öz kaynaklar}}{\text{Maddi Duran Varlıklar} / \text{Öz kaynaklar}}$
	X ₁₀	Öz kaynaklar/Toplam Varlıklar Oranı = $\frac{\text{Öz kaynaklar/Toplam Varlıklar}}{\text{Öz kaynaklar/Toplam Varlıklar}}$	X ₁₇	Duran Varlıklar/ Öz kaynaklar Oranı = $\frac{\text{Duran Varlıklar} / \text{Öz kaynaklar}}{\text{Duran Varlıklar} / \text{Öz kaynaklar}}$
	X ₁₁	Finansman Oranı = $\frac{\text{Özkaynaklar/Toplam Yabancı Kaynaklar}}{\text{Özkaynaklar/Toplam Yabancı Kaynaklar}}$	X ₁₈	Duran Varlıklar/ Devamlı Sermaye Oranı = $\frac{\text{Duran Varlıklar} / (\text{Uzun Vadeli Yabancı Kaynaklar} + \text{Öz kaynaklar})}{\text{Duran Varlıklar} / (\text{Uzun Vadeli Yabancı Kaynaklar} + \text{Öz kaynaklar})}$
	X ₁₂	Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar/Toplam Kaynaklar Oranı = $\frac{\text{Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar/Toplam Kaynaklar}}{\text{Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar/Toplam Kaynaklar}}$	X ₁₉	Esas Faaliyet Kârı-Zararı(net) / Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar Oranı = $\frac{[\text{Brüt Satış Kârı (Zararı) - (Genel Yönetim Giderleri + Pazarlama Satış Dağıtım Giderleri + Araştırma ve Geliştirme Giderleri)}] / \text{KVYK}}{[\text{Brüt Satış Kârı (Zararı) - (Genel Yönetim Giderleri + Pazarlama Satış Dağıtım Giderleri + Araştırma ve Geliştirme Giderleri)}] / \text{KVYK}}$
	X ₁₃	Uzun Vadeli Yabancı Kaynaklar/Toplam Kaynaklar Oranı = $\frac{\text{Uzun Vadeli Yabancı Kaynaklar/Toplam Kaynaklar}}{\text{Uzun Vadeli Yabancı Kaynaklar/Toplam Kaynaklar}}$	X ₂₀	Faiz ve Vergi Öncesi Kâr/Toplam Yabancı Kaynaklar Oranı = $\frac{\text{Faiz ve Vergi Öncesi Kâr/Toplam Yabancı Kaynaklar Oranı}}{\text{Faiz ve Vergi Öncesi Kâr/Toplam Yabancı Kaynaklar Oranı}}$
	X ₁₄	Uzun Vadeli Yabancı Kaynaklar/Devamlı Sermaye Oranı = $\frac{\text{Uzun Vadeli Yabancı Kaynaklar/ (Uzun Vadeli Yabancı Kaynaklar+Özkaynaklar) Oranı}}{\text{Uzun Vadeli Yabancı Kaynaklar/ (Uzun Vadeli Yabancı Kaynaklar+Özkaynaklar) Oranı}}$	X ₂₁	Faiz ve Vergi Öncesi Kâr/Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar Oranı = $\frac{\text{Faiz ve Vergi Öncesi Kâr/Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar Oranı}}{\text{Faiz ve Vergi Öncesi Kâr/Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar Oranı}}$
	X ₁₅	Dönen Varlıklar/Toplam Varlıklar Oranı = $\frac{\text{Dönen Varlıklar/Toplam Varlıklar}}{\text{Dönen Varlıklar/Toplam Varlıklar}}$	X ₂₂	Nakit Akışı/Toplam Yabancı Kaynaklar Oranı = $\frac{(\text{Vergi Sonrası Net Kâr (Zarar) + Amortismanlar}) / \text{Toplam Yabancı Kaynaklar}}{(\text{Vergi Sonrası Net Kâr (Zarar) + Amortismanlar}) / \text{Toplam Yabancı Kaynaklar}}$
Faaliyet Oranları	X ₂₃	Alacak Devir Hızı = $\frac{\text{Net Satışlar/Ticari Alacaklar}}{\text{Net Satışlar/Ticari Alacaklar}}$	X ₂₈	Aktif Devir Hızı = $\frac{\text{Net Satışlar/Toplam Varlıklar}}{\text{Net Satışlar/Toplam Varlıklar}}$
	X ₂₄	Stok Devir Hızı = $\frac{\text{Satışların Maliyeti/ Ortalama Stok}}{\text{Satışların Maliyeti/ Ortalama Stok}}$	X ₂₉	Özkaynak Devir Hızı = $\frac{\text{Net Satışlar/Özkaynaklar}}{\text{Net Satışlar/Özkaynaklar}}$
	X ₂₅	Dönen Varlık Devir Hızı = $\frac{\text{Net Satışlar/ Dönen Varlıklar}}{\text{Net Satışlar/ Dönen Varlıklar}}$	X ₃₀	Ticari Borç Devir Hızı = $\frac{\text{Satışların Maliyeti/ Ticari Borçlar (ortalama)}}{\text{Satışların Maliyeti/ Ticari Borçlar (ortalama)}}$
	X ₂₆	Duran Varlık Devir Hızı = $\frac{\text{Net Satışlar/Duran Varlıklar}}{\text{Net Satışlar/Duran Varlıklar}}$	X ₃₁	Net Çalışma Sermayesi Devir Hızı = $\frac{\text{Net Satışlar} / (\text{Dönen Varlıklar - Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar})}{\text{Net Satışlar} / (\text{Dönen Varlıklar - Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar})}$
	X ₂₇	Maddi Duran Varlık Devir Hızı = $\frac{\text{Net Satışlar} / \text{Maddi Duran Varlıklar}}{\text{Net Satışlar} / \text{Maddi Duran Varlıklar}}$	X ₃₂	İşletme Faaliyetlerinden Nakit Akışları /Toplam Varlıklar Oranı = $\frac{\text{İşletme Faaliyetlerinden Nakit Akışları} / \text{Toplam Varlıklar Oranı}}{\text{İşletme Faaliyetlerinden Nakit Akışları} / \text{Toplam Varlıklar Oranı}}$

Tablolar Devamı

Kârlılık Oranları	X ₃₃	Brüt Kâr Marjı	=	Brüt Satış Kârı (Zararı) / Net Satışlar	X ₃₉	FAVÖK Kâr Marjı	=	(Esas Faaliyet Karı/Zararı) + Amortismanlar) / Net Satışlar
	X ₃₄	Esas Faaliyet Kâr Marjı	=	Esas Faaliyet Kârı (Zararı) / Net Satışlar	X ₄₀	Ekonomik Rantabilite oranı	=	Faiz ve Vergi Öncesi Kâr / Toplam Varlıklar
	X ₃₅	Vergi Öncesi Kâr Marjı	=	Vergi Öncesi Kâr (Zararı) / Net Satışlar	X ₄₁	Faiz Giderleri / Net Satışlar Oranı	=	Finansman Giderleri (net) / Net Satışlar
	X ₃₆	Net Kâr Marjı	=	Net Dönem Kârı (Zararı) / Net Satışlar	X ₄₂	Faiz Karşılama Oranı	=	Faiz ve Vergi Öncesi Kâr / Finansman Giderleri (net)
	X ₃₇	Aktif Kârlılığı (ROA)	=	Net Dönem Kârı (Zararı) / Toplam Varlıklar	X ₄₃	FAVÖK Faiz Karşılama Oranı	=	(Esas Faaliyet Karı(Zararı) + Amortismanlar) / Finansman Giderleri (net)
	X ₃₈	Özkaynak Kârlılığı (ROE)	=	Net Dönem Kârı (Zararı) / Öz kaynaklar	X ₄₄	Dağıtılmayan Kârlar/Toplam Varlıklar Oranı	=	(Geçmiş Yıllar K/Z + Net Dönem K/Z)/Toplam Varlıklar
Büyüme Oranları	X ₄₅	Dönen Varlıklar Büyüme Oranı	=	(Dönen Varlıklar _(t) - Önceki Yıl Dönen Varlıklar _(t-1)) / Önceki Yıl Dönen Varlıklar _(t-1)	X ₄₆	Aktif Büyüme Oranı	=	(Toplam Varlıklar _(t) - Önceki Yıl Toplam Varlıklar _(t-1)) / Önceki Yıl Toplam Varlıklar _(t-1)
	X ₄₇	Net Satışlar Büyüme Oranı	=	(Net Satışlar _(t) - Önceki Yıl Net Satışlar _(t-1)) / Önceki Yıl Net Satışlar _(t-1)	X ₄₈	Özsermaye Büyüme Oranı	=	(Özsermaye _(t) - Önceki Yıl Özsermaye _(t-1)) / Önceki Yıl Özsermaye _(t-1)
	X ₄₉	Faaliyet Giderleri Büyüme Oranı	=	(Faaliyet Giderleri _(t) - Önceki Yıl Faaliyet Giderleri _(t-1)) / Önceki Yıl Faaliyet Giderleri _(t-1)	X ₅₀	Esas Faaliyet Kârı (Zararı) Büyüme Oranı	=	(Esas Faaliyet Kârı(Zararı) _(t) - Önceki Yıl Esas Faaliyet Kârı(Zararı) _(t-1)) / Önceki Yıl Esas Faaliyet Kârı(Zararı) _(t-1)
	X ₅₁	FAVÖK Büyüme Oranı	=	(FAVÖK _(t) - Önceki Yıl FAVÖK _(t-1)) / Önceki Yıl FAVÖK _(t-1)				
Piyasa Temelli ve Diğer	X ₅₂	Hisse Başına Kazanç Oranı	=	Net Dönem Kârı (Zararı) /Toplam Hisse Senedi Adedi	X ₅₃	Piyasa Değeri/Defter Değeri Oranı	=	Piyasa Değeri / Defter Değeri (Özkaynaklar)
	X ₅₄	Piyasa Değeri/Toplam Varlıklar Oranı	=	Piyasa Değeri/Toplam Varlıklar	X ₅₅	Piyasa Değeri / Toplam Yabancı Kaynaklar Oranı	=	Piyasa Değeri/(KVYK+UVYK)
	X ₅₆	Halka Açıklık Oranı	=	Fiili dolaşımdaki pay oranı	X ₅₇	Firma Faaliyet Süresi	=	Cari Yıl - Kuruluş Yılı
	X ₅₈	Denetim Raporu Görüşü	=	Görüş Olumlu ise 1, Değilse 0				
	Y=	Finansal Başarı Durumu	=	Başarısız =0, Başarılı=1				

Kaynak: TCMB (2017) ve yazarın literatür taraması sonucu oluşturulmuştur.

Ek 4. Örneklem Setini Oluşturan Tüm İşletmeler ve Dönemleri (Ana Liste)

Sıra No	Hisse Senedi Borsa Kodu	Başarısız Olarak Alınan Yıl (t-1)	Başarısız (0)	Sıra No	Hisse Senedi Borsa Kodu	Başarısız Olarak Alınan Yıl (t-1)	Başarısız (0)
1	BURCE	2005	0	53	AYES	2011	0
2	BURCE	2008	0	54	BALAT	2016	0
3	BURCE	2011	0	55	BFREN	2007	0
4	BURCE	2014	0	56	DITAS	2006	0
5	BURVA	2005	0	57	DITAS	2014	0
6	BURVA	2010	0	58	EMKEL	2005	0
7	CEMAS	2013	0	59	EMKEL	2016	0
8	IZMDC	2011	0	60	EMNIS	2009	0
9	IZMDC	2017	0	61	GEREL	2009	0
10	KRDMA	2014	0	62	IHEVA	2015	0
11	AEFES	2013	0	63	KARSN	2007	0
12	ALYAG	2013	0	64	KARSN	2013	0
13	AVOD	2015	0	65	KATMR	2017	0
14	BANVT	2012	0	66	MAKTK	2005	0
15	DARDL	2007	0	67	MAKTK	2010	0
16	DARDL	2013	0	68	PARSN	2017	0
17	EKIZ	2009	0	69	PRKAB	2008	0
18	EKIZ	2016	0	70	SAYAS	2017	0
19	ERSU	2007	0	71	SILVR	2007	0
20	ERSU	2010	0	72	SILVR	2017	0
21	FRIGO	2005	0	73	TMSN	2016	0
22	KERVT	2010	0	74	VESTL	2010	0
23	MERKO	2009	0	75	DGKLB	2012	0
24	MERKO	2015	0	76	DGKLB	2017	0
25	OYLUM	2014	0	77	BSOKE	2015	0
26	PENGD	2007	0	78	BTCIM	2016	0
27	PENGD	2012	0	79	CMBTN	2007	0
28	PENGD	2015	0	80	CMEN	2017	0
29	PINSU	2014	0	81	DENCM	2006	0
30	TKURU	2017	0	82	DENCM	2011	0
31	TUKAS	2010	0	83	DENCM	2015	0
32	VANGD	2014	0	84	NIBAS	2011	0
33	DOBUR	2015	0	85	NIBAS	2015	0
34	DURDO	2014	0	86	AFYON	2010	0
35	HURGZ	2007	0	87	ATEKS	2005	0
36	HURGZ	2012	0	88	BRKO	2012	0
37	IHGZT	2014	0	89	BRMEN	2007	0
38	KAPLM	2007	0	90	DAGI	2015	0
39	KAPLM	2012	0	91	DERIM	2017	0
40	SAMAT	2012	0	92	DESA	2007	0
41	SAMAT	2015	0	93	DESA	2014	0
42	TIRE	2006	0	94	DIRIT	2012	0
43	BAGFS	2015	0	95	KRTEK	2011	0
44	DEVA	2007	0	96	LUKSK	2006	0
45	DYOB	2016	0	97	MEMSA	2010	0
46	EPLAS	2009	0	98	MNDRS	2006	0
47	GUBRF	2017	0	99	MNDRS	2014	0
48	MRSHL	2010	0	100	MNDRS	2017	0
49	MRSHL	2016	0	101	ROYAL	2015	0
50	SANFM	2014	0	102	SKTAS	2011	0
51	ASUZU	2007	0	103	YUNSA	2007	0
52	ASUZU	2015	0				

Tablolar Devamı

Sıra No	Hisse Senedi Borsa Kodu	Başarılı Olarak Alınan Yıl (t-1)	Başarılı (1)	Sıra No	Hisse Senedi Borsa Kodu	Başarılı Olarak Alınan Yıl (t-1)	Başarılı (1)
1	BRSAN	2005	1	53	ALCAR	2015	1
2	CELHA	2005	1	54	ARCLK	2007	1
3	CEMTS	2013	1	55	ARCLK	2009	1
4	DMSAS	2008	1	56	BNTAS	2017	1
5	DMSAS	2010	1	57	EGEEN	2013	1
6	DOKTA	2011	1	58	EGEEN	2015	1
7	ERBOS	2017	1	59	FMIZP	2005	1
8	EREGL	2014	1	60	FMIZP	2010	1
9	SARKY	2011	1	61	FMIZP	2017	1
10	TUCLK	2014	1	62	FROTO	2007	1
11	ADEL	2007	1	63	JANTS	2014	1
12	AEFES	2010	1	64	JANTS	2017	1
13	CCOLA	2007	1	65	KLMSN	2016	1
14	CCOLA	2009	1	66	OTKAR	2006	1
15	KENT	2017	1	67	OTKAR	2007	1
16	KNFRT	2013	1	68	TOASO	2005	1
17	KRSTL	2013	1	69	TTRAK	2008	1
18	PETUN	2005	1	70	TTRAK	2010	1
19	PETUN	2007	1	71	ULUSE	2016	1
20	PETUN	2010	1	72	ULUSE	2017	1
21	PETUN	2015	1	73	VESBE	2009	1
22	PNSUT	2010	1	74	VESBE	2016	1
23	PNSUT	2014	1	75	GENTS	2012	1
24	SELGD	2012	1	76	GENTS	2017	1
25	TATGD	2012	1	77	ADANA	2007	1
26	TATGD	2014	1	78	AKCNS	2015	1
27	TBORG	2015	1	79	ANACM	2011	1
28	TBORG	2016	1	80	ASLAN	2006	1
29	ULKER	2009	1	81	BOLUC	2016	1
30	ULKER	2013	1	82	BUCIM	2015	1
31	ULUUN	2014	1	83	KONYA	2010	1
32	ULUUN	2015	1	84	KUTPO	2017	1
33	ALKA	2007	1	85	NUHCM	2015	1
34	BAKAB	2012	1	86	OYAKC	2011	1
35	BAKAB	2014	1	87	ARSAN	2017	1
36	DOBUR	2007	1	88	BLCYT	2011	1
37	KARTN	2015	1	89	BLCYT	2014	1
38	OLMIP	2006	1	90	BOSSA	2006	1
39	PRZMA	2012	1	91	BOSSA	2007	1
40	PRZMA	2014	1	92	DERIM	2007	1
41	PRZMA	2015	1	93	DERIM	2011	1
42	TIRE	2012	1	94	DERIM	2012	1
43	AKSA	2014	1	95	HATEK	2015	1
44	ALKIM	2017	1	96	KORDS	2005	1
45	AYGAZ	2009	1	97	KORDS	2006	1
46	BRISA	2007	1	98	KORDS	2007	1
47	EGPRO	2010	1	99	KORDS	2010	1
48	GOODY	2015	1	100	SNPAM	2012	1
49	SODA	2016	1	101	SNPAM	2015	1
50	SODSN	2016	1	102	YATAS	2014	1
51	ALCAR	2007	1	103	YATAS	2017	1
52	ALCAR	2011	1				

Ek 5. Tüm Modellerin Eğitim, Test ve Onay Set Sonuçları

Genel Sıra No	Grup Sıra No (0,1)	Set Sıra No (E,T,O)	Hisse Senedi Borsa Kodu	Başarısız/Başarılı Olarak Alınan Yıl(t-1)	FB Başarı Durumu (0=Başarısız, 1=Başarılı)	Bulunduğu Set (E=Eğitim, T=Test, O=Onay)	MODEL 1: Lojistik Regresyon Tahmin Sonucu	MODEL 2: Fuzz Logic (ANFIS) Tahmin Sonucu
1	1	1	BURCE	2005	0	E	0,16	0,24
2	2	2	BURCE	2008	0	E	0,31	0,43
3	3	3	BURCE	2011	0	E	0,06	0,14
4	4	4	BURCE	2014	0	E	0,07	0,20
5	5	1	BURVA	2005	0	O	0,31	0,32
6	6	5	BURVA	2010	0	E	0,10	0,31
7	7	6	CEMAS	2013	0	E	0,29	0,34
8	8	7	IZMDC	2011	0	E	0,47	0,56
9	9	1	IZMDC	2017	0	T	0,09	0,27
10	10	8	KRDMA	2014	0	E	0,62	0,35
11	11	9	AEFES	2013	0	E	0,40	0,48
12	12	2	ALYAG	2013	0	O	0,04	0,13
13	13	10	AVOD	2015	0	E	0,47	0,47
14	14	11	BANVT	2012	0	E	0,20	0,40
15	15	12	DARDL	2007	0	E	0	0
16	16	13	DARDL	2013	0	E	0,03	0
17	17	14	EKIZ	2009	0	E	0,26	0,34
18	18	15	EKIZ	2016	0	E	0,01	0,32
19	19	16	ERSU	2007	0	E	0,03	0,17
20	20	17	ERSU	2010	0	E	0,32	0,22
21	21	18	FRIGO	2005	0	E	0,04	0,15
22	22	19	KERVT	2010	0	E	0	0,13
23	23	2	MERKO	2009	0	T	0,02	0,12
24	24	20	MERKO	2015	0	E	0,06	0,02
25	25	21	OYLUM	2014	0	E	0,08	0,07
26	26	22	PENGD	2007	0	E	0,01	0,07
27	27	23	PENGD	2012	0	E	0,22	0,24
28	28	3	PENGD	2015	0	T	0,07	0,18
29	29	24	PINSU	2014	0	E	0,07	0,22
30	30	25	TKURU	2017	0	E	0,01	0,01
31	31	26	TUKAS	2010	0	E	0,02	0,07
32	32	27	VANGD	2014	0	E	0	0,08
33	33	28	DOBUR	2015	0	E	0,21	0,41
34	34	4	DURDO	2014	0	T	0,04	0,10
35	35	29	HURGZ	2007	0	E	0,60	0,05
36	36	30	HURGZ	2012	0	E	0,09	0,20
37	37	31	IHGZT	2014	0	E	0	0,24
38	38	32	KAPLM	2007	0	E	0,56	0,53
39	39	33	KAPLM	2012	0	E	0,35	0,37
40	40	34	SAMAT	2012	0	E	0,18	0,30
41	41	35	SAMAT	2015	0	E	0,12	0,17
42	42	36	TIRE	2006	0	E	0,20	0,30
43	43	37	BAGFS	2015	0	E	0,33	0,29
44	44	38	DEVA	2007	0	E	0,37	0,38
45	45	39	DYOBY	2016	0	E	0,07	0,16
46	46	3	EPLAS	2009	0	O	0	0,24
47	47	40	GUBRF	2017	0	E	0,38	0,47
48	48	41	MRSHL	2010	0	E	0,91	0,83
49	49	4	MRSHL	2016	0	O	0,71	0,66
50	50	42	SANFM	2014	0	E	0,13	0,20
51	51	43	ASUZU	2007	0	E	0,86	0,74
52	52	44	ASUZU	2015	0	E	0,15	0,22
53	53	45	AYES	2011	0	E	0,44	0,42
54	54	46	BALAT	2016	0	E	0,02	0
55	55	47	BFREN	2007	0	E	0,33	0,38
56	56	5	DITAS	2006	0	T	0,27	0,42
57	57	6	DITAS	2014	0	T	0,95	0,90
58	58	48	EMKEL	2005	0	E	0	0
59	59	7	EMKEL	2016	0	T	0,15	0,29
60	60	49	EMNIS	2009	0	E	0,03	0,03

Tablolar Devamı

61	61	50	GEREL	2009	0	E	0,67	0,62
62	62	5	IHEVA	2015	0	O	0,35	0,37
63	63	51	KARSN	2007	0	E	0,02	0,06
64	64	52	KARSN	2013	0	E	0,01	0,06
65	65	53	KATMR	2017	0	E	0,09	0,46
66	66	54	MAKTK	2005	0	E	0	0,03
67	67	55	MAKTK	2010	0	E	0	0
68	68	56	PARSN	2017	0	E	0,14	0,17
69	69	8	PRKAB	2008	0	T	0,78	0,69
70	70	6	SAYAS	2017	0	O	0,32	0,46
71	71	57	SILVR	2007	0	E	0,37	0,39
72	72	58	SILVR	2017	0	E	0,76	0,70
73	73	59	TMSN	2016	0	E	0,88	0,78
74	74	9	VESTL	2010	0	T	0,2	0,32
75	75	60	DGKLB	2012	0	E	0,06	0,06
76	76	61	DGKLB	2017	0	E	0,22	0,44
77	77	62	BSOKE	2015	0	E	0,61	0,11
78	78	63	BTCIM	2016	0	E	0,18	0,17
79	79	7	CMBTN	2007	0	O	0,41	0,42
80	80	64	CMENY	2017	0	E	0,62	0,62
81	81	8	DENCM	2006	0	O	0,20	0,34
82	82	65	DENCM	2011	0	E	0,21	0,36
83	83	66	DENCM	2015	0	E	0,33	0,40
84	84	67	NIBAS	2011	0	E	0,17	0,23
85	85	68	NIBAS	2015	0	E	0,25	0,32
86	86	69	AFYON	2010	0	E	0,60	0,65
87	87	70	ATEKS	2005	0	E	0,03	0,14
88	88	71	BRKO	2012	0	E	0,11	0,21
89	89	72	BRMEN	2007	0	E	0,02	0,07
90	90	73	DAGI	2015	0	E	0,73	0,62
91	91	74	DERIM	2017	0	E	0,11	0,19
92	92	10	DESA	2007	0	T	0,14	0,22
93	93	75	DESA	2014	0	E	0,22	0,36
94	94	76	DIRIT	2012	0	E	0,12	0,28
95	95	77	KRTEK	2011	0	E	0,28	0,30
96	96	9	LUKSK	2006	0	O	0,93	1
97	97	78	MEMSA	2010	0	E	0,01	0,14
98	98	79	MNDRS	2006	0	E	0,79	0,69
99	99	80	MNDRS	2014	0	E	0,40	0,49
100	100	10	MNDRS	2017	0	O	0,20	0,12
101	101	11	ROYAL	2015	0	T	0,12	0,07
102	102	81	SKTAS	2011	0	E	0,29	0,10
103	103	82	YUNSA	2007	0	E	0,48	0,46
104	1	83	BRSAN	2005	1	E	0,74	0,72
105	2	84	CELHA	2005	1	E	0,69	0,71
106	3	11	CEMTS	2013	1	O	0,97	0,97
107	4	85	DMSAS	2008	1	E	0,78	0,67
108	5	86	DMSAS	2010	1	E	0,66	0,59
109	6	87	DOKTA	2011	1	E	0,86	0,81
110	7	88	ERBOS	2017	1	E	0,94	0,87
111	8	89	EREGL	2014	1	E	0,96	0,93
112	9	90	SARKY	2011	1	E	0,51	0,49
113	10	91	TUCLK	2014	1	E	0,17	0,36
114	11	12	ADEL	2007	1	O	1	1,73
115	12	92	AEFES	2010	1	E	0,87	0,82
116	13	93	CCOLA	2007	1	E	0,90	0,80
117	14	94	CCOLA	2009	1	E	0,53	0,61
118	15	13	KENT	2017	1	O	0,95	0,88
119	16	95	KNFRT	2013	1	E	0,87	0,77
120	17	12	KRSTL	2013	1	T	0,49	0,37
121	18	96	PETUN	2005	1	E	0,53	0,59
122	19	97	PETUN	2007	1	E	0,99	1
123	20	98	PETUN	2010	1	E	0,96	0,89
124	21	13	PETUN	2015	1	T	0,95	0,88
125	22	99	PNSUT	2010	1	E	0,94	0,84
126	23	100	PNSUT	2014	1	E	0,83	0,74
127	24	101	SELGD	2012	1	E	0,92	0,89
128	25	102	TATGD	2012	1	E	0,26	0,40

Tablolar Devamı

129	26	103	TATGD	2014	1	E	0,65	0,63
130	27	14	TBORG	2015	1	O	0,87	0,89
131	28	104	TBORG	2016	1	E	0,94	0,88
132	29	14	ULKER	2009	1	T	0,42	0,52
133	30	105	ULKER	2013	1	E	0,61	0,55
134	31	106	ULUUN	2014	1	E	0,27	0,29
135	32	15	ULUUN	2015	1	O	0,4	0,40
136	33	15	ALKA	2007	1	T	0,85	0,77
137	34	107	BAKAB	2012	1	E	0,81	0,76
138	35	108	BAKAB	2014	1	E	0,61	0,63
139	36	109	DOBUR	2007	1	E	0,97	0,88
140	37	16	KARTN	2015	1	T	0,64	0,64
141	38	17	OLMIP	2006	1	T	0,98	0,96
142	39	110	PRZMA	2012	1	E	0,96	0,86
143	40	111	PRZMA	2014	1	E	0,95	0,87
144	41	16	PRZMA	2015	1	O	0,78	0,64
145	42	112	TIRE	2012	1	E	0,31	0,39
146	43	113	AKSA	2014	1	E	0,84	0,74
147	44	18	ALKIM	2017	1	T	1	0,92
148	45	114	AYGAZ	2009	1	E	0,92	0,8
149	46	19	BRISA	2007	1	T	0,9	0,81
150	47	115	EGPRO	2010	1	E	0,58	0,57
151	48	116	GOODY	2015	1	E	0,91	0,8
152	49	117	SODA	2016	1	E	0,99	1
153	50	118	SODSN	2016	1	E	0,99	0,97
154	51	119	ALCAR	2007	1	E	0,89	0,87
155	52	120	ALCAR	2011	1	E	0,98	1
156	53	121	ALCAR	2015	1	E	0,95	0,91
157	54	122	ARCLK	2007	1	E	0,3	0,44
158	55	123	ARCLK	2009	1	E	0,82	0,8
159	56	124	BNTAS	2017	1	E	0,22	0,44
160	57	125	EGEEN	2013	1	E	1	0,95
161	58	20	EGEEN	2015	1	T	1	0,5
162	59	126	FMIZP	2005	1	E	1	0,97
163	60	127	FMIZP	2010	1	E	1	1,03
164	61	128	FMIZP	2017	1	E	1	0,95
165	62	129	FROTO	2007	1	E	0,98	0,94
166	63	17	JANTS	2014	1	O	0,99	0,9
167	64	18	JANTS	2017	1	O	0,97	0,97
168	65	130	KLMSN	2016	1	E	0,14	0,41
169	66	131	OTKAR	2006	1	E	0,77	0,65
170	67	132	OTKAR	2007	1	E	0,89	0,76
171	68	19	TOASO	2005	1	O	0,46	0,54
172	69	20	TTRAK	2008	1	O	0,35	0,38
173	70	133	TTRAK	2010	1	E	0,99	0,92
174	71	134	ULUSE	2016	1	E	0,99	1
175	72	135	ULUSE	2017	1	E	1	1
176	73	136	VESBE	2009	1	E	0,94	0,86
177	74	21	VESBE	2016	1	O	0,76	0,73
178	75	137	GENTS	2012	1	E	0,87	0,76
179	76	138	GENTS	2017	1	E	0,8	0,7
180	77	139	ADANA	2007	1	E	1	1

Tablolar Devamı

181	78	140	AKCNS	2015	1	E	1	1
182	79	141	ANACM	2011	1	E	0,39	0,47
183	80	142	ASLAN	2006	1	E	0,98	0,99
184	81	143	BOLUC	2016	1	E	0,99	1
185	82	144	BUCIM	2015	1	E	0,90	0,80
186	83	145	KONYA	2010	1	E	1	1,29
187	84	146	KUTPO	2017	1	E	0,92	0,88
188	85	147	NUHCM	2015	1	E	1	1
189	86	148	OYAKC	2011	1	E	1	1
190	87	149	ARSAN	2017	1	E	0,57	0,57
191	88	150	BLCYT	2011	1	E	0,88	0,75
192	89	151	BLCYT	2014	1	E	0,74	0,68
193	90	21	BOSSA	2006	1	T	0,75	0,63
194	91	152	BOSSA	2007	1	E	0,59	0,55
195	92	153	DERIM	2007	1	E	0,71	0,63
196	93	154	DERIM	2011	1	E	0,49	0,48
197	94	155	DERIM	2012	1	E	0,44	0,44
198	95	156	HATEK	2015	1	E	0,22	0,31
199	96	157	KORDS	2005	1	E	0,34	0,45
200	97	158	KORDS	2006	1	E	0,33	0,51
201	98	159	KORDS	2007	1	E	0,25	0,48
202	99	160	KORDS	2010	1	E	0,54	0,54
203	100	161	SNPAM	2012	1	E	0,37	0,37
204	101	162	SNPAM	2015	1	E	1	1
205	102	163	YATAS	2014	1	E	0,21	0,40
206	103	164	YATAS	2017	1	E	0,91	1

*Finansal Başarı Durumu 0=başarısız, 1=başarılı. E= Eğitim Seti T= Test Seti O = Onay Seti

**Bold olan değerler yanlış tahmin değerleridir.

Ek 7. Lojistik Regresyon SPSS 22 Sonuçları

Case Processing Summary		
Unweighted Cases^a	N	Percent
Included in Analysis	164	100,0
Selected Cases	Missing Cases	0
	Total	164
Unselected Cases	0	0,0
Total	164	100,0

a. If weight is in effect, see classification table for the total number of cases.

Dependent Variable Encoding	
Original Value	Internal Value
Başarısız	0
Başarılı	1

Iteration History^{a,b,c}			
Iteration		-2 Log likelihood	Coefficients Constant
Step 0	1	227,352	0,000

a. Constant is included in the model.

b. Initial -2 Log Likelihood: 227,352

c. Estimation terminated at iteration number 1 because parameter estimates changed by less than ,001.

Classification Table^{a,b}				
Observed		Predicted		
		FB_Başarı_Durumu		Percentage Correct
		Başarısız	Başarılı	
Step 0	Başarısız	0	82	0,0
	Başarılı	0	82	100,0
Overall Percentage				50,0

a. Constant is included in the model.

b. The cut value is ,500

Variables in the Equation							
		B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Step 0	Constant	0,000	,156	0,000	1	1,000	1,000

Variables not in the Equation ^a					
		Score	df	Sig.	
	X1	7,426	1	,006	
	X2	8,787	1	,003	
	X3	10,948	1	,001	
	X4	9,361	1	,002	
	X5	5,861	1	,015	
	X6	8,239	1	,004	
	X7	3,291	1	,070	
	X8	9,978	1	,002	
	X9	11,671	1	,001	
	X10	11,639	1	,001	
	X11	9,392	1	,002	
	X12	7,021	1	,008	
	X13	14,094	1	,000	
	X14	2,513	1	,113	
	X15	,891	1	,345	
	X16	,350	1	,554	
	X17	1,152	1	,283	
	X18	1,875	1	,171	
	X19	26,402	1	,000	
	X20	21,284	1	,000	
	X21	20,475	1	,000	
	X22	16,900	1	,000	
	X23	1,364	1	,243	
	X24	2,338	1	,126	
	X25	4,389	1	,036	
	X26	2,381	1	,123	
	X27	,167	1	,683	
	X28	4,756	1	,029	
Step 0	Variables	X29	,031	1	,861
		X30	5,452	1	,020
		X31	2,026	1	,155
		X32	,004	1	,951
		X33	4,816	1	,028
		X34	,499	1	,480
		X35	,518	1	,472
		X36	,000	1	,986
		X37	,093	1	,760
		X38	7,862	1	,005
		X39	,189	1	,663
		X40	,036	1	,850
		X41	4,217	1	,040
		X42	3,386	1	,066
		X43	3,984	1	,046
		X44	19,785	1	,000
		X45	1,668	1	,197
		X46	2,788	1	,095
		X47	1,493	1	,222
		X48	2,093	1	,148
		X49	,503	1	,478
		X50	2,395	1	,122
		X51	,543	1	,461
		X52	7,128	1	,008
		X53	,471	1	,493
		X54	3,414	1	,065
		X55	4,729	1	,030
		X56	9,878	1	,002
		X57	2,876	1	,090
		X58	,660	1	,416

a. Residual Chi-Squares are not computed because of redundancies.

Block 1: Method = Forward Stepwise (Conditional)

Iteration History^{a,b,c,d}							
Iteration		-2 Log likelihood	Coefficients				
			Constant	X13	X19	X32	X44
	1	165,688	-,122	-2,018	,856	1,216	1,092
	2	136,152	-,325	-4,304	1,976	2,740	2,442
	3	126,288	-,617	-5,783	3,519	3,733	3,312
Step 4	4	124,645	-,782	-6,594	4,631	4,148	3,602
	5	124,584	-,817	-6,792	4,902	4,239	3,662
	6	124,584	-,818	-6,800	4,913	4,243	3,665
	7	124,584	-,818	-6,800	4,913	4,243	3,665

a. Method: Forward Stepwise (Conditional)

b. Constant is included in the model.

c. Initial -2 Log Likelihood: 227,352

d. Estimation terminated at iteration number 7 because parameter estimates changed by less than ,001.

Omnibus Tests of Model Coefficients				
		Chi-square	df	Sig.
Step 4	Step	4,093	1	,043
	Block	102,768	4	,000
	Model	102,768	4	,000

Model Summary				
Step	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square	
4	124,584 ^a	,466	,621	

a. Estimation terminated at iteration number 7 because parameter estimates changed by less than ,001.

Hosmer and Lemeshow Test			
Step	Chi-square	df	Sig.
4	5,521	8	,701

Contingency Table for Hosmer and Lemeshow Test

		FB_Başarı_Durumu = Başarısız		FB_Başarı_Durumu = Başarılı		Total
		Observed	Expected	Observed	Expected	
		Step 4	1	16	15,865	
	2	16	14,981	0	1,019	16
	3	13	13,350	3	2,650	16
	4	9	11,932	7	4,068	16
	5	12	10,238	4	5,762	16
	6	7	7,430	9	8,570	16
	7	6	4,863	10	11,137	16
	8	2	2,235	14	13,765	16
	9	1	,996	15	15,004	16
	10	0	,109	20	19,891	20

Classification Table^a

	Observed	Predicted		Percentage Correct
		FB_Başarı_Durumu		
		Başarısız	Başarılı	
Step 4	Başarısız	69	13	84,15
	Başarılı	16	66	80,49
	Overall Percentage			82,32

a. The cut value is ,500

Variables in the Equation

	B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp (B)	95% C.I. for EXP(B)		
							Lower	Upper	
Step 4 ^a	X13	-6,800	2,168	9,838	1	,002	,001	,000	,078
	X19	4,913	1,326	13,735	1	,000	135,990	10,121	1827,289
	X32	4,243	1,213	12,239	1	,000	69,639	6,462	750,437
	X44	3,665	1,115	10,810	1	,001	39,061	4,394	347,215
	Constant	-,818	,403	4,119	1	,042	,441		

a. Variable(s) entered on step 4: X32.

Casewise List

Case	Selected Status ^a	Observed	Predicted	Predicted Group	Temporary Variable		Case	Selected Status ^a	Observed	Predicted	Predicted Group	Temporary Variable	
		FB Basarı Durumu			Resid	ZResid			FB Basarı Durumu			Resid	ZResid
1	S	0	,155	0	-,155	-,429	61	S	0	,217	0	-,217	-,527
2	S	0	,312	0	-,312	-,673	62	S	0**	,608	1	-,608	-,1246
3	S	0	,060	0	-,060	-,253	63	S	0	,182	0	-,182	-,472
4	S	0	,074	0	-,074	-,284	64	S	0**	,620	1	-,620	-,1277
5	S	0	,178	0	-,178	-,466	65	S	0	,215	0	-,215	-,523
6	S	0	,290	0	-,290	-,639	66	S	0	,327	0	-,327	-,697
7	S	0	,475	0	-,475	-,951	67	S	0	,171	0	-,171	-,453
8	S	0**	,620	1	-,620	-,1277	68	S	0	,251	0	-,251	-,579
9	S	0	,404	0	-,404	-,823	69	S	0**	,598	1	-,598	-,1219
10	S	0	,471	0	-,471	-,944	70	S	0	,029	0	-,029	-,171
11	S	0	,196	0	-,196	-,493	71	S	0	,113	0	-,113	-,357
12	S	0	,000	0	,000	,000	72	S	0	,021	0	-,021	-,146
13	S	0	,026	0	-,026	-,162	73	S	0**	,729	1	-,729	-,1640
14	S	0	,256	0	-,256	-,586	74	S	0	,111	0	-,111	-,353
15	S	0	,009	0	-,009	-,095	75	S	0	,223	0	-,223	-,536
16	S	0	,034	0	-,034	-,186	76	S	0	,116	0	-,116	-,363
17	S	0	,316	0	-,316	-,680	77	S	0	,283	0	-,283	-,629
18	S	0	,042	0	-,042	-,208	78	S	0	,010	0	-,010	-,098
19	S	0	,003	0	-,003	-,051	79	S	0**	,794	1	-,794	-,1965
20	S	0	,058	0	-,058	-,247	80	S	0	,404	0	-,404	-,823
21	S	0	,075	0	-,075	-,285	81	S	0	,288	0	-,288	-,636
22	S	0	,009	0	-,009	-,093	82	S	0	,479	0	-,479	-,959
23	S	0	,216	0	-,216	-,526	83	S	1	,738	1	,262	,596
24	S	0	,067	0	-,067	-,268	84	S	1	,690	1	,310	,670
25	S	0	,008	0	-,008	-,089	85	S	1	,778	1	,222	,535
26	S	0	,017	0	-,017	-,133	86	S	1	,657	1	,343	,723
27	S	0	,003	0	-,003	-,056	87	S	1	,856	1	,144	,410
28	S	0	,213	0	-,213	-,520	88	S	1	,943	1	,057	,247
29	S	0**	,596	1	-,596	-,1215	89	S	1	,958	1	,042	,209
30	S	0	,086	0	-,086	-,306	90	S	1	,513	1	,487	,974
31	S	0	,003	0	-,003	-,054	91	S	1**	,174	0	,826	2,177
32	S	0**	,558	1	-,558	-,1123	92	S	1	,871	1	,129	,386
33	S	0	,346	0	-,346	-,727	93	S	1	,901	1	,099	,332
34	S	0	,178	0	-,178	-,465	94	S	1	,535	1	,465	,933
35	S	0	,118	0	-,118	-,367	95	S	1	,866	1	,134	,394
36	S	0	,199	0	-,199	-,498	96	S	1	,529	1	,471	,944
37	S	0	,333	0	-,333	-,707	97	S	1	,993	1	,007	,083
38	S	0	,373	0	-,373	-,772	98	S	1	,960	1	,040	,203
39	S	0	,069	0	-,069	-,272	99	S	1	,938	1	,062	,258
40	S	0	,378	0	-,378	-,779	100	S	1	,830	1	,170	,453
41	S	0**	,908	1	-,908	-,3,140	101	S	1	,918	1	,082	,299
42	S	0	,132	0	-,132	-,390	102	S	1**	,258	0	,742	1,694
43	S	0**	,859	1	-,859	-,2,466	103	S	1	,650	1	,350	,734
44	S	0	,147	0	-,147	-,416	104	S	1	,941	1	,059	,251
45	S	0	,437	0	-,437	-,881	105	S	1	,609	1	,391	,802
46	S	0	,018	0	-,018	-,135	106	S	1**	,274	0	,726	1,630
47	S	0	,334	0	-,334	-,708	107	S	1	,806	1	,194	,491
48	S	0	,000	0	,000	,000	108	S	1	,613	1	,387	,795
49	S	0	,027	0	-,027	-,166	109	S	1	,969	1	,031	,178
50	S	0**	,666	1	-,666	-,1,411	110	S	1	,963	1	,037	,196
51	S	0	,024	0	-,024	-,157	111	S	1	,954	1	,046	,219
52	S	0	,011	0	-,011	-,104	112	S	1**	,309	0	,691	1,497
53	S	0	,091	0	-,091	-,316	113	S	1	,837	1	,163	,442
54	S	0	,000	0	,000	-,014	114	S	1	,919	1	,081	,296
55	S	0	,000	0	,000	-,001	115	S	1	,578	1	,422	,854
56	S	0	,138	0	-,138	-,400	116	S	1	,907	1	,093	,320
57	S	0	,372	0	-,372	-,769	117	S	1	,995	1	,005	,071
58	S	0**	,763	1	-,763	-,1,793	118	S	1	,991	1	,009	,098
59	S	0**	,884	1	-,884	-,2,754	119	S	1	,893	1	,107	,346
60	S	0	,059	0	-,059	-,251	120	S	1	,980	1	,020	,144

Casewise List

Case	Selected Status ^a	Observed	Predicted	Predicted Group	Temporary Variable	
		FB Basarı Durumu			Resid	ZResid
121	S	1	,951	1	,049	,228
122	S	1**	,304	0	,696	1,512
123	S	1	,819	1	,181	,469
124	S	1**	,217	0	,783	1,902
125	S	1	,997	1	,003	,056
126	S	1	1,000	1	,000	,000
127	S	1	1,000	1	,000	,000
128	S	1	1,000	1	,000	,000
129	S	1	,983	1	,017	,133
130	S	1**	,140	0	,860	2,481
131	S	1	,766	1	,234	,552
132	S	1	,886	1	,114	,359
133	S	1	,994	1	,006	,079
134	S	1	,995	1	,005	,072
135	S	1	1,000	1	,000	,016
136	S	1	,945	1	,055	,242
137	S	1	,871	1	,129	,385
138	S	1	,802	1	,198	,497
139	S	1	1,000	1	,000	,000
140	S	1	,997	1	,003	,053
141	S	1**	,392	0	,608	1,245
142	S	1	,979	1	,021	,148
143	S	1	,991	1	,009	,094
144	S	1	,902	1	,098	,330
145	S	1	,999	1	,001	,024
146	S	1	,920	1	,080	,295
147	S	1	,999	1	,001	,024
148	S	1	1,000	1	,000	,004
149	S	1	,565	1	,435	,877
150	S	1	,884	1	,116	,362
151	S	1	,738	1	,262	,596
152	S	1	,589	1	,411	,836
153	S	1	,708	1	,292	,643
154	S	1**	,496	0	,504	1,009
155	S	1**	,442	0	,558	1,123
156	S	1**	,222	0	,778	1,874
157	S	1**	,340	0	,660	1,393
158	S	1**	,329	0	,671	1,429
159	S	1**	,246	0	,754	1,752
160	S	1	,538	1	,462	,927
161	S	1**	,366	0	,634	1,316
162	S	1	,999	1	,001	,028
163	S	1**	,212	0	,788	1,925
164	S	1	,911	1	,089	,314

a. S = Selected, U = Unselected cases, and ** = Misclassified cases.

ÖZGEÇMİŞ

Adı Soyadı: Bekir KARATAŞ

ÖĞRENİM DURUMU

Öğrenim Derecesi	Öğrenim Yeri	Öğrenim Yılı
Doktora	Sakarya Üniversitesi/ İşletme Enstitüsü/Muhasebe ve Finansman	Devam ediyor
Yüksek Lisans	Sakarya Üniversitesi/ Eğitim Bilimleri Enstitüsü / Eğitim Yönetimi ve Denetimi	2017
Yüksek Lisans	Gazi Üniversitesi/Eğitim Bilimleri Enstitüsü / İşletme Eğitimi/Bankacılık Eğitimi	2004
Lisans	Gazi Üniversitesi/ Ticaret ve Turizm Eğitim Fakültesi/ Muhasebe ve Finansman Eğitimi	1999
Lise	Bakırköy Ticaret Meslek Lisesi/Muhasebe Bölümü	1993

İŞ DENEYİMİ

Yıl	Yer	Görev
1999-Devam	H.M.T.A.L	Öğretmen

YABANCI DİL

İngilizce

ESERLER

Karataş, B. ve Can, A.V. (2023). Finansal başarısızlık tahmini üzerine Türkiye’de yayımlanan lisansüstü tezlerin bibliyometrik analizi (1991-2021). *Journal of Accounting and Taxation Studies*, 16(1), 17-55. <https://doi.org/10.29067/muvu.1139919>

Karataş, B. (2017). Yöneticilerin bakış açısıyla meslek liselerindeki muhasebe finansman alanı dış ticaret ofis hizmetleri dalı eğitimi: İstanbul örneği. *Muhasebe ve Finansman Dergisi* (75), 115-138. <https://doi.org/10.25095/mufad.399892>

Akgün, M. ve Karataş, B. (2017). Muhasebe ve denetime bakış dergisinde yayımlanan makalelerin bibliyometrik analizi (2000-2016). *Muhasebe ve Denetime Bakış*, 17(52), 19-34.