

T.C.  
İSTANBUL ÜNİVERSİTESİ  
SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ  
İŞLETME ANABİLİM DALI

YÜKSEK LİSANS

ÖNGÖRÜ TEKNİKLERİ İLE FİNANSAL  
BAŞARISIZLIK TAHMİNİ: BİST ÜZERİNE BİR  
UYGULAMA

Sevda SELÇİK

2501980784

TEZ DANIŞMANI

Dr. Öğr. Üyesi Arif SALDANLI

İSTANBUL – 2019



T.C.  
İSTANBUL ÜNİVERSİTESİ  
SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ



YÜKSEK LİSANS  
TEZ ONAYI

ÖĞRENCİNİN;

Adı ve Soyadı : SEVDA SELÇİK Numarası : 2501980784  
Anabilim Dalı / Anasanat Dalı / Programı : İŞLETME (İKTİSAT) Danışmanı : DR. ÖĞR. ÜYESİ ARIF SALDANLI  
Tez Savunma Tarihi : 13.06.2019 Saati : 12.00  
Tez Başlığı : ÖNGÖRÜ TEKNİKLERİ İLE FİNANSAL BAŞARISIZLIK TAHMİNİ: BİST ÜZERİNE BİR UYGULAMA

TEZ SAVUNMA SINAVI, İÜ Lisansüstü Eğitim-Öğretim Yönetmeliği'nin 36. Maddesi uyarınca yapılmış, sorulan sorulara alınan cevaplar sonunda adayın tezinin **KABULÜNE** OYBİRLİĞİ / OYÇOKLUĞUYLA karar verilmiştir.

JÜRİ ÜYESİ	İMZA	KANAATİ (KABUL / RED / DÜZELTME)
1- DR. ÖĞR. ÜYESİ ARIF SALDANLI		KABUL
2- DR. ÖĞR. ÜYESİ ALİ KABLAN		KABUL
3- DR. ÖĞR. ÜYESİ BURÇAY YAŞAR AKÇALI		KABUL

YEDEK JÜRİ ÜYESİ	İMZA	KANAATİ (KABUL / RED / DÜZELTME)
1- DOÇ. DR. VELİ YILANCI		
2- DR. ÖĞR. ÜYESİ MEHMET SABRİ TOPAK		

## ÖZ

### ÖNGÖRÜ TEKNİKLERİ İLE FİNANSAL BAŞARISIZLIK TAHMİNİ: BİST ÜZERİNE BİR UYGULAMA

Sevda SELÇİK

Birinci bölümde işletmelerin yönetimine ilişkin amaç ve işletme amaç teorileri hakkında bilgi verildikten sonra, ajans ilişkisi sorunu ve maliyeti, işletmelerin finansal yönetimi, finansal planlama, finansal analiz, performans değerlendirme kavramları açıklanmış ve işletmeler için önemi dile getirilmiştir.

İkinci bölümde finansal başarısızlık tanımı, nedenleri, sonuçları, etkileri, dünyada yaşanan krizler ve Türkiye'ye etkisi, finansal başarısızlığı önceden tahmin etmenin önemi açıklandıktan sonra dünyada ve Türkiye'de yapılan finansal başarısızlık tahmin çalışmaları hakkında literatür taraması sonuçları aktarılmıştır.

Üçüncü bölümde finansal başarısızlık çalışmalarında kullanılan geleneksel ve modern tahmin yöntemleri açıklanarak, geleneksel yöntemlerin finansal başarısızlık tahmini çalışmalarında neden yetersiz kaldığı, buna karşılık modern tekniklerin sunduğu avantajlar ve üstün yönleri aktarılmıştır.

Dördüncü bölümde, geleneksel ve modern tahmin yöntemleriyle finansal başarısızlık tahmini uygulaması yapılarak modellerin finansal başarısızlığı önceden doğru tahmin edebilme performansları karşılaştırılmıştır.

Bu amaçla Borsa İstanbul'da 1997-2017 yılları arasında işlem gören imalat sektörü işletmesinin finansal oranları kullanılarak finansal başarısızlıkları 3 ay önceden tahmin edilmeye çalışılmış, geleneksel yöntem olarak lojistik regresyon (LR), modern yöntem olarak yapay sinir ağı (ANN), karar ağacı (DT) ve rastgele ormanlar (RF) tahmin modelleri uygulanmıştır. Çalışmanın sonucunda, finansal başarısızlık tahmininde modern yöntemlerin geleneksel yöntemlere göre daha üstün performans gösterdiği sonucuna varılmıştır. En başarılı tahmin modelleri sırasıyla Yapay Sinir Ağı (ANN), Rastgele Ormanlar (RF), Karar Ağaçları (DT), en başarısız tahmin modeli Lojistik Regresyon (LR) modeli olmuştur.

Çalışmanın sonunda uygulamada karşılaşılan zorluklar ve gelecekteki finansal başarısızlık tahmini çalışmalarına ilişkin öneriler sunulmuştur.

**Anahtar Kelimeler:** Finansal Başarısızlık, İflas Tahmini, Finansal Başarısızlık Tahmini, İşletme Başarısızlığı, Logistik Regresyon Analizi, Yapay Sinir Ağları, Karar Ağacı, Rastgele Ormanlar, Başarısızlık Öngörüsü, Finansal Başarısızlık Tahmin Modeli.



## **ABSTRACT**

### **FINANCIAL BANKRUPTCY PREDICTION: AN APPLICATION IN THE BIST**

**Sevda SELÇİK**

In the first chapter, after giving information about the corporate goal and its theories, the importance of corporate management, financial management, financial planning and financial analysis and performance evaluation and their importance for corporate organizations are mentioned.

In the second part, the financial failure definition, causes, consequences, effects, ways to prevent, the crisis experienced in the world and their impact on Turkey are explained. Then the importance of financial failure prediction is given and related literature search results and financial failure prediction studies in the world and Turkey are presented.

In the third chapter, the traditional and modern prediction methods used in the financial failure studies are explained and the reasons and the superior aspects of the modern techniques are explained.

In the fourth chapter, financial failure prediction has been performed to compare predictability performance of traditional and modern prediction methods. For this purpose, the financial failures of manufacturing companies which were traded between 1997-2018 in Borsa Istanbul were tried to be predicted 3 months in advance. For this aim, logistic regression was performed as a traditional method and artificial neural network model, decision tree and random forest were applied as modern prediction method. As a result of the study, it has been concluded that modern methods perform better than traditional methods in predicting financial failure. The most successful prediction models were Artificial Neural Network (ANN), Random Forests (RF), Decision Trees (DT) and Logistic Regression (LR) model.

As a result of the study, it has been concluded that modern methods perform better than traditional methods in predicting financial failure. The most successful prediction models were the modern Artificial Neural Network (ANN), Random Forests (RF), Decision Trees (DT), respectively. The most unsuccessful model was the traditional Logistic Regression (LR) model.

At the end of the study, suggestions regarding the difficulties we encountered during the implementation and proposals for future financial failure prediction are presented.

**Key Words:** Financial Bankruptcy, Prediction Models, Financial Failure, Company Failure, Logistic Regression, Artificial Neural Networks, Decision Tree, Random Forest, Failure Prediction, Bankruptcy Prediction Models.



## ÖNSÖZ

İflas ve finansal başarısızlık tahmini, çok geniş bir finans ve muhasebe araştırması alanıdır. Finansal başarısızlığı tahmin etmenin önemi, işletmenin alacaklıları ve yatırımcıları için bir işletmenin finansal başarısız olma ihtimalini değerlendirmek istemesinden kaynaklanmaktadır. Finansal başarısızlık tahmininin amacı çeşitli ekonometrik göstergelerden yararlanarak bir işletmenin finansal durumunu tahmin etmeyi sağlayan bir tahmin modeli geliştirmektir.

Küreselleşen dünyada giderek karmaşıklaşmaşan finansal piyasalarda doğrusal ilişkilerin olmaması, çok sayıda değişken olması, finans piyasalarının oynak olması, parametrik olmayan yöntemlere olan ihtiyacın artması gibi nedenlerle geleneksel yöntemlerin varsayımları karşılanamamakta, modern yöntemlere ihtiyaç duyulmaktadır. Teknolojinin gelişmesine, bilgisayarların donanımsal ve yazılımsal özelliklerinin gelişmesine ve veri miktarının artmasına paralel olarak yeni tahmin modellerinin geliştirilmesiyle geleneksel yöntemlerin kısıtlayıcı varsayımlarının üstesinden gelme imkânı doğmuştur.

Bu çalışmada, finansal başarısızlık tahmininde kullanılan geleneksel ve modern modeller araştırılmış, geleneksel yöntemlerden lojistik regresyon (LR) ile modern yöntemlerden yapay sinir ağı (ANN), rastgele ormanlar (RF), karar ağaçları (DT) tahmin modelleri uygulanarak bu modellerin finansal başarısızlığı tahmin performansları karşılaştırılmıştır. Çalışmanın sonucunda modern yöntemlerin geleneksel yöntemlere göre üstünlüğü kanıtlanmıştır. Modern yöntemlerden en başarılı tahmin performansını yapay sinir ağı göstermiştir.

Tez çalışmam boyunca değerli vaktini bana ayıran, görüş ve önerileri ile yol gösteren, destek ve hoşgörüsünü benden esirgemeyen kıymetli hocam Dr. Öğr. Üyesi Doç. Dr. Arif SALDANLI'ya sonsuz teşekkürlerimi sunarım.

Uygulama aşamasında desteğini esirgemeyip bana yol gösteren Dr. Öğr. Üyesi Hakan BEKTAŞ'a teşekkür ederim.

Hayatımın her döneminde bana her türlü desteği sağlayan beni bugünlere getiren aileme teşekkür ederim.

Yüksek lisans programımın ders aşamasında bana emeği geçen öğretim üyelerine ve görevlilerine sonsuz teşekkürlerimi sunarım.

Çalışmamın tüm ilgililere faydalı olmasını dilerim.

İSTANBUL, 2019

SEVDA SELÇİK





# İÇİNDEKİLER

ÖZ.....	iii
ABSTRACT.....	v
ÖNSÖZ.....	vii
İÇİNDEKİLER .....	ix
TABLolar LİSTESİ .....	xii
ŞEKİLLER LİSTESİ .....	xiv
KISALTMALAR LİSTESİ.....	xv
GİRİŞ.....	1

## BİRİNCİ BÖLÜM İŞLETME YÖNETİMİ

1.1. İşletme Amaç Teorileri .....	2
1.1.1 Hissedar Önceliği Teorisi .....	2
1.1.2 Paydaş Teorisi.....	4
1.1.3 Değer Maksimizasyonu ve Sürdürülebilirlik.....	6
1.2. Ajans İlişkisi Sorunu ve Maliyeti .....	7
1.3. Finansal Yönetim .....	8
1.4. Finansal Planlama .....	10
1.5. Finansal Analiz.....	10
1.6. Finansal Oranlar .....	11
1.7. Performans Değerlendirme .....	12
1.7.1 Oran Sistemleri ve Altman Z Skorlama Sistemi.....	13
1.7.2 Risk Sistemleri.....	15

## İKİNCİ BÖLÜM FİNANSAL BAŞARISIZLIK

2.1. Finansal Başarısızlık Tanımı .....	17
2.2. Finansal Başarısızlık Nedenleri.....	19
2.3. Finansal Başarısızlık Sonuçları.....	21
2.4. Finansal Başarısızlığının Önlenmesi.....	22
2.5. Dünyada Yapılan Finansal Başarısızlık Tahmin Çalışmaları .....	23
2.6. Türkiye’de Yapılan Tahmin Çalışmaları .....	32
2.7. Dünyada Yaşanan Krizler .....	34
2.8. Krizlerin Türkiye’ye Etkisi .....	38

## ÜÇÜNCÜ BÖLÜM

### GELENEKSEL VE MODERN TAHMİN YÖNTEMLERİ

3.1. Teorik Tahmin Yöntemleri .....	44
3.2. İstatistiksel Tahmin Yöntemleri .....	45
3.2.1 Discriminant Analizi (MDA).....	46
3.2.2 Logit Probit Regresyon (LA) (PA).....	46
3.2.3 Kümülatif Toplamlar (Cusums).....	48
3.2.4 K Means.....	48
3.3. Geleneksel Yöntemlerin Avantaj ve Dezavantajları .....	50
3.4. Modern Tahmin Modelleri .....	52
3.4.1 Yapay Sinir Ağları (ANN).....	54
3.4.2 Karar Ağaçları (DT) .....	62
3.4.3 Rastgele Ormanlar (RT) .....	63
3.4.4 Vaka Tabanlı Muhakeme (CBR).....	64
3.4.5 Destek Vektör Makinaları (SVM).....	65
3.4.6 Kaba Kümeler (RS) .....	66
3.4.7 Yaşam Analizi (SA) .....	66
3.4.8 Genetik Algoritmalar (GA) .....	67
3.5. Veri Analizi ve Ön İşlemesi .....	67
3.5.1 Normalleştirme .....	67
3.5.2 Eksik Veri Tamamlama.....	68
3.5.3 Korelasyon Analizi.....	68
3.5.4 Değişken Seçimi.....	69
3.6. Model Performansının Ölçülmesi .....	71
3.6.1 Bekletme Yöntemi (Holdout) .....	71
3.6.2 Çarpaz Doğrulama (CV).....	72
3.6.3 Karışıklık Matrisi ve Ölçekleri .....	72
3.6.4 Roc Eğrisi ve Auc Ölçeği .....	75
3.7. Modern Yöntemlerin Avantaj ve Dezavantajlar .....	76

## DÖRDÜNCÜ BÖLÜM

### UYGULAMA

4.1. Çalışmanın Amacı ve Kapsamı .....	77
4.2. Örneklem Seçimi.....	77

4.3. Çalışma Sınırlılıkları ve Veri Hazırlığı .....	78
4.4. Veri Hazırlığı.....	82
4.5. Logistik Regresyon (LR) .....	86
4.6. Yapay Sinir Ağı (ANN) .....	90
4.7. Rastgele Ormanlar (RF).....	95
4.8. Karar Ağaçları (DT).....	98
4.9. Model Karşılaştırma .....	101
<b>SONUÇ .....</b>	<b>108</b>
<b>ÖNERİLER.....</b>	<b>115</b>
<b>KAYNAKÇA.....</b>	<b>118</b>

## TABLolar LİSTESİ

<b>TABLO 1.1:</b> Z SKOR DENKLEMİ (İMALAT SEKTÖRÜ)	13
<b>TABLO 1.2:</b> Z' SKOR DENKLEMİ (ÖZEL SEKTÖR)	14
<b>TABLO 1.3:</b> Z" SKOR DENKLEMİ (İMALAT DIŞI)	14
<b>TABLO 2.1:</b> LİTERATÜRDE KULLANILAN FİNANSAL BAŞARISIZLIK KRİTERLERİ	17
<b>TABLO 2.2:</b> FİNANSAL BAŞARISIZLIK NEDENLERİ	19
<b>TABLO 2.3:</b> DÜNYADA YAPILAN BPM ÇALIŞMALARI	25
<b>TABLO 2.4:</b> BPM ÇALIŞMALARINDA DEĞİŞKENLERİN TİPOLOJİSİ	29
<b>TABLO 2.5:</b> BPM ÇALIŞMALARINDA DEĞİŞKEN SEÇME YÖNTEMLERİ	30
<b>TABLO 2.6:</b> BPM ÇALIŞMALARINDA EN ÇOK KULLANILAN 10 FİNANSAL ORAN	30
<b>TABLO 2.7:</b> TÜRKİYE'DE YAPILAN BPM TAHMİN ÇALIŞMALARI	32
<b>TABLO 2.8:</b> TÜRKİYE'Yİ ETKİLEYEN OLUMSUZ DÜNYA OLAYLARI VE KRİZLER	35
<b>TABLO 2.9:</b> EN BÜYÜK İŞLETME İFLASLARI	37
<b>TABLO 3.1:</b> BPM SINIFLANDIRMASI	42
<b>TABLO 3.2:</b> FİNANSAL BAŞARISIZLIK TEORİK TAHMİN YÖNTEMLERİ	44
<b>TABLO 3.3:</b> GELENEKSEL MODELLERİN AVANTAJ VE DEZAVANTAJLARI	50
<b>TABLO 3.4:</b> SPEARMAN KORELASYON KATSAYILARI	69
<b>TABLO 3.5:</b> DEĞİŞKEN SEÇİMİ YAKLAŞIMLARININ KARAKTERİSTİKLERİ:	70
<b>TABLO 3.6:</b> KARIŞIKLIK MATRİSİ	72
<b>TABLO 3.7:</b> PERFORMANS ÖLÇEKLERİ	73
<b>TABLO 3.8:</b> AUC ORANI PERFORMANS TABLOSU	75
<b>TABLO 4.1:</b> VERİ SETİ ÖZETİ	77
<b>TABLO 4.2:</b> ÖRNEKLEMİN BAŞARI VE BAŞARISIZLIK DAĞILIMI	83
<b>TABLO 4.3:</b> DEĞİŞKENLERİN ÖNEM SIRASI VE SEÇİMİ	84
<b>TABLO 4.4:</b> LR-STEPWISE REGRESYON KARIŞIKLIK MATRİSİ	86
<b>TABLO 4.5:</b> LR- RFE KARIŞIKLIK MATRİSİ	86
<b>TABLO 4.6:</b> LR PERFORMANS GÖSTERGELERİ	87
<b>TABLO 4.7:</b> LR RFE DENKLEMİ SABİT VE KATSAYILARI	88
<b>TABLO 4.8:</b> EN İYİ PERFORMANSA SAHİP ANN ÖZELLİKLERİ	91
<b>TABLO 4.9:</b> ANN- STEPWISE KARIŞIKLIK MATRİSİ	92
<b>TABLO 4.10:</b> ANN- RFE KARIŞIKLIK MATRİSİ	92
<b>TABLO 4.11:</b> ANN- TÜM DEĞİŞKENLER KARIŞIKLIK MATRİSİ	92
<b>TABLO 4.12:</b> ANN PERFORMANS GÖSTERGELERİ	92
<b>TABLO 4.13:</b> RF- STEPWISE KARIŞIKLIK MATRİSİ	95
<b>TABLO 4.14:</b> RF- RFE KARIŞIKLIK MATRİSİ	95
<b>TABLO 4.15:</b> RF- TÜM DEĞİŞKENLER KARIŞIKLIK MATRİSİ	95
<b>TABLO 4.16:</b> RF PERFORMANS GÖSTERGELERİ	96
<b>TABLO 4.17:</b> DT- STEPWISE KARIŞIKLIK MATRİSİ	98
<b>TABLO 4.18:</b> DT- RFE KARIŞIKLIK MATRİSİ	98
<b>TABLO 4.19:</b> DT- TÜM VERİ KARIŞIKLIK MATRİSİ	99
<b>TABLO 4.20:</b> DT PERFORMANS GÖSTERGELERİ	99
<b>TABLO 4.21:</b> MODEL PERFORMANS KARŞILAŞTIRMA	102
<b>TABLO 4.22:</b> ROC AUC DEĞERİNE GÖRE KARŞILAŞTIRMA	102
<b>TABLO 4.23:</b> HASSASLIK ORANINA GÖRE KARŞILAŞTIRMA	102
<b>TABLO 4.24:</b> F1 METRİĞİNE GÖRE KARŞILAŞTIRMA	103



## ŞEKİLLER LİSTESİ

ŞEKİL 2-1: KÜRESEL BÜYÜME ORANLARI .....	39
ŞEKİL 2-2: AÇILAN VE KAPANAN ŞİRKET SAYILARI .....	40
ŞEKİL 3-1: PROBLEM ÇÖZME YOLLARI.....	43
ŞEKİL 3-2: FARKLI YÖNTEMLERİN KULLANILABİLİRLİĞİ.....	44
ŞEKİL 3-3: K MEANS KÜMELEME .....	49
ŞEKİL 3-4: DOĞRUSAL VE DOĞRUSAL OLMAYAN PROBLEMLER.....	53
ŞEKİL 3-5: KÜMELEME .....	54
ŞEKİL 3-6: TEK KATMANLI ALGILAYICI (PERCEPTRON).....	55
ŞEKİL 3-7: ÇOK KATMANLI ALGILAYICI - YAPAY SİNİR AĞI (MLP ANN) .....	56
ŞEKİL 3-8: AKTİVASYON FONKSİYONLARI.....	57
ŞEKİL 3-9: İLERİ BESLEMELİ MODELLERDE GERİ YAYILIM .....	59
ŞEKİL 3-10: İLERİ BESLEMELİ YAPAY SİNİR AĞI (FFNN).....	61
ŞEKİL 3-11:TEKRARLAYAN YAPAY SİNİR AĞI .....	61
ŞEKİL 3-12: KARAR AĞACI .....	63
ŞEKİL 3-13: RASTGELE ORMANLAR.....	64
ŞEKİL 3-14: DESTEK VEKTÖR MAKİNALARI.....	65
ŞEKİL 3-15: DEĞİŞKEN ELEME YAKLAŞIMLARI .....	70
ŞEKİL 3-16: BEKLETME YÖNTEMİ (HOLD OUT).....	72
ŞEKİL 3-17: ROC EĞRİSİ.....	75
ŞEKİL 4-1: ÖRNEKLEMİN BAŞARILI VE BAŞARISIZLIK DAĞILIMI.....	83
ŞEKİL 4-2: BAŞARI DURUMUNUN YILLARA GÖRE DAĞILIMI.....	83
ŞEKİL 4-3: LR PERFORMANS GÖSTERGELERİ:.....	89
ŞEKİL 4-4: LR HATA ORANLARI .....	90
ŞEKİL 4-5: ANN PERFORMANS GÖSTERGELERİ.....	94
ŞEKİL 4-6: ANN HATA ORANLARI .....	94
ŞEKİL 4-7: RF PERFORMANS GÖSTERGELERİ.....	97
ŞEKİL 4-8: RF HATA ORANLARI .....	98
ŞEKİL 4-9: DT PERFORMANS GÖSTERGELERİ.....	100
ŞEKİL 4-10: DT HATA ORANLARI.....	101
ŞEKİL 4-11: MODEL KARŞILAŞTIRMA - ROC AUC .....	104
ŞEKİL 4-12: MODEL KARŞILAŞTIRMA - HASSASLIK.....	104
ŞEKİL 4-13: MODEL KARŞILAŞTIRMA - TİP I HATA.....	105
ŞEKİL 4-14: MODEL KARŞILAŞTIRMA - F1 .....	105
ŞEKİL 4-15: MODEL KARŞILAŞTIRMA - GENEL DOĞRULUK.....	106
ŞEKİL 4-16: MODEL KARŞILAŞTIRMA – HASSASLIK VE ROC AUC .....	106

## KISALTMALAR LİSTESİ

<b>BPM</b>	: Başarısızlık Tahmin Modeli (Bankruptcy Prediction Model)
<b>AI</b>	: Yapay Zeka (Artificial Intelligence)
<b>ML</b>	: Makina Öğrenmesi (Machine Learning)
<b>DL</b>	: Derin Öğrenme (Deep Learning)
<b>ANN</b>	: Yapay Sinir Ağı (Artificial Neural Network)
<b>LR</b>	: Lojistik Regresyon (Logistic Regression)
<b>SVM</b>	: Destek Vektör Makinaları (Support Vector Machines)
<b>KM</b>	: K Ortalama (K Means)
<b>RF</b>	: Rastgele Ormanlar (Random Forest)
<b>DT</b>	: Karar Ağaçları (Decision Tree)
<b>RFE</b>	: Tekrarlı Değişken Eleme (Recursive Feature Elimination)
<b>MDA</b>	: Çoklu Discriminant Analizi (Multiple Discriminant Analizi)
<b>GA</b>	: Genetik Algoritmalar
<b>GAMB</b>	: Gambler's ruin theory
<b>RS</b>	: Rough sets model
<b>Credit</b>	: Kredi Risk Teorileri
<b>CUSUM</b>	: Cumulative sums model (time series).
<b>Tip I</b>	: Tip I hatası (Başarısız işletmelerin yanlış sınıflandırılması)
<b>Tip II</b>	: Tip II hatası (Başarılı işletmelerin yanlış sınıflandırılması)
<b>FR</b>	: Finansal Oranlar (Financial Ratios)
<b>CF</b>	: Nakit Akımı (Cash Flow)
<b>MIX</b>	: Karışık
<b>BSDM</b>	: Balance Sheet Ayrıştırma Ölçümü (Entropy theory).
<b>Cash</b>	: Nakit Yönetimi Teorisi
<b>CBR</b>	: Vaka Tabanlı Muhakeme Teorisi (Case-based reasoning)
<b>NA</b>	: Not Available
<b>Non-Fin</b>	: Finansal Olmayan
<b>LPM</b>	: Doğrusal Olasılık Modeli (Linear probability model)
<b>RPA</b>	: Tekrarlı Bölümlenme Analizi (Recursive partitioning) (decision tree)
<b>Par. Adj.</b>	: Parçalı Ayarlama Modeli (Partial adjustment model) (time series).

## GİRİŞ

Finansal başarısızlıklar sadece işletmeleri değil, aynı zamanda bireyleri, ülkeleri hatta küresel olarak bütün dünyayı olumsuz etkilemekte, önceden tahmin edilebilmesi ise, işletme sahipleri, paydaşları, yatırımcıları, iş çevresi, çalışanları, işletmenin bulunduğu yerel toplulukları, bölgeyi ve sektör katılımcılarını aynı zamanda politikacıları ve küresel ekonomiyi de etkilediği için başarısızlığın önceden tahmin edilebilmesi önem arz etmektedir. Başarısızlığın yaratacağı yüksek sosyal ve ekonomik, dolaylı ve direk maliyetler nedeniyle işletmelerin finansal başarısızlık ve iflas nedenlerinin daha iyi anlaşılabilir finansal başarısızlığının önceden tahmin edilebilmesi konusu araştırmacıların dikkatini 1960'lardan beri çekmektedir. Veri miktarının giderek artması, finansal verilere erişimin kolay olması, açıklayıcı değişkenlere ulaşılabilirliği ve paralelde yeni modern tahmin yöntemlerinin geliştirilmesi nedeniyle bu alandaki araştırmalar giderek çoğalmaktadır.

Bu çalışmanın amacı, geleneksel ve modern yöntemleri finansal başarısızlık tahmini alanında uygulayarak bu modellerin tahmin performanslarını inceleyip karşılaştırmak ve daha iyi performans gösteren modelleri tespit etmektedir. Bu amaçla Lojistik Regresyon (LR), Yapay Sinir Ağları (ANN), Karar Ağaçları (DT) ve Rastgele Ormanlar (RF) tahmin modelleri uygulanarak performansları karşılaştırılmıştır.

Çalışma sonucunda, modern tahmin yöntemleri geleneksel yöntemlere göre daha başarılı sınıflandırma tahmininde bulunmuştur. En başarılı finansal başarısızlık tahmin modeli Yapay Sinir Ağı modeli (ANN), en başarısız finansal başarısızlık tahmin modeli ise geleneksel değişken seçme yöntemi Stepwise ile uygulanan geleneksel tahmin modeli Lojistik Regresyon (LR) modeli olmuştur.

Değişken seçimi yöntemlerinden geleneksel Stepwise ile modern RFE yöntemleri uygulanarak finansal başarısızlık tahmin modellemesine etkileri araştırılmış, Stepwise yetersiz, RFE oldukça etkili bulunmuştur. Modern yöntemlerin öğrenme yeteneklerinden dolayı ve büyük veri ile daha iyi performans göstermeleri nedeniyle üçüncü bir yöntem olarak modern modeller tüm değişkenlerle yeniden çalıştırılmış, en yüksek tahmin başarısını tüm değişkenlerle gösterdikleri tespit edilmiştir.



## BİRİNCİ BÖLÜM

### İŞLETME YÖNETİMİ

İşletmeler, bugünün dünyasında çok önemli bir rol oynamaktadır. Bu nedenle işletmelerin amaçlarını belirlemek kritik bir konudur. Ancak, bu amacın ne olması gerektiği konusunda büyük belirsizlik devam etmektedir. İşletmelerin amacının ne olması gerektiğine ilişkin iki önemli teori karşı karşıya gelmiştir. Bunlardan biri hissedar önceliği teorisi (Berle & Means, 1933) diğeri ise paydaş teorisidir (Dodd, 1932). Berle & Means, işletmelerin hissedarların yararı için yönetilmesi gerektiğini savunurken Dodd, işletmenin ve işletmeyi kontrol eden yöneticilerin gönüllü olarak ve yasal zorunluluk beklemeden topluma karşı sorumlulukları olduğu görüşünü belirtmiştir (Macintosh, 1999).

Diğeri yandan yeni bir yaklaşım olan değer maksimizasyonu ve sürdürülebilirlik modeli de ortaya konulmuştur. Bu model, işletmeye ayrı bir tüzel kişilik olarak odaklanmakta ve işletmenin amacının işletmenin değer zenginliğini en üst seviyeye çıkarmak ve aynı zamanda işletmenin finansal olarak sürdürülebilir olmasını sağlamak olduğunu savunmaktadır (Keay, 2008).

#### 1.1. İşletme Amaç Teorileri

Bu bölümde işletme amaç alanında ortaya atılan teoriler incelenmiştir. Hissedar Teorisi ve Paydaş Teorisi karşılaştırılmış olup, bu teorilere getirilen eleştiriler incelenmiş ve son zamanlarda öne çıkan yeni yaklaşım olan işletme değer maksimizasyonu ve sürdürülebilirlik yaklaşımı da ele alınmıştır.

##### 1.1.1 Hissedar Önceliği Teorisi

19. yüzyıl boyunca bir işletmeye finansal sermaye sağlayanlar, aynı zamanda işletmenin faaliyetlerini yürütenler olma eğilimindeydiler. Ancak hissedarlar karar vermeyi hissedarların çıkarları doğrultusunda hareket etmesi gereken bir dizi yöneticiye devretmiştir. Mülkiyet sahibi olduğu düşünülen bireyler artık işletmenin faaliyetlerini yürütenlerle aynı olmadığı için mülkiyeti kontrolünü kaybetmiştir. İşletme yöneticileri hissedarların temsilcileridir ve işletmenin işini yürütmek için zamanı veya yeteneği olmayan hissedarlar için çalışmaktadır (Keay, 2008). (Berle & Means, 1933), yönetimin rolünü hissedarlar için müteveli olarak tanımlamıştır. Müteveli'nin,

mutlaka hissedarın veya hissedarın güveninin yararına hareket etmesi gerektiği sonucuna varmıştır (Millon, 1990, s. 221) .

Hissedar Önceliği teorisi, hissedarların önceliğini işletmenin odak noktası olarak görmüştür ve hissedarların değerini maksimize etmeye arttırmaya odaklanmaktadır (Bradley, Schipani, Sundaram, & Walsh, 1999, s. 9). Teori, yöneticilerin hissedarlara, hissedarların servetlerini en üst seviyeye çıkaracaklarına dair verdiği söz temeline dayanmaktadır. Yöneticilerin yetki ve görevlerini yerine getirmelerinde yönlendirmek ve disipline etmek hissedarların görevidir. Hissedarların gözetimi denetimi olmazsa yöneticilerin fırsatçı davranışlarda bulunabilecekleri söylenir. Bu durum Ajans maliyetlerini doğurmaktadır. Hissedar önceliği, yöneticilerin işletmenin işlerini yürütürken yaptıklarından tamamen sorumlu hale getirildiği anlamına gelmektedir (Keay, 2008).

Hissedar servet maksimizasyonu ilkesinin en net biçimde benimsenmesine yol açan olay ABD'de, 1919'da Michigan State Yüksek Mahkemesi'nin (Dodge v Ford Motor Co , 1919) davasında aldığı karar sayesinde olmuştur. Henry Ford, kayda değer miktarda birikmiş kârı Ford Motor Company'nin hissedarlarına dağıtmak yerine, işletmeye yatırmak istemiştir. Ford Motor Company'deki azınlık hissedarları olan Dodge kardeşler, çalışanlara ve tüketicilere fayda sağlama niyetinin hissedarların pahasına olduğunu iddia ederek Ford'a karşı dava açmışlardır. Michigan mahkemesi Dodge kardeşleri haklı bulmuş ve iş ortaklığının öncelikle hissedarlar için organize edildiğini ve sürdürüldüğünü ileri sürmüş ve yöneticilerin yetkilerini bu amaçla kullanılacağını belirtmiştir (Sundaram & Inkpen, 2004, s. 351). Hissedar Öncelik Modeli aşağıdaki nedenlerle eleştirilmektedir, tartışmalıdır, eksiklikleri vardır ve sorgulanabilmektedir (Keay, 2008, s. 669-672):

İlk olarak, teorinin amacı belirsizdir. Hissedar değerinin kısa veya uzun vadede arttırılacağı mı konusu belirsizdir. Kısa ve uzun vadeli stratejiler farklı olduğu için ve farklı hissedarların farklı amaçlara sahip olmaları nedeniyle belirsizlik sözkonusudur.

İkinci olarak, hissedar önceliği sadece hisse sahiplerine yarar sağlamaktadır ve sosyal serveti arttırmayabileceği iddia edilmektedir. Hissedar önceliğinde, işletme yükümlülüklerini yerine getirmede başarısız olabilir ve tüm paydaşlar zarar görebilir. Örneğin bir fabrikayı kapatma ve buradaki çalışanları çıkarma yoluyla, hisse sahiplerinin kendi çıkarlarını arttırabildiği söylenmektedir.

Ayrıca hissedarlar mutlaka bir işletmenin kararlarından daima en çok etkilenenler değildir. Hissedarlar dışında kalan ve talep sahipleri olduğu söylenebilecek birçok insan bulunmaktadır. Alacaklılar, yöneticiler, çalışanlar - hatta tedarikçiler, müşteriler ve topluluklar bile - ekonomik servetlerini işletmenin kaderine bağlayan işletmeye özel yatırımlar yapmaktadırlar.

Buna ek olarak, hissedar önceliği kısa vadeli bir odak noktası yaratmaktadır ve bu durum sosyal refahı en üst düzeye çıkarmamaktadır.

Son olarak, hissedar önceliği teorisi etik ve ahlaki nedenlerle eleştirilmektedir. Hissedarlar, işletme faaliyetlerinden etkilenen birçok grup arasında sadece biridir. İşletmelerin nasıl yönetilmesi gerektiğini düşünürken, hissedarların çıkarlarından daha fazlası risk altındadır. Her şeyi kar konusuna indirgemek yaşamın tüm yönleri için kritik olan insan boyutunu tamamen ihmal etmektedir. ABD'de Enron'un çöküşü gibi başarısızlıklar, hissedar yönetim modelindeki reform girişimlerini tetiklemiştir.

### **1.1.2 Paydaş Teorisi**

1929 büyük buhran sonrasında, hissedar değeri maksimize etme bakış açısı yeniden değerlendirilmiştir. Büyük işletmelerin halkın refahını göz ardı ettiği görüşü eleştirmenleri “kurumsal sosyal sorumluluk” olarak adlandırılan kavram lehine düşündürmüştür (Millon, 1990, s. 216). İşletmenin hissedarlarından ayrı bir varlık olarak görülmesi nedeniyle sorumluluklarının olduğunu savunulmuştur. (Dodd, 1932)'de yayınlanan makalesinde, doğal varlık fikrinin kurumsal sosyal sorumluluk için nasıl teorik bir temel sağlayabileceğini göstermiştir.

Paydaş konusu işletme yönetiminde (Freeman, 1984) ile popüler olmuş, paydaş teorisi (Freeman R. , 1984) tarafından işletmelerin stratejik yönetimi için ortaya atılmış ve bu konuda çok sayıda araştırma ve yayın yapılmıştır. Freeman, paydaş teorisini ortaya atarken temelde işletmenin amacını ve yönetimin paydaşlara karşı ne gibi sorumlulukları olduğunu sormaktadır. Yöneticiler ilişkiler geliştirmeli, paydaşlarına hizmet vermeli ve herkesin işletmenin vaat ettiği değeri sunmak için elinden gelenin en iyisini yapmak için çaba harcadığı topluluklar oluşturmalıdır (Freeman, Wicks, & Parmar, 2004, s. 364). Freeman, işletmelerin stratejik kararlar alırken diğer paydaşların çıkarlarıyla da ilgilenmesi gerektiğini savunmuştur. Paydaş teorisi, yöneticilerin bir işletmedeki tüm paydaşların (yalnızca finansal talep sahipleri değil, aynı zamanda çalışanlar, müşteriler, topluluklar, kamu görevlileri ve bazı

yorumlar altında çevre, teröristler ve şantajcılar dahil) çıkarlarını göz önünde bulundurarak karar vermeleri gerektiğini savunmaktadır (Jensen, 2001, s. 11). Zaman içinde, bu teoride daha fazla derinlik ve gelişme sağlanmıştır. Çalışmalarının amacı, artan rekabete, küreselleşmeye ve işletme operasyonlarının artan karmaşıklığına yanıt olarak alternatif bir stratejik yönetim biçimi belirlemektir (Mainardes, Alves , & Raposo, 2011, s. 227). Bu teori, işletmeyi daha çok sosyal sorumluluğunun bir parçası olarak kabul edilmektedir ve paydaşlarla olumlu ilişkiler sürdürerek pay sahiplerine uzun vadeli fayda sağlaması beklenmektedir. İşletme, çatışmak yerine, diğer paydaşlarıyla işbirliğini geliştirerek, hissedar servet maksimizasyonu hedefine daha iyi ulaşabilecektir. Menfaat sahipleri, çalışanlar, müşteriler, tedarikçiler, alacaklılar, mal sahipleri ve şirketle doğrudan ekonomik bağlantısı olan diğerleri gibi gruplardır. Müşterileri, ürünlerinden memnun olmayan, çalışanları diğer işletmelerde iş arayan ya da tedarikçileri isteksiz olan bir işletmenin hissedarları zenginleştirmesi muhtemel değildir, çünkü böyle bir işletme uzun vadede kar edemeyebilir. Bu teoriye göre, hissedar servetini maksimize etme hedefini değiştirmemektedir. Her ne kadar hissedar servetinin maksimuma çıkarılması birincil hedef olsa da, işletmeler odaklarını paydaşların çıkarlarını da içerecek şekilde genişletmektedir. Paydaş odaklı bir işletme bilinçli olarak, paydaşlara zarar verebilecek eylemlerden kaçınmaktadır. Amaç, paydaş refahını en üst düzeye çıkarmak değil, onu korumaktır. Paydaş teorisine çeşitli eleştiriler getirilmiştir. Belli başlıca en önemli eleştiriler aşağıda kısaca özetlenmiştir (Jensen, 2001, s. 11) (Keay, 2008, s. 675-677) :

Birden çok amaç, amaç değildir. Paydaş teorisinde çok sayıda amaç olması, yöneticileri amaçsız bırakmaktadır. Tek bir objektif misyonun netliği olmadan, paydaş teorisini benimseyen işletmeler yönetsel karışıklığı, çatışmayı, verimsizliği ve hatta belki de rekabetçi başarısızlığı deneyimleyeceklerdir.

Bir işletmenin tek bir amacı olması gerektiğinden, tanımının ne olduğu belirlenmelidir. İşletmelerin yarattığı “sosyal” değere müşterileri tarafından daha fazla değer verilmektedir (Jensen, 2001, s. 11). Ekonomideki tüm işletmeler kendi toplam işletme değerlerini maksimize etmeye çalıştıklarında sosyal refah en üst düzeye çıkacaktır.

Paydaş teorisini benimseyen bir işletme, yöneticileri kendi insiyatiflerine kontrolsüz ve serbest bırakmaktadır. Çünkü işletmeyi siyasallaştırır ve yöneticilerine işletmenin kaynaklarını harcarken kendi tercihlerini kullanma yetkisi vermektedir.

Performans kriterleri olmadan, yöneticiler herhangi bir şekilde değerlendirilemez. Rekabet yoksunluğu yaratmaktadır. Yöneticilerin harcamalarının, işletme değeri üzerindeki etkisinden sorumlu tutulmadan, işletmenin kaynaklarını çevre, sanat, şehirler, tıbbi araştırma gibi kendi kişisel tercihlerine göre ayırmalarına izin vermektedir.

Bu teori, paydaşlar arasında uzlaşının nasıl başarılabileceğini sağlamadığından bu durum işletme değerine zarar vermekte ve sosyal refahı azaltmaktadır.

Net bir amaç olmadığından dolayı performans ölçülmesine olanak sağlamamaktadır. Paydaş teorisinin yönetsel eşdeğeri dengeli hedef puan kartı (balanced score card) olarak adlandırılan performans ölçüm sistemini kullanan işletmeler üzerinde de aynı durumun görülmesi muhtemeldir.

Sermaye sahiplerinin yatırıma teşvik edilmesi ihtiyacı nedeniyle hissedarı korumadıkça hiç kimse öz sermayesiyle yeni bir girişime katkıda bulunmayacağından dolayı bu teori eleştirilmekte ve hissedar önceliği teorisi savunulmaktadır. (Dodge v Ford Motor Co , 1919) kararı da hissedarları şirketin yasal odağı olarak tanımlamıştır. Henry Ford'un toplum yararına insani argümanı halka duygusal olarak çekici gelse de, hissedar önceliği olmazsa, yatırımcılar, işletmenin varlığını destekleyen sermayeyi sağlamaları için teşvik edilmemiş olacaktır. Bu nedenle Dodge'daki mahkeme kararı öncelikle bir işletmenin kârını maksimize etmek kararını desteklerken bir yandan da işletmenin uzun süre dayanmak için tasarlandığı kavramını tekrar doğrulamıştır.

### **1.1.3 Değer Maksimizasyonu ve Sürdürülebilirlik**

İşletme değer maksimizasyonu ve sürdürülebilirlik modelinde, işletme farklı bir tüzel kişilik olarak kabul edilmektedir. Bu nedenle ayrı yasal bir duruşu vardır. Dolayısıyla yatırımcı kimliğindeki değişikliklere rağmen varlığını sürdürmelidir (Suojanen, 1954, s. 392). Varlık ve borçlar şirkete aittir (Biondi, 2005). İşletmenin kendisini sürdürmesi gerekmektedir. Bu nedenle uzun vadeli değerlerin maksimize edilmesini ve hayatta kalmayı aynı anda sağlayacak bir strateji geliştirilmeli ve sürdürülebilirlik ile işletme değer maksimizasyonu arasında bir denge sağlanmalıdır (Drucker, 1958, s. 88). Sürdürülebilirlik, üstlenilen riskleri karşılamak için gereken minimum karın belirlenmesini gerektirmektedir (Drucker,

1958, s. 86). Ancak işletmeler kâr elde etmeden hayatta kalamazlar. Bu nedenle işletmenin sürdürülebilir olmasına dikkat ederek, değeri maksimize etmek amaçlanmaktadır. Sürdürülebilirlikte, işletmenin çıkarları uzun vadede en üst seviyeye çıkarılmalıdır. Bu bir önceki yıla göre daha az kâr elde etmek, ancak yine de geleceğe yönelik olarak işletmeyi en üst seviyeye çıkarmak olabilir. Hissedar önceliğinin aksine, değer maksimizasyon ve sürdürülebilirlik süreci, itibar arttırma gibi şeyleri kapsadığı için, sadece kâr maksimizasyonuna odaklanmamaktadır. Bir işletme, potansiyel olarak kârlı olmasına rağmen, itibarının azaldığını görmesine yol açabilecek bir projeye katılmayı reddedebilir. İtibar, çok sayıda soruna dayanan çok yönlü bir unsurdur. İtibarın arttırılması, her zaman kolayca kârlara dönüşmez. Ancak, ölçülmesi zor olsa da zaman içinde işletmenin değerini arttırması muhtemeldir (Keay, 2008).

Sürdürülebilirlik ajansının kurucusu ve dünyanın önde gelen sürdürülebilirlik uzmanlarından John Elkington, işletmenin sürdürülebilirlik kavramını sürdürülebilirliğin üçlü alt çizgisi (Triple Bottom Line) (TBL) olarak adlandırdığı “ekonomik”, “sosyal” ve “çevresel” boyutlar olarak üç boyutta ele almakta, bu sistemle sürdürülebilirliği, kaynakların verimli kullanımının yanı sıra sürdürülebilirliğin temeli olan ekonomik, sosyal ve çevresel sürdürülebilirliğin ortak değerlendirmesi olarak tanımlanmaktadır (Elkington, 1997) (Elkington, 2006)(Arslan & Kısacık, 2017)

## 1.2. Ajans İlişkisi Sorunu ve Maliyeti

Küçük işletmeler için hissedarlar ve yönetim aynı olabilir. Ancak büyük işletmeler için mülkiyet ve yönetimin ayrılığı bir zorunluluktur. Örneğin, AT&T'nin 2 milyondan fazla hissedarı vardır. Bu hissedarların aktif olarak yönetime dahil olmalarının imkânı olmadığından yetki verilmek zorundadır. Tüm paydaşların kabul edebileceği ortak finansal amaç belirlenmelidir. Bu da, yatırımlarının mevcut değerini en üst düzeye çıkarmaktır. Akıllı ve etkili bir finansal yönetici, şirketin hisselerinin bugünkü değerini ve hissedarlarının zenginliğini artıran kararlar almalıdır. Artan servet, hissedarların istediği herhangi bir amaç için kullanılabilir (Brealey , Myers , & Marcus , 2001, s. 18).

Mülkiyetin ve kontrolün ayrılması, modern işletmelerin temel özelliklerinden biridir ve ajans sorununu azaltmak için kurumsal yönetim gerekli hale gelmiştir (Berle & Means, 1933). Modern Şirket ve Özel Mülkiyet kitabında (Berle & Means, 1933), mülkiyet ve kontrol ayrılığı göz önüne alındığında, yönetsel takdir yetkisi ve

kendi kendine işlem ile ilgili sorunları vurgulamaktadır (Sundaram & Inkpen, 2004, s. 351). Hissedarlar ve yönetim arasındaki bu ilişki, ajans ilişkisi olarak adlandırılmaktadır. Böyle bir ilişki, hissedarlar kendi çıkarlarını temsil etmek için yöneticiyi işe aldığı anda ortaya çıkmaktadır. Tüm bu ilişkilerde, hissedar ile yönetici arasında çıkar çatışması olasılığı vardır. Böyle bir çatışmaya ajans sorunu denilmektedir. Ajans sorunları, yöneticiler, kişisel hedeflerini hissedarların hedeflerinin önüne geçirecek hissedar servetini maksimize etme hedefinden sapmalarında ortaya çıkmaktadır (Ross , Westerfield, & Jordan , 2010, s. 10).

İşletme yönetiminin önemli bir konusu, ajans sorununu azaltmaya veya ortadan kaldırmaya çalışan mekanizmalar yoluyla bir işletmedeki yöneticilerin hesap verebilirliğini sağlamaktır ancak bu mekanizmalar başarısız olduğunda ajans sorunları ortaya çıkabilmektedir (Gitman & Zutter , 2012). Ajans maliyetleri, hissedarlar ve yönetim arasındaki çıkar çatışmasının maliyetlerini ifade etmektedir. Bu maliyetler dolaylı veya doğrudan olabilir. Dolaylı bir ajans maliyeti, kaybedilen fırsatlardır. Doğrudan ajans maliyetleri ise ikiye ayrılabilir (Ross , Westerfield, & Jordan , 2010, s. 11) :

- Yönetime fayda sağlayan ancak hissedarlara maliyet getiren kurumsal harcamalar (lüks ve gereksiz bir şirket jetinin satın alınması gibi)
- Yönetim faaliyetlerini izleme ihtiyacından ortaya çıkan giderler (Finansal tablo bilgilerinin doğruluğunu değerlendirmek için dış denetçilere ödeme yapmak gibi)

Yöneticilerin, hissedarların menfaatleri ile tutarlı ve diğer menfaat sahiplerinin yükümlülüklerini dikkate alan bir şekilde hareket etmelerini sağlamak için, işletmeler sağlam kurumsal yönetim uygulamaları oluşturmayı amaçlamaktadır.

### 1.3. Finansal Yönetim

Finansal yönetimin amacı, mevcut hisse senedi başına mevcut değeri maksimize etmek, işlem gören hisse senedi bulunmadığında özkaynaklarının piyasa değerini en üst düzeye çıkarmaktır. Bu, finansal yöneticinin işletmedeki özkaynak değerini ve hisse değerini artırmak umuduyla yasadışı veya etik olmayan eylemlerde bulunması gerektiği anlamına gelmemektedir (Gitman & Zutter , 2012). İşletmeye değer katan mal ve hizmetleri tanımlayarak, serbest piyasada arzu edildikleri ve değerlendirildiği için işletme sahiplerine en iyi şekilde hizmet etmek amaçlanmaktadır.

Finansal yönetici bu yönde kararlar alarak hissedarların çıkarlarına hareket ettiğini göstermektedir. Olası finansal amaçları göz önünde bulundurursak, hayatta kalmak veya sürdürülebilirlik, finansal başarısızlık / sıkıntı ve iflastan kaçınmak, rekabeti kazanmak, satışları veya pazar payını maksimize etmek, maliyetleri en aza indirmek, ürünleri maksimize etmek, sabit kazanç büyümesini sürdürmek gibi bazı amaçlar listelenebilir.

Tüm amaçlar “kârlılık” ve “riski yönetmek” ile ilgilidir. Kârlılık amacı, satış, pazar payı ve maliyet kontrolünü içeren amaçların tümüyle ve farklı kazançlar kazanmanın veya arttırmanın yolları ile ilgilidir. Riski kontrol etme amacı, iflastan kaçınma, istikrar ve güvenlik içeren amaçlardır. Ancak kârlılık ve riski kontrol etme amaçları biraz çelişkilidir. Kârı amaçlamak normalde bir risk unsuru içermektedir, bu nedenle hem güvenliği hem de kârı en üst düzeye çıkarmak gerçekten mümkün değildir. Dolayısıyla her iki faktörü de kapsayan bir amaç hedeflenir (Ross , Westerfield, & Jordan , 2010, s. 7-9). Ayrıca kâr maksimizasyonu bile kesin bir amaç değildir. Hangi vadede kar etmek istiyoruz, muhasebe net gelir mi yoksa hisse başına mı kar kastediyoruz, hangi yıl kâr maksimizasyonu isteniyor soruları gündeme gelir. Şirket, bakım veya personel eğitimini azaltarak mevcut karı artırabilir. Ancak gelecek yıllardaki kârları zarar görürse hissedarlar bunu kabul etmeyebilir. İkinci olarak bir işletme, bu yılki temettü oranını azaltarak ve serbest bırakılan nakit parayı işletmeye yatırarak gelecekteki kârları artırabilir. Eğer işletme ekstra yatırım karşılığında çok düşük bir getiri oranı elde ederse, bu hissedarların çıkarları için iyi değildir. Son olarak, farklı muhasebeciler kârı farklı şekillerde hesaplayabilir. Dolayısıyla, bir muhasebe kural setini kullanarak kârı artıran bir uygulama, başka bir kural setini kullanarak kârı azaltabilmektedir (Brealey , Myers , & Marcus , 2001, s. 18).

Finansal yönetimde, hissedarlar geriye kalan sahipler olduğundan, çalışanlar, tedarikçiler ve alacaklılar ve meşru bir hak talebinde bulunanların borçlarınının ödenmesinden sonra kalanlara hak kazandıklarından dolayı bu gruptan herhangi biri ödeme alamazsa, hissedarlar hiçbir şey alamadığı için herkesin kazanması sağlanmalıdır. Ayrıca, bu olasılıkların her biri, finansal yöneticinin amacı için zorluklar içermektedir. Örneğin, fiyatları düşürerek veya kredi koşullarını rahatlatarak pazar payını veya satışlarını artırmak kolaydır. Araştırma ve geliştirme gibi konulardan uzak durarak maliyetleri her zaman azaltabiliriz. Borç para



almamakla veya asla risk almamakla iflastan kaçınabiliriz. Ancak bu işlemlerden herhangi birinin hissedarların çıkarlarına olup olmadığı açık değildir.

#### 1.4. Finansal Planlama

Finansal planlama işletmenin amaçlarına ulaşmak için faaliyetlerini yönlendirmek, koordine etmek ve kontrol etmek için yol haritaları sağlamaktadır. Finansal planlama, finansal amaçlara ulaşılma şeklini formüle etmektedir. Bir finansal plan, gelecekte yapılması gerekenlerin bir ifadesidir. Birçok karar uzun vadeli, bu da bu kararların uygulanmasından çok önce alınmasını gerektirmektedir (Ross , Westerfield, & Jordan , 2010). Finansal planlama aşağıdaki şekilde 2 gruba ayrılabilir (Gitman & Zutter , 2012):

**Uzun Vadeli / Stratejik Planlama:** Uzun vadeli stratejik finansal planlar, kısa vadeli operasyonel planlara rehberlik etmek amacıyla üretim ve pazarlama planlarıyla birlikte işletmeyi stratejik hedeflere doğru yönlendirmektedir. Sabit varlıklar, araştırma ve geliştirme faaliyetleri, pazarlama ve ürün geliştirme faaliyetleri, sermaye yapısı ve başlıca finansman kaynakları için önerilen harcamalar gibi bir çok faktörü göz önünde bulundurmaktadır. 2-10 yıllık zaman dilimini kapsar. Ancak 5 yıllık revize planlar yapılabilir. Genel olarak, yüksek derecede işletme belirsizliğine, nispeten kısa üretim döngülerine veya her ikisine birden maruz kalan işletmeler, daha kısa vadeli plan yapma eğilimindedir.

**Kısa Vadeli / Operasyonel Planlama:** En çok 1-2 yıllık süreyi kapsar. Girdileri satış tahmini, çeşitli işletme ve finansal verileridir. Çıktıları işletme bütçesi, nakit bütçesi ve proforma finansal tablolar gibi çıktılardır. Finansal planlama sürecinin bir diğer iki önemli şekli "nakit planlama" ve "kar planlama"sıdır. Nakit planlamasında, işletmenin nakit bütçesini hazırlanırken; kâr planlamasında, proforma beyannamelerini hazırlanmaktadır. Bunlar, iç finansal planlama için kullanışlıdır ve mevcut ve muhtemel borç verenler tarafından rutin olarak talep edilmektedir.

#### 1.5. Finansal Analiz

Finansal analiz, bir işletmenin konumunu değerlendirmek ve anlamak için açık bir rehber, finansal durumunu görmenin kritik bir yoludur. Bir işletmenin finansal durumu oran analizi, karşılaştırmalı tablo analizi, nakit akışı analizi, karar teorisi gibi

analizlerle incelenebilmektedir. Finansal tablo analizi, işletmenin çalışmasını ve performansını yıl boyunca değerlendirmek için en iyi araçtır. Muhasebe verilerinden ticari başarısızlığı tahmin etmek için istatistiksel teknikler, özellikle de diskriminant analizi kullanılabilir (Deakin, 1972). Bilim ve teknolojinin gelişmesiyle bu istatistiksel yöntemlere yeni ve modern teknikler de eklenmiştir.

## 1.6. Finansal Oranlar

Finansal oranlar kolaylık sağlamak için likidite, faaliyet, borç, karlılık ve piyasa oranları olarak beş temel kategoriye ayrılabilir. Likidite, faaliyet ve borç oranları riski, karlılık oranları geri dönüşünü, piyasa oranları hem riski hem de getiriyi ölçmektedir. Finansal oran kategorileri aşağıdaki şekilde özetlenebilir: (Gitman & Zutter , 2012, s. 70-84)

**Likidite Oranları:** Cari oran, asit-test oranı gibi oranlardır. İşletmenin vadesi geldiğinde kısa vadeli yükümlülüklerini yerine getirme kabiliyetidir. İşletmenin genel finansal durumunun ve ödeme gücünü ifade etmektedir. Günlük işlemler için yeterli likiditeye sahip olmak önemlidir. Ancak, bankalarda tutulan nakit para ve menkul kıymetler gibi likit varlıklar oldukça yüksek bir getiri oranı elde edemediğinden hissedarlar bir işletmenin likiditeye aşırı yatırım yapmasını istemezler. Bu nedenle, denge sağlanmalıdır. Nakit akışı problemleri iş başarısızlığı belirtilerine işaret edebilir.

**Faaliyet Oranları:** Çeşitli hesapların satışa veya nakit girişlerine veya çıkışlarına dönüştürülme hızıdır. Bir anlamda, bir işletmenin envanter yönetimi, ödemeler ve tahsilatlar gibi çeşitli boyutlar açısından ne kadar verimli çalıştığını ölçmektedir. En önemli cari hesapların etkinliğini ölçmek için çeşitli oranlar mevcuttur. Toplam varlıkların kullanıldığı verimlilik de değerlendirilebilir.

**Borç Oranları:** Borç arttıkça, sözleşmeden doğan borç ödemelerini karşılayamama riski de o kadar artmaktadır. Genelde, bir işletmenin toplam varlıklarıyla ilgili kullandığı borç ne kadar fazla olursa, finansal kaldıraç oranı da o kadar yüksek olmaktadır. Finansal kaldıraç, borcun ve tercih edilen hisse senedi gibi sabit maliyetli finansman kullanımı yoluyla riskin büyütülmesi ve geri dönüşüdür. Bir işletmenin kullandığı sabit maliyetli borç ne kadar fazla olursa, beklenen risk ve getirisi o kadar yüksek olmaktadır. Alacaklıların talepleri kazançların hissedarlara

dağıtılmasından önce karşılanması gerektiğinden, mevcut ve muhtemel hissedarlar işletmenin borçlarını geri ödeme kabiliyetine çok dikkat etmektedirler. Borç verenler de işletmenin borçluluğundan endişe duymaktadırlar.

**Kârlılık Oranları:** Birçok ölçütü bulunmaktadır. İşletmenin satışlardan, toplam varlıklardan ve yatırım sermayesinden yeterli bir getiri elde etme kabiliyetini ölçmemizi sağlamaktadır. Kâr olmadan bir işletme dış sermayeyi çekemeyeceğinden işletme sahipleri, alacaklılar ve yönetim kârı artırmaya özen göstermektedir.

**Varlık Kullanım Oranları:** İşletmenin alacağı hesapları, envanter ve uzun vadeli varlıkları devretme hızı ölçülmektedir. Diğer bir deyişle, varlık kullanım oranları, bir şirketin envanterini yılda kaç kez sattığını veya alacağı tüm hesaplarını ölçmektedir. Uzun vadeli varlıklar için kullanım oranı, sabit varlıkların satış üretme açısından ne kadar verimli olduğunu söylemektedir (Block, Hirt, & Danielsen, 2009).

**Piyasa Oranları:** İşletmenin mevcut hisse fiyatı ile ölçülen piyasa değerini belirli muhasebe değerleriyle ilişkilendirmektedir. Piyasadaki yatırımcıların işletmenin risk ve getiri anlamında neler yaptığını hissetmelerini sağlamaktadır. Göreceli olarak, ortak hissedarların işletmenin geçmiş ve beklenen gelecekteki performansının tüm yönleriyle ilgili değerlendirmelerini yansıtmaya eğilimindedirler.

Finansal tabloların kullanıcıları, oran kategorilerine farklı derecede önem verecektir. Potansiyel yatırımcı veya güvenlik analistleri için likidite ve borç kullanımının ardından kârlılık önemli iken bankacı veya alacaklı için, işletmenin borç yükümlülüklerini yerine getirme konusundaki kabiliyeti, tahvil sahibi için borçlar, toplam varlıklar daha önemli ve kararı etkileyicidir, ancak karlılığı da göz önüne alabilirler. Deneyimli analistler ise elbette tüm oranlara farklı derecelerde dikkatle bakmaktadır (Block, Hirt, & Danielsen, 2009).

### 1.7. Performans Değerlendirme

İşletmelerin finansal başarı durumlarını kestirebilmek amacıyla oran sistemleri ve risk sistemleri geliştirilmiştir ve geliştirilmeye devam etmektedir.

### 1.7.1 Oran Sistemleri ve Altman Z Skorlama Sistemi

Tek deęişkene dayanmak yeterli sonuç üretmez. Örneęin, kârlılıęı zayıf ve veya zayıf borç ödeme gücüne sahip bir işletme potansiyel bir iflas olarak kabul edilebilirse de ortalamanın üzerinde likidite olması nedeniyle durum ciddi olarak kabul edilemeyebilir (Gitman & Zutter , 2012). Oran analizi, işletmenin performansını analiz etmek ve izlemek için finansal oranları hesaplama ve yorumlama yöntemlerini içermektedir. Oran analizi için temel girdiler işletmenin gelir tablosu ve bilançosudur. Oran analizi sadece verilen bir oranın hesaplanması değildir. Daha önemlisi, oran deęerinin yorumlanmasıdır.

İşletmelerin finansal başarısızlıęını önceden tespit edebilmek amacıyla birçok oran sistemi geliştirilmiştir. Bunların en önemlilerinden biri (Altman E. I., 1968) Z skor modelidir. Altman, çalışmasında başarılı başarısız işletmeleri discriminant analizi yöntemi ile incelemiş ve işletmelerin durumları hakkında en iyi sonucu verebilecek 5 oranı kullanarak discriminant denklemini yazmıştır. Z skoru, işletmelerin başarı durumları hakkında bir tahmin sunmaktadır.

Altman'ın Z-skor modeli, bir işletmenin finansal saęlığını test etmek için yöneticilerin, yatırımcıların, çalışanların ve hissedarların paydaşlarının başvurabileceęi basit bir istatistiksel modeldir. Z-skoru modeli, bir işletmenin finansal olarak saęlık, sıkıntılı veya gri bölgede olup olmadığını göstermektedir. Z-skor modeli, katsayılarla aęırlıklandırılmış beş ortak finansal oranın doğrusal bir birleşimidir (Altman E. , 2000). Altman, bu discriminant analizi çalışmasıyla hangi oranların finansal başarısızlık olasılıęını tespit etmede en önemli olduğunu ve bu oranların oranların finansal başarısızlık olasılıęını tespit etmede ne derecede hangi oranda etki ettięini tespit etmeye çalışmıştır. (Altman E. I., 1968, s. 594) Geliştirdięi Z Score discriminant denklemini, kullanılan finansal oranlar ve aęırlıkları (katsayıları) Tablo 1.1'de gösterilmiştir:

**Tablo 1.1:** Z skor Denklemi (İmalat Sektörü)

$Z = 1.2x_1 + 1.4x_2 + 3.3x_3 + 0.6x_4 + 0.999x_5$
X1=İşletme sermayesi / $\sum$ Varlıklar
X2=Dağıtılmamış Kazançlar / $\sum$ Varlık
X3=Faiz ve vergi öncesi kazanç / $\sum$ Varlık

X4=Piyasa Defter Deęeri / $\sum$ Bor
X5=Satıř / $\sum$ Varlık
Z= Genel Endeks
Z > 2.90 : <i>Güvenli Bölge</i>
1.81 > Z > 2.90 : <i>Gri Bölge</i>
Z < 1.81 : <i>Sıkıntılı Bölge</i>

(Altman E. I., 1968, s. 606) (Altman & Hotchkiss, 2006, s. 241)

Altman imalat sektörü için hazırladığı Z Skoru gibi, özel sektör işletmeleri için de Z' skor oran modeli geliřtirmiřtir. Bu modelin denklemini, kullanılan finansal oranlar ve Z' skoru tablo 1.2'de gösterilmiřtir.

**Tablo 1.2:** Z' skor Denklemi (Özel Sektör)

$Z' = 0.717x_1 + 0.847x_2 + 3.107x_3 + 0.420x_4 + 0.998x_5$
X1= (Cari Varlıklar- Cari Borlar) / Toplam Varlıklar
X2=Dağıtılmamıř Kazanlar / Toplam Varlıklar
X3=Faiz ve vergi öncesi kazanç / Toplam Varlıklar
X4=Özkaynakların Defter Deęeri / Toplam Sermaye
X5=Satıř / Toplam Varlık
Z' = Genel Endeks
Z' > 2.90 : Güvenli Bölge
1.23 > Z' > 2.90 : Gri Bölge
Z' < 1.23 : Sıkıntılı Bölge

(Altman & Hotchkiss, 2006, s. 246)

Altman, imalat sektörü için hazırladığı Z Skoru gibi, imalat dıřı perakendeciler, telekomünikasyon, havayolları gibi işletmeler için de Z'' skor oran modeli geliřtirmiřtir. Bu modelin denklemini, kullanılan finansal oranlar ve Z''skoru tablo 1.3'de gösterilmiřtir.

**Tablo 1.3:** Z'' Skor Denklemi (imalat dıřı)

$Z'' = 3.25 + 6.56x_1 + 3.26x_2 + 6.72x_3 + 1.05x_4$
X1=İřletme sermayesi / Toplam varlıklar
X2=Dağıtılmamıř Kazanlar / Toplam Varlıklar
X3=Faiz ve vergi öncesi kazanç / Toplam varlıklar
X4=Piyasa defter deęeri / Toplam borcun defter deęeri

$Z'' = \text{Genel Endeks}$
$Z'' < 0$ : Sıkıntılı Bölge

(Altman & Hotchkiss, 2006, s. 246)

Bu çalışmada (Altman E. I., 1968) imalat sektörü için geliştirdiği Z skoru başarısızlık kriteri olarak kullanılmıştır.

### 1.7.2 Risk Sistemleri

Tahmin modelleriyle geliştirilen kurumsal kredi puanlama ve iflas riski modellerinin gelişimi aşağıdaki gibi özetlenmiştir (Altman & Hotchkiss, 2006, s. 234) (Aziz & Dar, 2006, s. 22) (Lee, 2014, s. 103-104):

- Niteliksel (Subjektif);
- Tek Değişkenli (Muhasebe / Piyasa Ölçekleri);
- Çok Değişkenli (Muhasebe / Piyasa Ölçekleri):
  - Doğrusal, Kuadratik: Discriminant, Logit, Probit Modeller.
  - Doğrusal Olmayan Modeller: Yinelemeli Katılma Analizi (RPA) ve Sinir Ağları (ANN)
- Kullanımdaki Discriminant (Ayrımcı) ve Logit Modelleri:
  - o Tüketici Modelleri -- Fair Isaacs
  - o Z-Score -- İmalat
  - o ZETA Score (Sektörel)
  - o Özel Firma Modelleri -- Moody's Risk Calc, Z " Score
  - o EM Skor -- Gelişmekte Olan Piyasalar, Endüstriyel
  - o Diğer- Banka Uzmanlaşmış Sistemleri
- Yapay Zekâ Sistemleri:
  - o Uzman Sistemler,
  - o Yapay Sinir Ağları (Kredi Modeli [S&P], Central dei Bilanci [CBI], İtalya)
- İsteğe Bağlı / Koşullu Alacak Modelleri
  - o Yıkılma Riski,
  - o KMV Kredi İzleme Modeli
- Karışıklı Oran / Piyasa Değeri Modelleri
  - o Moody's Risk Calc
  - o BondScore (CreditSights)

- Z-Skoru (Piyasa Deęeri Modeli)
- Kredi riski teorileri
  - JP Morgan CreditMetrics
  - Moody's KMV modeli
  - CSFB CreditRisk
  - KcKinsey CreditPortfolio View



## İKİNCİ BÖLÜM

### FİNANSAL BAŞARISIZLIK

#### 2.1. Finansal Başarısızlık Tanımı

İşletme başarısızlığının “ekonomik”, “işletme”, “teknik”, “finansal, ödeme gücünü kaybederek iflasa gitme” veya “yasal” başarısızlık gibi farklı çeşitleri bulunmaktadır (Brigham & Houston, 2012). Finansal başarısızlık alanında yapılan çalışmalarda, finansal başarısızlık için literatürde “başarısızlık (failure), borcunu ödeyememe (insolvency), temerrüt (default), iflas (bankruptcy) birbirinin yerine kullanılan terimlerdir (Altman & Hotchkiss, 2006, s. 4). Altman, iflas eden işletmeleri tahmin etmeye yönelik geliştirdiği Altman Z skor tahmin modelini geliştirmek için işletme başarısızlık kriteri olarak yasal iflas tanımını kullanmıştır (Altman E. I., 1968).

Finansal başarısızlık konusundaki çalışmalar arasında genel kabul görmüş bir tanım olmamakla birlikte, literatürde yaygın olarak kullanılan finansal başarısızlık tanımı, işletmenin yasal olarak iflas başvurusunda bulunmuş olmasıdır (Öcal & Kadioğlu, 2015, s. 2). Literatürdeki finansal başarısızlık tahmin çalışmalarında kullanılan finansal başarısızlık tanımları Tablo 2.1’de özetlenmiştir.

**Tablo 2.1:** Literatürde Kullanılan Finansal Başarısızlık Kriterleri

Elam, 1975; Altman 1968, Haldeman ve Narayan, 1977; Ohlson, 1980; Zmijewski, 1983; Casey ve Bartczak, 1985; Beaver, Correia ve McNichols, 2009; Wu, Gaunt ve Gray, 2010; Jones ve Peat, 2014.	İflas
Beaver (1966) ve Edminister (1972),	Bir firmanın finansal yükümlülüklerini zamanında yerine getirme gücünün bulunmamasını finansal başarısızlık olarak kabul etmekte ve iflas yanında borçların ödenmemesi, karşılıksız çek yazılması, imtiyazlı paylara kâr payı ödenmemesi gibi durumları finansal başarısızlık göstergesi olarak kabul



	etmektedir.
Altman (1968),	Yasal olarak iflas başvurusunda bulunmuş olma yanında kayyum atanmış ya da ulusal iflas yasası uyarınca reorganizasyon hakkı verilmiş olmasını;
Wilcox (1970),	Belirlenen iki tarih arasında işletmenin varlıklarında azalma meydana gelmesini;
Blum (1974),	Vadesi gelen borçların ödenememesi, alacaklılar ile borçların azaltılması konusunda anlaşma talebinde bulunulmasını ve iflas sürecine girilmiş olmasını;
Deakin (1976),	İflas yanında alacaklıların başvurusu üzerine tasfiyeye gidilmesini;
Taffler (1982),	Alacaklıların isteği üzerine tasfiye sürecine girilmiş olmasını ve mahkeme kararıyla faaliyete son verilmiş olmasını;
Aktaş (1993),	Üst üste üç yıl zarar edilmiş olmasını veya yaşanan mali kriz nedeniyle üretimin durdurulmasını;
Altman, Zhang ve Yen (2007),	Çin'e özel bir tanımlama yaparak, son iki yılda üst üste zarar edilmiş olmasını veya hisse başına düşen net aktif değer hisse başına düşen defter değerinin altına düşmesini, son yılda zarar edilmiş ve aynı zamanda özkaynaklar toplamının, kayıtlı sermayenin altına düşmesini, bağımsız denetim raporunda işletmenin sürekliliğine dair endişeye yer verilmiş olmasını;
Özdemir (2011),	Son iki yıl içinde üst üste zarar edilmiş olmasını, işletme hisse senedinin son iki yıl içindeki değişiminin, hisse senedinin işlem gördüğü borsanın genel endeksi karşısındaki durumunu finansal başarısızlık göstergesi olarak kabul etmiştir.

(Öcal & Kadioğlu, 2015, s. 2)

Bu çalışmada literatürde (Altman E. I., 1968)'in başarısızlık kriteri olarak kabul gören imalat sektörü için geliştirdiği Z skoru baz alınmıştır.

Finansal başarısızlık araştırma alanındaki ana oyuncular ve tahmin modellerinin kullanıcıları borç verme uzmanları, alacak yöneticileri, yatırımcılar, menkul tüccar ve analistleri, düzenleyiciler, denetçiler, finansal başarısızlık hukuk sistemi ve uzmanları (hakimler, müteveli, iflas avukatları vb), yasal yönlendirme (örneğin, başarısızlık derinleşmesi), tahvil derecelendiricileri, risk yönetimi danışmanları, finansal başarısız ve ödeme güçlüğü muhasebecileri, vergi uzmanları, yeniden yapılandırma danışmanları ve (turnaround) geri dönüş yöneticileri, devlet acenteleri, diğer alıcılar, birleşme ve satın alma analistleri, sorunlu işletmelerde uzmanlaşmış halkla ilişkiler işletmeleri, finansal başarısızlık, iflas ve araştırma yayınları, sıkıntılı (borçlu) işletmeler ve yöneticileridir (Altman & Hotchkiss, 2006, s. 11, 281) Finansal başarısızlık tahmin modelleri tüm bu oyuncular ve kullanıcıların ilgi alanına girmektedir.

## 2.2. Finansal Başarısızlık Nedenleri

Finansal başarısızlık nedenleri iç ve dış etkenler olarak iki grupta değerlendirilebilmektedir. İç etkenler, işletmeden kaynaklanan veya piyasa temelindeki etkenler, yapısal riskler olabildiği gibi dış etkenler ise makroekonomik dalgalanmalar, doğal afetler, ekonomi politikasındaki dengesizlikler vb olabilmektedir. İşletme temelindeki riskler kötü yönetim, bilgi eksikliği, finansal ve operasyonel riskler olabildiği gibi, yapısal riskler muhasebe sisteminin yetersizlikleri denetim eksiklikleri yasa ve kural eksiklikleri olabilmektedir. Piyasa temelindeki eksiklikler ise karşı taraf riski, risklerin bulaşıcılığı gibi etkenler sayılabilmektedir. Finansal başarısızlık nedenlerine ilişkin iç ve dış Tablo 2.2'deki gibi özetlenebilir (Eğilmez, 2017, s. 95):

**Tablo 2.2:** Finansal Başarısızlık Nedenleri

<b>İçsel Etkenler</b>	<b>Dışsal Etkenler</b>
<b>İşletme Temelindeki Etkenler</b>	<b>Makroekonomik Dalgalanmalar</b>
Finansal Riskler	Ekonomik Çevre Riski
Operasyonel Riskler	Ekonomi Politikası Dengesizlikleri
Enformasyon teknolojisi eksikliği	Ekonomiyi Etkileyecek Olaylar
Bütünsellik eksikliği	Doğal Afetler
Repütasyon riski	Siyasal İstikrarsızlıklar
İşletme stratejisi riski	Büyük şirketlerin batması

Risk yoğunlaşması  
Sermaye yeterliliği riski

---

**Piyasa Temelindeki Etkenler**

---

Karşı Taraf Riski  
Yanlış Değerlendirilmiş Varlık Fiyatları  
Riski  
Risklerin Bulaşıcılığı

---

**Yapısal Riskler**

---

Ödeme sistemlerindeki sorunlar  
Yasa eksiklikleri  
Kural eksiklikleri  
Muhasebe eksiklikleri  
Denetim eksiklikleri

(Eğilmez, 2017, s. 95)

(Gitman & Zutter , 2012), işletmenin başarısızlığını etkileyen riskleri “iş riski” ve “finansal risk” olarak 2 grupta özetlemiştir. İş riski, işletmenin işletme maliyetlerini karşılayamama riski olarak tanımlanmaktadır. İş riskini işletme kaldıraç (sabit işletme maliyetlerinin kullanımı), gelir istikrarı ve maliyet istikrarı etkilemektedir. Bir işletmenin iş riski ne kadar yüksek olursa, işletmenin sermaye yapısını belirlerken o kadar dikkatli davranılması gerekir. Bu nedenle, yüksek iş riskine sahip işletmeler daha az kaldıraçlı sermaye yapılarına yönelmekte ve düşük iş riskine sahip işletmeler daha yüksek kaldıraçlı sermaye yapılarına yönelmektedir. Finansal risk, işletmenin finansal yükümlülükleri yerine getirememeye riskidir. İşletmenin finansal yükümlülükleri yerine getirilmezse iflas edecektir. Finansal risk, yönetim tarafından verilen sermaye yapısı kararına bağlıdır ve bu karar, işletmenin iş riskinden etkilenmektedir. Bir işletmenin sermaye yapısında ne kadar sabit maliyetli finansman (finansal kiralama dahil borç ve tercih edilen hisse senedi) varsa, finansal kaldıraç ve risk de o kadar yüksek olmaktadır. Bir işletme, sermaye yapısına daha fazla kaldıraç getirdiği için hem beklenen getiri seviyesi hem de ilişkili riski de artar. İşletmenin karlılığı ile riski arasında da benzer bir ilişki vardır. Bir işletme geliri artırarak veya maliyetleri düşürerek karını artırabilir. Genellikle, işletmenin net işletme sermayesi ne kadar büyükse o kadar likit olacağından, riskinin o kadar düşük olduğu varsayılmaktadır.

(Kücher, Mayr, Mitter, Duller, & Feldbauer-Durstmüller, 2018), işletmenin yaş faktörüne değinmiş, işletmenin yaşamının belirli aşamalarında farklı başarısızlık nedenlerinin egemen olabildiğini, yeni işletmelerin iç eksiklikler nedeniyle çoğunlukla başarısız olurken, olgun küçük ve orta ölçekli işletmelerin ise artan rekabet ve ekonomik yavaşlama ile daha fazla mücadele etmekte olduklarını belirtmiştir.

(Opler & Titman, 1994), finansal sıkıntıyı genelde işletmeye bağlı iç nedenlerle oluşmakta olduğundan daha çok sistematik olmayan risk şeklinde tanımlamıştır. Sektörün sıkışıklığında, küçük kaldıraçlı işletmelerde aynı sektördeki büyük kaldıraçlı işletmelere göre başarısızlık riskinin daha az olduğunu bulmuşlardır.

(Lang & Stulz , 1992, s. 45,59), iflas ilanlarının iflas eden işletmelerin rakiplerinin özkaynak değeri üzerindeki etkisini araştırmış, başarısızlık riskini etkileyen faktörlerin sektörel olduğunu başarısız olan işletmenin rekabetçi ve bulaşıcı etkisi olduğunu ve bu etkinin rekabetin sektördeki diğer işletmelerle ortak finansal yapılara bağlı olarak negatif veya pozitif olabileceğini belirtmiştir.

### 2.3. Finansal Başarısızlık Sonuçları

Finansal başarısızlığın “doğrudan” veya “dolaylı” maliyetleri vardır. Doğrudan maliyetler arasında avukatlar için yapılan harcamalar, muhasebeciler, yeniden yapılandırma danışmanları, geri dönüş uzmanları, uzman tanıklar ve diğer uzmanlar için cepten harcamalar bulunmaktadır. Dolaylı maliyetler, çok fazla gözlemlenemeyen fırsat maliyetlerini içermektedir. Örnek olarak, müşterilerin kaçınmalarından kaynaklı kayıp satışlar, finansal açıdan hassas durumdayken daha yüksek borç maliyetleri, tedarikçilerle daha kötü koşullarda çalışmak kilit çalışanların kaybı, yönetimin işi yönetirken oyalanması nedeniyle gibi iş yapma maliyetlerinin artması verilebilir. Dolaylı maliyetler aynı zamanda fırsat kaybetmeyi de içermektedir (Altman & Hotchkiss, 2006, s. 94).

Girişimci, yönetici, çalışanlar gibi sadece iç paydaşlar değil çevresindeki hissedarlar, kredi verenler, müşteriler, tedarikçiler ve hükümetler ve bir bütün olarak ekonomiyi etkilemektedir. Bulaşıcı etkisi nedeniyle büyük ağa sahip işletmelerin ülke ekonomisine negatif etkisi olmaktadır. Hükümetler, başarısız işletmeleri önceden tespit edip başarısızlığı önleyici düzeltici aksiyonları almayı amaçlarlar. Birçok paydaş işletmenin başarısına dayanmaktadır. Başarısız işletmelerin pazar değeri hızla düşmekte bu da paydaşlarını ciddi oranda etkilemektedir. İşletmenin

paydaşlarının oluşturacağı negatif şok ile toplam ekonomik ve sosyal etkisi daha da büyümektedir. Finansal sıkıntı işletmelerin borçlulara ve finansal olmayan paydaşlara (yani müşteriler, tedarikçiler ve çalışanlar) zarar veren, krediye erişimi engelleyen ve paydaş ilişkilerinin maliyetlerini yükselten maliyet olarak görülmektedir. Finansal sıkıntı, işletme performansı artırabilir ve esas olarak borçla finanse edilen kaldıraçlı satın alımlar gibi değişiklikleri teşvik edebilmektedir. Finansal sıkıntı, yöneticileri diğer türlü kaçınacakları, değerleri en üst düzeye çıkararak zorlu seçimler yapmaya zorlayarak, işletme değerini arttırabilir. Ayrıca, bir işletmenin zayıflamış durumu, pazar payını kazanma fırsatını yakalayan rakipler tarafından değerlendirilirse, finansal sıkıntı pahalı olabilmektedir. Bir işletmenin varlıklarının değeri borcunun değerine eşit olduğunda, işletme özkaynak değeri olmadığı için ekonomik olarak iflas etmektedir (Opler & Titman, 1994, s. 1015-1018).

#### **2.4. Finansal Başarısızlığının Önlenmesi**

İşletmelerin başarısızlığının topluma maliyeti olduğu için (1) ilgili tarafların sözleşme haklarını korumak, (2) verimsiz varlıkların düzenli tasfiyesini sağlamak; (3) istenen durumlarda, borçluya rehabilite edilmek ve süreçten devam eden bir varlık olarak ortaya çıkması için belirli talepler üzerine bir moratoryum sağlamak amacıyla kanun ve prosedürler belirlenmiştir. Tasfiye ve yeniden düzenleme, dünyanın pek çok ülkesinde kullanılmaktadır. Bir işletmenin ekonomik değeri, mevcut tasfiye değerinden büyükse, o zaman hem bir kamu hem de işletme sahipliği bakış açılarından, işletmenin yeniden düzenleme ve devam etme girişiminde bulunmasına izin verilmelidir. Eğer işletmenin varlıklarının likidite değeri ekonomik gidişat değerini aşıyorsa likidite tercih edilen alternatiftir (Altman & Hotchkiss, 2006, s. 8). Bir işletmenin yeniden yapılanma kararı alabilmesi için varlıklarını parça parça satması durumunda yani tasfiye halinde ulaşabileceği değeri ile toplam piyasa değerinin karşılaştırılması gerekmektedir. Yeniden yapılanma durumunda borçların faiz oranları alacaklılarla karşılıklı anlaşma yoluyla düşürülebileceği gibi borcun vadesi uzatılabilir veya borçların bir bölümü karşılığında alacaklılara pay senedi verilebilir (Brigham & Houston, 2012, s. 244). Tasfiye, esas olarak küçük firmalarda gözlenmektedir. İflas eden büyük işletmelerin yeniden yapılanma ve / veya başka bir işletme ile birleşme girişiminde bulunma olasılığı daha yüksektir (Altman & Hotchkiss, 2006, s. 8). İşletmelerin yeniden yapılandırma süreci, finansal

başarısızlığa neden olan hataları düzeltici önlemlerin alınması için bir fırsat olarak değerlendirilebilir.

## 2.5. Dünyada Yapılan Finansal Başarısızlık Tahmin Çalışmaları

İş başarısızlığı riskini tahmin etmeye finansal yaklaşım olarak ekonometrik göstergelerle işletme başarısızlığının tahmininin önerilmesi 20. yüzyılın başlangıcına dayanmaktadır. Fitzpatrick 1932'de; Winakor ve Smith 1935'de, Merwin 1942'de bu alanda yaptığı çalışmalar bulunmaktadır (Koh, 1990). İş başarısızlığı riskini tahmin etmeye organizasyonel yaklaşım ise (Argent, 1976)'ın Kurumsal Çöküş kitabını yayınlamasıyla araştırmalara 1970'in ortalarında araştırmalara konu olmaya başlamıştır (Caillie, 1999, s. 3).

Finansal başarısızlık tahmini için yapılan ilk çalışmalar tek değişkenli çalışmalardır. Bu çalışmalarda oranlara birer birer odaklanmış ve başarısız işletmelerin oranları başarılı işletmelerin oranlarıyla karşılaştırmıştır. İş Araştırma Bürosu (BBR) 1930'da başarısız olan başarısız işletmelerin ortak özelliklerini belirlemek için işletmelerin oranlarını incelemiş, her işletmenin oranını, başarısız ortalama oranlarla karşılaştırılmış, işletme başarısızlığının göstergesi olarak kabul edilen sekiz oran bulunmuştur. (Lim & Jessica , 2012, s. 69-70)

Bu çalışmanın ardından, (Fitzpatrick, 1932) tarafından finansal oranlara ve eğilimlerine dair yorumlara dayanan bir finansal başarısızlık tahmini çalışması gerçekleştirilmiştir. Bir istatistiksel analiz değildir. Fitzpatrick, başarılı işletmelerin çoğunlukla olumlu oranlar gösterdiğini, başarısız işletmelerin ise standart oranlar ve oran eğilimleri ile karşılaştırıldığında olumsuz oranlara sahip olduğunu göstermiştir (Lim & Jessica , 2012, s. 69-70).

(Smith & Winakor, 1935) Yaptığı araştırmasında, çeşitli sektörlerden başarısız işletmelerin oranını analiz etmiş ve çalışma sermayesinin toplam varlığa oranının, nakitin toplam varlığa ve cari orana göre çok daha iyi bir finansal tahminde bulunabileceğini bulmuştur (Bellovary Gissel, Giacomino, & Akers, 2007, s. 2-3).

(Merwin, 1942) Finansal analizin geliştirilmesinde ana dönüm noktası olarak görülebilir çünkü küçük üreticiler üzerine yaptığı çalışmada başarısız olan işletmelerin başarısızlıktan dört ya da beş yıl önce zayıflık belirtileri gösterdiğini bildirmiştir (Thian Cheng Lim, 2012).

(Chudson, 1945, s. 6), çalışmasında ekonomi çapında genel olarak finansal yapı için normal bir desen olmadığını bildirmiştir. Bununla birlikte, belirli sektör, büyüklük ve kârlılık gruplarında, oranların bir kümelenmesi olduğunu belirtmiştir. Genel uygulama için geliştirilen modellerin, sektörel modeller kadar uygun olmadığını göstermiştir (Lim & Jessica , 2012, s. 69-70).

(Jackendoff, 1962), karlı ve kârsız işletmelerin oranlarını karşılaştırmıştır. 1) Cari Oran ve 2) Net İşletme Sermayesinin Toplam Varlığa Oranı kârlı işletmeler için kârsız işletmelerden daha yüksek olduğunu bildirmiştir. Ayrıca, kârlı işletmelerin kârsız işletmelere göre daha düşük borç oranları olduğunu bulmuştur (Bellovary Gissel, Giacomino, & Akers, 2007, s. 2-3).

1960'lar, işletme başarısızlığı belirtilerinin önceden tespit edilmesinde bir dönüm noktası olmuştur. İlk olarak (Beaver, 1966)'da yaptığı çalışmayla, istatistiksel modellerin finansal başarısızlık tahminine uygulanmasına başlanmıştır. (Beaver, 1966) Tek değişkenli bir analiz gerçekleştirmiş, oranların tahmin yeteneğini birer birer incelemiştir. Bunu yaparken başarısızlığı en iyi tahmin edeni bulmayı değil, finansal oranların tek tek tahmin gücünü araştırmıştır. Beaver, eşzamanlı olarak değerlendirilen birden fazla oranın, tekli oranlardan daha yüksek tahmine dayanma kabiliyetine sahip olabileceği olasılığını öne sürerek iflas tahminde bulunma modellerinin evrimini başlamıştır (Thian Cheng Lim, 2012). Yapay sinir ağı finansal başarısızlık çalışmalarında 1990'lı yıllarda araştırmalara konu olmaya başlamıştır. Dünyada yapılan finansal başarısızlık tahmin çalışmalarının özeti tablo 2.3'de özetlenmiştir.

**Tablo 2.3: Dünyada Yapılan BPM Çalışmaları**

No	Yazar	Yıl	Model	Doğruluk %	TİP I %	TİP II %	Tahmin Örneklemi	Test Örneklemi	Bağımsız Değişken	Ülke	Yıllar	İşletme
1	Altman	1968	MDA	95	6	3	66	25	FR	USA	46-65	İmalat
2	Altman et al.	1977	MDA	93	4	10	111	111	FR	USA	64-74	İmalat&Perakende
3	Altman et al.	1994	MDA	NA	14	10	1212	450	FR	Italy	85-92	Endüstriyel
4	Altman et al.	1994	NN	NA	14	11	1212	450	FR	Italy	85-92	Endüstriyel
5	Aziz et al.	1988	MDA	89	NA	NA	98	NA	CF	USA	71-82	Karışık
6	Aziz et al.	1988	Logit	92	14	2	98	NA	CF	USA	71-82	Karışık
7	Aziz et al.	1988	BSDM	92	NA	NA	98	NA	CF	USA	71-82	Karışık
8	Back et al.	1996	MDA	85	14	16	74	NA	FR	Finland	86-89	Karışık
9	Back et al.	1996	Logit	96	14	14	74	NA	FR	Finland	86-89	Karışık
10	Back et al.	1996	NN	97	5	-	74	NA	FR	Finland	86-89	Karışık
11	Back et al.	1996	GA	97	5	-	74	NA	FR	Finland	86-89	Karışık
12	Beynon & Peel	2001	MDA	78	17	27	60	30	Mix	UK	NA	İmalat
13	Beynon & Peel	2001	Logit	80	17	23	60	30	Mix	UK	NA	İmalat
14	Beynon & Peel	2001	RPA	93	10	3	60	30	Mix	UK	NA	İmalat
15	Beynon & Peel	2001	RS	92	13	3	60	30	Mix	UK	NA	İmalat
16	Booth	1983	MDA	85	18	12	44	26	Mix	Australia	64-79	Karışık
17	Booth	1983	BSDM	85	18	12	44	26	Mix	Australia	64-79	Karışık
18	Brockman & Turtle	2003	MDA	75	NA	NA	NA	NA	Mix	USA	89-98	Karışık
19	Brockman & Turtle	2003	Logit	85	NA	NA	NA	NA	Mix	USA	89-98	Karışık
20	Brockman & Turtle	2003	Credit	85	NA	NA	NA	NA	Mix	USA	89-98	Karışık
21	Casey & Bartczak	1984	Univ.	75	10	27	290	NA	CF	USA	71-82	Karışık
22	Casey & Bartczak	1984	MDA	86	17	13	290	NA	FR	USA	71-82	Karışık
23	Casey & Bartczak	1984	Cash	75	10	27	290	NA	CF	USA	71-82	Karışık
24	Coats & Fant	1993	MDA	88	36	-	282	NA	FR	USA	70-89	Karışık



No	Yazar	Yıl	Model	Doğruluk %	TİP I %	TİP II %	Tahmin Örneklemi	Test Örneklemi	Bağımsız Değişken	Ülke	Yıllar	İşletme
25	Coats & Fant	1993	NN	95	11	2	282	NA	FR	USA	70-89	Karışık
26	Dimitras et al.	1999	MDA	90	13	8	80	38	FR	Greece	86-93	Karışık
27	Dimitras et al.	1999	Logit	90	8	13	80	38	FR	Greece	86-93	Karışık
28	Dimitras et al.	1999	RS	98	3	3	80	38	FR	Greece	86-93	Karışık
29	El Hennawy & Morris	1983	MDA	98	5	-	44	44	Mix	UK	60-71	Karışık
30	Foreman	2002	Logit	97	14	-	77	14	FR	USA	1999	Telekom
31	Frydman et al.	1985	MDA	74	9	17	200	NA	FR	USA	71-81	Karışık
32	Frydman et al.	1985	RPA	89	9	2	200	NA	FR	USA	71-81	Karışık
33	Gombola et al.	1987	MDA	89	NA	NA	77	NA	FR	USA	70-82	İmalat&Perakende
34	Gombola et al.	1987	BSDM	89	NA	NA	77	NA	FR	USA	70-82	İmalat&Perakende
35	Jo et al.	1997	MDA	82	NA	NA	542	NA	Mix	Korea	91-93	Karışık
36	Jo et al.	1997	NN	84	NA	NA	542	NA	Mix	Korea	91-93	Karışık
37	Jo et al.	1997	CBR	82	NA	NA	542	NA	Mix	Korea	91-93	Karışık
38	Kahya & Theodossiou	1999	MDA	78	31	17	189	NA	FR	USA	74-91	İmalat&Perakende
39	Kahya & Theodossiou	1999	Logit	77	33	16	189	NA	FR	USA	74-91	İmalat&Perakende
40	Kahya & Theodossiou	1999	CUSUM	83	18	17	189	NA	FR	USA	74-91	İmalat&Perakende
41	Keasey & McGuinness	1990	Logit	86	14	14	86	30	FR	UK	76-84	Karışık
42	Laitinen & Laitinen	1998	Logit	80	17	22	82	NA	Mix	Finland	86-91	Endüstriyel
43	Laitinen & Laitinen	1998	ParAdj.	80	17	22	82	NA	Mix	Finland	86-91	Endüstriyel
44	Laitinen & Laitinen	1998	Cash	59	41	41	82	NA	CF	Finland	86-91	Endüstriyel
45	Lin & Piesse	2001	Univ.	79	28	2	77	NA	FR	UK	85-94	Karışık
46	Lin & Piesse	2001	Logit	87	13	9	77	NA	FR	UK	85-94	Karışık
47	McGurr & DeVaney	1998	MDA	74	NA	NA	112	NA	Mix	USA	89-93	Perakende
48	McGurr & DeVaney	1998	Logit	67	NA	NA	112	NA	Mix	USA	89-93	Perakende
49	McGurr & DeVaney	1998	Cash	68	NA	NA	112	NA	Mix	USA	89-93	Perakende

No	Yazar	Yıl	Model	Doğruluk %	TİP I %	TİP II %	Tahmin Örneklemi	Test Örneklemi	Bağımsız Değişken	Ülke	Yıllar	İşletme
50	McKee & Lensberg	2002	GA	83	7	10	291	NA	FR	USA	91-97	Karışık
51	McKee & Lensberg	2002	RS	83	7	10	291	NA	FR	USA	91-97	Karışık
52	Messier & Hansen	1988	RPA	###	NA	NA	32	16	FR	USA	75-76	NA
53	Meyer & Pifer	1970	LPM	80	3	-	60	18	FR	USA	48-65	Banks
54	Moyer	1977	MDA	90	5	14	54	NA	Mix	USA	65-75	Belirtilmemiş
55	Moyer	1977	BSDM	85	11	18	54	NA	Mix	USA	65-75	Belirtilmemiş
56	Neophytou et al.	2001	Univ.	90	NA	NA	102	52	FR	UK	88-94	Endüstriyel
57	Neophytou et al.	2001	Logit	94	8	4	102	52	FR	UK	88-94	Endüstriyel
58	Neophytou et al.	2001	MDA	94	NA	NA	102	52	FR	UK	88-94	Endüstriyel
59	Neophytou et al.	2001	NN	96	NA	NA	102	52	FR	UK	88-94	Endüstriyel
60	Park & Han	2002	CBR	85	NA	NA	2144	NA	Mix	Korea	95-98	Karışık
61	Piesse & Wood	1992	MDA	NA	25	34	48	48	FR	UK	73-86	Motor Parçaları
62	Platt & Platt	1990	Logit	90	7	14	171	68	Mix	USA	72-86	Karışık
63	Pompe & Feelders	1997	MDA	70	NA	NA	288	288	FR	Belgium	88-94	İnşaat
64	Pompe & Feelders	1997	RPA	70	NA	NA	288	288	FR	Belgium	88-94	İnşaat
65	Pompe & Feelders	1997	NN	73	NA	NA	288	288	FR	Belgium	88-94	İnşaat
66	Salchenberger et al.	1992	Logit	94	10	3	200	404	FR	USA	86-87	Tasarruf ve Borç
67	Salchenberger et al.	1992	NN	97	4	2	200	404	FR	USA	86-87	Tasarruf ve Borç
68	Shin & Lee	2002	GA	80	NA	NA	476	52	FR	Korea	95-97	İmalat
69	Skogsvik	1990	Probit	84	NA	NA	379	NA	FR	Sweden	66-80	Madencilik İmalat
70	Stone & Rasp	1991	LPM	70	NA	NA	108	108	FR	USA	NA	NA
71	Stone & Rasp	1991	Logit	72	NA	NA	108	108	FR	USA	NA	NA
72	Sung et al.	1999	MDA	82	31	10	152	NA	FR	Korea	91-97	İmalat&Perakende
73	Sung et al.	1999	RPA	83	28	10	152	NA	FR	Korea	91-97	İmalat&Perakende
74	Taffler	1982	MDA	91	12	-	43	NA	FR	UK	68-73	Karışık

No	Yazar	Yıl	Model	Doğruluk %	TİP I %	TİP II %	Tahmin Örneklemi	Test Örneklemi	Bağımsız Değişken	Ülke	Yıllar	İşletme
75	Taffler	1983	MDA	98	4	-	92	46	FR	UK	69-76	İmalat
76	Taffler & Tisshaw	1977	MDA	99	2	-	92	NA	FR	UK	69-76	İmalat
77	Theodossiou	1991	LPM	93	NA	NA	363	138	FR	Greece	80-84	İmalat
78	Theodossiou	1991	Logit	95	NA	NA	363	138	FR	Greece	80-84	İmalat
79	Theodossiou	1991	Probit	94	NA	NA	363	138	FR	Greece	80-84	İmalat
80	Theodossiou	1993	MDA	85	34	9	259	NA	FR	USA	67-86	İmalat&Perakende
81	Theodossiou	1993	CUSUM	85	15	15	259	NA	FR	USA	67-86	İmalat&Perakende
82	Varetto	1998	GA	95	6	4	3840	898	Mix	Italy	NA	Karışık
83	Ward	1994	Logit	92	NA	NA	227	158	Mix	USA	84-88	Finansal değil
84	Westgaard & Wijst	2001	Logit	97	23	2	35287	35287	Mix	Norway	95-99	Karışık
85	Westgaard & Wijst	2001	Credit	97	23	2	35287	35287	Mix	Norway	95-99	Karışık
86	Wilcox	1973	Gamb.	94	NA	NA	82	NA	FR	USA	49-71	Karışık
87	Yang et al.	1999	MDA	71	12	33	122	NA	FR	USA	84-89	Yağ ve Gaz
88	Yang et al.	1999	NN	74	50	20	122	NA	FR	USA	84-89	Yağ ve Gaz
89	Zavgren	1985	Logit	82	NA	NA	90	32	FR	USA	72-88	Karışık

(Aziz & Dar, 2006, s. 24-25)

Beaver'ın 1966'da yaptığı tek değişkenli çalışmanın ardından (Altman E. I., 1968) finansal başarısızlık tahmini için çoklu diskriminant analizinin kullanılmasını önermiştir. Bu çalışma trend belirleyici olmuştur ve takip eden yıllarda diğer çalışmalara da ilham vermiştir ve çok boyutlu çalışmaların önünü açmıştır (Lim & Jessica , 2012, s. 69-70) (Bellovary Gissel, Giacomino, & Akers, 2007, s. 2-3). (Altman E. I., 1968) Yılında gerçekleştirdiği çalışmasında 33 iflas, 33 başarılı imalat işletmesine 22 orandan yola çıkarak Discriminant Analizi uygulamış ve 5 oran ile finansal başarısızlığın tahmin edilebileceği sonucuna ulaşmıştır. Çalışmanın sonunda elde edilen Z modeli, finansal başarısızlığı önceden tahmin edebildiğini ortaya koymuştur. Bulduğu discriminant formülü ve değişkenleri aşağıda sunulmuştur.

$$Z = 0.12 X1 + 0.14 X2 + 0.33 X3 + 0.006 X4 + .999 X5$$

X1: Net İşletme Sermayesi/Toplam Aktifler,

X2: Dağıtılmamış Kâr/Toplam Aktifler

X3: Faiz ve Vergi Öncesi Kâr/Toplam Aktifler

X4: Hisse Senetlerinin Piyasa Değeri/ Borçların Defter Değeri

X5: Net Satışlar/Toplam Aktifler

(Jardin P. D., 2009a) 190 BPM çalışmasını derlediği araştırma çalışmasında en çok kullanılan değişken tiplerini Tablo 2.4'deki gibi özetlemiştir. Buna göre en çok kullanılan değişkenler %93 ile finansal oranlardır. Finansal olmayan oranların kullanım oranı %13, Piyasa değişkenlerinin %6 olarak raporlamıştır.

**Tablo 2.4:** BPM çalışmalarında değişkenlerin tipolojisi

<b>Değişkenler</b>	<b>Kullanım yüzdesi</b>
Finansal Oranlar	%93
İstatistiksel Değişkenler	%28
Varyasyon değişkeni	%14
Finansal olmayan değişkenler	%13
Piyasa değişkenleri	%6
Finansal piyasa değişkenleri	%5

(Jardin P. D., 2009a, s. 8)

(Bellovary Gissel, Giacomino, & Akers, 2007, s. 42)'in 165 BPM çalışmasını derlediği araştırmasında finansal oranların genellikle sezgisel olarak seçildiğini,

finansal oran sayısının 1 ile 57 arasında deđiřtiđini, ortalama oran sayısının 10 olduđunu belirtilmiřtir. Ortalama oran sayısı her ne kadar 10 olsa da literatürdeki bazı arařtırmalar (Altman E. I., 1968)'in alıřmasındaki 5 oran ile gerekleřtirmektedir.

(Jardin P. D., 2009a) 190 BPM alıřmayı derlediđi arařtırmasında, en ok kullanılan deđiřken seimi yntemlerini Tablo 2.5'deki gibi zetlemiřtir. Bu tabloya gre, en ok kullanılan deđiřken seimi yntemi %65 oranda literatürdeki poplerliđine veya nceki arařtırmalardan elde edilen deđiřkenlere veya tek deđiřkenli yntemlere dayanmaktadır. %35 oranda ise Stepwise metodu, genetik algoritma ve dođrusal olmayan modeller gibi deđiřken seimi yntemlerinin kullandıđını gstermiřlerdir. Bu arařtırmaya gre, alıřmaların sadece %3' modern deđiřken seme yntemlerine dayandırılmıřtır.

**Tablo 2.5:** BPM alıřmalarında deđiřken seme yntemleri

Literatürdeki poplerliđi veya nceki alıřmalardaki yeteneklerine gre	%40
Tek deđiřkenli (t test, F test, korelasyon test, katsayıların iřareti)	%17
Stepwise + Wilks's Lambda	%16
Stepwise + Likelihood kriteri	%10
Genetik Algoritma, zel algoritmalar (Relief, Tabu)	%6
Uzman	%4
Dođrusal olmayan modelleme tekniklerine uyan metodlar (ANN gibi)	%3
Diđer (oklu Regresyon, Regresyon ađacı, teorik modeller)	%4

(Jardin P. D., 2009a, s. 8)

(Bellovary Gissel, Giacomino, & Akers, 2007, s. 42) 165 alıřmayla yaptıđı derlemeye gre BPM alıřmalarında en yođun kullanılan ilk 10 finansal oran Tablo 2.6'de sunulmuřtur.

**Tablo 2.6:** BPM alıřmalarında en ok kullanılan 10 finansal oran

<b>BPM alıřmalarında en ok kullanılan finansal oranlar</b>	
1.	Net gelir / Toplam varlıklar
2.	Cari oran
3.	İřletme sermayesi / Toplam varlıklar
4.	Dađıtılmamıř kazançlar / Toplam varlıklar

5. Faiz ve vergi öncesi kazanç / Toplam varlıklar
6. Satış / Toplam varlık
7. Nakit oran
8. Toplam borç / Toplam varlık
9. Cari varlıklar / Toplam varlıklar
10. Net gelir / Net değer

(Bellovary Gissel, Giacomino, & Akers, 2007, s. 42)

(Jardin P. D., 2009b), değişken seçimi yönteminin katkısını araştırdığı çalışmada, model doğruluğunu farklı değişken seçimleriyle ve ardından ilk baştaki değişkenlerin tümüyle incelemiş, sonuç olarak değişkenlerin tümüyle elde ettiği doğruluk oranlarını daha yüksek bulmuştur. Jardin, literatürdeki yapay sinir ağı çalışmalarında giriş ve çıkış değişkenleri arasında doğrusallık varsayımını yapan parametrik değişken seçimi yöntemlerinin kullanılabilmiş olduğunu, ancak yapay sinir ağı gibi parametrik olmayan yöntemlerde bu değişken seçimi yönteminin kullanımının uygun olmadığını vurgulamıştır.

(Jardin P. d., 2012), literatürde sınıflandırma performans karşılaştırması yapılan çalışmalarda kullanılan modellerin ve kullanılan değişken seçme yöntemlerinin özetini sunmuştur. Bu çalışmada, tahmin modellerinin sınıflandırma performanslarını karşılaştırmak amacıyla farklı tahmin modellerine farklı değişken seçme yöntemleri uygulanmış, geleneksel değişken seçme yöntemlerinin modern yöntemlere etkisi araştırılmış ve modern yöntemlere uygulanmaması bilgisi teyit edilmiştir.

(Jardin P. D., 2009a)'in araştırmasına göre BPM çalışmalarının %26'sı Discriminant Analizi kullanırken, %21'i lojistik regresyon, %39'u yapay sinir ağı gibi özel modeller, geri kalanı ise daha az kullanılan yöntemleri (genetik algoritmalar, rough set, Bayesian modeli, destek vektör makinaları, karar ağaçları, risk modeli gibi) modelleri kullanmaktadır. (Jardin P. d., 2017) Çalışmasında, modern yöntemlerin üstün olduğu sonucuna varmıştır.

Bu çalışmamda, finansal başarısızlık tahmin (BPM) alanında lojistik regresyon ve yapay sinir ağına ek olarak literatürde çok yoğun kullanılmayan rastgele ormanlar, karar ağaçları gibi modern tahmin yöntemleri finansal başarısızlık tahmin çalışmasına dahil edilerek bu alandaki eksiklik giderilmeye çalışılmıştır.

Ayrıca (Jardin P. D., 2009b)'in belirttiği gibi modern tahmin modelleriyle geleneksel parametrik değişken seçme yöntemlerinin kullanılmaması gerektiği bilgisi teyit edilmiş, literatürde finansal başarısızlık tahmin çalışmalarında çok yoğun kullanımı görünmeyen modern değişken seçme yöntemlerinden RFE'nin BPM çalışmalarına uygulanabilirliği ve performansı araştırılmış, modellerin başarısına büyük oranda katkı sağladığı görülmüştür.

## 2.6. Türkiye'de Yapılan Tahmin Çalışmaları

Türkiye'de finansal başarısızlık tahmin çalışmaları yapılmaktadır. Yapılan çalışmalar tablo 2.7'da özetlenmiştir.

**Tablo 2.7:** Türkiye'de Yapılan BPM Tahmin Çalışmaları

Yazar	Dönemi	Kullanılan Yöntemler	Sonuç
Aktaş vd (2003)	1983-1997	Çoklu Regresyon Lojistik Regresyon Discriminant Analizi	Sinir ağlarının açıklama gücü, çoklu regresyon modellerinden daha iyidir.
Benli (2005)	1997-2001 Türkiye	Lojistik Regresyon, Yapay Sinir Ağları	Yapay Sinir Ağlarının tahmin gücü Lojistik Regresyona göre daha yüksektir.
Altaş ve Giray (2005)	2001 Türkiye	Lojistik Regresyon	Finansal başarısızlık tahmininde en önemli oran Likidite oranıdır.
İçerli ve Akkaya (2006)	1990-2003 Türkiye	Z testi	Cari Oran, Asit-Test Oranı ((Dönen Varlıklar – Stoklar/Kısa Vadeli Borçlar), Alacak Devir Hızı ve Toplam Borçlar/ Toplam Varlıklar Oranı, başarılı ve başarısız firmaları ayırmada belirleyicidir.
Ekinci vd. (2008)	2000 Türkiye	Yapay Sinir Ağları	Yapay Sinir Ağları, firma başarısızlığını tahmin amacıyla kullanılabilir.

Vuran (2009)	1997-2007	Diskriminant Analizi, Lojistik Regresyon	Kârlılık oranları en önemli oran olarak belirlenmiştir.
Albayrak ve Yılmaz (2009)	2004-2006	Karar Ağacı	Sanayi ve finans sektörlerinde faaliyet gösteren firmaları ayıran belli başlı oranlar tespit edilmiştir.
Akkaya vd. (2010)	1998-2007	Sinir Ağları	Sinir ağları modelinin doğru tahmin gücü %82 olarak hesaplanmıştır.
Çelik (2010)	1997-2002	Diskriminant Analizi ve Yapay Sinir Ağları	Her iki yöntemin %88,9'un üzerinde başarı sağlaması nedeniyle bankalar için yapılacak finansal başarısızlık tahmin çalışmalarında her iki yöntemin de kullanılması mümkündür.
Yakut ve Elmas (2013)	2005-2008	Veri madenciliği ve Diskriminant Analizi	Veri madenciliği diskriminant analizine göre daha iyi sonuç vermektedir.
Öcal (2014)	2007-2013	Lojistik Regresyon	FAVOK/Varlık Toplamı, İşletme Faaliyetlerinden Sağlanan Nakit Akımları/Toplam Borç, Kaldıraç Oranı=Yabancı Kaynak Toplamı/Varlık Toplamı, Net Satışlar/Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar oranları finansal başarısızlığın tahmininde kullanılabilir.
Öcal vd. (2015b)	2007-2013	Karar Ağacı C5 ve CHAID Algoritmaları	CHAID algoritması ile elde edilen modelin genel ve "başarılı" firmaları doğru sınıflama oranı daha yüksek olmakla birlikte, C5 algoritması ile edilen modelin "başarısız"



			firmaları doğru sınıflandırma oranı CHAID algoritması ile elde edilen modele göre çok daha yüksek olduğundan C5 algoritması ile oluşturulan modelin CHAID algoritması ile elde edilen modele göre daha başarılı olduğu tespit edilmiştir.
--	--	--	-------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------

(Öcal & Kadioğlu, 2015, s. 4-5)

Türkiye'deki finansal başarısızlık tahmin çalışmaları (BPM) literatüründe modern tahmin modellerinin eksikliği göze çarpmaktadır. Ayrıca değişken seçme yöntemlerinin etkisine yönelik araştırmalarda da eksiklik göze çarpmaktadır. Modern tahmin modellerine değişken seçme yöntemlerinin uygulanabildiği gözlemlenmektedir. Özellikle geleneksel değişken seçme yöntemleri modern tahmin modellerine kullanımları sorgulanmaktadır. Bu nedenle bu çalışmamda bu eksiklikleri gidermek amacıyla yapay sinir ağına ilaveten birden fazla modern tahmin modelini uygulanmış, farklı değişken seçme yöntemlerinin etkisi araştırılmış, geleneksel ve modern değişken seçme yöntemlerinin finansal başarısızlık tahmin başarısına katkıları karşılaştırılmıştır.

Bu çalışmanın sonucunda, modern tahmin modelleri geleneksel tahmin modellerine göre finansal başarısızlık tahmini (BPM) alanında daha başarılı olduğu sonucuna varılmıştır. Benzer şekilde modern değişken seçme yöntemleri geleneksel değişken seçme yöntemlerine göre finansal başarısızlık tahmini (BPM) alanında daha başarılı bulunmuştur. Çalışmanın en önemli bulgulardan biri modern tahmin modelleriyle çalışırken değişken seçimi yöntemlerine gerek olmadığı, modern tahmin modellerinin en başarılı tahmin performansına tüm değişkenlerle elde ettiği, değişken seçiminin modern tahmin modellerinin başarısını düşürdüğü tespit edilmiştir.

## 2.7. Dünyada Yaşanan Krizler

Ekonomik kriz "durgunluk", "resesyon", "enflasyon", deflasyon" gibi farklı terimlerle ifade edilebilmektedir. Durgunluk, bir ekonomideki büyüme hızının sıfıra düşmesi veya yaklaşması; resesyon, ekonomideki büyümenin eksiye düşmesi, enflasyon fiyatların genel düzeyinin sürekli ve hızlı olarak yükselmesi ve paranın

değerindeki sürekli düşmeyi, deflasyon, fiyatların genel seviyesinin belirli zaman dilimindeki sürekli düşmeyi ifade etmektedir. “Kriz”, “dalgalanma”, “çöküntü gibi ifadeler de birbirinden farklıdır (Eğilmez, 2017, s. 48-53).

Etkiledikleri sektörler açısından ekonomik krizler, “reel sektör” krizleri ve “finansal” sektör krizleri şeklinde ikiye ayrılabilir. Finansal sektör krizi finansal piyasalarda gerçekleşirken, reel sektör krizi, reel sektördeki işletmeleri etkiler. Reel sektör krizinde işletmeler borçlarını ödeyemeyecek duruma gelmişlerdir, aldıkları kredileri geri ödeyemememektedirler (Eğilmez, 2017, s. 48-53). Reel sektör krizlerinde, üretim ve/veya istihdam daralır. Piyasa çöküşleri olan finansal krizler reel sektör üzerinde yıkıcı etkiler yaratabilmekte, piyasaların etkin işleyişini bozabilmektedir (Delice, 2003, s. 58). Dünyada yaşanan en önemli krizlere örnek olarak 1929 Büyük Dünya Krizi, 1970’lerde Bretton Woods sisteminin çökmesi ve petrol şoku, 1997 Asya Krizi, 2008 Krizleri verilebilir (Eğilmez, 2017, s. 57-70). Dünyada yaşanan olumsuz olay ve krizlerle bunların Türkiye’ye etkilerini (Kazgan, 2017) Türkiye Ekonomisinde Krizler kitabında derlemiş, paylaştığı bilgiler tablo 2.8’de özetlenmiştir.

**Tablo 2.8:** Türkiye’yi Etkileyen Olumsuz Dünya Olayları ve Krizler

Tarih	Kaynak Ülke	Krizin Kaynağı	Etkilediği Ülke	Sonuçları
1929-1933	Genel	Büyük Buhran	Tüm Dünya	Tarım ürünleri fiyat çöküşleri, Aleyhe dönen dış ticaret hadleri, Daralan ihracat pazarları ve dış kredi olanakları
1954	Kore	Kore Savaşı	Tüm Dünya	Tümmadde ve tarım ürünü fiyatları çöküşü, Aleyhe dönen dış ticaret hadleri
1958	ABD AB	ABD Durgunluk, Avrupa Ekonomik Topluluğunun konvertibileteye geçmesi, Roma Anlaşması’nın yürürlüğe girmesi	ABD ve Avrupa	Pazar Daralmaları
1968	ABD	Dolar Spekülasyonları	ABD ve Avrupa	Spekülasyonların Devamı
1971	Genel	Bretton Wood sisteminin çökmesi, Dalgalı kurlara geçiş	Tüm Dünya	Dolarının devalüasyonu Dünya Tümmadde üzerinde spekülasyon ve fiyat artışları

1974	Genel	1.Petrol Krizi	Tüm Dünya	Dış Ticaret Dengesizlikleri Alman markı ve İsviçre frankının dolara karşı değer kazanması Petrol ithalatçısı ülkelerde durgunluk ve enflasyon
1978	Genel	Aşırı Kısa Vadeli Borçlanma	GOÜ <sup>1</sup>	Kredi Kısılması Faiz Yükselmesi
1979-80	Genel	Petrol Krizi	Tüm Dünya	Petrol fiyatlarının sıçraması Aşırı Faiz Hadleri Tarım Fiyatları Çökmesi,
1982	Latin Amerika	Borç Ödeyememe Krizi	Tüm Dünya	Büyük Borç Krizi Aşırı Faiz Hadleri
1987	ABD	New York Borsa Çökmesi	ABD	Banka İflasları Uzun Süreli Durgunluk Doların değer kaybı
1990	Japonya	Tokyo Borsa Çökmesi	Japonya	Durgunluk ve Deflasyon
1990-91	Irak	Ambargo ve Körfez Savaş	Irak-Türkiye	Turist ve Sermaye Kaçışı, Petrol Fiyat Artışları Kredi Faiz Artışları
1992-93	Avrupa	Avrupa Parası aleyhine Spekülasyon	Avrupa	Devalüasyon ABD'ye Sermaye Kaçışı Doların değerlenmeye geçmesi ABD'de hızlı büyüme
1994	Meksika	Aşırı Değerlenmiş Kur ve Cari Açık	Güney Amerika	Devalüasyon Sermaye Kaçışı Dünya GSYİH'de mutlak düşüş
1997-99	UD Asya GD Asya	Tayland Bahtı Devalüasyonu	Asya	Sermaye kaçışı Krizin dünyayı tehdit etmesi Petrol fiyatlarının çökmesi Devalüasyonlar Dünya pazarlarının daralması Latin Amerika'da krizin yayılması
1998	Asya	Ruble'nin Devalüasyonu	Rusya	Pazar daralması Sermaye Kaçışı Dolarda sarsıntı
2000	ABD	Petrol Fiyatları Artışı	ABD	Borsa Çöküşleri Durgunluk işaretleri Sermaye kaçışı Dolarda sarsıntı
2001	Arjantin	Arjantin Krizi ve iflası	ABD	ABD büyük şirket iflasları

<sup>1</sup> GOÜ: Gelişmekte Olan Ülkeler

		Latin Amerika'ya yayılması ABD'de 11 Eylül terörüne karşı önleyici savaş başlaması		Büyük çapta yolsuzluklar Sermaye kaçıışı Borsa Çöküşleri, Durgunluk Doların değer kaybı
2002	ABD	Afganistan Irak	ABD	ABD dolarının değer yitirmesiyle Giren sermayenin ABD'yi terketmesi Arjantin'deki çöküşü diğer bölge ülkelerinin takip etmesi Latin Amerika'da siyasal karışıkların artması
2003	ABD	Irak Savaşı	ABD	Küresel çapta finans balonu şişmesi ile spekülasyon petrol ve Tüm madde fiyat artışı
2007	ABD	İpotek Krizi	Tüm Dünya	ABD'de finans krizi
2008	ABD	Yolsuzluk ve toksik kağıtlar	Tüm Dünya	Finans balonu riskinin doğması, AB bankalarının etkilenmesi
2010	AB	Kamu Borçları Krizi	AB	Sarsıntı

(Kazgan, 2017, s. 21-23)

Dünyadaki en büyük işletme iflaslarına örnekler Tablo 2.9'da gösterilmiştir.

**Tablo 2.9: En Büyük İşletme İflasları**

İşletme	İflas Tarihi	Açıklama	Varlıklar (\$ mil)
Lehman Brothers Holdings Inc.	09.15.2008	Yatırım Bankası	\$691,063
Washington Mutual, Inc.	09.26.2008	Tasarruf ve Kredi	\$327,913
WorldCom, Inc.	07.21.2002	Telekomünikasyon	\$103,914
General Motors Corporation	06.01.2009	Otomotiv	\$91,047
CIT Group Inc.	11.01.2009	Banka Holding	\$80,449
Enron Corp.	12.02.2001	Enerji	\$65,503
Conseco, Inc.	12.18.2002	Finansal Hizmetler	\$61,392
Energy Future Holdings Corp.	04.29.2014	Enerji ve Kamu Hizmetleri	\$40,970
MF Global Holdings Ltd.	10.31.2011	Ticari ve Türevler	\$40,542
Chrysler LLC	04.30.2009	Otomotiv	\$39,300
Thornburg Mortgage, Inc.	05.01.2009	İpotek Kredileri	\$36,521
Pacific Gas and Electric Company	04.06.2001	Elektrik ve Doğal Gaz	\$36,152
Texaco, Inc.	04.12.1987	Petrol ve Petrokimyasallar	\$34,940
Financial Corp. of America	09.09.1988	Finansal Hizmetler	\$33,864

Refco Inc.	10.17.2005	Komisyonculuk Hizmetleri	\$33,333
IndyMac Bancorp, Inc.	07.31.2008	Banka Holding	\$32,735
Global Crossing, Ltd.	01.28.2002	Telekomunikasyon	\$30,185
Bank of New England Corp.	01.07.1991	Banka Holding	\$29,773
General Growth Properties, Inc.	04.16.2009	Gayrimenkul Yönetimi	\$29,557
Lyondell Chemical Company	01.06.2009	Kimyasal İmalat	\$27,392

[www.bankruptcydata.com](http://www.bankruptcydata.com) (turnaroundletter, 2019)

Tablo 2.9'e göre en büyük iflaslar finans sektöründe yatırım bankası Lehman Brothers Holdings ve tasarruf ve kredi şirketi Washington Mutual ile gerçekleşmiş görünmektedir.

## 2.8. Krizlerin Türkiye'ye Etkisi

Türkiye ekonomisi 1929 Büyük Dünya Krizi, II.Dünya Savaşı, Körfez Savaşı, Asya-Rusya Krizi gibi çeşitli boyutlarda ve farklı yapılarda krizler yaşamıştır. Bunlardan bazıları kendi dışındaki gelişmelerden kaynaklanmıştır. 1958 krizi ve devalüasyonu, 1979 krizi, ve 1980 devalüasyonu, 1994 kriz ve devalüasyonu, 2000 Kasım ve 2001 Şubat Krizi ve Türk Lirasının değer kaybı gibi bazı krizler ise kendi ekonomi politikası hatalarından kaynaklanmıştır (Eğilmez, 2017, s. 71) .

1994 krizinde Dolar-TL paritesi ciddi şekilde bozulmuş, enflasyonist beklentiler büyük oranda artmış, hazine içeride borçlanamaz duruma gelmiş, ABD'li kredi değerlendirme kurumlarının Türkiye'nin kredi değerliliğini arka arkaya düşürmesi sonucu dış kredi bulma imkânı kalmayınca ekonomik istikrar paketi yürürlüğe konulmuş ve hemen ardından IMF ile stand-by düzenlemesine girilmiştir. Alınan tedbirlerin uygulamaya konmasıyla 1995 yılı ekonomi yeniden büyümeye başlamıştır (Eğilmez, 2017, s. 71-72).

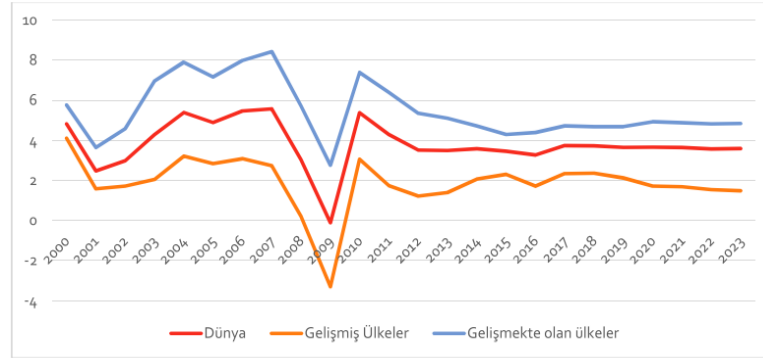
2001 krizinde, 1997 yılında Asya ve 1998 yılında Rusya krizleri nedeniyle yeni ekonomilere yatırım yapmış olan yabancı yatırımcıların çekilmesiyle Türkiye'nin uluslararası sermaye piyasalarından borç alması zorlaşınca, ödemeler dengesinin olumsuz etkilenmiş, 1999 yılının sonuna doğru ekonomi %6 oranında küçülmüş, enflasyon TEFE %70'e ulaşmış, bütçe açıkları taşınamaz düzeye gelmiş, hazine faizlerinin yıllık ortalama bileşik oranı %100'ü aşmıştır, bu durumun sürdürülemez hale gelmesiyle , 2000 yılında IMF stand-by desteğinde yeni bir ekonomik programa

girilmiştir (Eğilmez, 2017, s. 79-80). Türkiye'nin yaşadığı en büyük finansal kriz olarak ifade edilebilir (Kazgan, 2017).

2008 krizinde, olumsuz etki daha çok Türkiye'nin reel sektöründe görülmüş, imalat sanayide kapasite kullanım oranı azalmış, çok sayıda işçi işsiz kalmış, ihracatta büyük düşüşler meydana gelmiş, harcama ve yatırımlar azaltmış, iç talep daralmış, İstanbul menkul kıymetler borsası hisse senetleri piyasası %52 oranında düşmüş, faiz oranları ve döviz kurlarında dalgalanmalar gözlemlenmiş, hazine bonusu faiz oranları %27'yi görmüş, ABD doları Mart 2009'da 1,8045'e kadar yükselmiş, 2008 son çeyreği itibarıyla Türkiye'nin ekonomisi %6,2 oranında küçülmüştür. Krizin olumsuz göstergeleri 2009'un son çeyreğinden itibaren düzelmeye başlamıştır (Akbulut, 2010 , s. 55-56) (Kazgan, 2017).

Şekil 2.1'de sunulan 2000 ve 2013 yılları arasında GSYH büyüme oranları grafiğinde, büyüme oranlarında hem dünya çağında hem gelişmiş ülkelerde hem de gelişmekte olan ülkelerde 2001 ve 2008 krizlerine bağlı keskin düşüşler gözlemlenebilmektedir.

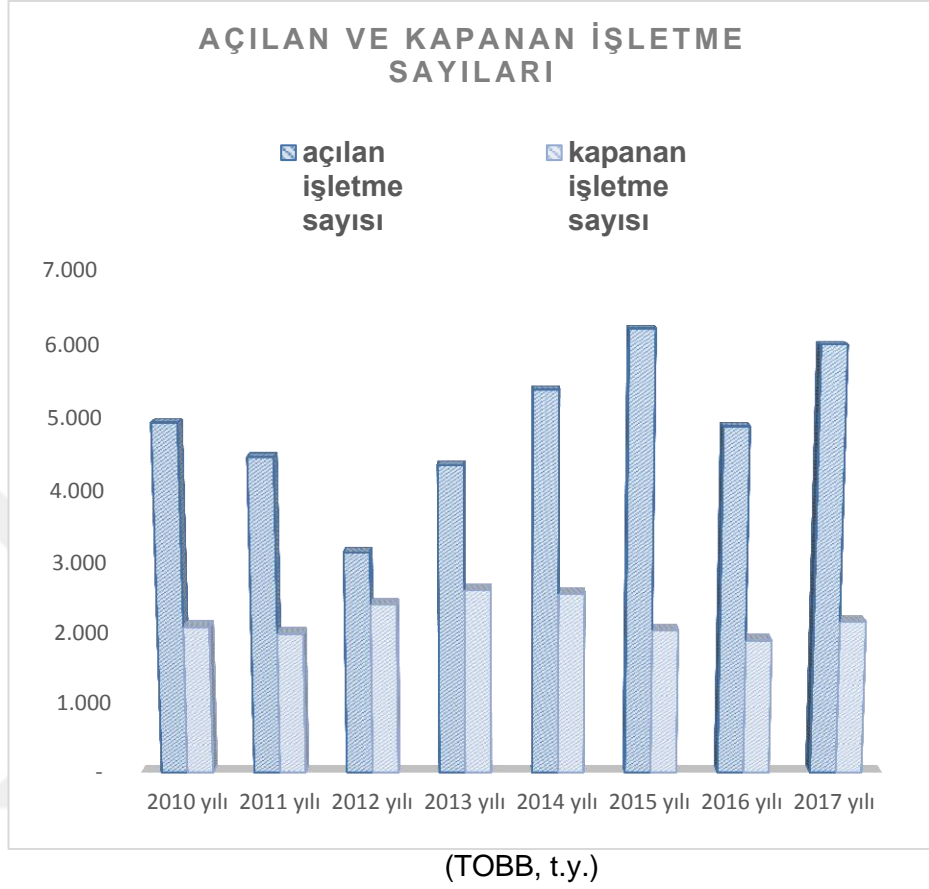
**Şekil 2-1: Küresel Büyüme Oranları**



(T.C. Gümrük ve Ticaret Bakanlığı, 2018, s. 4) (Tüsiad, 2019)

2010 ve 2016 yılları arasında Türkiye'de kapanan işletme sayıları grafiği ise şekil 2.2'de gösterilmiştir. Buna göre en çok 2013 ve 2014 yıllarında işletme kapanmış görünmektedir.

**Şekil 2-2: Açılan ve Kapanan Şirket Sayıları**



Finansal krizlerden sanayi, hizmetler ve finans sektöründe yer alan işletmeler ciddi zarar görmekte, bir çok işletmenin kredibilitesi azalmakta, bir çoğu ödeme güçlüğüne düşmekte, diğer yandan, bankaların gelirlerinin düşmesiyle daha fazla risk almak istemediklerinden varlığını sürdürebilecek işletmelere bile kredi açmaktan kaçınmaktadırlar. İşletmelerin ve bankaların yeniden yapılandırılması, krizin etkilerinin azaltılması ve işletmelerin ve bankaların yaşatılması için çok önemlidir (Erdönmez, 2003). Krizlerin olumsuz etkilerinden korunabilmek amacıyla gerekli önlemlerin alınabilmesi için finansal başarısızlığın önceden tahmin edilmesi BPM çalışmalarına olan ilgiyi artırmıştır.

## **ÜÇÜNCÜ BÖLÜM**

### **GELENEKSEL VE MODERN TAHMİN YÖNTEMLERİ**

Geleneksel yöntemler teorik ve istatistiksel tahmin yöntemleridir. Finansal başarısızlık tahmin çalışmalarında kullanılan nakit yönetimi, kredi risk teorisi, gambler's ruin yöntemi, bilanço kompozisyonu (entropi) ölçüm yöntemi gibi teorik yöntemler istatistiksel yöntemlerden yararlı olsa da daha çok sezgisel ve uzman görüşüne bağlıdır. İstatistiksel yöntemlere örnek olarak tek değişkenli ve çok değişkenli tahmin yöntemleri, discriminant analizi, logit ve probit yöntemleri, kümülatif toplamlar verilebilir.

Bilgi çağında, veri hacmi çok büyük oranda ve hızla artmakta, bu büyük veriyi işleyebilecek gerekli donanımsal ve yazılımsal teknolojik gelişmelerin de eşliğinde bu miktardaki veriden anlamlı bilgiler çıkarabilmek için modern teknikler sürekli geliştirilmekte, parametrik olmayan büyük verilerden nasıl tahmin yapılabileceğine ve bu boyuttaki veriyle nasıl etkin çalışılabileceğine dair yeni algoritma ve yöntemler sürekli geliştirilmektedir. Bilgisayar biliminin ve veri biliminin bu hızlı gelişimine ve verinin bu hızla ve miktarda artmasına bağlı olarak geleneksel yöntemlerin de normallik ve parametriklik gibi bazı kısıtlılıkları / varsayımları nedeniyle geleneksel yöntemler artık yetersiz kalabilmektedir. Bilgisayarların büyük veriyi hızlı ve etkili işleme yeteneklerinden ve büyük miktarda elde edilebilen verilerden yararlanarak geliştirilen yeni tahmin modellerine modern tahmin yöntemleri denilmektedir. Finansal başarısızlık tahmininde de kullanılan modern tahmin yöntemlerine örnek olarak yapay sinir ağları, genetik algoritmalar, kaba kümeler, yinelemeli karar ağaçları, vaka tabanlı muhakeme yöntemleri verilebilir.

Finansal başarısızlık tahmin modelleri, bir işletmenin başarısızlık olasılığının, finansal oranlar gibi değişkenler kullanarak tahmin edilmesidir. Finansal başarısızlık işletmeler, işletmelerin iç ve dış paydaşları, işletmelerin buldukları yerel topluluklar, sektörler, ülkeler hatta dünyaya olan etkileri nedeniyle araştırma konusu olmuştur. Bu nedenle işletme başarısızlığının tahminine olan ilgiyi arttırmaktadır. Yatırımcılar, alacaklılar, borç alan kuruluşlar ve hükümetlerin finansal başarısızlık tahminine olan ilgisini arttırmaktadır. Başarısızlık tahmini, başarısız olması muhtemel olan bir işletmeye borç vermekten (veya yatırım yapmaktan) kaçınmaya, düzenleyici kurumlar tarafından başarısız bir işletmenin erken tanımlanmasına ve



derecelendirme kuruluşları için daha doğru puanlama modellerine yardımcı olmaktadır (Lee, 2014, s. 103-104).

Finansal başarısızlık için kullanılan tahmin modelleri ana araştırma amaçlarına göre teorik, istatistiksel ve modern üç kategoriye ayrılabilir. İstatistiksel modeller, başarısızlık semptomlarına odaklanır, genelde şirket hesaplarından elde edilir, tek değişkenli veya çok değişkenlidir, klasik standart modelleme prosedürlerini izler. Modern modeller, başarısızlık belirtilerine odaklanır, çoğunlukla işletme hesaplarından elde edilir, genellikle, çok değişkenlidir, teknolojik gelişme ve bilgi gelişimi sonucudur, büyük ölçüde bilgisayar teknolojilerine dayanır. Teorik modeller, başarısızlığın kalitatif nedenlerine odaklanır, temel olarak teori tarafından önerilen teorik argümanı karşılayabilecek bilgilerden elde edilir, çok değişkenlidir. Genellikle teorik argümana niceliksel destek verir (Aziz & Dar, 2006, s. 19). Bu kategoriler ve kullandıkları modeller Tablo 3.1'de sunulmuştur.

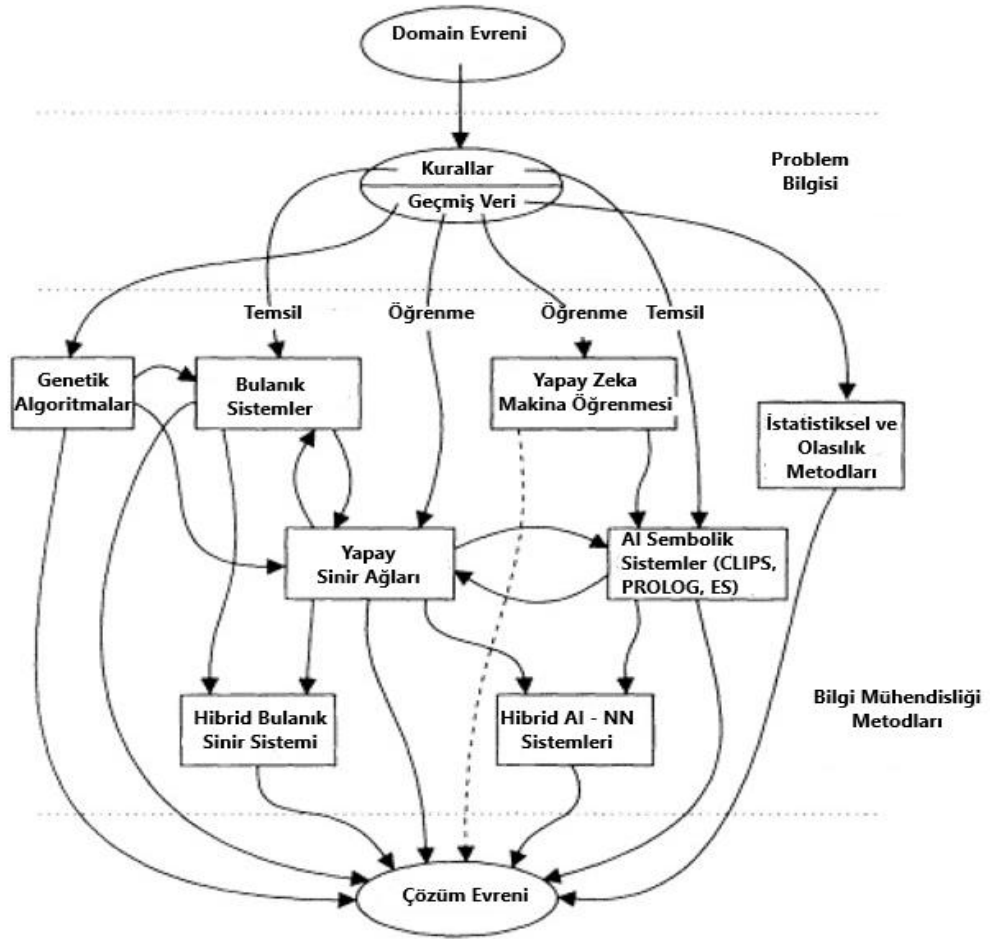
**Tablo 3.1: BPM Sınıflandırması**

<b>Geleneksel Yöntemler</b>	<b>Teorik Modeller</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>▪ Bilanço kompozisyonu ölçümü</li> <li>▪ Gambler's ruin teorisi</li> <li>▪ Nakit yönetim teorisi</li> <li>▪ Kredi risk teorisi</li> </ul>
	<b>İstatistiksel Modeller</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>▪ Tek değişkenli analiz</li> <li>▪ MDA: Çoklu ayrıştırma analizi</li> <li>▪ LMP: Doğrusal Olasılık Modeli</li> <li>▪ Logit Probit modelleri</li> <li>▪ CUSUMS: Kümülatif toplamlar süreci</li> <li>▪ KNN (Non Parametric) (Lee 2014)</li> <li>▪ Kümeleme (Non Parametric) (Lee 2014)</li> </ul>
<b>Modern Yöntemler</b>	<b>Yapay Zekâ ve uzman sistem modelleri</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>▪ Yapay sinir ağları</li> <li>▪ GA: Genetik algoritmalar</li> <li>▪ Yinelemeli olarak bölümlenmiş karar ağaçları</li> <li>▪ Kaba setleri (Rough sets) model</li> <li>▪ CBR: Vaka tabanlı muhakeme modelleri</li> <li>▪ Öğrenen Vektörler (Lee 2014)</li> <li>▪ SA Survival Analizi (Lee 2014)</li> <li>▪ Hibrid Modeller (Lee 2014)</li> </ul>

(Aziz & Dar, 2006, s. 19-22) (Lee, 2014, s. 104-105) (Samanhya, Oware, & Yaansah, 2016, s. 56)

Hibrid modeller; Kaba Kümeler-KNN, Kaba Kümeler-ANN, Bulanık Kaba Kümeler- KNN, Bulanık- KNN, Destek Vektör Makinaları-KNN, GA'ya dayalı ANN, Karınca Koloni Algoritması gibi modellerin birleşimleri olabilmektedir (Lee, 2014, s. 104-105). Bilgi mühendisliği problem çözme yolları şekil 3.1'deki gibi gösterilebilir.

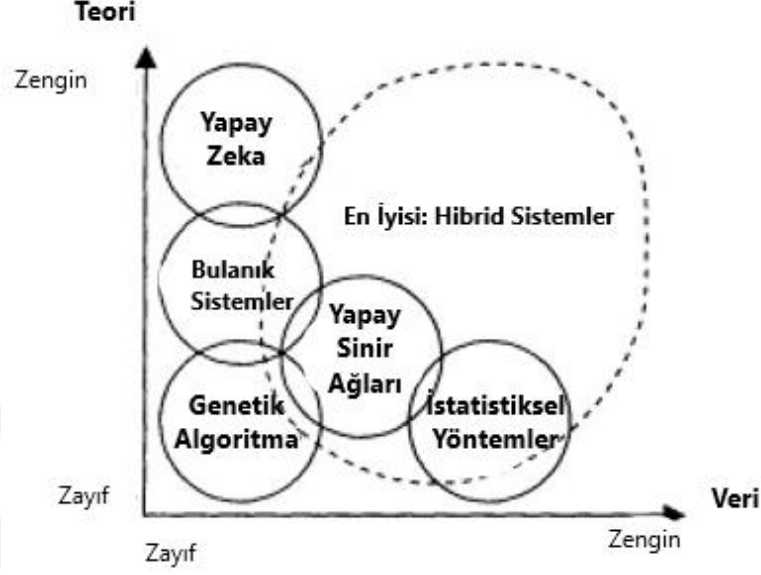
**Şekil 3-1: Problem Çözme Yolları**



(Kasabov, 1998)

Farklı yöntemlerin kullanılabilirliği, (Kasabov, 1998) tarafından şekil 3.2'de gösterilmiştir. Daha güçlü tahmin yeteneği için farklı yöntemler birleştirilerek hibrid modeller oluşturularak daha gelişmiş tahmin modelleri denenebilmektedir.

**Şekil 3-2:** Farklı Yöntemlerin Kullanılabilirliği



(Kasabov, 1998)

Aşağıda finansal başarısızlık çalışmalarında kullanılan geleneksel ve modern tahmin modelleri açıklanmıştır. Geleneksel tahmin modelleri teorik ve istatistiksel yöntemlerdir. Teorik modellere örnek olarak entropi, gambler's ruin, nakit yönetim ve kredi risk modelleri verilebilir. (Lee, 2014, s. 104-105) İstatistiksel yöntemler ise parametrik veya parametrik olmayan yöntemler olarak ikiye ayrılabilir. Parametrik yöntemlere örnek olarak discriminant (ayrıştırma) analizi, lojistik regresyon analizi verilebilirken, parametrik olmayan istatistiksel modellere KNN ve kümeleme analizi verilebilir. Geleneksel modeller aşağıda kısaca açıklanmıştır.

### 3.1. Teorik Tahmin Yöntemleri

Teorik tahmin yöntemleri, bilanço kompozisyonu ölçüm yöntemi (entropi), gambler's ruin, nakit yönetim ve kredi risk teorisi gibi modellerdir. Bu yöntemler tablo 3.2'de kısaca açıklanmıştır.

**Tablo 3.2:** Finansal Başarısızlık Teorik Tahmin Yöntemleri

Bilanço Kompozisyonu Ölçümü (Entropi Teorisi) BCDM	Bilançoda meydana gelen değişikliklerin dikkatli bir şekilde analiz edilmesidir. İşletmenin varlık ve borçlarında önemli değişiklikler görünüyorsa, işletme bilançosundaki dengeyi korumada yetersiz kalıyordur. Bu değişiklikler, büyük olasılıkla gelecekte kontrol
----------------------------------------------------	-----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------

	edilemeyecek hale geleceğinden finansal başarısızlık yaşanacağı söylenebilmektedir.
Gambler's Ruin Teorisi	İşletme bir zarar olasılığıyla net değeri sifıra olana kadar tekrar tekrar oynayan bir kumarbaz olarak düşünölmektedir. İşletmenin ödenmiş sermayesiyle belirtilen zaman diliminde nakit akışının bir süre boyunca negatif olacağı, bunun da başarısızlığa yol açabileceğı belirtilmiştir.
Nakit Yönetim Teorisi	İşletmenin nakit giriş çıkışlarındaki dengesizlik, işletmenin nakit yönetiminde başarısızlığa neden olmaktadır. Bu durumun devamı halinde işletme finansal başarısızlık yaşayabilir ve bunun sonucunda iflas edebilir. (Beaver, 1966)'a göre, işletme organizasyonları, bir yandan nakit girişı ile dolarken bir yandan nakit çıkışı ile boşalan bir havuz gibidir. Nakit yönetimi ise değişikliklere karşı bir tampon görevi görmektedir. İşletme, ödeme gücünün tükenmesi durumunda yükümlölüklerini ödeyemeyecektir. (Blum M. , 1974)
Kredi Risk Teorisi	Herhangi bir nedenle borçlu / karşı tarafın temerrüde düşme riskidir. Kredi riski teorileri, genelde finansal işletmeleri ifade etmektedir. Basel I ve Basel II anlaşmalarıyla ilişkilidir. Basel II kurallarına uygun olarak, kurumsal finansın ekonomik teorilerine dayanan kredi riski teorileri olan kredi risk iç değerlendirme modelleri geliştirilmektedir.

(Aziz & Dar, 2006, s. 22)

### 3.2. İstatistiksel Tahmin Yöntemleri

İstatistiksel tahmin yöntemleri, çok değişkenli analizler, logit, probit, kümülatif toplamlar (CUSUM) gibi yöntemlerdir. Finansal başarısızlık tahmin çalışmalarında çok değişkenli discriminant analizi kullanarak Z skoru tahmin modelini geliştirilmesinin ardından çok değişkenli yöntemler popüler olmuştur. Ancak bu modellerin, doğrusallık, normallik, tahmin değişkenleri arasındaki bağımsızlık ve hedef değişkene ilişkin katı varsayımları nedeniyle her koşula uygun olmadıklarından uygulanmalarını sınırlandırmaktadır ve varsayımlar sağlanmadan yapılan uygulamalar sorgulanmaktadır. İstatistiksel yöntemler daha ayrıntılı şekilde aşağıda açıklanmıştır.

### 3.2.1 Discriminant Analizi (MDA)

Diskriminant analizi, aynı anda birkaç değişkene göre iki veya daha fazla nesne grubu arasında ayırım yapmayı sağlayan çok değişkenli bir tekniktir. MDA, bir gözlemi (örneğin işletme), gözlemin bireysel özelliklerine bağlı olarak birçok gruptan birine (iflas etmiş ve iflas etmemiş) sınıflandırmak için kullanılmaktadır. MDA modeli, olağan regresyon analizi varsayımları altında, aşağıdaki formdaki ayırt edici değişkenlerin doğrusal bir kombinasyonudur. Başarısızlık puanı, işletmeleri başarısız ve başarılı gibi gruplara sınıflandırmak için kullanılmaktadır (Aziz & Dar, 2006, s. 22). Tahmin edilecek sınıf sayısı iki veya daha fazla olabilir. Bu yöntem, ilgili işletmenin finansal oranlarının tamamını ve bu oranların etkileşimini göz önünde bulundurabilmektedir (Aziz & Dar, 2004).

#### Linear (Doğrusal) Form:

$$Z = \alpha_1 x_1 + \alpha_2 x_2 + \dots + \alpha_n x_n$$

Z = Discriminant Skoru (Z-Score)

$\alpha_1 \rightarrow \alpha_n$  = Discriminant Katsayıları (Weights / Ağırlıklar)

$X_1 \rightarrow X_n$  = Discriminant Değişkenleri (örneğin Ratios / Oranlar)

### 3.2.2 Logit Probit Regresyon (LA) (PA)

Altman'ın MDA kullanmasının ardından alternatif çok değişkenli yaklaşım olan lojistik analiz de popüler hale gelmiştir, özellikle analistlerin bankalara yardımcı olmak için özellikle finansal başarısızlık olasılığını ölçmek için her değişkenin belirli katkısını bulmak istediğinde başarısızlık ölçüsü olarak kullanılmaktadır (Altman & Hotchkiss, 2006, s. 239). Lojistik regresyon veya bir diğer adıyla Logit modeli ile verilen gözlemlerin verilen gruba ait olup olmadığını olasılığını tahmin ederken, discriminant analizinde yaşanan ve özellikle finansal oranlarda karşılaşılan verinin normal dağılmama sorununun üstesinden gelinmiş olmaktadır. Logit modeli Yapay Sinir Ağının tek nöronlu, lojistik aktivasyon fonksiyonu  $\beta = 1$  olan özel bir durumudur (Charitou, Charalambous, & Neophytou, 2004).

Logit regresyon, tahmin edilen sonucun 0 veya 1 olmasını sağlayan doğrusal olmayan bir regresyon modelidir (Torres-Reyna, t.y.). Bağımlı değişken 0 veya 1

değerlerini alan ikili (binary) bir değişken olduğunda kullanılmaktadır. Logit modelleri, bağımlı değişkeninizin 1 ( $Y = 1$ ) olma olasılığını tahmin etmektedir. Tahmin edilecek bağımlı değişkeni  $Y$  ile gösterirsek (MIT, 2019);

$x_1, x_2, \dots, x_k$  ; Bağımsız Değişkenler,

K: toplam değişken sayısı,

$Y = 1$  olma olasılığını tahmin etmek için Lojistik Regresyondan denklemi:

$$P(y = 1|x_1, x_2, \dots, x_k) = F(\beta_0 + \beta_1x_1 + \dots + \beta_kx_k)$$

$$P(y = 1|x_1, x_2, \dots, x_k) = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_0 + \beta_1x_1 + \dots + \beta_kx_k)}}$$

Karmaşık gibi gözükse de doğrusal regresyon denklemi  $\beta_0 + \beta_1x_1 + \dots + \beta_kx_k$  lojistik regresyon denkleminin içinde görülmektedir. Lojistik regresyon fonksiyonu aşağıdaki şekilde 0 ile 1 arasında bir olasılık (Odd) cinsinden de düşünülebilmektedir (MIT, 2019) .

$$Odds = \frac{P(y=1)}{P(y=0)} = e^{\beta_0 + \beta_1x_1 + \dots + \beta_kx_k}$$

Her iki tarafın da log'u alınarak, log (Odds) veya Logit denklemi elde edilmektedir. Bu denklem doğrusal regresyon denklemine benzemektedir. Logit'in artması  $p(y=1)$  arttırmaktadır.

$$\text{Log(Odds)} = \beta_0 + \beta_1x_1 + \dots + \beta_kx_k$$

Bu denklem, katsayıların veya betaların olasılık tahminimizi nasıl etkilediğini anlamamıza yardımcı olmaktadır. Pozitif bir beta değeri Logit'i arttırmakta ve bu da 1'in olasılığını arttırmaktadır. Negatif bir beta değeri ise, Logit'i düşürmekte bu da 1'in olasılığını düşürmektedir.

Logit ve probit modelleri temelde aynıdır, aralarındaki fark sadece kullandıkları fonksiyonlardır ancak her iki model de benzer sonuçlar sunmaktadır. Kullandıkları fonksiyonlar:

- Logit: Birikimli standart lojistik dağıtım (F)

- Probit: Birikimli standart normal dağılım ( $\Phi$ )

Bağımlı değişken ikiden fazla kategoriye sahipse ve her bir kategorinin değerleri, bir değerden öncekinden daha “yüksek” olduğu anlamlı sıralı bir sıraya sahipse, Sıralı (Ordinal) Logit kullanılabilir (Torres-Reyna, t.y.). Lojistik regresyon analizi, verileri tanımlamak ve bir bağımlı ikili (binary) değişken ile bir veya daha fazla nominal, sıralı (ordinal), aralık (interval) veya oran (ratio) düzeyinde bağımsız değişkenler arasındaki ilişkiyi açıklamak için kullanılmaktadır (Statistical Solutions, 2019).

### 3.2.3 Kümülatif Toplamlar (Cusums)

MDA gibi çok değişkenli bir analizin bir üst modelidir. Finansal verilerin zaman içerisindeki değişiklikleri izlenerek işletmenin başarılı durumdan çıkıp başarısız duruma geçtiği nokta belirlenmek istenmektedir. Başarılı işletmelerin değişkenleri zaman içerisinde tutarsızlık göstermemektedir. Bundan yola çıkarak değişkenlerin ortalamalarının değişmesi durumu, işletme için başarısızlık göstergesi olarak kabul edilmektedir. Optimizasyon modelidir. Finansal başarısızlığın tahmini çalışmalarında kullanılmıştır (Dikmen, 2007, s. 25). Bir işletmenin başarısızlığa yönelik eğilimini tahmin etmek için sıralı bir prosedürdür (Lee, 2014, s. 103-104).

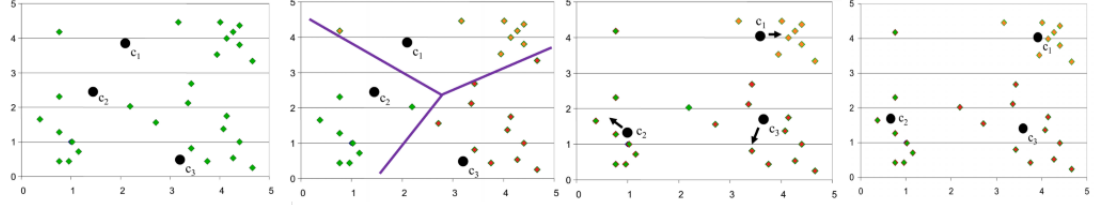
### 3.2.4 K Means

Veri tabanlarında toplanan veri miktarı arttıkça buradaki bilgiyi kullanma ihtiyacı artmaktadır. Bilgi keşfi ve veri madenciliği amacıyla kullanılmaktadır. Veriyi analizi edip, veri setindeki doğal grupları ve yapıları anlamaya olanak sağlar. Pratikte çok kullanıldığı için kümeleme algoritmalarının geliştirilmesi konusu ilgi çekmektedir. Kümeleme algoritmalarının amacı nesnelere benzerliklerine göre gruplayarak anlamlı alt kümelere ayırmaktır. Dolayısıyla K means, gruplama veya bölümlendirme sürecidir, kümeleme algoritması veri kümesini k kümesine böler. Her bir alt kümenin centroid adı verilen bir merkezi vardır. Alt küme sayısı kullanıcı tarafından belirlenir. Çalışma şekli (Ullman , Poggio, Harari , Zysman , & Seibert, 2014):

1. Rasgele tohum K noktasının centroid küme merkezleri olarak olarak seçilmesi
2. Her veri noktasının en yakın küme merkezine atanması.
3. Mevcut küme üyeliklerini kullanarak centroid'lerin yeniden hesaplanması.

4. Yakınsama sağlanmazsa, 2. ve 3. adımları tekrarlanması.

**Şekil 3-3: K Means Kümeleme**



(Ullman , Poggio, Harari , Zysman , & Seibert, 2014)

#### Güçlü Yönleri;

- Anlaşılması basit ve uygulanması kolay olması.
- Noktalar kendi küme merkezlerine diğerlerinden daha yakın olacak varsayımına dayandığı için K-means doğrusal bir algoritma olarak kabul edilmektedir (VanderPlas, 2016).

- Verimli olması.
- En popüler kümeleme algoritması olması.

#### Zayıf Yönleri;

• Kullanıcının küme sayısı olan k değerini önceden belirtmesi gerekir. Sonuçların anlamlı olup olmadığı kesin olarak cevaplanması zordur.

• Global olarak optimum sonuç elde edilemeyebilir. Bu nedenle, algoritmanın, çoklu başlangıç (tohum) tahminleri için çalıştırılması yaygındır (VanderPlas, 2016).

• Kümelerin karmaşık geometrilere sahip olması durumunda kümelerin daha karmaşık sınırları için başarısız olacağı ve K Means algoritmasının genellikle etkisiz kalacağı anlamına gelmektedir (VanderPlas, 2016).

• Algoritma aykırı değerlere karşı hassastır. Aykırı değerler, diğer veri noktalarından çok uzakta olan veri noktalarıdır. Aykırı değerler, veri kümesindeki hatalar veya çok farklı değerlere sahip bazı özel veriler olabilir.

Zayıflıklarına rağmen, basitliği ve verimliliği nedeniyle K-means hala en popüler kümeleme algoritmasıdır. Diğer kümeleme algoritmalarının genel olarak daha iyi performans gösterdiğine dair net bir kanıt yoktur. Farklı kümeleme algoritmalarını karşılaştırmak zor bir iştir. Kimse doğru kümeleri bilmemektedir (Ullman , Poggio, Harari , Zysman , & Seibert, 2014).



### 3.3. Geleneksel Yöntemlerin Avantaj ve Dezavantajları

Geleneksel yöntemlerle uygulanan modellerin avantaj ve dezavantajları aşağıdaki şekilde özetlenebilir.

**Tablo 3.3:** Geleneksel Modellerin Avantaj ve Dezavantajları

Metod	Avantaj	Dezavantaj
<b>Tek Değişkenli Analizler:</b>	Basitliğidir.	Doğrusallık varsayımı, tutarsızlık problemleri, çok boyutlu gerçeklikle çelişmesi olarak sayılabilir.
<b>Risk endeks Modelleri:</b>	Basit ve sezgisel olmaları, çok değişkenli olmaları, oranların ağırlıklı olmasıdır.	Sübjektifler ve oranların göreceli önemi bilinmemektedir.
<b>MDA:</b>	Çok değişkenli olması ve sürekli puanlama modeli olması	Doğrusallık varsayımı, ikili ayrık bağımlı değişkene ilişkin varsayım, çok değişkenli normallik varsayımı, önceki olasılıklar ve yanlış sınıflandırma maliyetleri, oranların göreceli önemi bilinmemesi, çoklu doğrusallığa karşı hassas olması, tahmin modeli değil sınıflandırma modeli olması gibi nedenlerle dezavantajlıdır.
<b>Durumsal Olasılık Modelleri</b>	Çok değişkenli model, sürekli puanlama modeli, bağımsız değişkenler için dağılım varsayımı yok, nitel değişkenlere izin verilir, doğrusallık varsayımı yok, önceki olasılıklar gerekli değildir, oranların göreceli önemi bilinmemektedir.	Olasılık dağılımına ilişkin varsayım, ikili bağımlı değişkene ilişkin varsayım, tahmin modeli değil sınıflandırma modeli olması, çoklu doğrusallığa karşı son derece hassas olmaları, bağımsız değişkenlerin aşırı normal dağılmamasına duyarlı, aykırı değerlere ve eksik değerlere karşı

		hassas olmalarıdır.
--	--	---------------------

(Balcaen & Ooghe, 2004, s. 16-25)

(Balcaen & Ooghe, 2004, s. 16-25), geleneksel modellerle yapılan çalışmalarda karşılaşılan genel problemleri aşağıdaki şekilde özetlemiştir:

İkili bağımlı değişken varsayımı gerçeğe uygun bulunmamaktadır. Ancak geleneksel yöntemlerde işletmeler yapay ve keyfi olarak 2 gruba ayrıştırılmaktadır. Başarısızlık tanımının keyfi seçimi ve seçilen dönemlerdeki işletmelere bu başarısızlık tanımının keyfi uygulanması uygun olmayan uygulamalara neden olmaktadır. Değişkenlerin deneysel seçiminde ve işletmelerin başarılı ve başarısız olarak ayrıştırılmasında başarısızlık tanımının etkisi büyük olmakta ve modelin güvenilirliğini yanlış yönlendirebilmektedir.

Örneklem seçimi yöntemi bazı problemler içermektedir. Rastgele olmayan bir örneklem seçiminde geleneksel istatistiksel yöntemler uygun olmayan bir şekilde uygulanmakta ve modeller genelleştirilememektedir. Rastlantısal olmayan örnekleme, durum bazında başarısız işletmelerin aşırı örneklenmesinden, başarılı ve başarısız işletmelerin eşleştirilmesinden veya veri seçme kriteri uygulanmasından kaynaklanabilmektedir.

Değişkenler arasında durağan ilişkiler gerektirmesine rağmen geleneksel yöntemlerde kullanılan veriler durağan olmayan tutarsız veriler içerebilmektedir. Havuzlanmış örnekleme işlemi doğru olmayan ve tutarsız modellere neden olmaktadır. Bu nedenle modeller istikrarlı ve zaman içerisinde tutarlı değildir.

Yıllık hesapların finansal durumun doğru ve gerçek bir görüntüsünü yansıtmayabileceği, eksik değerler, finansal oranlardaki aşırı uç değerler ve hatalar, hangi tür finansal oranların kullanılacağına dair farklı görüşler gibi birçok endişeye neden olmuştur. Ayrıca bilanço ve gelir tablosundan bütün gerekli bilgiye ulaşılamayabilir. Muhasebesel olmayan, niteliksel bilgiler, sektörel endüstriyel bilgiler, işletme yaşı ve büyüklüğü, makro ekonomik ve sektörel durumlar, sosyolojik faktörler tahmin modellerinde düşünülmemelidir. Tek bir finansal oran, anlık resimlere odaklanarak zaman serisi davranışını gözardı etmekte olduğundan bu da modellerde önyargı ve tutarsızlığa neden olmaktadır.

Bağımsız değişkenlerin seçimi problemlidir. Birçok çalışmada ilk değişkenler rastgele seçilmekte, bu nedenle son değişkenler eleştirilmektedir. Deneysel seçme yöntemleri de örnekleme dayalı ve aşırı uyum göstermiş tutarsız modellere neden olabilmektedir. Diğer yandan teorik yöntemlerle değişkenler seçilebilse de genel bir kabul görmüş teori yoktur.

Geleneksel istatistiksel yöntemler işletmelerin zaman içerisinde durumunun değişeceğini gözardı etmektedir. Başarısızlığa süreç olarak değil ayrı bir olay olarak bakmaktadır. Her bir işletmenin standart bir başarısızlık sürecinden geçtiğini varsaymaktadır. Fakat gerçekte her durum kendine özgüdür.

### 3.4. Modern Tahmin Modelleri

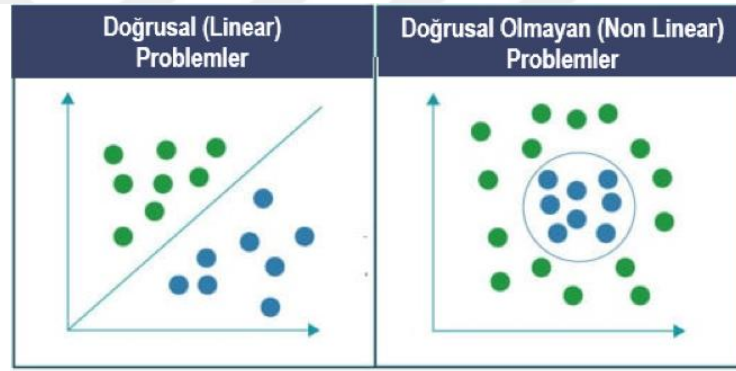
Yapay zekâ ve makine öğrenimi, finansal başarısızlık tahmininde doksanlı yıllardan beri önemli bir araştırma konusu haline gelmiştir. Veri hacminin artması, yeni algoritmaların ve modellerin geliştirilmesi, teknolojik gelişmeler, finansal verilerin doğrusal olmaması nedeniyle geleneksel istatistiksel modellerin varsayımları karşılamamakta zorlanması ve modern yöntemlerin daha güvenilir sonuçlar sunması gibi çeşitli nedenlerle tercih edilmektedir.

İşletme başarısızlık tahmininde, karar vermeyi desteklemek için istatistiksel analiz ve veri madenciliği tekniklerini kullanmaktadır. Veri madenciliği tekniklerine Karar Ağacı, Sinir Ağları (ANN), Destek Vektör Makinesi (SVM), Bulanık Sistem (Fuzzy), Kaba Küme Teorisi (RS), Genetik Algoritma (GA) dahildir. Çeşitli araştırmalar Yapay Sinir Ağları (ANN) gibi Yapay Zekâ (AI) tekniklerinin başarısızlık tahmininde yararlı bir araç olarak hizmet edebileceğini göstermiştir. Geri Yayılım Sinir ağı (BPNN), K-En Yakın Komşu ve Ağaç Algoritması (ID3) gibi teknikler de başarısızlık tahmininde kullanılmıştır. Yaşam Süresi (Hayatta Kalma) analizi (SA) tekniği, belirli bir olaya kadar geçen süreyi analiz etmek için dinamik istatistiksel bir araçtır (Lee, 2014, s. 103-104). Tahmin modelleri yaptığı işleme göre sınıflandırma ve kümeleme şeklinde iki gruba ayrılabilir.

**Sınıflandırma:** Sınıflandırma modelleri, bir veya daha fazla çıktının veya hedefin değerini tahmin etmek için bir veya daha fazla girdinin değerini kullanmaktadır. Örnek olarak karar ağaçları (C&R Ağacı, QUEST, CHAID ve C5.0 algoritmaları), regresyon (doğrusal, lojistik, genelleştirilmiş doğrusal ve Cox regresyon algoritmaları), yapay sinir ağları, destek vektör makineleri ve Bayes ağları

verilebilir (IBM, t.y.). Sınıflandırma modelleri, işletmelerin başarısız olup olmayacağı, bir müşterinin satın alıp almayacağı veya müşterinin ayrılıp ayrılmayacağı veya bir işlemin dolandırıcılık olup olup olmadığı gibi bir sonucun tahmin edimesini sağlamaktadır. Modelleme teknikleri arasında makine öğrenmesi, kural indüksiyonu, alt grup tanımlama, istatistiksel yöntemler ve çoklu model oluşturma gibi teknikler yer almaktadır. Sınıflandırma problemleri doğrusal ve doğrusal olmayan şeklinde iki grupta ele alınabilmektedir. Temel olarak, bir veri kümesini doğrusal olarak iki kategoriye veya sınıfa ayırabilerseniz, sorunun doğrusal olarak ayrılacağı söylenmektedir. Doğrusal olmayan veri kümesi birden fazla sınıf içerir ve bunları ilgili sınıflarına ayırmak için doğrusal olmayan bir ayırma işlemi gerektirir.

**Şekil 3-4:** Doğrusal ve Doğrusal Olmayan Problemler



(Bakshi, 2019)

**Kümeleme:** Kümeleme, verileri otomatik olarak kümeler veya benzer öğelerin gruplarına ayıran denetimsiz bir makine öğrenme görevidir. Kümeleme işlemine, kümeleme içindeki kayıtların birbirine çok benzemesi fakat kümeleme dışındaki kayıtların çok farklı olması ilkesi rehberlik etmektedir. Benzer öğeleri gruplayarak çok büyük veri kümelerini çok daha az sayıda homojen gruba ayırma yoluyla basitleştirmektedir. Kümeleme işlemi, denetimsiz yani kümelerin nasıl görünmesi gerektiği söylenmeden gerçekleştirdiği için tahminden ziyade bilgi keşfi için kullanılmaktadır. Verilerde bulunan doğal gruplara dair bir içgörü sağlamaktadır (Lantz, 2013, s. 298).

**Şekil 3-5: Kümeleme**



(Ullman , Poggio, Harari , Zysman , & Seibert, 2014)

Kümelemeden elde edilen sınıf etiketlerinin gerçek bir anlamı yoktur. Kümeleme, hangi örnek grupların yakından ilişkili olduğunu söyleyecektir. Kümelemeleri anlamlandırmak size bağlıdır (Lantz, 2013, s. 298).

#### **3.4.1 Yapay Sinir Ağları (ANN)**

Yapay sinir ağı temelde insan beyninin belirli görevleri gerçekleştirme şeklini basitleştirilmiş matematiksel modellerle taklit etmeye çalışmaktadır. En önemli özellikleri aşağıda özetlenmiştir (Kasabov, 1998, s. 251-252) (Prieto, ve diğerleri, 2016, s. 2).

- Her bir işlemci düğümün yüklü bağlantılardan oluşan ağ yapısı,
- Asenkron paralel ve dağınık işlemler,
- Doğrusal olmayan dinamikler,
- Ağ elemanları arasında global bağlantılar,
- Kendi kendine organizasyon,
- Yüksek hızlı hesaplama kapasitesi,
- Öğrenme süreci vasıtasıyla belli görevleri yerine getirmek veya ortama adaptasyon için ağdaki parametrelerin güncellenmesidir.

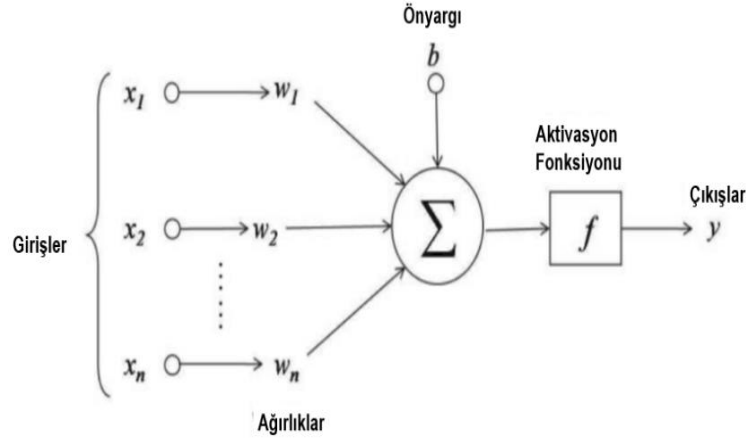
Yapay bir sinir ağı, sinir (düğüm) adı verilen işlem elemanlarından ve bunlar arasında ağ yapısını oluşturan bağlantılara bağlı katsayılarla (ağırlıklarla) oluşan bağlantılardan ve bu yapıya iliştilmiş eğitim ve hatırlama algoritmalarından oluşan biyolojiden ilham alınmış bir hesaplama modelidir. Bağlantıların ağırlıkları sistemin "hafızası" dır (Kasabov, 1998, s. 251). Tek bir düğüm bazı basit bilgi işlem fonksiyonlarını yerine getirebilse de ağın hesaplama gücü ağlardaki sinirlerin bağlanmasından yani ağdan gelmekledir (Kasabov, 1998, s. 260) .

Bir sinir ağı, algılayıcı (perceptron) olarak da adlandırılan düğümlerin bir ağ şeklinde çoklu katmanlar halinde düzenlenmiş birleşimidir. Algılayıcı, tek katmanlı bir sinir ağıdır (single layer perceptron) (SLP) ve yapay sinir ağlarının en basit türüdür. SLP genellikle verileri iki sınıfa ayırmak için kullanılır. Bu nedenle, Lineer İkili Sınıflandırıcı olarak da bilinmektedir. Ayrıca, denetimli öğrenmede kullanılmaktadır. SLP, 4 bölümden oluşmaktadır (Sahu, 2018).

- Giriş katmanı veya giriş değerleri
- Ağırlıklar ve Önyargı
- Net toplam
- Aktivasyon fonksiyonu

Ağırlıklar, belirli bir düğümün gücünü göstermektedir. Bir önyargı değeri, aktivasyon fonksiyonu eğrisini yukarı veya aşağı kaydırmanıza izin vermektedir. Aktivasyon fonksiyonları girişi (0, 1) veya (-1, 1) gibi istenen değerler arasında eşlemek için kullanılmaktadır.

Şekil 3-6: Tek Katmanlı Algılayıcı (Perceptron)

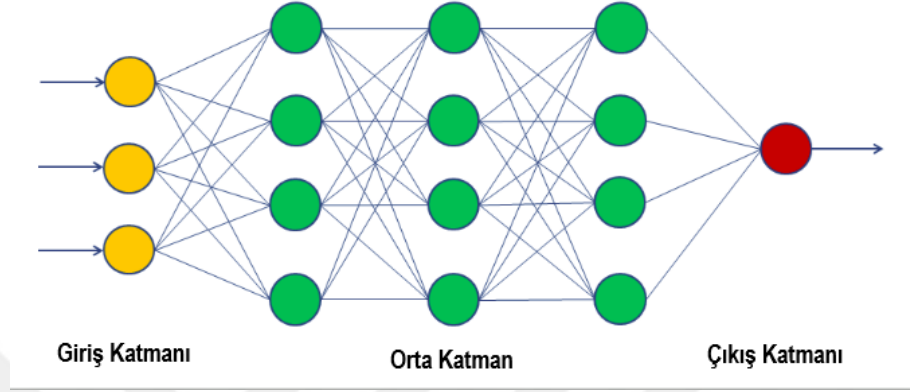


(Dreiseit, t.y.) (Sharma, 2017) (Navlani, 2019)

Çok katmanlı bir algılayıcıya (Multi-Layer Perceptron) (MLP) Sinir Ağları (Neural Networks) denir. MLP, SLP algılayıcıların doğrusal ayrılabilirlik sınırlamasının üstesinden gelmek için ortaya konulmuştur. Çok parametre içeren karmaşık ve doğrusal olmayan sınıflandırma problemleri MLP ile çözümlenebilmektedir. MLP, bir veya daha fazla gizli katmanı olan SLP'nin aynı yapısına sahiptir (Saurabh, 2018). Bir MLP, bir giriş katmanından, en az bir ara, orta veya gizli katmandan ve bir çıkış katmanından oluşmaktadır. Her bir katmandaki

düğüm, bir sonraki katmandaki düğümlere tamamen veya kısmen bağlanmaktadır.

**Şekil 3-7:** Çok Katmanlı Algılayıcı - Yapay Sinir Ağı (MLP ANN)



(Saedsayad, t.y.) (Lantz, 2013, s. 211) (Panchal, 2014) (Navlani, 2019)

Genelde, MLP'lerin çoğunda en az bir gizli katman vardır ve ikiden fazla gizli katmana sahip olma durumu pek görülmez (Panchal, 2014) .

Giriş katmanı, eğitim amacıyla MLP ANN'ye verilen koşulları temsil etmektedir (Karsoliya, 2012). Giriş katmandaki düğüm sayısı bağımsız değişken sayısı kadardır.

Çıkış katmanı, dış çevreye model oluşturan şeydir. Çıkış katmanındaki düğüm sayısı, çok katmanlı yapay sinir ağının gerçekleştireceği işe bağlıdır. (Karsoliya, 2012) Çıkış katmanındaki düğüm sayısı, çıkış değişkeni sayısı kadardır.

Gizli katman, giriş ve çıkış katmanı arasındaki gizli düğümlerden oluşan ara katmandır. Aktivasyon (etkinleştirme) fonksiyonu, varsa gizli katmana uygulanmaktadır. Gereksiz sayıda gizli katman olması, ağın karmaşıklığında artışa neden olabilmektedir. Veriler doğrusal ise, gizli katmana gerek yoktur. Bu durumda doğrusal aktivasyon fonksiyonu doğrudan girdi ve çıktı katmanlarına uygulanabilir. Gizli katman, bir katmandan diğerine sürekli bir eşleme içeren herhangi bir fonksiyon olması durumunda kullanılacaktır. Çok katmanlı geri yayılım sinir ağında, "gizli katmanların sayısı" ve her gizli katmandaki "düğüm sayısı" hesaplanmalıdır (Karsoliya, 2012).

Gizli katmanlarda gerektiğinden fazla düğüm varsa “aşırı uyum” (overfitting), yeterli sayıda düğüm bulunmadığında ise “yetersiz uyum” (underfitting) durumu ortaya çıkabilmektedir. Genellikle gizli katmanlardaki düğüm sayısını belirlemek için giriş katmandaki düğüm sayısının %70-%90’ı (2/3 kuralı) kullanılmaktadır. Gizli katmandaki düğüm sayısı giriş katmanındaki düğüm sayısının iki katından az, giriş katmanı düğüm sayısı ile çıkış katmanı düğüm sayısı arasında olmalıdır(Lantz, 2013, s. 209-211). Ancak bu kural bazı durumlarda yeterli olmayabilir çünkü düğümler üzerine uygulanan aktivasyon fonksiyonunun karmaşıklığı, sinir ağının mimarisi, eğitim algoritması ve eğitim örnekleri verisi de düğüm sayısı ve gizli katman sayısının belirlenmesinde etkili olmaktadır (Karsoliya, 2012).

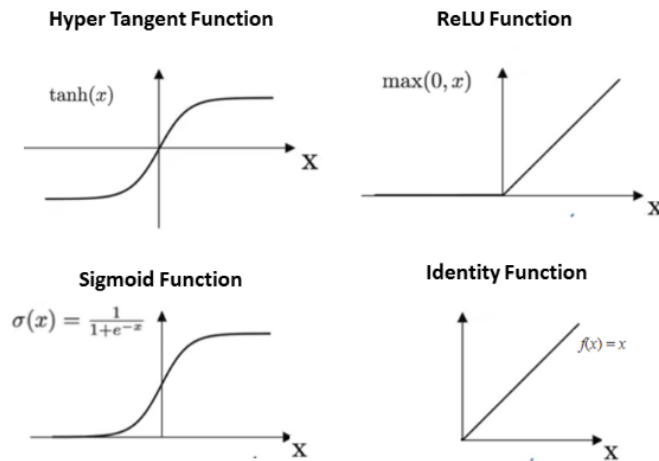
Çok sayıda sinir ağı çeşidi olmasına rağmen, her biri aktivasyon fonksiyonu, eğitim algoritması, geri yayılma algoritması gibi özelliklerle tanımlanabilmektedir (Lantz, 2013, s. 298) (Kasabov, 1998):

Aktivasyon Fonksiyonu, MLP ANN’yi doğrusal olmayan sınıflandırıcı yapan şeydir. Aktivasyon fonksiyonu, yapay düğümün bilgiyi işlediği ve onu ağ boyunca taşıdığı bir bilgi iletim mekanizmasıdır. Aktivasyon fonksiyonları giriş sinyallerini çıkış sinyaline dönüştürerek bir sonraki düğüme iletmektedir (Lantz, 2013, s. 209-210).

$$Y = \sum(W * X) + B ; (W: \text{Ağırlık}, X: \text{Giriş}, B: \text{Önyargı})$$

En yaygın kullanılan aktivasyon fonksiyonu sigmoid fonksiyonudur. Aktivasyon fonksiyonlarından bazıları şekil 3.8’de gösterilmiştir:

**Şekil 3-8: Aktivasyon Fonksiyonları**



(Lantz, 2013, s. 209-210) (Navlani, 2019)



Bir sinir ağının öğrenme yeteneği, bir öğrenme (eğitim) algoritması uygulayarak elde edilmektedir. Eğitim (öğrenme) algoritması, düğümleri harekete geçirmek için bağlantı ağırlıklarının nasıl ayarlandığını belirleyen algoritmadır. Eğitim (öğrenme) şekline göre temel olarak MLP ANN'ler "denetimli", "denetimsiz" ve "pekiştirilmiş" olmak üzere üç gruba ayrılmaktadır (Kasabov, 1998, s. 263) (Soleimany, 2019):

**a. Denetimli öğrenme:** Eğitim örnekleri, X giriş vektörlerini ve istenen y çıkış vektörlerini içermektedir. Sinir ağı her giriş X vektörünü, istenen y çıkış vektörü ile birleştirmeyi "öğrenene kadar" eğitim gerçekleştirilmektedir. Örneğin, bir sinir ağı, bir dizi eğitim örneği (x, y) ile temsil edilen bir  $y = f(x)$  fonksiyonuna yaklaşmayı öğrenebilmektedir. Örnekleri kendi iç yapısında kodlamaktadır. (Sınıflandırma, regresyon, nesne tarama, segmentasyon gibi)

**b. Denetimsiz öğrenme:** Modele sadece X giriş vektörleri verilmiştir. MLP, kendisine sunulan tüm giriş vektörlerinin tüm kümesinin bazı içsel özelliklerini ve altta yatan yapıyı öğrenmektedir. (Kümeleme, özellik ve boyut indirgeme gibi.)

**c. Pekiştirici (ödül-ceza öğrenmesi) öğrenme:** Denetimli ve denetimsiz öğrenme paradigmasının bir birleşimidir. Sinir ağına X giriş vektörü sunulmaktadır ve çıkış vektörünün ağı tarafından hesaplamasına dayanmaktadır. İyi çiftlerde, mevcut bağlantı ağırlıklarının artırılması anlamında ağa bir "ödül" verilirken diğer durumda ağı "cezalandırılır" ve buna uygun şekilde bağlantı ağırlıkları azaltılmaktadır. Bu nedenle, bir öğretmenle değil bir eleştirilenle öğrenme sürecidir.

Öğrenme, tek bir düğümün bireysel bir yeteneği değildir. Tüm sinir ağının kolektif bir süreci ve eğitim öğrenme sürecinin bir sonucudur. Bağlantı ağırlığı matrisi olan W, global desen anlamını taşımaktadır ve tamamıyla "bilgiyi" temsil etmektedir (Kasabov, 1998, s. 264) (Soleimany, 2019). Eğitim süreci, ağın bağlantı ağırlıklarının değiştirilmesine yansımaktadır. Bir eğitim örneği verdikten sonra, en az bir sinir ağırlığında bir değişiklik meydana gelirse, öğrenme gerçekleşmiş olmaktadır (Kasabov, 1998, s. 263).

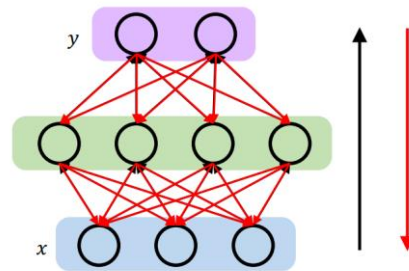
Eğitim (öğrenme) algoritmalarından biri "geri yayılım algoritması" veya "hata yayılma" adı verilen öğrenme algoritmasıdır. MLP'deki düğümler "sürekli değerli" giriş ve çıkışlara, "toplam" giriş fonksiyonuna ve "doğrusal olmayan" aktivasyon çıkış fonksiyonuna sahiptir. En uygun bağlantı ağırlıklarını bulmak için gradyan iniş kuralı

kullanılabilmektedir (Kasabov, 1998, s. 273). MLP'ler muhtemelen şu ana kadar en çok kullanılan sinir ağı modelleridir (Kasabov, 1998, s. 278-281). Gizli katman sayısı ve çıktı sayısı probleme göre belirlenmektedir.

Yapay sinir ağı modelleri, esnek, parametrik olmayan ve istenen doğrulukta sonuçlar verebilmektedir. Doğrusal problemler her bir düğümde ele alındığından diğer düğümlerle birleşince doğrusal olmayan esneklik imkânı sağlamaktadır. Ağırlandırma sistemi düğümler ve katmanlardan arasındaki iletişim ve sonuçların değerlendirilmesi ile yapılmaktadır (Dikmen, 2007, s. 30-33).

**Geri Yayılma (Backpropagation) (BP) Öğrenme Algoritması:** Çok katmanlı algılayıcıların (MLP) eğitimi için denetimli bir öğrenme algoritmasıdır. En genel haliyle, geri yayılma algoritması ileri ve geri faz adı verilen iki işlemin döngüsel olarak yinelenmesidir. Algoritmanın her tekrarı bir “devir” olarak bilinmektedir. Ağ önceden hiçbir bilgi içermediğinden, genellikle ağırlıklar önce rastgele ayarlanmaktadır. Ardından, algoritma, bir durma kriterine ulaşılan kadar ileri ve geri süreçler arasında geçiş yapar (Lantz, 2013, s. 214). BP algoritması, 1960-1970-1980’lerde keşfedilerek geliştirilmiştir. 1986’da yapay sinir ağları bağlamında uygulanmasıyla popüler hale gelmiştir (Prieto, ve diğerleri, 2016, s. 2). İleri faz, aktivasyonların girişten çıkış katmanına yayıldığı fazdır. Geri faz, çıkış katmanında gözlenen gerçek ve istenen nominal değer arasındaki hatanın ağırlıkları ve önyargı değerlerini değiştirmek için sırayla geriye doğru yayıldığı fazdır. Delta kuralı veya degrade gradyan iniş adı verilen bir teknik kullanarak ağırlık evrenindeki hata fonksiyonunun minimum değerini aramaktadır. Hata fonksiyonunu en aza indiren ağırlıkların öğrenme problemine bir çözüm olduğu düşünülmektedir (Saurabh, <https://www.edureka.co>, 2019).

**Şekil 3-9:** İleri Beslemeli Modellerde Geri Yayılım



(Soleimany, 2019)

Diğer bazı makine öğrenme algoritmalarına göre daha yavaş olsa da geri yayılma yöntemi MLP ANN'lere olan ilginin yeniden canlanmasına neden olmuştur ve geri yayılım algoritmasını kullanan MLP ileri beslemeli (FF)(FeedFoward) ağlar veri madenciliği alanında yaygınlaşmıştır. Bu modellerin güçlü ve zayıf yönleri aşağıda özetlenmiştir (Nielsen, 2015) (Navlani, 2019):

#### **Güçlü Yönler:**

- Sınıflandırma veya sayısal tahmin problemlerine uygundur.
- En doğru modelleme yaklaşımları arasındadır.
- Verinin temel ilişkileri hakkında bazı varsayımlar yapmaktadır.

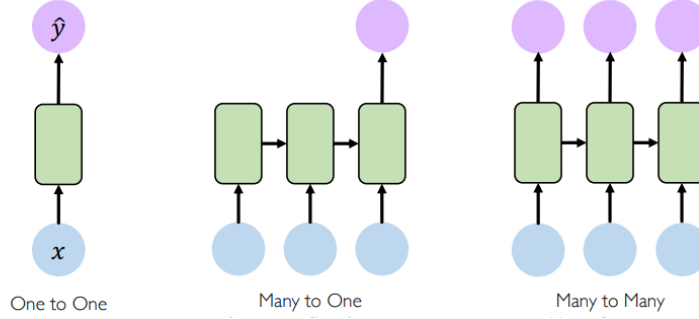
#### **Zayıf Yönler:**

- Ağ mimarisi karmaşıkta, hesaplama yoğunluğu itibarıyla eğitilmesi yavaştır.
- Eğitim verisine bağlı olarak kolayca aşırı uyum veya yetersiz uyum gösterebilir
- İmkânsız olmasa bile yorumlanması zor bir kara kutu oluşturmaktadır.

Ağ Mimarisi, modeldeki katman sayısını, katmanların tipini ve katmanlardaki düğüm sayılarını tanımlayan mimaridir. Katmanlar bilginin akış yönü, her katmandaki düğüm sayısı ve katman sayısı ile belirlenmektedir. Yapay sinir ağlarının bilginin akış yönü ve geri besleme bağlantılarının olup olmasına göre ileri beslemeli, tekrarlı ve geri beslemeli gibi türleri vardır (McNelis, 2005, s. 22) (Lantz, 2013, s. 214) (Panchal, 2014).

**İleri Beslemeli (Feed Forward / FFNN):** En basit ANN tipidir. Bilgi ağ üzerinde ileri yönde akmaktadır. Çok katmanlı (MLP) ileri beslemeli (FF) ağlar en çok kullanılan ağlardır. Katman sayısında, her katmandaki düğüm sayılarında, çok sayıda çıktının aynı anda modellenmesinde veya çok sayıda gizli katmana esneklik sağladığı için “derin öğrenme” olarak da adlandırılmaktadır.

**Şekil 3-10:** İleri Beslemeli Yapay Sinir Ağı (FFNN)

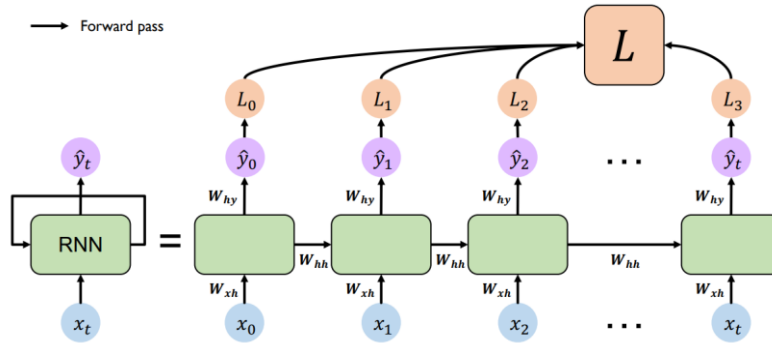


(Soleimany, 2019)

**Radyal Temel Fonksiyon:** Bu ağlar, denetimli bir öğrenme (eğitim) algoritması kullanılarak eğitilmiş ileri beslemeli ağlardır. Genelde aktivasyon fonksiyonu temel fonksiyon sınıfındaki fonksiyonlarla eğitilen tek bir gizli katmanla yapılandırılırlar. Birçok bakımdan geri beslemeli ağlara benzemektedirler. Ancak avantajı, geri beslemeli ağlara göre daha hızlı eğitilmesidir (Panchal, 2014).

**Tekrarlayan (Recurrent):** Temel özelliği, ağın en az bir geri bildirim bağlantısı içermesidir. Kendi kendine geri bildirim veren düğümler de olabilir (Panchal, 2014) (Bullinaria, 2015).

**Şekil 3-11:** Tekrarlayan Yapay Sinir Ağı



(Soleimany, 2019)

**Tekrarlayan / Geri Beslemeli Ağ (Recurrent/Feedback):** Bilgi ağ üzerinde çift yönlü akmaktadır. Bu nedenle, son derece karmaşık kalıpların öğrenebilmektedir. Kısa süreli bir hafızanın eklenmesi modelin gücünü çok fazla artırır ve belirli bir süre boyunca olayların dizilerini anlama yeteneğini verir. Borsa

tahmini, konuşmayı anlama veya hava tahmini gibi tahminlerde kullanılabilir. Ancak bu ağ, çok fazla teoriktir ve pratikte çok kullanılmaz, standart kullanım MLP'dir.

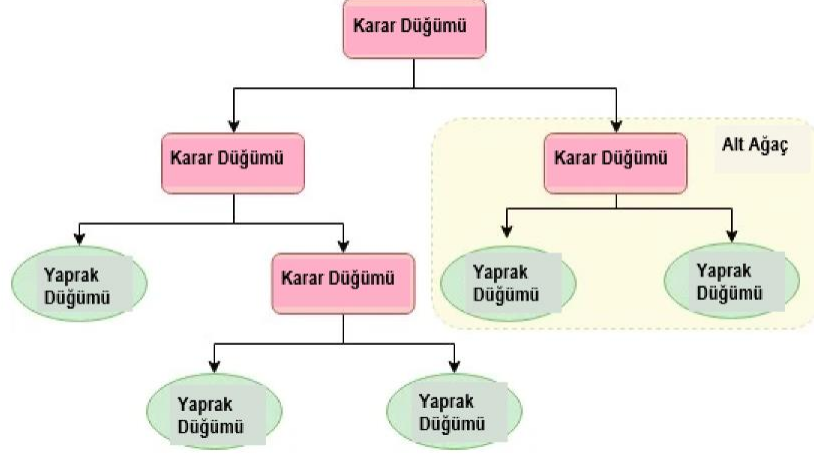
Avantajları, karmaşık yapılara uygun olması, sınırlandırarak varsayımları olmaması, niteliksel kullanılabilmesi, kolay kullanımlı olması, çıktılarının net olması, kesin ve esnek olması, bilgi tabanlı olmaması, özilintili veri ile kullanılabilmesi, ön programlı olmasıdır (Balcaen & Ooghe, 2004). Tüm veri çalıştığında ile daha başarılı sonuç üretir (Dikmen, 2007, s. 28-29,36).

Dezavantajları, daha çok veri gerektirmesi, gözlemlerinin karışım oranına bağlı önyargılı olabilmesi, yoğun hesaplama gerektirmesi, performansının düğüm sayısı, gizli katman sayısı, veri normalizasyonuna bağlılığı, optimum modellemenin deneyler sonucunda elde edilebilmesi, optimize edilmesinin zor olması, ince ayar için uzmanlık gerektirmesi, kara kutu olduğu için yorumlanamamasıdır. Katman sayısı ve düğüm sayısının artması problemin doğruluk derecesini arttıracaktır ancak katman sayısı arttıkça problem de zorlaşmaktadır (Balcaen & Ooghe, 2004) (Dikmen, 2007, s. 28-29,36) (Soleimany, 2019).

### **3.4.2 Karar Ağaçları (DT)**

Karar ağacı beyaz kutu tipi bir makine öğrenme (ML) algoritmasıdır. İçsel karar verme mantığını paylaşmaktadır. Eğitim süresi, yapay sinir ağı algoritmasına göre daha hızlıdır. Karar ağacı, olasılıksız dağılım varsayımlarına bağlı olmayan, dağıtımsız veya parametrik olmayan bir yöntemdir. Karar ağaçları, yüksek boyutlu verileri doğru bir şekilde işleyebilmektedir. Bir karar ağacı genellikle olası sonuçlara dallanan tek bir kök düğümlerle başlar. Bu sonuçların her biri, diğer olasılıklara dallanan ek düğümlere yol açar. Bu ona ağaca benzer bir şekil verir. Şans düğümleri, karar düğümleri ve bitiş düğümleri olarak üç farklı düğüm tipi vardır. Şans düğümü, belirli sonuçların olasılığını göstermektedir. Karar düğümü, alınacak bir kararı göstermektedir. Uç düğüm, bir karar yolunun nihai sonucunu göstermektedir. Düğümler değişkenleri, dallar karar kurallarını, yapraklar düğümün sonucunu göstermektedir. Değişken değeri temelinde bölümlenmeyi öğrenmektedir. İnsan düşüncesini kolayca taklit eden bir akış şeması gibi görselleştirme sağlamaktadır. Bu akış şemasına benzeyen yapı karar vermenize yardımcı olmaktadır. Bu nedenle karar ağaçlarının anlaşılması ve yorumlanması kolaydır. ID3, C4.5, C5.0, CART (Sınıflandırma ve Regresyon Ağaçları) gibi algoritmaları vardır (Navlani, 2018a).

**Şekil 3-12: Karar Ağacı**



. (Navlani, 2018a)

Avantajları, kolay anlaşılması, yorumlanması ve görselleştirmesinin kolay olmasıdır. Değişken seçim için, eksik değerleri tahmin etmek için, çok çıkış içeren sorunlar için, sayısal ve kategorik verilerle çalışmak için, doğrusal olmayan kalıplar için uygundur. Verilerin hazırlanması için çok ön işlem ve çabasını gerektirmez. Değişkenleri normalleştirmeye gerek duymaz. Dağılım varsayımı yoktur. Parametreler arasındaki doğrusal olmayan ilişkiler performansını etkilememektedir (Dikmen, 2007).

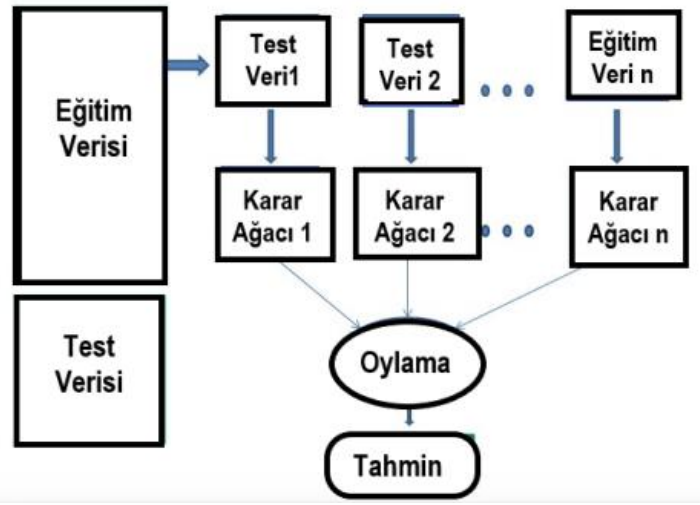
Dezavantajları, gürültülü veriye karşı duyarlıdır ve aşırı uyum gösterebilmektedir, veri dengesizliğine karşı önyargı geliştirebilir, veri dengelemek önerilebilir, verilerdeki küçük değişiklikler farklı ağaçlara neden olabilir. Ancak bu durum bagging (torbalama) ve boosting (güçlendirme) ile azaltılabilir (Dikmen, 2007).

### 3.4.3 Rastgele Ormanlar (RT)

Rastgele ormanlar denetimli bir öğrenme algoritmasıdır. Hem sınıflandırma hem de regresyon için kullanılmaktadır. Teknik olarak, rastgele bölünmüş bir veri kümesinde oluşturulan karar ağaçlarının bölerek yönetmeye dayanan bir topluluk öğrenme yöntemidir. Bu karar ağacı sınıflandırıcıları koleksiyonu aynı zamanda orman olarak da bilinmektedir. Rastgele ormanlar, rastgele seçilen veri örnekleri üzerinde karar ağaçları oluşturmaktadır, her ağaçtan tahmin alır ve oylama yoluyla

en iyi çözümlü seçer. Ayrıca, özelliklerin önemini de göstermektedir. Rastgele ormanlar, sınıflandırma ve özellik seçimi gibi çeşitli uygulamalara kullanılmaktadır. Veri setindeki önemli özellikleri seçen Boruta algoritmasının temelinde de bulunmaktadır. Bireysel karar ağaçları, her bir nitelik için bilgi kazancı, kazanç oranı ve Gini endeksi gibi bir özellik seçim göstergesi kullanılarak üretilmektedir (Navlani, 2018b).

Şekil 3-13: Rastgele Ormanlar



(Navlani, 2018b)

Avantajları, karar ağaçlarının sayısı nedeniyle oldukça doğru ve başarılı sonuç vermesi, tüm tahminlerin ortalamasını aldığı için önyargıları iptal etmesi, uydurma sorunu yaşamaması, hem sınıflandırma hem de regresyon problemlerinde kullanılabilmesi, eksik değerleri de “medyan” veya “mean” yöntemleri ile işleyebilmesi, sınıflandırıcıya en önemli katkıyı sağlayan değişkenleri seçmek için göreceli değişken önemliliklerini elde edebilmesi, diğer doğrusal olmayan sınıflandırma algoritmalarına kıyasla daha kolay ve daha güçlü olmasıdır (Dikmen, 2007).

Dezavantajları, birden fazla karar ağacı olması nedeniyle yavaş olması, yorumlanmasının zor olmasıdır (Dikmen, 2007).

#### 3.4.4 Vaka Tabanlı Muhakeme (CBR)

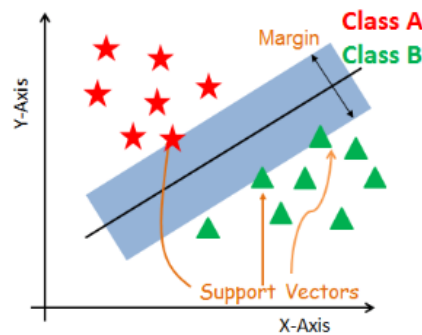
CBR, daha önce çözülmüş olan benzer vakaların yardımı ile yeni bir sınıflandırma problemini çözmektedir. Bir dava, bir deneyimi temsil eden bağlamsal

bilgilerden oluşmaktadır. CBR bilgi edinme süreci ve programları, tipik dört aşamalı prosedürünün uygulanmasıyla gerçekleşmektedir: (1) yeni bir sorunun tespit edilmesi, (2) çözülmüş davaların alınması, (3) yeni soruna bir çözüm sağlamak için çözülmüş vakaların uyarlanması, (4) önerilen çözümün geliştirilmesi ve ileride kullanılmak üzere vaka kütüphanesinde ve depolanması (Aziz & Dar, 2006, s. 22).

### 3.4.5 Destek Vektör Makinaları (SVM)

Bir sınıflandırma yaklaşımı olarak kabul edilmektedir ancak hem sınıflandırma hem de regresyon problemlerinde kullanılabilir. Birden çok sürekli ve kategorik değişkenleri kolayca idare edebilmektedir. SVM, farklı sınıfları ayırmak için çok boyutlu uzayda bir hiper düzlem inşa etmektedir. SVM, bir hatayı asgariye indirmek için kullanılan yinelemeli bir şekilde en uygun hiper düzlemi oluşturmaktadır. SVM'nin ana fikri, veri setini en iyi şekilde sınıflara ayıran maksimum marjinal hiper düzlem (MMH) bulmaktır. Destek vektörleri, hiper düzleme en yakın olan veri noktalarıdır. Hiper düzlem, farklı sınıf üyelikleri olan bir dizi nesne arasında ayrılan bir karar düzlemidir. Kenar boşluğu, en yakın sınıf noktalarındaki iki çizgi arasındaki boşluktur. SVM algoritması bir çekirdek kullanılarak gerçekleştirilmektedir. Bir çekirdek bir girdi veri alanını gerekli forma dönüştürmektedir (Navlani, 2018c).

Şekil 3-14: Destek Vektör Makinaları



(Navlani, 2018c)

SVM, lojistik regresyon, karar ağaçları, Naïve Bayes algoritması gibi diğer modellere göre daha başarılı sonuçlar vermektedir. Daha hızlı tahmin gerçekleştirmektedirler. Karar aşamasında bir alt eğitim noktası kullandıklarından dolayı daha az hafıza kullanırlar (Balcaen & Ooghe, 2004) (Dikmen, 2007, s. 30-33).



Ancak eğitim süreleri uzun olduğundan büyük veri kümeleri için uygun değildir. Kullanılan çekirdek türü seçimi önemlidir ve sonucu etkiler. Örtüşen sınıflarda etkili değildir (Balcaen & Ooghe, 2004) (Dikmen, 2007, s. 30-33).

#### **3.4.6 Kaba Kümeler (RS)**

Kaba kümeler teorisinin amacı, kesin olmayan bilgileri kullanarak nesnelere sınıflandırmaktır. Kaba kümeler modelinde, nesnelere hakkındaki bilgi, aslında, kullanılan koşul ve karar özelliklerini içeren bir karar tablosu gibi çalışan modelin karar kurallarını endüktif öğrenme ilkeleri ile türeten bir bilgi tablosunda sunulmaktadır. Her yeni nesne (örneğin bir işletme), özelliklerini türetilmiş finansal başarı ve başarısızlık kuralları gibi kurallar kümesiyle eşleştirerek sınıflandırılabilir (Aziz & Dar, 2006, s. 22).

#### **3.4.7 Yaşam Analizi (SA)**

Bir işletmenin yaşam süresi işletmenin başarılı sınıfta geçirdiği zamandır. Bu modelde işletmenin başarılı sınıfta geçirdiği zaman yani yaşam süresi tahmin edilmeye çalışılmaktadır. Başlangıçta başarılı ve başarısız bütün işletmeler aynı sınıfta yani hepsi başarılıdır. İşletmenin gelecekteki başarısız olma olasılığı olan finansal risk hesaplanmaktadır. Başarısızlığın göstergesi olabilecek değişkenler ve değişkenlerin sayısı ileri veya geri eleme yöntemi ile tespit edilmektedir (Dikmen, 2007).

Avantajları, zaman kavramını da incelemesi, başarısızlık zamanını tahmin etmesi, dağılım varsayımı olmaması, rastlantısal veriler kullanabilmesi, kolay yorumlanabilmesi, işletmenin riskli dönemlerin belirlenmesine olanak sağlaması, istatistiksel yöntemlere göre daha fazla veri kullandığından daha güvenilir olması gibi faktörlerdir (Balcaen & Ooghe, 2004) (Dikmen, 2007, s. 30-33).

Dezavantajları arasında değişkenler arasındaki bağımsızlık zorunluluğu, başarılı ve başarısız işletme sayısının sonuçları etkileyebilmesi, örnekleme dayalı sonuçlar üretebilmesi, sınıflandırmada kullanılan tarihlerin çok sistematik olmaması, modelin başarılı olabilmesi için kronik başarısız işletmelerin kısa süreli başarısız olan işletmelerle beraber aynı kümede bulundurulmaması gerekliliği, sınıflandırma için tasarlanmadığından bu amaçla kullanılması için bazı değişikliklere ihtiyaç duyması, iki sınıfın aynı grupta varsayılması sayılabilir (Balcaen & Ooghe, 2004) (Dikmen, 2007, s. 30-33).

### 3.4.8 Genetik Algoritmalar (GA)

Genetik kalıtım fikri ve Darwin'in en iyinin hayatta kalması doğal evrim teorisine dayanarak, GA'lar, çok sayıda çözümden belirli bir soruna en uygun çözümleri bulmak için stokastik (değişken, rastlantısal) bir arama tekniği olarak çalışırlar. GA'ların bu seçme işlemi 3 aşamalıdır: 1) genetik temsil ve ilkendirme, 2) seçim ve 3) genetik işlem (çaprazlama ve mutasyon). Süreç, asıl nüfus gittikçe artan homojen dizilere yaklaşıncaya kadar devam etmektedir. Finansal Başarısızlık gibi bir sınıflandırma problemini çözmek için, araştırmacılar GA'ları kullanarak bir dizi kural ya da koşul çıkarmaktadırlar. Bu koşullara dayanarak, model bir firmanın iflas edebileceğini tahmin edebilmektedir (Aziz & Dar, 2006, s. 22).

### 3.5. Veri Analizi ve Ön İşlemesi

Tahmin çalışmalarının en zahmetli ve dikkat gerektiren aşamalarından biridir. Kullanılan veri kümesinin kullanılacak modellerin varsayımlarını karşılaması gerekir. Aksi takdirde modeller başarısız olur bu nedenle verinin model varsayımlarını karşılaması gerekir, karşılamıyorsa uygun model seçiminin yapılması gerekir. Bu bölümde veri analiz ve ön işleme adımları kısaca açıklanmıştır.

#### 3.5.1 Normalleştirme

Tüm veri ölçeğini önceden tanımlanmış [0, 1] gibi bir ölçeğe, taşır. Genellikle bağlantılı modellerin çoğunda gereklidir. Normalleştirme doğrusal, Logarithmik, Exponential olabilir. Verilerin [0, 1] aralığında doğrusal normalleşmesi için kullanılacak bir formül aşağıdadır: (Kasabov, 1998, s. 85) Veriler, normalizasyon işlemi ile veya Sigmoid, Log, Hyperbolic Tangent gibi fonksiyonlarla dönüştürülebilir (Wade, 2019).

$$v_{norm} = \frac{v - x_{min}}{x_{max} - x_{min}}$$

V, x değişkeninin geçerli bir değeriye,

Xmin, bu değişken için minimum değerdir

Xmax, veri kümesindeki bu değişken için maksimum değerdir.

### 3.5.2 Eksik Veri Tamamlama

Eksik verilerin tamamlanması için farklı teknikler kullanılabilir. En iyi tekniği seçerken, veri kümesinin boyutu, eksik veri içeren alan sayısı, eksik bilgi miktarı göz önünde bulundurulmalıdır. Genel olarak iki yaklaşım bulunmaktadır (IBM, t.y.).

- Eksik değerleri olan alanların veya kayıtların hariç tutulması.
- Çeşitli yöntemleri kullanarak eksik değerlerin tamamlanması.

Geleneksel eksik veri işleme yöntemleri arasında en yaygın kullanılan tekniklerden biri silme tekniğidir. Bir veya daha fazla eksik değeri olan durumları atmaktadır. Genellikle liste halinde silme (vaka silme veya tam vaka analizi olarak da bilinmektedir) olarak bilinmektedir. Bu tekniğin en büyük avantajı basitliğidir. Ancak güç kaybına yol açabilir veya yanlış tahminler üretmesine neden olabilir. Az miktarda eksik değere sahip büyük örneklem, daha küçük veri kümelerindeki gibi veri değerlendirme yöntemlerinden aynı derecede etkilenmemektedir. Eksik verinin ne kadarını hesaba katabildiği açık olmasa da literatür yüzde 20 ya da daha azının kabul edilebilir olduğunu öne sürmektedir (Meeyai , 2016, s. 131) (Galler & Kehrel, t.y.) (Donders, van der Heijden, Stijnen, & Moons, 2006).

Eksik değer tamamlama yöntemlerinden biri, eksik verileri ortalama / ortanca ile doldurma işlemidir. Bir sütundaki kayıp olmayan değerlerin ortalamasını / ortancasını hesaplayarak ve her sütundaki eksik değerleri diğerlerinden ayrı ve bağımsız olarak değiştirerek çalışmaktadır. Bu yöntem sadece sayısal verilerle kullanılabilir. Uygulaması kolay ve hızlıdır, değişkenler arasındaki korelasyonu etkilememektedir. Sadece sütun seviyesinde çalışmaktadır (Badr, 2019).

### 3.5.3 Korelasyon Analizi

Bir korelasyon katsayısı, iki değişken arasındaki ilişkinin derecesinin bir ölçüsüdür. Genellikle -1 ile 1 arasında bir sayıdır. Büyüklük, korelasyonun gücünü gösterirken, işaret, korelasyonun yönünü temsil eder. Yüksek bir korelasyon derecesi (1 veya -1'e yakın), iki değişkenin, pozitif veya negatif olarak çok yüksek derecede ilişkili olduğunu gösterir. Yüksek pozitif korelasyon, iki değişkenin yüksek benzerliğe sahip olma eğiliminde olduğunu gösterir. Yüksek bir negatif korelasyon, bir değişken için yüksek değere sahip gözlemlerin aynı zamanda ikinci değişken için daha düşük bir değere sahip olma eğiliminde olduğunu gösterir. Yani bu iki değişken

arasında ters yönlü bir ilişki vardır. 1'in (veya -1) korelasyonları, iki değişkenin temelde aynı olduğunu gösterir.

İki değişkenin doğrusal olarak ilişkili olup olmadığını belirlemek için, korelasyon analizi yapılır. Pearson korelasyon analizinin değerleri -1 ile 1 arasındadır. Pearson korelasyon analizini kullanabilmek için ön şart (varsayım), örneklemdeki değişkenlerin normal olarak dağılması gerekliliğidir. Bu gereksinimin karşılanamaması durumunda, Pearson'ın parametrik olmayan karşılığı olan Spearman korelasyon analizi kullanılabilir. Spearman Korelasyon Katsayı Analizini Karl Pearson'un öğrencisi Charles Spearman 1900'lerin başında geliştirmiştir. Spearman korelasyon katsayısı -1 ile 1 arasındadır. Spearman korelasyon katsayıları tablo 3.3'deki şekilde yorumlanabilir (Bluman , 2009, s. 700-701) :

**Tablo 3.4:** Spearman Korelasyon Katsayıları

Korelasyon katsayısı	Kategori açıklaması
.00-.19	"Çok zayıf"
.20-.39	"Zayıf"
.40-.59	"İlımlı"
.60-.79	"Güçlü"
.80-1.0	"Çok güçlü"

(Bluman , 2009, s. 700-701)

#### 3.5.4 Değişken Seçimi

Değişken seçimi daha iyi performans, daha hızlı ve maliyetsiz modeller ve daha derin içgörü sağlamaktadır. Değişken seçimi "Filtreleme" veya "Sarmalama" yaklaşımları olarak ikiye ayrılabilir. Değişken seçimi sınıflama modelinin tahmin gücüne katkıda bulunan önemli bir faktördür.

Filtre yöntemleri, herhangi bir makine öğrenim yönteminden bağımsız olarak önemli özelliklerin seçimini gerçekleştirir. Bu yöntemler genellikle veriler üzerinde bazı istatistikler yöntemlerle önemli değişkenleri tahmin ederek doğrudan analizler gerçekleştirmektedir. Filtre yöntemlerine örnek olarak diskriminant analizi, stepwise seçim yöntemi, temel bileşen analizi (PCA), ANOVA, T test gibi yöntemler verilebilir. Filtreleme yöntemleri hızlı, ölçeklenebilir ve sınıflandırıcıdan bağımsızdır fakat değişken bağımlılıklarını ve sınıflandırıcı etkileşimi gözardı etmektedir (Cavalcante, Brasilerio, Souza, & Nobrega, 2016).

Öte yandan, sarmalayıcı yöntemler, önemli değişkenleri seçmek için bir makine öğrenme algoritmasına dayanmaktadır. Bu yöntemler giriş değişkenlerinin bir alt kümesinin ne kadar iyi olduğunu değerlendirmek için verilen bir öğrenme algoritmasının sınıflandırma performansını kullanmaktadır (Kohavi & John, 1997) (Guyon & Elisseeff, 2003, s. 1166) (Lin, Liang, Yeh, & Huang, 2014). Sarmalama yaklaşımları sınıflandırıcı ile etkileşim içerisindedir, modeller değişken bağımlıdır ve hesaplama açısından yoğundur (Lin, Liang, Yeh, & Huang, 2014, s. 2376). Bu tür yöntemler, tahmin doğruluğunu en iyi duruma getirmeye çalışarak en iyi giriş değişkenlerinin alt kümesini arayarak çalışmaktadır (Cavalcante, Brasilerio, Souza, & Nobrega, 2016).

**Şekil 3-15:** Değişken Eleme Yaklaşımları



(Kohavi & John, 1997) (Singh , Balamurugan , & Leavline , 2016 , s. 10)

Sarmalayıcı yöntemler, çok sayıda işlem yaparak en iyi tahmin değişkenlerini seçmektedir (Blum & Langley, 1997) (Wang, Ma, & Yang, 2014, s. 2-3). Bu yönteme örnek olarak sıralı ileri seçim, sıralı geri seçim, rastgele tepe tırmanışı, genetik algoritması, tekrarlı değişken eleme (RFE) yöntemleri verilebilir.

**Tablo 3.5:** Değişken seçimi yaklaşımlarının karakteristikleri:

	Filtreleme	Sarmalama
Avantajlar	-Hızlı -Ölçeklenebilir -Sınıflandırıcıdan bağımsız	-Sınıflandırıcı ile etkileşimde -Değişken bağımlılıklarını modeller
Dezavantajlar	-Değişken bağımlılıklarını	-Yoğun hesaplama

	gözönüne almaz -Sınıflandırıcı ile etkileşime girmez	-Sınıflandırya baęlı seęim -Aşırı uyum riski
Örnekler	-ANOVA -Stepwise Logit Regression -Discriminant Analizi -Tekrarlı RELIEF -Temel bileşen analizi (PCA) -ANOVA -T Test	-Sıralı İleri Seęim -Sıralı Geri Seęim -Tasadüfi Tepe Tımanışı -Genetik Algoritma -Tekrarlı Deęişken Eleme (RFE)

(Lin, Liang, Yeh, & Huang, 2014, s. 2376)

Bu çalışmada geleneksel deęişken filteleme yöntemlerinden Stepwise yöntemi ile sarmalayıcı makine öğrenmesi yöntemlerinden tekrarlı deęişken eleme (RFE) yöntemleri uygulanmıştır.

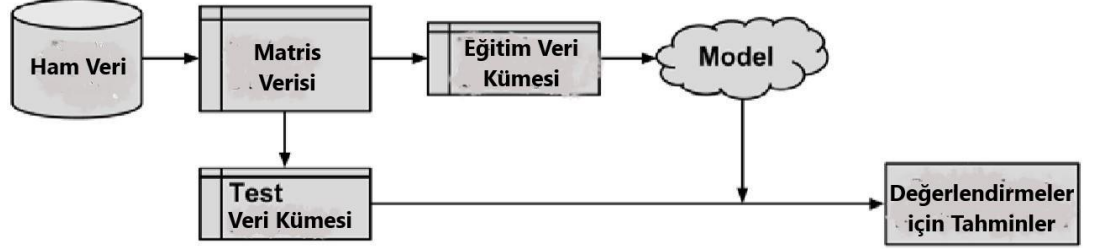
### 3.6. Model Performansının Ölçülmesi

Makine öğrenimi algoritmasının performansının ölçülebilmesi için birçok yöntem ve performans göstergesi bulunmaktadır. Bunlardan en önemlileri, aşağıda kısaca açıklanmıştır.

#### 3.6.1 Bekletme Yöntemi (Holdout)

Eęitim ve test verilerinin sistematik farklılıklara sahip olmadığından emin olmak için örnekleri rastgele "eęitim" ve "test" veri kümelerine bölme sürecidir. Genellikle, verilerin yaklaşık üçte biri test ve üçte ikisi eęitim için kullanılmaktadır, ancak bu oran mevcut veri miktarına baęlı olarak deęişebilmektedir (Lantz, 2013, s. 299). Şekil 3.16'de gösterildięi gibi, modeli üretmek ve eęitmek için eęitim veri seti, deęerlendirme için tahmin üretmek üzere test veri seti uygulanmaktadır.

**Şekil 3-16:** Bekletme Yöntemi (Hold Out)



(Lantz, 2013, s. 316)

### 3.6.2 Çarpaz Doğrulama (CV)

Model performansını tahmin etmek için K-kat çarpaz doğrulama (CV) olarak bilinen bu teknik, verileri kat adı verilen tamamen ayrı rasgele bölümlere bölerek süreci tekrarlamak üzerine kurulmuştur. En yaygın yaklaşım 10 kat CV kullanmaktır. Deneysel kanıtlar, daha fazla sayıda çarpaz doğrulama kullanmanın çok yararı olmadığını olduğunu göstermektedir. Örneğin 10 katın her biri için, geri kalan verilerin yüzde 90'ına bir makine öğrenme modeli oluşturulmakta, katlamanın eşleşen yüzde 10'luk örneği daha sonra model değerlendirmesi (test) için kullanılmaktadır. Eğitim ve test süreci 10 farklı eğitim ve test kombinasyonu ile gerçekleştirildikten sonra, tüm katmanlar arasında ortalama performans rapor edilmektedir (Lantz, 2013, s. 299).

### 3.6.3 Karışıklık Matrisi ve Ölçekleri

Karışıklık matrisi, tahmin modelinin sınıflarına göre tahminlerin gerçek değerle eşleşip eşleşmediğini kategorize ederek gösteren performans tablosudur. Tablonun bir boyutu, olası tahmin kategorilerini gösterirken, diğer boyutu ise gerçek değerlerin kategorilerini göstermektedir. Aşağıdaki tablo 3.5'de, iki sınıflı ikili (binary) modeller için 2 x 2 karışıklık matrisi gösterilmiştir.

**Tablo 3.6:** Karışıklık Matrisi

Gerçek	Tahmin Edilen	
	Negatif Sınıf (0)	Pozitif Sınıf (1)
Negatif Sınıf (0)	TN (Negatif Sınıfın Doğru)	FP (Tip 1 Hata: Pozitif Sınıfın)

	Tahmini)	Yanlış Tahmini)
<b>Pozitif Sınıf</b> <b>(1)</b>	FN (Tip 2 Hata: Negatif Sınıfın Yanlış Tahmini)	TP (Pozitif Sınıfın Doğru Tahmini)

(Lantz, 2013, s. 299)

Tahmin edilmek istenilen sınıf “pozitif” terimiyle, diğer sınıf “negatif” terimiyle temsil edilmektedir. Bu tablodaki TP, TN, FP, FN açıklamaları şu şekildedir;

- “Pozitif” sınıf: Tahmin edilmek istenilen sınıf
- “Negatif” sınıf: Diğer sınıf
- TP = Gerçek pozitiflerin sayısı
- TN = Gerçek negatiflerin sayısı
- FP = Yanlış pozitif sayısı (Tip I hata oranı)
- FN = Yanlış negatif sayısı (Tip II hata oranı)

Pozitif sınıftaki yanlış tahmin “Tip 1” hatası, negatif sınıftaki yanlış tahminler “Tip 2” hatasıdır. (Altman E. I., 1968) Bu değerler, tablo 3.6’daki göstergeleri hesaplamak için kullanılmaktadır: (Lantz, 2013, s. 298)

**Tablo 3.7:** Performans Ölçekleri

Performans Ölçeği ve Formülü	Açıklama
<b>Gözlem sayısı N</b> $= TN + FP + FN + TP$	Toplam gözlem sayısı
<b>Hata sayısı = FP + FN</b> <b>Hata sayısı = 1 – Doğruluk</b>	Sınıflandırıcı hata sayısı
<b>Hata oranı</b> $= \frac{FP + FN}{N}$	Yanlış sınıflandırma hata oranı
<b>Duyarlılık (gerçek pozitif)</b> $= \frac{TP}{TP + FN}$	Gerçek başarısızları doğru tahmin oranıdır. Verilerdeki toplam pozitif sayısına bölünen gerçek pozitiflerin sayısı olarak hesaplanır.
<b>Yanlış Pozitif</b> $= \frac{FP}{TN + FP}$	Gerçek başarılıları yanlış tahmin oranı



<b>Özgüllük (gerçek negatif)</b> $= \frac{TN}{TN + FP}$	Gerçek başarılıları doğru tahmin oranıdır. Toplam negatif sayısına bölünen gerçek negatiflerin sayısı olarak hesaplanır.
<b>Kesinlik = <math>\frac{TP}{TP + FP}</math></b> <b>(Pozitif tahmin değeri)</b>	Sınıflandırıcının başarısız tahminleri doğruluk oranıdır. Kesin bir model, sadece pozitif olma olasılığı çok yüksek olan durumlarda pozitif sınıfta tahmin eder.
<b>Yaygınlık = <math>\frac{FN + TP}{N}</math></b>	Veri kümesinde "başarısızlık" oranıdır.
<b>Doğruluk = <math>\frac{TP + TN}{N}</math></b>	Genel olarak, sınıflandırıcı doğruluk oranıdır.
<b>Hatırlama (Geri Çağırma)</b> $= \frac{TP}{TP + FN}$	Sonuçların ne kadar eksiksiz olduğunu göstermektedir. Toplam pozitif sayısı üzerindeki gerçek pozitiflerin sayısı olarak tanımlanır. Bu ölçeğin formülü, hassasiyet ölçeğiyle aynı olsa da yorumu farklıdır. Hatırlama gücü yüksek olan bir model, pozitif örneklerin büyük bir kısmını yakalar, bu geniş bir genişliğe sahip olduğu anlamına gelir.
<b>F1 skoru</b> $= \frac{2 \times \text{Kesinlik} \times \text{Hatırlama}}{\text{Hatırlama} + \text{Kesinlik}}$ <b>F1 skoru = <math>\frac{2 \times TP}{2 \times TP + FP + FN}</math></b>	Kesinlik ve hatırlamayı harmonik ortalamayla tek bir sayıya birleştiren bir model performans ölçüsüdür. Birkaç modeli yan yana karşılaştırabilme imkânı sağlar.

(Lantz, 2013, s. 299)

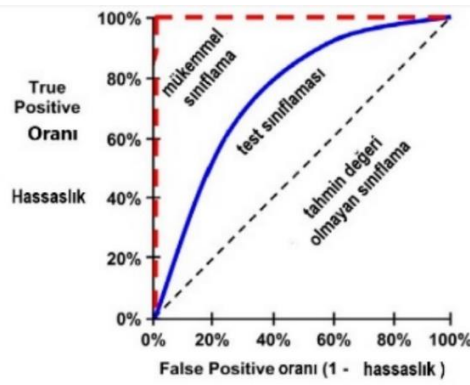
Bu çalışmada işletmeleri finansal başarısız olup olmadıklarına göre sınıflandırmak istediğimiz için,

- Pozitif sınıf: Finansal başarısız sınıf
- Negatif sınıf: Finansal başarısız olmayan sınıf
- Tip I hata oranı: Finansal başarısızların yanlış tahmin oranı
- Tip II hata oranı: Finansal başarısız olmayanların yanlış tahmin oranıdır.

### 3.6.4 Roc Eğrisi ve Auc Ölçeği

ROC eğrisi, hassaslık / özgülük grafiği olarak da bilinmektedir. Şekil 3.17'deki köşegen, tahmin değeri olmayan bir sınıflandırıcıyı temsil etmektedir. Mükemmel sınıflandırıcı, %100 doğru pozitif oran ve %0 yanlış pozitif orandaki kesik çizgi ile işaretli noktalardan geçen eğri ile gösterilmiştir. Gerçek dünyadaki sınıflandırıcıların çoğu test sınıflandırıcısına benzemektedir (Lantz, 2013, s. 299).

Şekil 3-17: ROC eğrisi



(Lantz, 2013, s. 299)

AUC, ROC eğrisi altındaki toplam alanı ölçmektedir. AUC, tahmin değeri olmayan bir sınıflandırıcı için 0,5 ile mükemmel bir sınıflandırıcı için 1,0 arasında değişmektedir. AUC puanlarının yorumlanması için, tablo 3.7'deki şekilde akademik harf notlandırmaya benzer bir sistem kullanılmaktadır (Lantz, 2013, s. 299).

Tablo 3.8: AUC Oranı Performans Tablosu

AUC Oranı	Başarı Derececesi	Açıklaması
0.9 – 1.0	A	Göze Çarpan
0.8 – 0.9	B	İyi/mükemmel
0.7 – 0.8	C	Kabul edilebilir/makul
0.6 – 0.7	D	Zayıf
0.5 – 0.6	F	Ayrım yapamıyor

(Lantz, 2013, s. 299)

### 3.7. Modern Yöntemlerin Avantaj ve Dezavantajlar

Yakın zamana kadar tahmin modellerinin çoğu, normal veya log-normal dağılımlarına sahip doğrusal modellere dayanıyordu. Bununla birlikte, küreselleşen dünyanın çok boyutlu karmaşıklaşan iş ortamında volatilesi yüksek ( oynak) ve çok sayıda etken altında böyle bir normal veya log normal dağılımı bulmak, geleneksel modellerin basit normallik veya log normallik varsayımlarının karşılayamaması nedeniyle bu yöntemlerin ötesine geçmek anlamına gelmektedir. (McNelis, 2005, s. 21)

İşletme ve finansal karar vericiler artık oynak (volatile), gittikçe karmaşıklaşan, çok boyutlu ortamlarda daha doğru teşhis, tahmin ve kontrol için yüksek hesaplama gücü ve modern yöntemleri kullanmaktalar. Artık tahminler yapmak ve risk-getirilerini belirlemek için yapay sinir ağları gibi modern tekniklerin kullanımı ile varsayımlardaki bu doğrusallığın ve normalliğin ötesine geçilmektedir. (McNelis, 2005, s. 21)



## DÖRDÜNCÜ BÖLÜM

### UYGULAMA

#### 4.1. Çalışmanın Amacı ve Kapsamı

Bu çalışmanın amacı, geleneksel tahmin yöntemlerinden lojistik regresyon (LR) ile modern yöntemlerinden yapay sinir ağı (ANN), rastgele ormanlar (RF) ve karar ağaçları (DT) modellerini kullanarak finansal başarısızlık tahmini yapmak ve geleneksel tahmin modelinin performansını modern tahmin yöntemlerinin performansı ile karşılaştırmaktır.

#### 4.2. Örneklem Seçimi

Bu çalışmada, BİST İstanbul'da 1997-2017 yılları arasında işlem gören imalat sanayi işletmelerinin çeyrek sonu 84 finansal oranlarından oluşan örneklem kullanılmıştır. İmalat sektörü dışındaki diğer sektörler farklı özellikler gösterebileceğinden çalışma kapsamına alınmamıştır. Tahmin modellerinin başarısına katkı sağlayabilmek için; örneklemin zaman aralığı geniş tutulmuş ve veri büyüklüğü açısından sadece yıl sonu finansal oranları değil 3 ayda 1 açıklanan çeyrek sonu finansal oranlar da örnekleme dahil edilmiştir. 1.532.160 değer içeren örnekleme düzenlemek zaman alabileceğinden Finnet veritabanından yararlanılmıştır. Örneklemin özeti Tablo 4.1'de sunulmuştur.

**Tablo 4.1:** Veri Seti Özeti

<b>Veri kaynağı</b>	BIST 100 <a href="http://www.borsaistanbul.com/">http://www.borsaistanbul.com/</a>
<b>Sektörü</b>	İmalat
<b>Başlangıç ve Bitiş Dönemi</b>	1997.03 – 2017.12
<b>Dönem Sayısı</b>	84
<b>Hisse Senedi Sayısı</b>	228
<b>Bağımsız Değişkenler</b>	84 Finansal Oran
<b>Bağımlı Hedef Değişken</b>	Finansal Başarı Durumu (Sınıfsal / Kategorik)
<b>Başarısızlık Kriteri</b>	Altman Z Score
<b>Veri seti tipi</b>	Çok değişkenli
<b>Değişken tipi</b>	Gerçek Değerler
<b>İlgili görev</b>	Sınıflandırma (Kategorizasyon)
<b>Kullanılacak Modeller</b>	LR, ANN, RF, DT
<b>Veri tarihi</b>	04-07-2018
<b>Veri kaynağı</b>	Finnet <a href="http://www.finnet.com.tr">http://www.finnet.com.tr</a>

Bağımsız değişkenlerin veri tipi sürekli gerçek değerler olup, tahmin etmeye çalıştığımız bağımlı hedef değişken ikili sınıflandırma yapılacağından dolayı binary / ikili / kategorik / sınıfsal bir değişken olarak tanımlanmıştır. Çalışmada uygulanacak tahmin türü, literatürde sınıflandırma veya kategorizasyon olarak geçmektedir.

#### 4.3. Çalışma Sınırlılıkları ve Veri Hazırlığı

**Veriye Erişim:** Uygulama Borsa İstanbul'da işlem gören işletmeler üzerinde gerçekleştirildiğinden verilere [www.borsaistanbul.com](http://www.borsaistanbul.com) ve [www.kap.org.tr](http://www.kap.org.tr) üzerinden kolay ve güvenilir bir şekilde erişilebilmiştir.

**Zaman Aralığı:** Örneklem büyüklüğü önemli faktörlerden biri olduğundan yeterli sayıda başarılı ve başarısız gözleme ulaşabilmek için 1997-2017 yılları arasındaki 20 yıl gibi geniş bir zaman aralığı kullanılmıştır.

**Verinin Büyüklüğü:** Literatürde veriler el yordamıyla hazırlanabildiğinden sınırlı sayıda işletme ve finansal oran ile çalışılabilmektedir. Bu çalışma veri tabanına erişim sayesinde 228 işletme, 84 oran, 20 yıl, 4 çeyrek dönem olmak üzere 1.532.160 adet değer içeren bir veri kümesiyle gerçekleştirilmiştir. Veri kümesi büyüdükçe modellerin tahmin performansının arttığı bilinmektedir.

**Dönem Sayısı (Gözlem Sıklığı):** Literatürdeki çalışmalar kolay erişim nedeniyle çoğunlukla sadece yıllık finansal oranlarla yapılmaktadır. Bu çalışmada veritabanına erişim sayesinde çeyrek sonu finansal oranlarına erişilebildiğinden yıl içerisindeki değişikliklerin etkisinden yararlanmak ve modellerin tahmin performansını arttırmak amacıyla araştırmaya dahil edilebilmiştir. Veri büyüklüğünün tahmin modellerin başarısını olumlu etkilediği bilinmektedir.

**İşletme Sayısı:** Literatürdeki araştırmalar 20-30 gibi sınırlı sayıda işletme ile gerçekleştirilebilmektedir. Bu çalışmada, veritabanına erişim sayesinde diğer çalışmalardan daha fazla işletme örneğine (228) ulaşılabilmektedir. Veri büyüklüğünün tahmin modellerin başarısını olumlu etkilediği bilinmektedir.

**Finansal Oran Sayısı:** Literatürdeki araştırmalar 20-30 gibi sınırlı sayıda finansal oran ile gerçekleştirilebilmektedir. Bu çalışmada, veritabanına erişim sayesinde diğer çalışmalardan daha fazla finansal oran (84) örneğine ulaşılabilmektedir. Veri büyüklüğünün tahmin modellerin başarısını olumlu etkilediği bilinmektedir.

**Verinin Düzenlenmesi:** Verilerin aynı formata getirilerek düzenlenmesi, temizlenmesi, konsolide edilmesi zaman aldığından [www.finnnet.com.tr](http://www.finnnet.com.tr) veri tabanından yararlanılmıştır.

**Kullanılan Oran Tipi:** Bu çalışmada, sadece iç faktörler incelendiğinden şirket içi finansal oranlarına odaklanılmıştır. Ancak işletmelerin operasyonel oranları, işletmelerin yönetim faktörlerini gösteren oranlar, ekonomik değişiklikler, ekonomik politikalar, faiz oranları, enflasyon oranları, büyüme oranları, sektörel oranlar, döviz kurlarındaki değişikliklerin etkisi gibi dış unsurlar modele dahil edilmemiş sonraki çalışmalara bırakılmıştır.

**Finansal Oranların Seçimi:** Literatürde finansal başarısızlık çalışmalarında kullanılan finansal oranlar sezgisel, uzman görüşüne, literatürdeki önceki çalışmalara, istatistiksel ve modern yöntemlere dayanarak seçilebilmektedir. Bu çalışmada Finnet veri tabanından ulaşılabilen 84 finansal oranın tümü çalışmaya dahil edilerek ulaşılabilen tüm finansal oranlar çalışmaya dahil edilmiş bu sayede modellerin tahmin ve açıklayıcılığı arttırılmaya çalışılmıştır. Bu sayede, diğer çalışmalarda sık yer alamayan değişkenler de araştırmaya dahil edilebilmiştir.

**Tahmin Değişkenlerinin Sayısı:** Bu çalışma ilk olarak istatistiksel Stepwise yöntemi ile bulunan 11 değişkenle gerçekleştirilmiş, ardından karşılaştırabilmek amacıyla modern değişken seçme yöntemi RFE ile tespit edilen 11 değişken ile çalışma tekrar edilmiş, üçüncü ve son değişken seçme yöntemi olan tüm değişkenlerle çalışma son kez tekrarlanmıştır. Stepwise ve RFE ile elde edilen değişkenler tablo 4.3'de karşılaştırmalı olarak gösterilmiştir.

**Finansal Başarısızlık Tanımı:** Literatürde yapılan çalışmalarda çok farklı finansal başarısızlık tanımları kullanılabilmektedir. Finansal başarısızlık tanımı modelin amacını belirleyen bir unsurdur. Bu çalışmada literatürde sıklıkla başvuru alan yöntemlerden Altman Z Score'u, geleneksel ve modern tahmin yöntemlerinin performansını karşılaştırmak amacıyla uygun bulunarak finansal başarısızlık kriteri olarak kullanılmıştır.

**Sektör Seçimi:** İşletmelerin performansları değerlendirilirken sektörel bazda finansal başarısızlık tahmini yapılmamış, sektörler arasındaki farklılıkların etkisini azaltmak amacıyla bu çalışma, imalat sektörü ile sınırlandırılmıştır. Ancak imalat alt sektörleri arasındaki farklılıklar modelin tahmin başarısını etkileyebilir.

**Veri Dengesizliđi:** Gerçek hayatta başarılı işletmelerin sayısı başarısız işletmelerin sayısından daha yüksek orandadır. Bu sınıfsal dengesizlik nedeniyle, tahmin modellerinin önyargı (başarılı sınıfta tahmin gerçekleştirme eğilimi) geliştirebileceđi söylenmektedir. Bu önyargıyı önlemek amacıyla literatürde manuel ve istatistiksel müdahalelerle başarılı ve başarısız gözlem sayıları eşitlenmeye çalışılabilmektedir. Ancak, literatürdeki diđer bir görüşe göre, veri kümesine bu şekilde yapay müdahalelerin gerçek dağılımı bozması nedeniyle modellerin tahmin sonuçlarının gerçekçiliđini etkileyebileceđi ileri sürülmekte ve bu uygulama önerilmemektedir(Balcaen & Ooghe, 2004, s. 23). Bu çalışmada modellerin performanslarını karşılaştırılırken verideki gerçek dağılıma müdahale edilmemiş, veri dengesizliđi ile araştırmalar başka çalışmalara bırakılmıştır.

**Veri Normallik / Çarpıklık Dağılımı:** Örneklem için yapılan tanımlayıcı istatistik analizleri sonucunda, finansal oranların çoğunun normal dağılıma uymadığı ve çarpık oldukları görülmüştür. Bu durum gerçek hayattaki verilerle ve literatürde belirtildiđi şekilde finansal verilerin doğrusal dağılmadığı ve karmaşık ilişkiler içerisinde olduđu bilgisi ile uyumludur. Verilerin normal dağılmaması nedeniyle varsayımları karşılanamadığından geleneksel yöntemlerden MDA modeli uygun bulunmamış, bunun yerine geleneksel modellerden LR modeli uygulanmıştır.

**Korelasyon Yöntemi Seçimi:** Tahmin modellerinde kullanılacak bağımsız deđişkenler arasında korelasyon olmaması varsayımını sağlamak amacıyla korelasyon analizi uygulanmış, %70 ve üstü korelasyona sahip olan bağımsız deđişkenler elenerek deđişkenler arasındaki bağımlılık ilişkisi ortadan kaldırılmıştır. Örneklemdeki verilerin normal dağılmaması nedeniyle Pearson Korelasyon Analizi uygulanamamış onun yerine bu koşula uyan Spearman Korelasyon Analizi gerçekleştirilmiştir. Korelasyondan elde edilen 27 deđişkenlerin tablo 4.3'de belirtilmiştir.

**Eksik Veriler:** Bu çalışmada eksik veri oranı ne satır ne de sütun bazlı olarak %4'ün üzerine çıkmadığı için veri silme yoluna gidilmemiş, bunun yerine veri doldurma yöntemlerinden "ortalama ile doldurma" (Mean Imputation) yöntemi seçilerek uygulanmıştır. %20 ve üzerinde eksik olması durumunda ilgili satır veya sütunun çıkarılması önerilmektedir.

**Tahmin Değişkenlerinin Seçimi:** Tahmin modellerinin başarısını etkileyen önemli unsurlardan biri de tahmin değişkenlerinin seçimidir. Literatürde değişken seçme yöntemi olarak farklı yöntemler tercih edilebilmektedir. (Linden , 2015)'in finansal başarısızlık çalışmalarını sentezlediği çalışmasında finansal başarısızlık çalışmalarında kullanılan bağımsız değişkenlerin listelerinin, istatistiksel ölçüklerinin veya önemlerinin tam olarak belirtilmediğini veya yorumlanamayacak kadar belirsiz ifade edildiğini raporlamıştır. En çok tercih edilen yöntemlerden biri geleneksel yöntemlerden “Stepwise” yöntemidir. Bu nedenle bu çalışmada ilk yöntem olarak stepwise uygulanmıştır. Ancak Stepwise'in raporlanan yetersizlikleri nedeniyle ikinci bir değişken seçimi yöntemi daha uygulanmış ve ikinci olarak, sınıflandırıcı ile etkileşimi gözönüne alan modern değişken seçme yöntemlerinden (RFE) (Lin, Liang, Yeh, & Huang, 2014) (Guyon, Weston, Barnhill, & Vapnik, 2002) uygulanarak sınıflandırmaya en yüksek katkıyı sağlayan bağımsız değişkenler elde edilmiştir. Modern tahmin yöntemlerinde verinin büyük ve zengin olmasının tahmin modeline olumlu katkı sağladığı bilindiğinden ve önerildiğinden, üçüncü bir uygulama olarak modern modeller örneklemedeki tüm değişkenlerle tekrar çalışılarak elde edilen sonuçlar karşılaştırılmıştır.

**Programlama için Araç Seçimi:** Finansal başarısızlık tahmin çalışmalarında SPSS, SAS, MatLab gibi çeşitli araçlar, WEKA gibi paket programlar, R, Python gibi programlama dilleri kullanılabilir. Ayrıca her bir tahmin modeli ayrı bir araç ile gerçekleştirilebilmektedir. Örneğin LR modeli SPSS veya R gibi programlarla gerçekleştirilirken, yapay sinir ağı hazır paket programlarla gerçekleştirilebilmektedir. Bu çalışmada hem geleneksel yöntemler hem de modern modellerin tümünü geliştirmek için Python tercih edilmiştir.

**Model Performans Gösterge Seçimi:** Veri kümesinde çok sayıda '0' yani başarılı gözlem bulunduğundan modeller yüksek doğruluk verirken düşük performans gösterebilmektedir. Bu çalışmanın amacı başarısızlığın tahmini olduğundan, modelleri karşılaştırmak amacıyla başarısızlık tahmin göstergesi olan duyarlılığa (Gerçek Pozitif) (Devatha & Dhiman, 2019) ve genel karşılaştırma ölçükleri olan ROC AUC ve F1 ölçüklerine odaklanılmıştır. Literatürdeki bazı çalışmalarda model karşılaştırmasında kullanılan göstergelerin ne olduğuna ilişkin bilgi verilmemiş veya uygun gösterge seçilememiş olduğu görülmektedir.



#### 4.4. Veri Hazırlığı

Bu bölümde finansal başarısızlık öngörüsü için veri hazırlık aşamaları açıklanmış, veri ön işleme adımları gerçekleştirilmiş ve veriler öngörü modellerine uygulamaya hazır hale getirilmiştir.

**Tanımlayıcı İstatistik:** Bu amaçla öncelikle, tanımlayıcı istatistik ile veri kümesi analiz edilmiş, minimum, maksimum, mean, median değerlerine bakılmış, eksik değerler analiz edilmiş, verilerin normal dağılım analizi ve çarpıklık analizleri gerçekleştirilmiştir.

**Normalizasyon:** Finansal oranların büyüklükleri arasındaki farklılıkların modelin tahmin performansını etkilememesi amacıyla normalizasyon yöntemi uygulanarak, bağımsız değişkenlerin büyüklüklerinin -1 ile 1 arasına indirgenmesi işlemi gerçekleştirilmiştir.

**Hedef Değişkenin Oluşturulması:** Sınıflandırma için yapay bir sınıflandırıcı hedef değişken oluşturularak Altman Z score başarısızlık kriterine göre doldurulmuştur. (Altman E. I., 1968) Çalışması baz alınarak Z\_Score'u 1.8'den küçük olan gözlemler başarısız, 2.9'den büyük olan gözlemler ise başarılı olarak kabul edilmiştir. BPM terminolojisinde başarısız sınıf pozitif sınıf, başarılı sınıf ise negatif sınıf olarak ifade edilmektedir. Sınıflandırıcı hedef değişken, başarısız pozitif sınıf için 1 değeriyle, başarılı negatif sınıf ise 0 değeri ile temsil edilmiştir.

**Bağımlılık:** Değişkenler arasındaki bağımlılık durumunun incelenmesi amacıyla korelasyon analizi uygulanmış, 84 finansal oran içerisinde, aralarında %70 ve üzeri bağımlılık (korelasyon) olduğu tespit edilen 58 değişken elenerek Tablo 4.3'deki 27 bağımsız değişken tespit edilmiştir. Verilerin normal dağılmaması nedeniyle Pearson Korelasyon Analizi yerine Spearman korelasyon analizi uygulanmıştır.

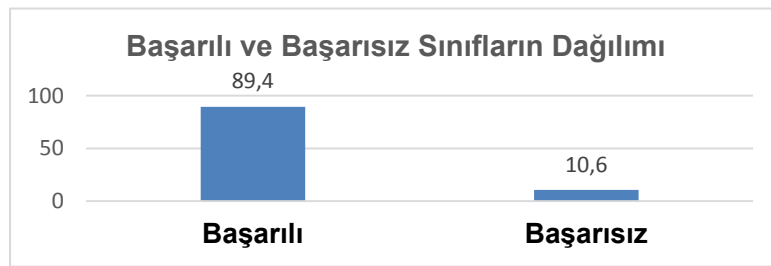
**Veri Dengesi:** Bu yapay değişkene göre örneklemin başarılı ve başarısız olma dengesi Tablo 4.2'te gösterilmiştir. Buna göre örneklemdaki gözlemlerin %10,6'sı başarısız olan pozitif sınıftadır.

**Tablo 4.2:** Örneklemin Başarı Ve Başarısızlık Dağılımı

Bağımlı Değişken	Gözlem Sınıfı	Gözlem Sayısı	Gözlem Oranı
0	Başarılı	12.002	%89,40
1	Başarısız	1.425	%10,60
<b>Toplam</b>		<b>13.427</b>	

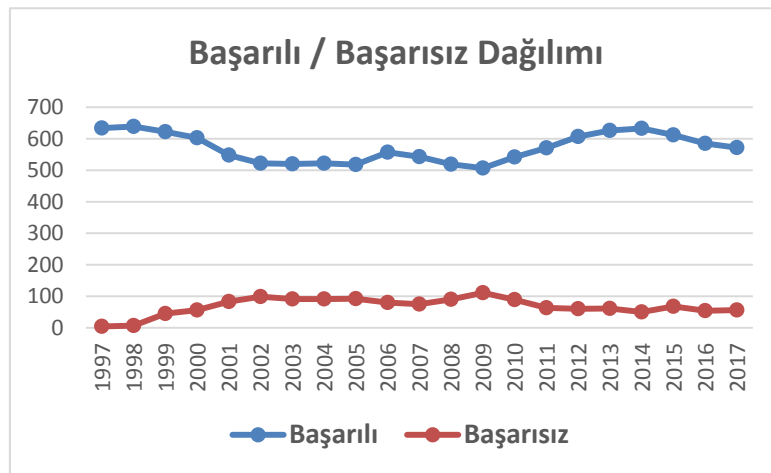
Yapay değişkene göre örneklemin başarı dağılımı şekil 4-1’de gösterilmiştir.

**Şekil 4-1:** Örneklemin Başarılı ve Başarısızlık Dağılımı



Gözlemlerin yıllara göre başarı dağılımına şekil 4.2’de gösterilmiştir.

**Şekil 4-2:** Başarı Durumunun Yıllara Göre Dağılımı



Bu dağılıma göre, 2002-2003 ve 2008-2009 yıllarında başarısızlık artışı buna paralel olarak aynı dönemlerde başarılı gözlemlerde düşüş gözlemlenmiştir. Bu durum, 2002 ve 2008 krizleri ile ilişkilendirilebilir.

**Eksik Veri:** Gerçek hayatta, veri kümeleri eksik veri içerebilmektedir. Bu eksiklikler belirli bir oranın üzerinde olmadığı sürece istatistiksel metotlarla doldurulabilmektedir. Eksik veri oranı belli bir oranın üzerinde ise ilgili sütunun

(değişkenin) veya gözlemin (satin) çıkarılması önerilmektedir. Bu amaçla örneklemedeki satır ve sütunların eksik veri oranları incelendiğinde %20 sınırını aşmadığı gözlemlenmiştir. Başarısız olan gözlemlerdeki eksik veri oranının (%2,4) başarılı dönemlerdeki / gözlemlerdeki eksik veri oranının (%1,3) olduğu gözlemlenmiştir. Ancak bu oran %10 sınırını aşmadığından veri eksiltme işlemine gerek duyulmamış, eksik veriler literatürde sıklıkla başvurulan istatistiksel yöntemlerden Mean Imputation (ortalama doldurma) yöntemi ile doldurulmuştur.

**Değişkenlerin Önem Sıralaması:** Literatürde değişken seçimi öncesinde bağımsız değişkenlere tek değişkenli analiz yapılarak önemlilikleri tek tek araştırılabilmektedir. Bu çalışmada değişkenler modern yöntemlerinden RFE ile açıklayıcılığına göre sıralanmıştır. Değişkenlerin önem sırası Tablo 4.3'de sunulmuştur. Buna göre Cari Oran en önemli değişken olarak tespit edilmiştir.

**Değişken Seçme Yöntemi:** Çalışmada, 3 farklı değişken seçimi yöntemi uygulanmıştır. İlk olarak geleneksel değişken seçimi yöntemlerinden filtreleme yaklaşımı Stepwise yöntemi, ikinci olarak sarmalayıcı denetimli makine öğrenmesi modellerinden tekrarlı değişken eliminasyonu (RFE) yöntemi, üçüncü ve son olarak tüm değişkenler yöntemi uygulanmıştır. Stepwise ve RFE yöntemleriyle tespit edilen açıklayıcı değişkenler tablo 4.3'de sunulmuştur. Modeller hem stepwise hem RFE yöntemleri ile bulunan değişkenlerle çalıştırılmış, ardından üçüncü ve son olarak 84 değişkenin tamamıyla çalıştırılmıştır. LR modeli ilk 2 değişken kümesiyle, modern yöntemler her 3 değişken kümesiyle ayrı ayrı olmak üzere toplam 11 model çalıştırılıp karşılaştırılmıştır.

**Tablo 4.3:** Değişkenlerin Önem Sırası ve Seçimi

Sıra	Bağımsız Değişkenler	Stepwise	P Value
1	Cari Oran:"X1",		
2	KarYedekleriAktifler:"X76",	X	2.93304e-06
3	NetSatisVarlik:"X16",	X	6.31838e-10
4	KisaVadeAlacakAktif:"X35",	X	1.25328e-64
5	DagitilmamisKar:"X43",		
6	DonenVarlikDevirHiziYillik:"X64",	X	1.56444e-07
7	FAVOKAktifler:"X32",	X	6.8853e-81
8	TicariBorcDevirHiziYillik:"X61",		
9	FaaliyetKarNetSatis:"X21",	X	2.38061e-28
10	BrütSatisKarNetSatis:"X22",		

11	MaliyetNetSatis:"X29",	X	1.06544e-20
12	DağıtilmamışKarAktif:"X82",		
13	FiyatKazanc:"X68",	X	0.000195419
14	MaliBorcToplamBorc:"X57",	X	1.45429e-39
15	StokDonenVarlik:"X14",		
16	UVYKDevamliSermaye:"X26",		
17	DevamliSermayeBağımlilik:"X60",		
18	NetKarOzsermaye:"X24",		
19	FirmaDeğeriDd:"X69",		
20	FiyatSatis:"X81",	X	0.000579216
21	NetSatisTicariAlacak:"X8",		
22	KısaVadeBorcOzsermaye:"X3",		
23	StokDevirHiziYillik:"X12",	X	0.00260915
24	DuranOzkaynaklar:"X5",		
25	FirmaDeğeriFavok:"X70",		
26	NetSatisHazirMenkulDeğerler:"X10",		
27	FAVOKFinansmanGider:"X59",		

Tablo 4.3'e göre finansal başarısızlık çalışmalarında başarısızlığa etkisi yüksek bulunan Cari Oran, Stepwise yöntemi ile tespit edilememiştir. RFE ise bu değişkeni 1. sırada değerlendirmiştir. Bu durum, RFE gibi sarmalayıcı yöntemlerin değişken seçerken hedef değişken ile etkileşimi göz önüne almasıyla açıklanmaktadır. Stepwise yöntemi zayıflıkları nedeniyle eleştirilmekte ve kullanılmaması önerilmektedir. RFE ile elde edilen en önemli ilk 5 değişken ile Altman'ın Z skor denklemindeki 5 değişken ile karşılaştırıldığında her iki modelin ortak değişkenleri Dağıtilmamış Kazançların Toplam Varlığa Oranı ve Satışın Varlığa oranı olmuştur.

**Verinin Eğitim ve Test Kümelerine Bölünmesi:** Örneklem eğitim ve test kümelerine bölünmesi, deneysel çalışmaların bir parçasıdır. Literatürde genel olarak eğitim kümesi %70, test kümesi %30 olarak alınmaktadır. Bu nedenle bu çalışmada da örneklem %70 eğitim, %30 test örnekleme olarak iki alt örnekleme bölünmüştür. Modeller eğitim örneklemeyle eğitildikten sonra test örneklemeyle tahmin performansları ölçülerek karşılaştırılmıştır.

**Uygulanan Tahmin Modelleri:** Geleneksel tahmin yöntemlerinden LR, modern tahmin yöntemlerinden ANN, RF, DT modelleri uygulanmıştır.

**Modelleri Doğrulama Yöntemi:** Modelleri doğrulamak için holdout doğrulama yöntemi uygulanmıştır.

**Modellerin Performans Karşılaştırılması:** Modelleri karşılaştırırken önemli konulardan biri kullanılacak performans göstergeleridir. Bazı ölçekler tek başına kullanılmadığından ölçeklerin birlikte ve bütüncül değerlendirilmesi gerekmektedir. Bu çalışmada model karşılaştırma amacıyla kullanılan ROC AUC ölçeğinden yararlanılmıştır. Buna ilaveten genel doğruluk oranı, F1 oranı, başarısızlığı doğru sınıflandırma oranı olan “Hassaslık Oranı” veya “Gerçek Pozitif Oran” ve bu oranla ilintili başarısızlığı yanlış sınıflandırma Tip 1 hata oranı ile ilgili de karşılaştırmalar ek bilgi olarak verilmiştir.

#### 4.5. Logistik Regresyon (LR)

Finansal başarısızlık tahmininde en çok kullanılan yöntemlerden biri LR analizidir. Bu yöntem bağımlı değişkenin kategorik olması durumuna ve değişkenler arasında doğrusallık olmadığı duruma uygun olduğu için finansal başarısızlık çalışmalarında sıkça kullanılmaktadır. LR, gizli katmanı olmayan bir ANN olarak tanımlanmaktadır. Gizli katman veya gizli katmanlar olmadığı için problem kompleksleştikçe model hesaplamaları yapmakta zorlanmakta ve LR denklemini yakınsayamamaktadır. Bu nedenle değişkenleri seçmek amacıyla Stepwise ve RFE yöntemleri uygulanmıştır. LR-Stepwise ve LR-RFE modellerinin uygulama sonucunda oluşan karışıklık matrisleri Tablo 4.4’de ve Tablo 4.5’de sunulmuştur.

**Tablo 4.4:** LR-Stepwise Regresyon Karışıklık Matrisi

LR-Stepwise		Tahmin Edilen				
		Üye	Başarılı	Başarısız	Doğru%	Yanlış%
Gerçek	Başarılı	3,569	3,565	4	99.89%	0.11%
	Başarısız	460	375	85	18.48%	81.52%
	Toplam	<b>4,029</b>	<b>3,940</b>	<b>89</b>	<b>90.59%</b>	<b>9.41%</b>

**Tablo 4.5:** LR- RFE Karışıklık Matrisi

LR-RFE		Tahmin Edilen				
		Üye	Başarılı	Başarısız	Doğru%	Yanlış%
Gerçek	Başarılı	3,569	3,522	47	98.68%	1.32%
	Başarısız	460	127	333	72.39%	27.61%
	Toplam	<b>4,029</b>	<b>3,649</b>	<b>380</b>	<b>95.68%</b>	<b>4.32%</b>

Her iki modelin performans göstergeleri tablo 4.6'deki gösterilmiştir. Ancak model performans karşılaştırmaları ROC AUC ölçeğine göre yapılacaktır.

**Tablo 4.6:** LR Performans Göstergeleri

<b>Değişken Seçimi</b>	<b>LR (Stepwise)</b>	<b>LR (RFE)</b>
Başarısız Gözlem #	460	460
Başarısız <sup>2</sup> DT #	85	<b>333</b>
Başarısız DT %	18.48%	<b>72.39%</b>
Tip I Hata Oranı %	81.52%	<b>27.61%</b>
Doğruluk %	90.59%	<b>95.68%</b>
ROC AUC %	59.18%	<b>85.54%</b>
Kesinlik	<b>95.51%</b>	87.63%
Hatırlama	18.48%	<b>72.39%</b>
F1	31.00%	<b>79.00%</b>
Başarılı Gözlem Sayısı	3,569	3,569
Başarılı DT #	<b>3,565</b>	3,522
Başarılı DT %	<b>99.89%</b>	98.68%
Tip II Hata Oranı	<b>0.11%</b>	1.32%

ROC ölçeğine göre en başarılı LR modeli RFE değişkenleriyle elde edilmiş, “iyi / mükemmel” model performansı göstermiştir. Geleneksel Stepwise değişkenleriyle çalışan LR modeli ise “ayrım yapamıyor” performansı göstermiştir.

**ROC AUC** ölçeği ile karşılaştırma sonuçlarına göre modellerin başarıları sırasıyla %85,54 ile LR-RFE modeli, 59,18% ile LR-Stepwise şeklinde olmuştur. ROC ölçeği, LR Stepwise modelinin %59,18 oranıyla “ayrım yapamıyor” olduğunu göstermektedir. LR-RFE modeli ise %85,54 oranıyla “İyi / Mükemmel” sınıfına girmiştir. Bu değerlendirmeler ışığında modern değişken seçme yöntemi RFE'nin geleneksel değişken seçme yöntemi Stepwise'a göre daha başarılı olduğu sonucuna varılmıştır. RFE yöntemi, ANN bazlı bir yöntem olduğundan LR modelini modernize etmiş, Hibrid bir modele dönüştürerek performansını arttırmıştır. Bu çalışmada geleneksel ve modern modellerin karşılaştırması yapılacağından karşılaştırmalar hibridleşen RFE-LR modeli ile değil geleneksel Stepwise-LR modeli ile yapılmalıdır. Stepwise değişkenleri LR Modelin başarısı “Ayrım yapamıyor” kategorisinde olmasına rağmen, RFE değişkenleri LR modelinin başarısını

<sup>2</sup> Doğru Tahmin

“iyi/mükemmel” seviyesine çıkarmış olsa da LR modeli, modern modellerin ulaştığı “göze çarpan” seviyeye ulaşamamıştır.

**Hassaslık** ölçeğine göre modellerin başarıları sırasıyla %72,39 ile LR-RFE modeli, 18,48% ile LR-Stepwise şeklinde olmuştur.

**Tip 1 Hata Oranı** ölçeğine göre modellerin hata oranları sırasıyla %27,61 ile LR-RFE modeli, 81,52% ile LR-Stepwise şeklinde olmuştur.

**Doğruluk** ölçeğine göre modellerin başarıları sırasıyla %98,68 ile LR-RFE modeli, 99,89% ile LR-Stepwise şeklinde olmuştur. Başarılı gözlemlerin doğru tahmininin (özgüllük veya gerçek negatif oranı) LR-Stepwise modelinde yüksek oranda gözükmeye yanıltıcıdır. Çünkü LR-Stepwise ROC AUC oranı, F1 oranı, Hassaslık oranı gibi ölçüklere bakıldığında oldukça düşük oldukları görülmektedir ve modelin güvenilir olmadığını göstermektedir. Bu nedenle tüm modeller model karşılaştırma ölçeği ROC AUC oranı ile değerlendirilmiştir.

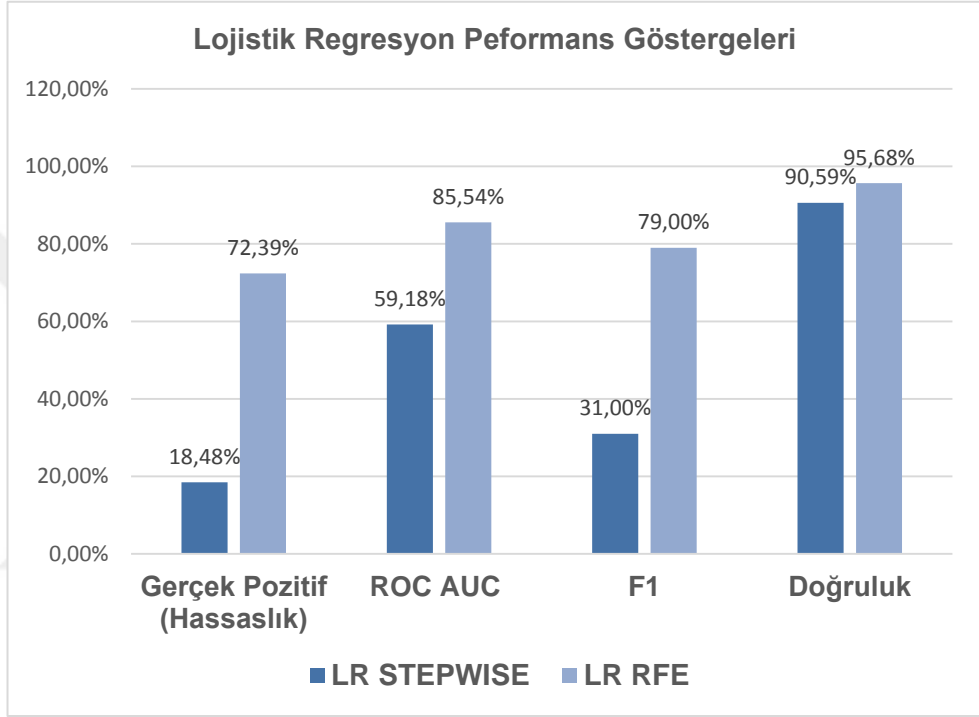
**LR Denklemi:** RFE-LR daha başarılı sonuç verdiği için, LR denklemi bu modelle kurulmuştur. Denklemin katsayıları ve sabit değeri Tablo 4.7’de sunulmuştur.

**Tablo 4.7:** LR RFE Denklemi Sabit ve Katsayıları

Önem Sırası	Değişken	Adı	Katsayı	F Değer
1	$x_1$	OranCariOran	-5.02909896	0.24202
2	$x_{16}$	OranNetSatisVarlik	-0.36090023	0.13691
3	$x_{21}$	OranFaaliyetKarNetSatis	-0.03598359	0.10770
4	$x_{22}$	OranBrütSatisKarNetSatis	0.01913866	0.10355
5	$x_{29}$	OranMaliyetNetSatis	0.00606790	0.07596
6	$x_{32}$	OranFAVOKAktifler	-0.04343995	0.07470
7	$x_{35}$	OranKisaVadeAlacakAktif	-0.14908250	0.07306
8	$x_{43}$	OranDagitilmamisKar	0.24681527	0.06530
9	$x_{61}$	OranTicariBorcDevirHizi	-0.04691199	0.06171
10	$x_{64}$	OranDonenVarlikDevirHizi	-0.03905853	0.03803
11	$x_{76}$	OranKarYedekleriAktifler	-1.15959957	0.02107
	$B_0$	Sabit	3.82650361	

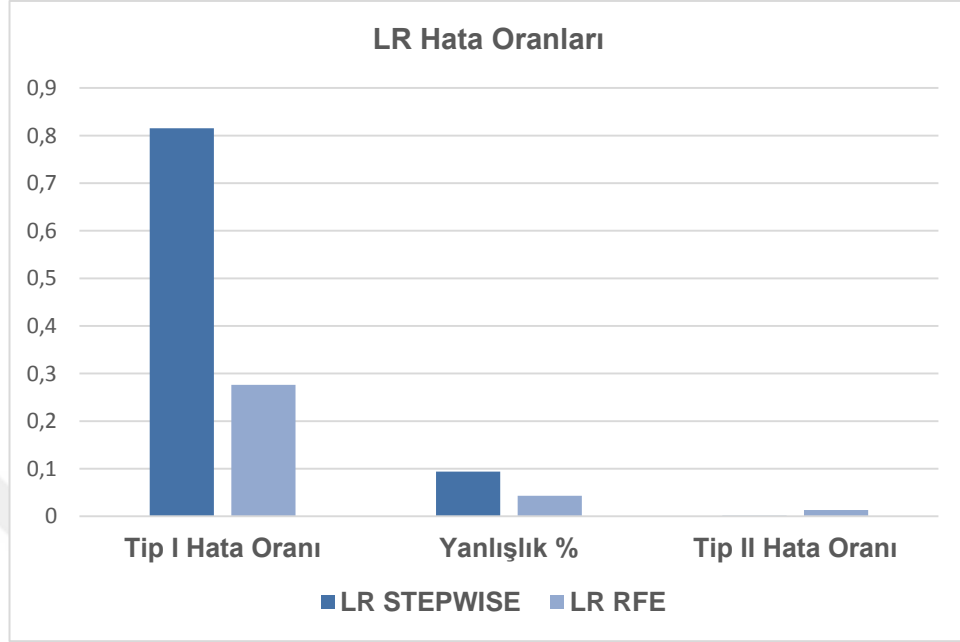
Bu tabloya göre LR modelinin finansal başarısızlığı doğru sınıflandırmaya en yüksek katkıyı sağlayan değişkenler cari oran, dağıtılmamış kar, kar yedeklerinin aktiflere oranı ve kısa vadeli alacakların aktiflere oranı olarak gözükmektedir. Modellerin karşılaştırma grafiği şekil 4.4'de ve şekil 4.5'de gösterilmiştir.

**Şekil 4-3: LR Performans Göstergeleri:**





**Şekil 4-4: LR Hata Oranları**



Bu sonuçlara göre RFE değişken seçme yöntemi ile LR modeli “iyi / mükemmel” seviyesinde performans gösterirken, Stepwise değişken seçme yöntemi ile çalışan LR modeli “ayırım yapamıyor” kategorisinde kalmıştır.

#### 4.6. Yapay Sinir Ağı (ANN)

Yapay sinir ağı (ANN) uygulamasında ikili (binary) bir sınıflandırma (classification) işlemi yapılması amaçlanmıştır. ANN olarak “ileri beslemeli” yapay sinir ağı kullanılmış ve öğrenme algoritması olarak başarısızlık çalışmalarında kullanılan “geri yayılım” algoritması seçilmiştir. Yapay sinir ağının kullanılma amacı hem doğrusal hem de doğrusal olmayan yapılarda oldukça başarılı sonuçlar vermesi ve tahmin çalışmalarında başarıyla kullanılmasıdır. Yapay sinir ağında bir giriş katmanı, gizli bir katman ve çıkış katmanından oluşan üç algılayıcı (perceptron) bir ağ kullanılmıştır. Giriş katmanı, her bir değişken için bir tane olmak üzere ilk 2 uygulamada 11 düğümden, son uygulamada 84 düğümden oluşmaktadır. Çıkış katmanı tek bir ikili hedef sınıflandırıcı düğümden oluşmaktadır. Çıkış değişkeni, başarılı (negatif) sınıfı temsilen 0; başarısız (pozitif) sınıfı temsilen 1 değerini içermektedir.

Çalışmanın aşamaları şu şekilde gerçekleşmiştir. Önce örneklem analiz edilip ön hazırlık aşamaları tamamlandıktan sonra, modelin doğrulanabilmesi için

örneklem %70 eğitim ve %30 test örneklemine bölünmüştür. Yapay sinir ağının denetimli öğrenmesi için eğitim örneklemini ile model eğitildikten sonra, test örneklemini üzerinde tahmin gerçekleştirilmiş, ardından tahmin performansı ölçülmüştür.

Yapay sinir ağları kapalı kutu olduğu için en optimum seviyeye deneme yoluyla ulaşabilmektedir. Literatürde de çoğunlukla gizli katman sayısının 1 adet olması yeterli olmaktadır. 2'nin üzerinde gizli katman kullanımı çok nadirdir. Gizli katman ve gizli düğüm sayısının aşırı uyum veya yetersiz uyumu önlemek amacıyla ne çok az ne çok fazla olmaması gerektiğinden gizli düğüm sayısı için literatürde önerilen hesaplama yönteminden (Karsoliya, 2012) yararlanarak en optimum performanslı modele, 1 gizli katman ve bu gizli katmanda 15 gizli düğümle ulaşabilmiştir. Bu sonucun (Odom & Sharda , 1990)'nın hiperparametre seçimleriyle uyumlu olduğu gözlemlenmiştir. Deneme ve yanılma yöntemi sonunda belirlenen en iyi performansa sahip yapay sinir ağının özellikleri, aşağıda Tablo 4.8'de gösterilmiştir.

**Tablo 4.8:** En İyi Performansa Sahip ANN Özellikleri

<b>Ağın Türü</b>	İleri Beslemeli Çok Katmanlı Ağ
<b>Öğrenme Algoritması</b>	Geri Yayılma (BackPropagation) (Adya & Collopy, 1998)
<b>Doğrulama Yöntemi</b>	Bekletme Yöntemi (Hold out)
<b>Giriş Katmanındaki Düğüm Sayısı</b>	11 / 84
<b>Gizli Katman sayısı</b>	1 (Karsoliya, 2012)
<b>Gizli Katmandaki Düğüm Sayısı</b>	15 / 100 (Karsoliya, 2012)
<b>Çıktı Katmanındaki Düğüm sayısı</b>	1
<b>Solver</b>	Adam
<b>Aktivasyon fonksiyonu</b>	Logistic
<b>Veri Akış Yönü</b>	Çift Yönlü
<b>Tahmin Kategorisi</b>	Sınıflandırma
<b>Öğrenme Türü</b>	Denetimli (Supervised)
<b>Devir Sayısı</b>	10.000

Elde edilen sonuçların geçerliliği hold out yöntemi ile test örneklemini üzerinde test edilerek sınıflandırma tahmin performansları değerlendirilmiştir. Buna göre

modellerin karışıklık matrisleri Tablo 4.9, Tablo 4.10, Tablo 4.11 ve Tablo 4.12'deki şekilde gerçekleşmiştir.

**Tablo 4.9:** Ann- Stepwise Karışıklık Matrisi

ANN-Stepwise		Tahmin Edilen				
		Üye	Başarılı	Başarısız	Doğru%	Yanlış%
Gerçek	Başarılı	3,569	3,511	58	98.37%	1.63%
	Başarısız	460	252	208	45.22%	54.78%
	Toplam	4,029	3,763	266	92.31%	7.69%

**Tablo 4.10:** Ann- RFE Karışıklık Matrisi

ANN-RFE		Tahmin Edilen				
		Üye	Başarılı	Başarısız	Doğru%	Yanlış%
Gerçek	Başarılı	3,569	3,510	59	98.35%	1.65%
	Başarısız	460	107	353	76.74%	23.26%
	Toplam	4,029	3,617	412	95.88%	4.12%

**Tablo 4.11:** Ann- Tüm Değişkenler Karışıklık Matrisi

ANN-Tüm Veri		Tahmin Edilen				
		Üye	Başarılı	Başarısız	Doğru%	Yanlış%
Gerçek	Başarılı	3,569	3,531	38	98.94%	1.06%
	Başarısız	460	64	396	86.09%	13.91%
	Toplam	4,029	3,595	434	97.47%	2.53%

**Tablo 4.12:** ANN Performans Göstergeleri

Değişken Seçimi	ANN (Stepwise)	ANN (RFE)	ANN (Tüm Veri)
Başarısız Gözlem #	460	460	460
Başarısız <sup>3</sup> DT #	208	353	<b>396</b>
Başarısız DT %	45.22%	76.74%	<b>86.09%</b>
Tip I Hata Oranı %	54.78%	23.26%	<b>13.91%</b>
Doğruluk %	92.31%	95.88%	<b>97.47%</b>
ROC AUC %	71.80%	87.54%	<b>92.51%</b>
Kesinlik	78.20%	85.68%	<b>91.24%</b>
Hatırlama	45.22%	76.74%	<b>86.09%</b>
F1	57.00%	81.00%	<b>89.00%</b>

<sup>3</sup> Doğru Tahmin

Başarılı Gözlem Sayısı	3,569	3,569	3,569
Başarılı DT #	3,511	3,510	<u>3531</u>
Başarılı DT %	98.37%	98.35%	<u>98.94%</u>
Tip II Hata Oranı	1.63%	1.65%	<u>1.06%</u>

ROC ölçeğine göre en başarılı ANN modeli tüm değişkenlerle elde edilmiş, “göze çarpan” model performansı göstermiştir.

**ROC AUC** ölçeği ile karşılaştırma sonuçlarına göre modellerin başarısı sırasıyla %92,51 ile ANN-tüm değişkenler, 87.54% ile ANN-RFE modeli, 71.80% ile ANN-Stepwise şeklinde olmuştur.

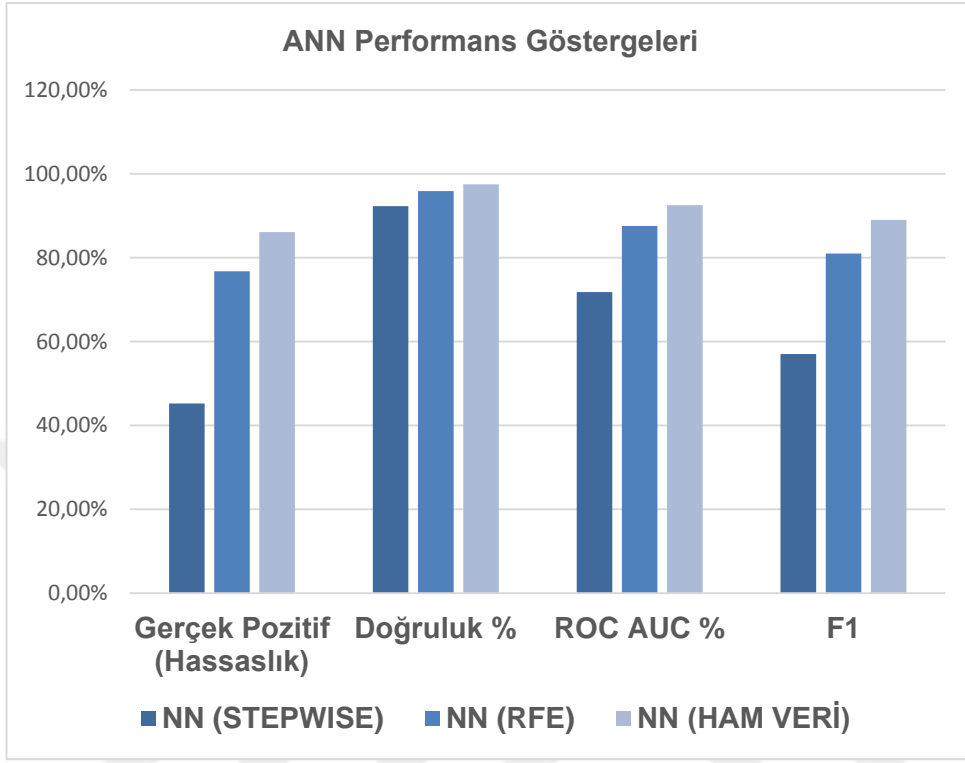
**Hassaslık** oranına göre karşılaştırıldığında modellerin başarısı sırasıyla ANN-tüm veri modelinde %86.09, ANN-RFE modelinde %76,74, ANN-Stepwise modelinde %45,22 olmuştur.

**Tip I hata oranı** olan başarısız sınıfın yanlış sınıflandırılma hatasına göre modellerin hata oranları sırasıyla ANN-Stepwise modelinde %54,78, ANN-RFE modelinde %23,26, ANN-tüm veri modelinde %13,91 olmuştur.

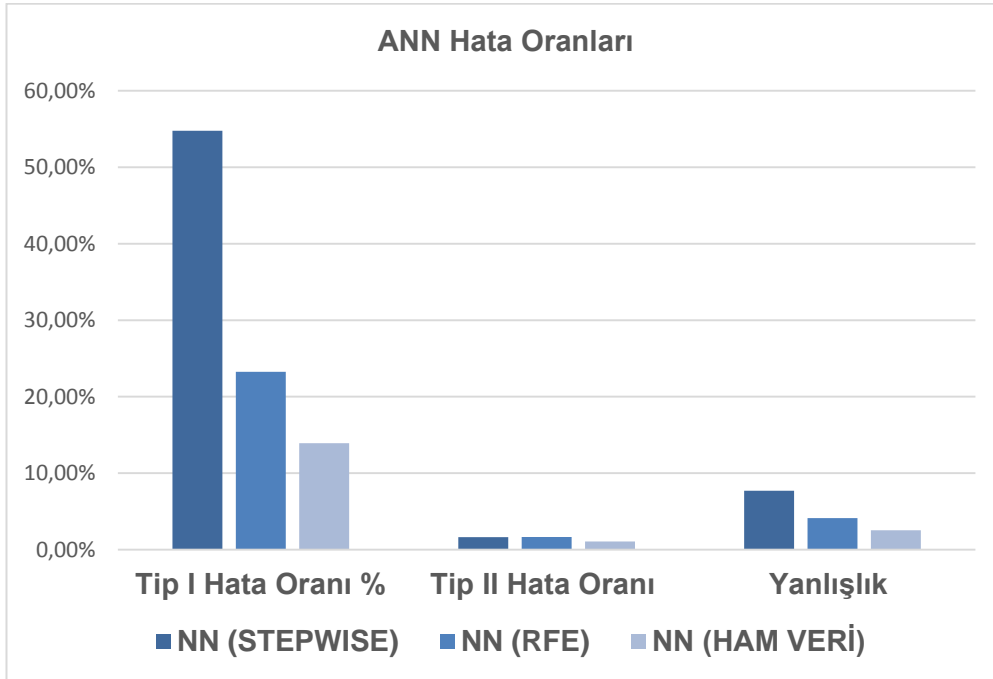
**Doğruluk** oranına göre modeller sırasıyla ANN-tüm veri modelinde %98,94, ANN-RFE modelinde %98,35, ANN-Stepwise modelinde %98,37 olmuştur.

ANN modellerinine ait performans göstergeleri grafiği Şekil 4.6’de ve Şekil 4.7’de gösterilmiştir.

**Şekil 4-5: ANN Performans Göstergeleri**



**Şekil 4-6: ANN Hata Oranları**



Yapılan tüm bu analizler, modern tahmin modellerinin ve dolayısıyla ANN modelinin en yüksek performansı tüm değişkenlerle çalıştırıldığında gösterdiğine işaret etmektedir.

#### 4.7. Rastgele Ormanlar (RF)

Topluluk öğrenme yöntemlerinden RF modeli 3 ayrı değişken kümesi ile ayrı ayrı çalıştırılmış ve modellerin karışıklık matrisleri ve performans göstergeleri Tablo 4.13, Tablo 4.14, Tablo 4.15 ve Tablo 4.16'deki şekilde gerçekleşmiştir.

**Tablo 4.13: RF- Stepwise Karışıklık Matrisi**

RF-Stepwise		Tahmin edilen				
		Üye	Başarılı	Başarısız	Doğru%	Yanlış%
Gerçek	Başarılı	3,569	3,516	53	98.51%	1.49%
	Başarısız	460	208	252	54.78%	45.22%
Toplam		4,029	3,724	305	93.52%	6.48%

**Tablo 4.14: RF- RFE Karışıklık Matrisi**

RF-RFE		Tahmin edilen				
		Üye	Başarılı	Başarısız	Doğru%	Yanlış%
Gerçek	Başarılı	3,569	3,527	42	98.82%	1.18%
	Başarısız	460	98	362	78.70%	21.30%
Toplam		4,029	3,625	404	96.53%	3.47%

**Tablo 4.15: RF- Tüm Değişkenler Karışıklık Matrisi**

RFE (Tüm Değişkenler)		Tahmin edilen				
		Üye	Başarılı	Başarısız	Doğru%	Yanlış%
Gerçek	Başarılı	3,569	3,553	16	99.55%	0.45%
	Başarısız	460	74	386	83.91%	16.09%
Toplam		4,029	3,627	402	97.77%	2.23%

**Tablo 4.16:** RF Performans Göstergeleri

<b>Değişken Seçimi</b>	<b>RF (Stepwise)</b>	<b>RF (RFE)</b>	<b>RF (Tüm)</b>
Başarısız Gözlem #	460	460	460
Başarısız <sup>4</sup> DT #	252	362	386
Başarısız DT %	54.78%	78.70%	<b><u>83.91%</u></b>
Tip I Hata Oranı %	45.22%	21.30%	<b><u>16.09%</u></b>
Doğruluk %	93.52%	96.53%	<b><u>97.77%</u></b>
ROC AUC %	76.65%	88.76%	<b><u>91.73%</u></b>
Kesinlik	82.62%	89.60%	<b><u>96.02%</u></b>
Hatırlama	54.78%	78.70%	<b><u>83.91%</u></b>
F1	66.00%	84.00%	<b><u>90.00%</u></b>
Başarılı Gözlem Sayısı	3,569	3,569	<b><u>3,569</u></b>
Başarılı DT #	3516	3,527	<b><u>3553</u></b>
Başarılı DT %	98.51%	98.82%	<b><u>99.55%</u></b>
Tip II Hata Oranı	1.49%	1.18%	<b><u>0.45%</u></b>

ROC ölçeğine göre en başarılı RF modeli tüm değişkenlerle elde edilmiş, “göze çarpan” model performansı göstermiştir.

**ROC AUC** ölçeği ile karşılaştırma sonuçlarına göre modellerin başarısı sırasıyla %91,73 ile RF-tüm değişkenler, %88,76 ile RF-RFE modeli, %76,65 ile RF-Stepwise şeklinde olmuştur. ROC ölçeğine göre RF modeli “göze çarpan” performans göstermiştir.

**Hassaslık** oranına göre karşılaştırıldığında modellerin başarısı sırasıyla RF-tüm veri modelinde %83,91, RF-RFE modelinde %78,80, RF-Stepwise modelinde %54,79 olmuştur.

---

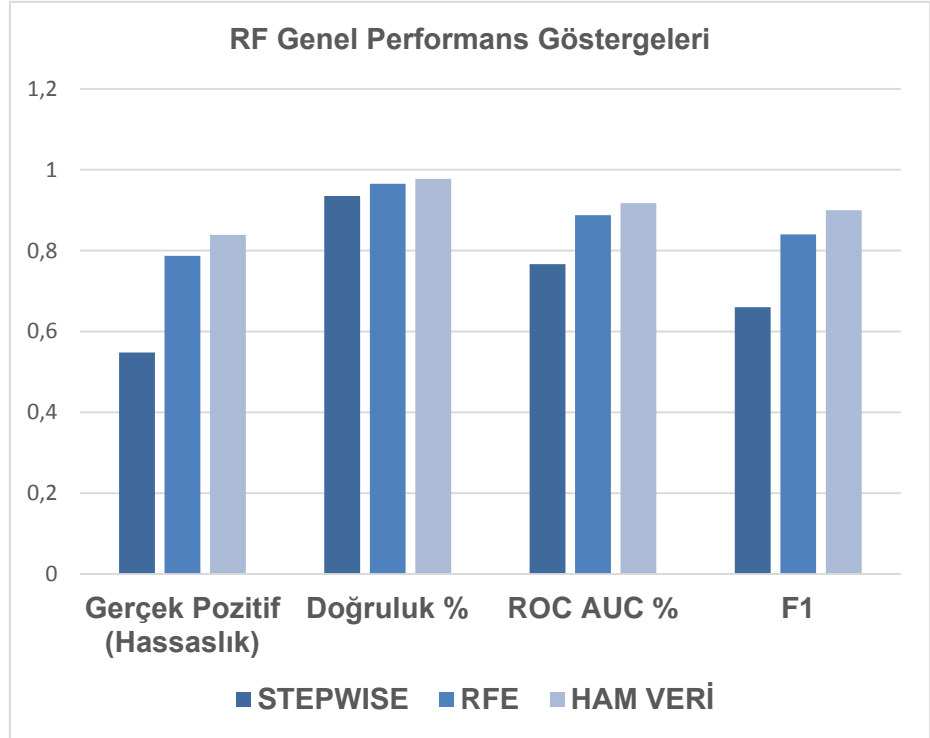
<sup>4</sup> Doğru Tahmin

**Tip I hata oranı** olan başarısız sınıfın yanlış sınıflandırılma hatasına göre modellerin hata oranları sırasıyla RF-Stepwise modelinde %45,22, RF-RFE modelinde %21,30, RF-tüm veri modelinde %16,09 olmuştur.

**Doğruluk** oranına göre modeller başarıları sırasıyla RF-tüm veri modelinde %99,55, RF-RFE modelinde 98.82%, RF-Stepwise modelinde 98.51% olmuştur.

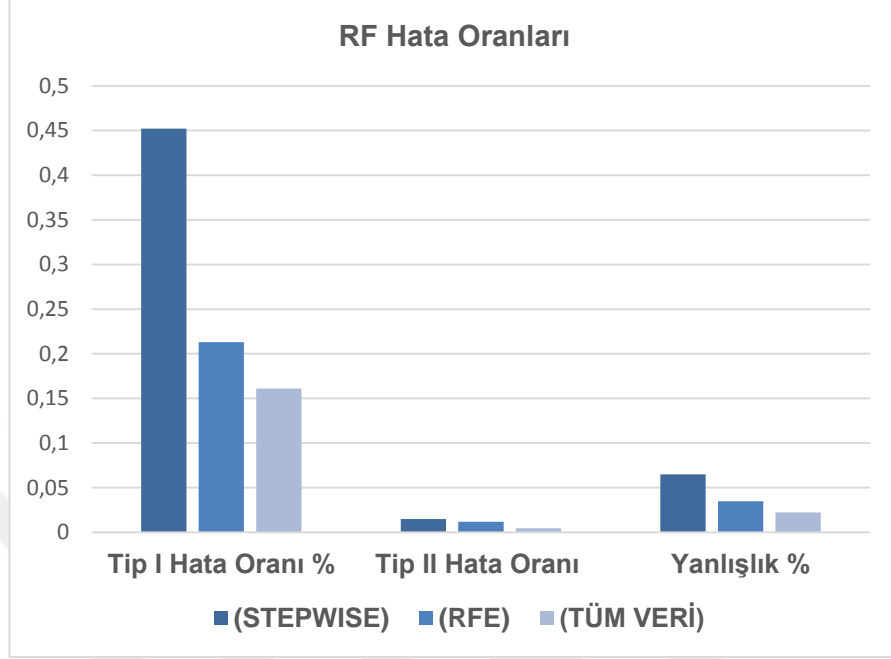
RF modellerinin ait performans göstergeleri grafiği Şekil 4.8'de ve Şekil 4.9'de gösterilmiştir.

**Şekil 4-7: RF Performans Göstergeleri**





Şekil 4-8: RF Hata Oranları



Tüm değişkenlerle çalıştırılan RF, en başarılı sınıflandırma modeli olmuştur.

#### 4.8. Karar Ağaçları (DT)

Bu çalışmada CART algoritması kullanılmıştır. DT karar ağacı modeli 3 ayrı değişken kümesi ile ayrı ayrı çalıştırılmış ve modellerin karışıklık matrisleri ve performans göstergeleri Tablo 4.17, Tablo 4.18, Tablo 4.19, Tablo 4.20 'deki şekilde gerçekleşmiştir.

Tablo 4.17: DT- Stepwise Karışıklık Matrisi

DT -Stepwise		Tahmin edilen				
		Üye	Başarılı	Başarısız	Doğru%	Yanlış%
Gerçek	Başarılı	3,569	3,433	136	96.19%	3.81%
	Başarısız	460	177	283	61.52%	38.48%
	Toplam	4,029	3,610	419	92.23%	7.77%

Tablo 4.18: DT- RFE Karışıklık Matrisi

DT -RFE		Tahmin edilen				
		Üye	Başarılı	Başarısız	Doğru%	Yanlış%
Gerçek	Başarılı	3,569	3,479	90	97.48%	2.52%

	<b>Başarısız</b>	460	106	354	76.96%	23.04%
	<b>Toplam</b>	<b>4,029</b>	<b>3,585</b>	<b>444</b>	<b>95.14%</b>	<b>4.86%</b>

**Tablo 4.19: DT- Tüm Veri Karışıklık Matrisi**

DT -Tüm Veri		Tahmin edilen				
		Üye	Başarılı	Başarısız	Doğru%	Yanlış%
Gerçek	Başarılı	3,569	3,516	53	98.51%	1.49%
	Başarısız	460	66	394	85.65%	14.35%
	Toplam	<b>4,029</b>	<b>3,582</b>	<b>447</b>	<b>97.05%</b>	<b>2.95%</b>

**Tablo 4.20: DT Performans Göstergeleri**

Değişken Seçimi	DT (STEPWISE)	DT (RFE)	DT (TÜM VERİ)
Başarısız Gözlem #	460	460	460
Başarısız <sup>5</sup> DT #	283	354	<b>394</b>
Başarısız DT %	61.52%	76.96%	<b>85.65%</b>
Tip I Hata Oranı %	38.48%	23.04%	<b>14.35%</b>
Doğruluk %	92.23%	95.14%	<b>97.05%</b>
ROC AUC %	78.86%	87.22%	<b>92.08%</b>
Kesinlik	67.54%	79.73%	<b>88.14%</b>
Hatırlama	61.52%	76.96%	<b>85.65%</b>
F1	64.00%	78.00%	<b>87.00%</b>
Başarılı Gözlem Sayısı	3,569	3,569	3,569
Başarılı DT #	3,433	3,479	<b>3,516</b>
Başarılı DT %	96.19%	97.48%	<b>98.51%</b>
Tip II Hata Oranı	3.81%	2.52%	<b>1.49%</b>

ROC ölçeğine göre en başarılı DT modeli tüm değişkenlerle elde edilmiş, “göze çarpan” model performansı göstermiştir.

**ROC AUC** ölçeği ile karşılaştırma sonuçlarına göre modellerin başarısı sırasıyla %92,08 ile DT-tüm değişkenler, %87,22 ile DT-RFE modeli, %78,86 ile DT-Stepwise şeklinde olmuştur.

<sup>5</sup> Doğru Tahmin

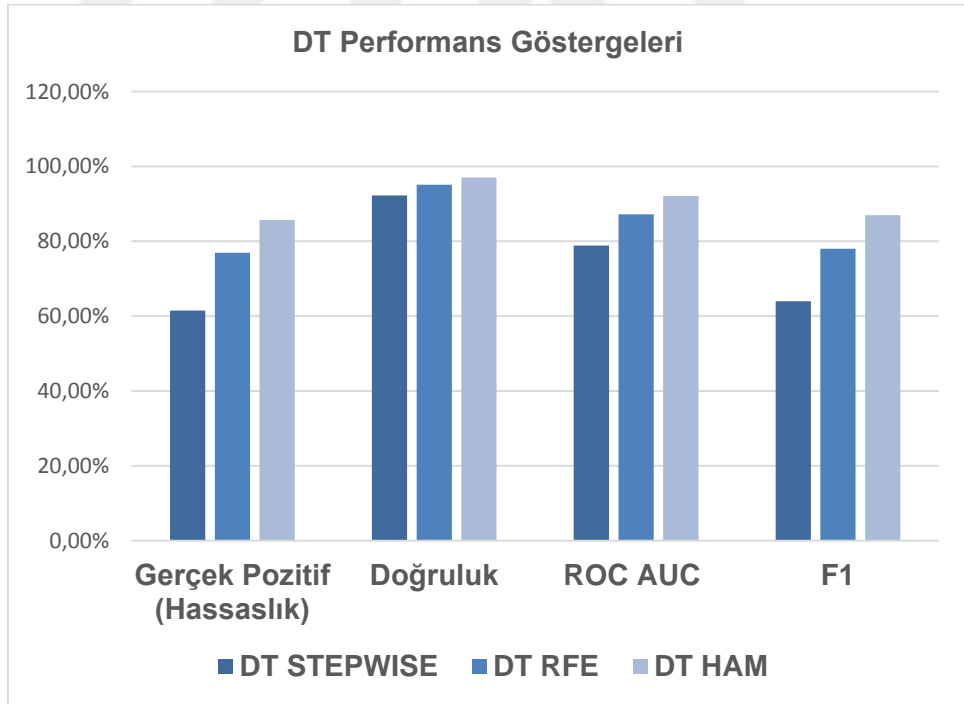
**Hassaslık** oranına göre karşılaştırıldığında modellerin başarısı sırasıyla DT-tüm veri modelinde %85,65, DT-RFE modelinde %76,96, DT-Stepwise modelinde %61,52 olmuştur.

**Tip I hata oranı** olan başarısız sınıfın yanlış sınıflandırılma hatasına göre modellerin hata oranları sırasıyla DT-Stepwise modelinde %38,48, DT-RFE modelinde %23,04, DT-tüm veri modelinde %14,35 olmuştur.

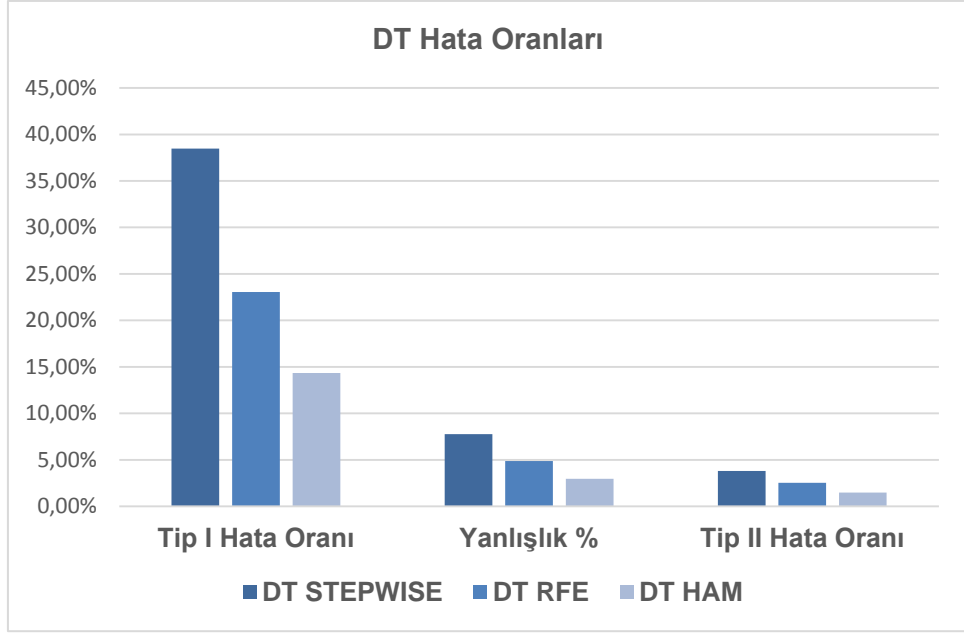
**Doğruluk oranı:** Modellerin doğruluk oranları sırasıyla DT-tüm veri modelinde 98.51%, DT-RFE modelinde 97.48%, DT-Stepwise modelinde 96.19% olmuştur.

DT modellerinine ait performans göstergeleri grafiği Şekil 4.10'de ve Şekil 4.11'de gösterilmiştir.

**Şekil 4-9:** DT Performans Göstergeleri



**Şekil 4-10: DT Hata Oranları**



Tüm değişkenlerle çalıştırılan DT, en başarılı sınıflandırma modeli olmuştur.

#### 4.9. Model Karşılaştırma

Uygulamada geleneksel yöntemlerden lojistik regresyon (LR) modeli, modern yöntemlerden yapay sinir ağı (ANN), rastgele ormanlar (RF) ve karar ağaçları (DT) sınıflandırma tahmin modelleri geliştirilmiştir. Modeller eğitim örneklemini üzerinde eğitildikten sonra test örnekleminde sınıflandırma performansları araştırılmış ve sonuçlar karşılaştırılmıştır. Karışıklık matrisleri ve sınıflandırma raporlarından elde edilen doğruluk, hassaslık, özgüllük, kesinlik, ROC AUC gibi ölçekler tablo 4.21'de sunulmuştur. Her ölçeği birbirinden bağımsız değerlendirmek doğru bir yaklaşım olmasa da her ölçeğin en yüksek değeri alt çizgi ile gösterilmiştir.

**Tablo 4.21: Model Performans Karşılaştırma**

Performans Göstergeleri	NN	RF	DT	LR (Stepwise)	LR (RFE)
Gerçek başarısız #	460	460	460	460	460
Başarısız DT <sup>6</sup> #	<b>396</b>	386	394	85	333
Hassaslık %	<b>86.09%</b>	83.91%	85.65%	18.48%	72.39%
Tip I Hata %	<b>13.91%</b>	16.09%	14.35%	81.52%	27.61%
Doğruluk %	97.47%	<b>97.77%</b>	97.05%	90.59%	95.68%
ROC AUC %	<b>92.51%</b>	91.73%	92.08%	59.18%	85.54%
Kesinlik	91.24%	<b>96.02%</b>	88.14%	95.51%	87.63%
F1	89.00%	<b>90.00%</b>	87.00%	31.00%	79.00%
Gerçek başarılı #	3,569	3,569	3,569	3,569	3,569
Başarılar DT #	3,531	<b>3,553</b>	3,516	3,565	3,522
Özgüllük%	98.94%	99.55%	98.51%	<b>99.89%</b>	98.68%
Tip II Hata %	1.06%	0.45%	1.49%	<b>0.11%</b>	1.32%

Ölçeklerin birbirinden bağımsız olarak değerlendirilmesi yanıltıcı olduğundan model karşılaştırması için ROC AUC oranı kullanılmıştır. Her bir değişken seçme yöntemine göre ROC AUC karşılaştırma sonuçları tablo 4.22’de sunulmuştur.

**Tablo 4.22: ROC AUC Değerine Göre Karşılaştırma**

Sınıflandırıcı	Stepwise Değişken Seçimi 1	RFE Değişken Seçimi 2	Tüm Değişkenler Değişken Seçimi 3
LR	59.18%	<u>85.54%</u>	N/A
ANN	71.80%	87.54%	<b><u>92.51%</u></b>
DT	78.86%	87.22%	<u>92.08%</u>
RF	76.65%	88.76%	<u>91.73%</u>

**ROC AUC:** Oranına göre değerlendirildiğinde en başarılı sınıflandırma modelleri sıralaması ANN’de %92,51, DT’de %92,08, RF’de %91,73, en başarısız model LR-Stepwise’de %59,19 olmuştur. Modellerin başarısızlık doğru sınıflandırma tahmin başarıları hassaslık oranları Tablo 4.23’de sunulmuştur.

**Tablo 4.23: Hassaslık Oranına Göre Karşılaştırma**

<sup>6</sup> DT: Doğru Tahmin

Sınıflandırıcı	Stepwise Değişken Seçimi 1	RFE Değişken Seçimi 2	Tüm Değişkenler Değişken Seçimi 3
LR	18.48%	<u>72.39%</u>	N/A
ANN	45.22%	76.74%	<b><u>86.09%</u></b>
DT	61.52%	76.96%	<u>85.65%</u>
RF	54.78%	78.70%	<u>83.91%</u>

**Hassaslık:** Oranına göre değerlendirildiğinde hassaslık oranı en yüksek 86.09% ile ANN'yi %85,65 ile DT, %83,91 ile RF olmuştur. En başarısız model %18,48 ile LR-Stepwise olmuştur. Modellerin F1 oranına göre karşılaştırmaları Tablo 4.24'de sunulmuştur.

**Tablo 4.24:** F1 Değerine Göre Karşılaştırma

Sınıflandırıcı	Stepwise Değişken Seçimi 1	RFE Değişken Seçimi 2	Tüm Değişkenler Değişken Seçimi 3
LR	31.00%	<u>79.00%</u>	N/A
ANN	57.00%	81.00%	<u>89.00%</u>
DT	64.00%	78.00%	<u>87.00%</u>
RF	66.00%	84.00%	<b><u>90.00%</u></b>

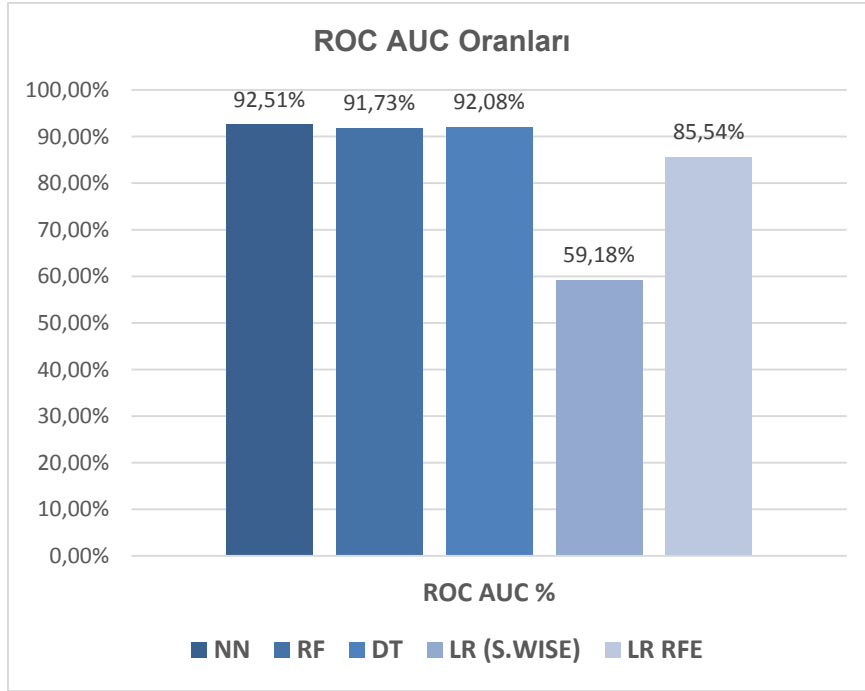
**F1:** Oranı %90,00 ile RF, %89,00 ile ANN, %87,00 ile DT, en düşük F1 oranı %31,00 ile LR Stepwise olmuştur. Modellerin Doğruluk oranına göre karşılaştırmaları Tablo 4.25'de sunulmuştur.

**Tablo 4.25:** Doğruluk Oranına Göre Karşılaştırma

Sınıflandırıcı	Stepwise Değişken Seçimi 1	RFE Değişken Seçimi 2	Tüm Değişkenler Değişken Seçimi 3
LR	90.59%	<u>95.68%</u>	N/A
ANN	92.31%	95.88%	<u>97.47%</u>
DT	92.23%	95.14%	<u>97.05%</u>
RF	93.52%	96.53%	<b><u>97.77%</u></b>

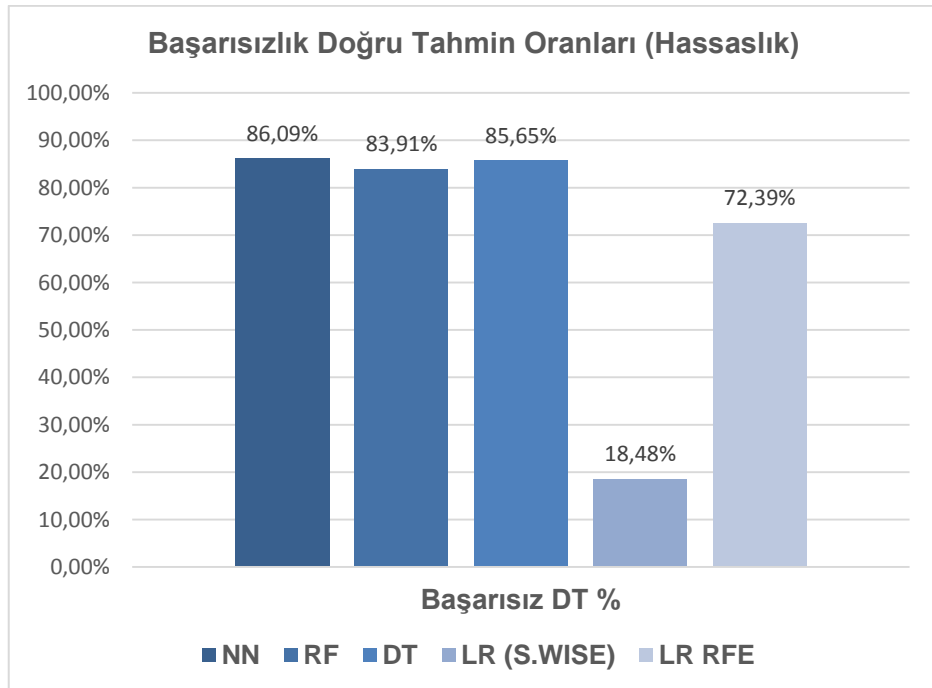
**Doğruluk:** oranı sıralaması %97,77 ile RF, %97,47 ile ANN, %97,05 ile DT, %95,68 ile LR RFE şeklinde olmuştur. En düşük doğruluk oranı %90,59 ile LR Stepwise olmuştur. ROC AUC göstergesine göre performans grafiği şekil 4.12'de gösterilmiştir.

**Şekil 4-11: Model Karşılaştırma - ROC AUC**



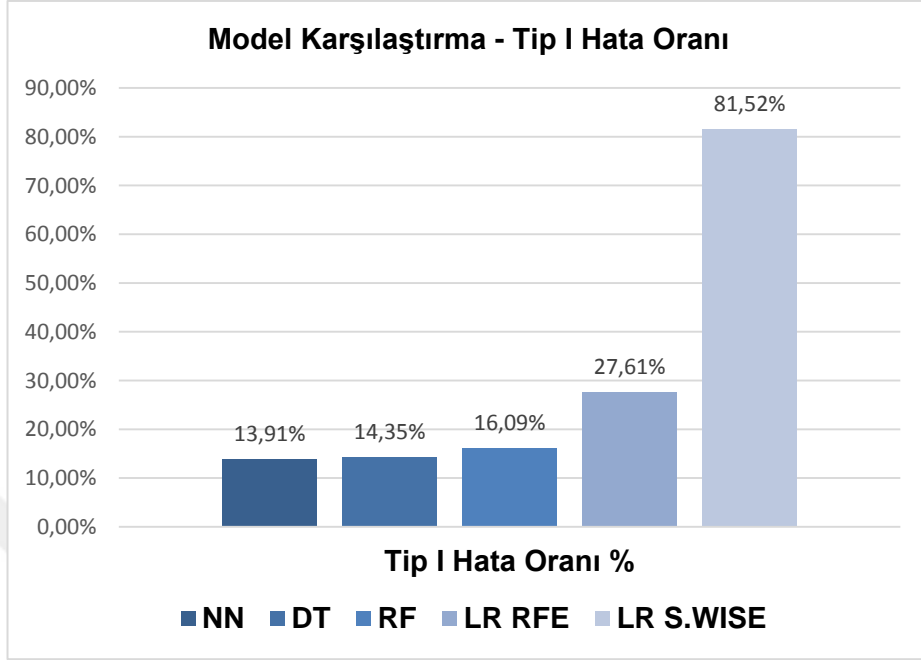
Hassaslık göstergesine göre performans grafiği şekil 4.13'de gösterilmiştir.

**Şekil 4-12: Model Karşılaştırma - Hassaslık**



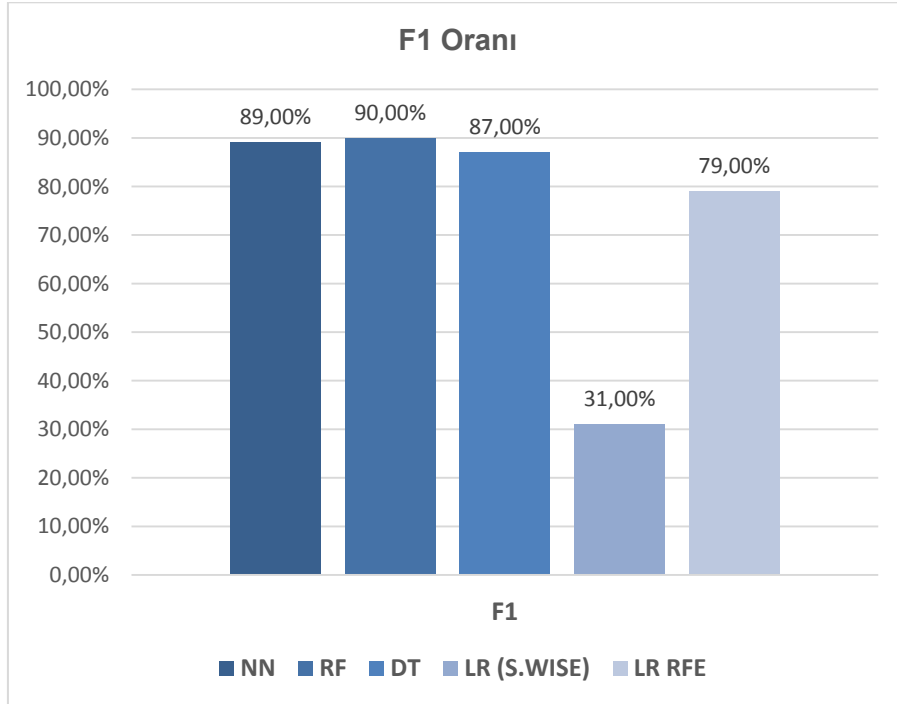
Tip I Hata oranına göre performans grafiği şekil 4.14'de gösterilmiştir.

**Şekil 4-13: Model Karşılaştırma - Tip I Hata**



F1 göstergesine göre performans grafiği şekil 4.13'de gösterilmiştir.

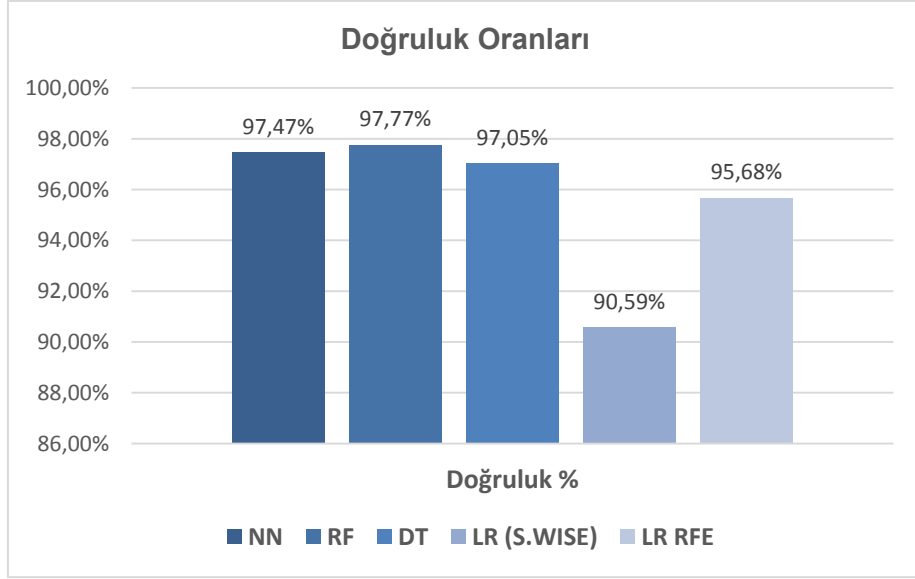
**Şekil 4-14: Model Karşılaştırma - F1**



Doğruluk göstergesine göre performans grafiği şekil 4.16'de gösterilmiştir.

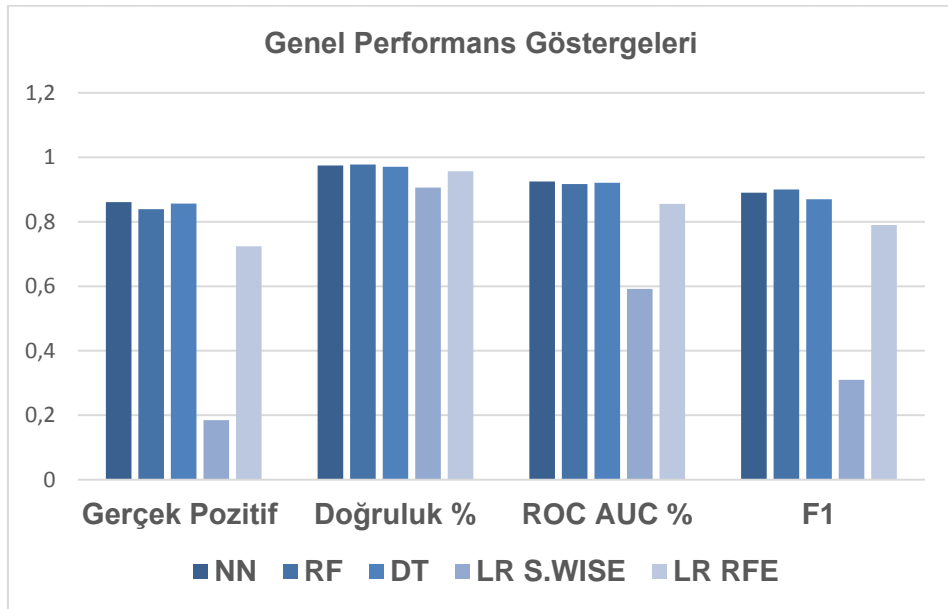


**Şekil 4-15: Model Karşılaştırma - Genel Doğruluk**



Hassaslık, doğruluk, F1, ROC AUC göstergelerine göre performans grafiği şekil 4.17'de gösterilmiştir.

**Şekil 4-16: Model Karşılaştırma – Hassaslık ve ROC AUC**



Yapılan ölçümlerin analizlerine ve karşılaştırmalarına göre, en başarılı sınıflandırma modeli modern tahmin modellerinden ANN, en başarısız sınıflandırma modeli geleneksel değişken seçme yöntemi Stepwise ile uygulanan geleneksel sınıflandırma tahmin modeli LR olmuştur. En başarılı model ANN'yi sırasıyla diğer

modern tahmin yöntemleri olan RF ve DT takip etmiştir. Modern tahmin yöntemleri ROC performans skorlamasına göre “göze çarpan” performans gösterirken, Stepwise değişkenleriyle çalışan geleneksel LR modeli “ayrım yapamıyor”, RFE değişkenleriyle çalışan LR Modeli ise “iyi / mükemmel” tahmin performans kategorisinde yer almıştır. Dolayısıyla geleneksel değişken seçme yöntemi Stepwise’in tahmin modeline katkısı yetersiz bulunmuştur. RFE ile çalıştırıldığında geleneksel LR modeli geleneksel ve modern karışımı hibrid bir modele dönüşmüş, bu haliyle geleneksel tahmin modelinin başarısını büyük oranda geçmiş ancak modern modellerin başarısını yakalayamamıştır. RFE’nin Stepwise’a göre daha başarılı sonuç verdiği tüm modellerde gözlemlenmiştir. Modern modeller en iyi tahmin performansını tüm değişkenlerle çalıştırıldıklarında göstermişlerdir. Başarısızlık doğru tahmini olan Hassaslık, Başarısızlık Yanlış Tahmini olan Tip 1 Hata ve ROC göstergelerine göre en başarılı tahmin modeli Yapay Sinir Ağı (ANN) olmuştur. Onu diğer modern modeller yakından takip etmiştir. Doğruluk ve F1 göstergelerine göre ise Rastgele Ormanlar çok küçük bir farkla daha başarılı olmuş gözükse de ROC oranı Yapay Sinir Ağında daha yüksek olduğundan Yapay Sinir Ağının daha başarılı olduğu söylenebilir. Modern yöntemler kompleks problemlerle başa çıkabildiklerinden, veri miktarı arttıkça başarıları arttığından ve öğrenme yetenekleri sayesinde geleneksel modellere göre daha başarılı oldukları sonucuna varılmıştır.

## SONUÇ

İşletme başarısızlığı sadece işletme sahiplerini değil işletmenin çevresini, paydaşlarını, buldukları yerel toplulukları, kredi verenleri, tedarikçileri, sektörü, ülkeyi, tüm dünyayı etkileyebilmektedir. Bu nedenle finansal başarısızlığı önceden tahmin ederek gerekli önlemlerin alınabilmesi önem teşkil etmekte, bu konu hem akademik çevrelerde hem de iş dünyasında ilgi görmekte ve en başarılı tahmin modelleri ve sistemleri geliştirilmeye çalışılmaktadır.

Bu çalışmanın amacı, sınıflandırma tahmin modelleri ile finansal başarısızlık tahmini (BPM) yapmak ve geleneksel ve modern tahmin modellerinin tahmin performanslarını karşılaştırmaktır. Bu amaçla aşağıdaki sınıflandırma tahmin modelleri uygulanmıştır:

Uygulanan Tahmin Modelleri	
Tahmin Model Türü	Tahmin Modeli
Geleneksel	LR: Lojistik Regresyon
Modern	ANN: Yapay Sinir Ağı (Çok Katmanlı Algılayıcı)
Modern	RF: Rastgele Ormanlar
Modern	DT: Karar Ağacı

Bu amaçla, 1997/03-2017/12 yılları arasındaki 20 yıllık vade içerisinde BIST İstanbul'da işlem gören 228 imalat sanayi işletmesinin çeyrek sonlarına ait 84 finansal oranı incelenmiş, geliştirilen 4 sınıflandırma tahmin modeli ile finansal başarısızlık sınıflandırma tahminleri 3 ay önceden gerçekleştirilmiş, modellerin sınıflandırma tahmin performansları ölçülmüş, en başarılı tahmin modelleri karşılaştırılarak tespit edilmiştir. Çalışmada ayrıca değişken seçiminin sınıflandırma tahmin modellerine etkisini araştırmak amacıyla 3 ayrı değişken seçimi yöntemi uygulanmıştır.

### Uygulanan Değişken Seçme Yöntemleri

Değişken Seçme Yöntemleri Türü	Değişken Seçme Yöntemleri Adı
Geleneksel	Stepwise
Modern	Tekrarlı değişken eleme (RFE)
Modern	Değişkenlerin tamamının seçildiği durum

ANN, RF, DT, LR BPM sınıflandırma tahmin modelleri modele girdi olacak değişkenler Stepwise, RFE, tüm değişkenler olmak üzere 3 yöntemle belirlenmiştir. Tahmin modelleri bu değişken kümeleri ile ayrı ayrı eğitilerek çalıştırılmış, toplamda 11 ayrı model oluşturularak çalıştırılmış ve sonucunda elde edilen sınıflandırma tahmin performansları karşılaştırılmıştır.

#### Uygulanan Tahmin Modeli Değişken Seçme Yöntemi Kombinasyonları

Tahmin Modeli / Değişken Seçme Yöntemi	Stepwise	RFE	Tümü
LR	+	+	-
ANN	+	+	+
DT	+	+	+
RF	+	+	+

Modellerin performansını karşılaştırmak için Hassaslık ve Özgüllüğü birleştiren ROC AUC göstergesi kullanılmaktadır. BPM çalışmalarında başarısız gözlemlerin yanlış sınıflandırılması anlamına gelen “Tip I hata” daha maliyetlidir. Bu nedenle Tip I hata ve başarısız işletmelerin doğru tahmini anlamına gelen “pozitif gerçek oran” diğer bir deyişle “hassaslık” ölçeğine de bakılmaktadır. Modeller aşağıdaki tablo da belirtilen bu göstergelerle ve ayrıca “genel doğruluk oranı” ile değerlendirilmiştir.

#### Model Karşılaştırma Performans Göstergeleri

Performans Göstergesi	Açıklama
ROC AUC	Hassaslık / özgüllük göstergesi
F1	Kesinlik ve hatırlamanın harmonik ortalaması.
Hassaslık	Başarısızlık doğru sınıflandırma, gerçek pozitif
Doğruluk	Sınıflandırıcı genel doğruluk.
Tip I Hata Oranı	Finansal başarısızların yanlış sınıflandırma hatası

Tüm modellerin tüm değişken seçme yöntemleriyle ROC AUC ölçeğine göre karşılaştırılma sonuçları aşağıdaki tabloda sunulmuştur.

. ROC AUC Değerine Göre Karşılaştırma Tablosu

Sınıflandırıcı	Değişken Seçimi 1 Stepwise	Değişken Seçimi 2 RFE	Değişken Seçimi 3 Tüm Değişkenler
LR	59.18%	<u>85.54%</u>	N/A
ANN	71.80%	87.54%	<b><u>92.51%</u></b>
DT	78.86%	87.22%	<u>92.08%</u>
RF	76.65%	88.76%	<u>91.73%</u>

ROC AUC göstergelerine göre en başarılı sınıflandırma modelleri sırasıyla %92,51 ile ANN-Tüm, %92.08 ile DT-tüm, %91,73 ile RF-tüm, %85,54 ile LR-RFE, en başarısız model %59.18 ile LR-Stepwise modeli olmuştur. Modern değişken seçme yöntemi RFE, geleneksel LR sınıflandırma modelinin başarısına ciddi oranda katkı sağlamıştır. Tahmin modelleri karşılaştırılırken ROC AUC sonuçları aşağıdaki kriterlerle değerlendirilmektedir.

ROC AUC Oranı Performans Tablosu

AUC Oranı	Başarı Derececesi	Açıklaması
0.9 – 1.0	A	Göze Çarpan
0.8 – 0.9	B	İyi / Mükemmel
0.7 – 0.8	C	Kabul edilebilir / Makul
0.6 – 0.7	D	Zayıf
0.5 – 0.6	F	Ayrım yapamıyor

Buna göre modellerin AUC performans sonuçları aşağıdaki gibi gerçekleşmiştir.

ROC AUC Değerine Göre Performans Değerlendirme Tablosu

Sınıflandırıcı	Stepwise Değişken Seçimi 1	RFE Değişken Seçimi 2	Tüm Değişkenler Değişken Seçimi 3
LR	Ayrım yapamıyor	İyi / mükemmel	N/A
ANN	Kabul edilebilir / makul	İyi / mükemmel	Göze Çarpan
DT	Kabul edilebilir / makul	İyi / mükemmel	Göze Çarpan
RF	Kabul edilebilir / makul	İyi / mükemmel	Göze Çarpan

Bu sınıflandırmaya göre modellerin AUC skorlaması aşağıdaki gibi gerçekleşmiştir.

ROC AUC Değerine Göre Performans Değerlendirme Tablosu

Sınıflandırıcı	Stepwise Değişken Seçimi 1	RFE Değişken Seçimi 2	Tüm Değişkenler Değişken Seçimi 3
LR	F	B	N/A
ANN	C	B	A
DT	C	B	A
RF	C	B	A

Yukarıdaki “ROC AUC” performans değerlendirme skora sonuçlarına göre, LR-Stepwise modeli BPM sınıflandırmasında “F” skoru olarak “yetersiz” kategorisinde yer almıştır. Modern yöntemlerin hepsi “A” skoru olarak “göze çarpan” sınıflandırma modeli kategorisinde yer almışlardır.

Modern sınıflandırma modellerinin hepsi tüm değişkenlerle daha iyi performans göstermiştir. Bu nedenle tüm karşılaştırmalar bu versiyonlar üzerinden yapılmıştır. Göstergelerin karşılaştırma tablosu aşağıdaki gibi gerçekleşmiştir.

Performans Göstergeleri Karşılaştırma

Performans Göstergeleri	NN- Tüm	RF- Tüm	DT- Tüm	LR Stepwise	LR RFE
Gerçek başarısız #	460	460	460	460	460
Başarısız DT <sup>7</sup> #	<b>396</b>	386	394	85	333
Hassaslık %	<b>86.09%</b>	83.91%	85.65%	18.48%	72.39%
Tip I Hata %	<b>13.91%</b>	16.09%	14.35%	81.52%	27.61%
Doğruluk %	97.47%	<b>97.77%</b>	97.05%	90.59%	95.68%
ROC AUC %	<b>92.51%</b>	91.73%	92.08%	59.18%	85.54%
Kesinlik	91.24%	<b>96.02%</b>	88.14%	95.51%	87.63%
Hatırlama	<b>86.09%</b>	83.91%	85.65%	18.48%	72.39%
F1	89.00%	<b>90.00%</b>	87.00%	31.00%	79.00%
Gerçek başarılı #	3,569	3,569	3,569	3,569	3,569
Başarılılar DT #	3,531	<b>3,553</b>	3,516	3,565	3,522
Özgüllük%	98.94%	99.55%	98.51%	<b>99.89%</b>	98.68%
Tip II Hata %	1.06%	0.45%	1.49%	<b>0.11%</b>	1.32%

<sup>7</sup> DT: Doğru Tahmin

Modeller “hassaslık” oranına göre değerlendirildiğinde en başarılı tahmin modeli sırasıyla %86,09 ile ANN-tüm, %85,65 ile DT-tüm, %83,91 ile RF-tüm, %72,39 ile LR-RFE, en başarısız model %18,48 ile LR-Stepwise olmuştur.

“F1” oranı en yüksek modeller sırasıyla %90,00 ile RF-tüm, %89,00 ile ANN-tüm, %87,00 ile DT-tüm, %79 ile LR\_RFE, en düşük model %31,00 ile LR-Stepwise olmuştur.

“Doğruluk” oranı en yüksek modeller sırasıyla %97,77 ile RF-tüm, %97,47 ile ANN-tüm, %97,05 ile DT-tüm, %98,68 ile LR-RFE, en düşük model %90,59 ile LR-Stepwise olmuştur.

Özgüllük ölçęi tüm modellerde %98 ve üzeri çıkmıştır. LR-Stepwise modelinde özgüllüğünün az bir farkla yüksek görünmesi bu modelin başarılı gözlemleri daha doğru sınıflandırdığı anlamına gelmemektedir. Çünkü her ölçek tek başına yeterli olmamaktadır. Deęerlendirmeler bir denge içermelidir. Bu nedenle Özgüllük ve Hassaslık ölçeklerini birleştiren ROC AUC ve Kesinlik ve Hatırlamayı birleştiren F1 göstergeleri ile birlikte bakıldığında LR-Stepwise modelinin güvenilir olmadığı ve özgüllük göstergesinin tek başına yeterli olmadığı görülebilmektedir. Ayrıca başarısızların yanlış tahmini daha maliyetli olduğundan ve başarısızların doğru tahmini amaçlandığından literatürdeki çalışmalarda Hassaslık oranına ve Tip I Hata oranına odaklanılmaktadır.

Yapılan tüm analizler sonucunda modern sınıflandırma tahmin modellerinin finansal başarısızlığı sınıflandırmada geleneksel sınıflandırma tahmin modellerine göre daha başarılı performans sergiledikleri gözlemlenmiştir. Modern yöntemlerden ANN-tüm modeli Hassaslık ve Özgüllüğün birlikte değerlendirildiği ROC AUC göstergesi açısından, Hassaslık, Tip I Hata göstergeleri açısından daha başarılı bulunmuştur. Modern yöntemlerden topluluk öğrenme (ensemble) RF sınıflandırma modeli ise Kesinlik ve Hatırlama ölçeklerini birleştiren F1 göstergesinde, Özgüllük göstergesinde ve Tip II hata oranında çok az bir farkla daha başarılı performans göstermişse de ROC göstergesinde ANN’yi geçememiştir.

Değişken seçme yöntemleri değerlendirildiğinde geleneksel değişken seçme yöntemi Stepwise ile çalıştırılan LR modeli yetersiz sonuç vermiştir. Modern

değişken seçme yöntemi RFE ile çalıştırılan LR modeli ise LR-Stepwise'a göre daha başarılı olmuş ancak yine de modern yöntemlerin performansını yakalayamamıştır.

Modern modellerin değişkenler elenmeden tüm değişkenlerle çalıştırıldığında en iyi performansı gösterdiği görülmüştür. Değişken seçmeye ihtiyaç duymadıkları için veri hazırlık ve işleme ön süreçleri gerektirmemeleri nedeniyle modern yöntemler uygulamada kolaylık sağlamaktadır. Çünkü veri işleme süreçleri zahmetlidir, yanlış uygulamalarla hataya yol açabilmekte ve zaman alabilmektedir. Ayrıca literatürde modellerin varsayımları sağlanmadan yapılmış uygulamalar olduğu belirtilmektedir. Modern yöntemler çok sayıda değişkenle çalışabilmektedir. Değişken sayısında ve değişkenlerin dağılımında esneklik sunmaktadır. Geleneksel yöntemlerin verideki normallik doğrusallık varsayımları gibi kısıtları bulunmamaktadır. Kompleks problemlere daha uygundur. Kompleks problemleri kendi içinde öğrenerek çözdüğünden kolaylık sunmaktadır. Öğrenme yeteneği bulunmaktadır. Veri miktarı arttıkça tahmin başarısı artmaktadır. Büyük veri ile çalışabilmesi hesapların hızlı olması ayrı bir avantajdır. Yapay sinir ağındaki tek zorluk modelin optimizasyonunda ve kara kutu olması nedeniyle karşımıza çıkmaktadır.

Geleneksel LR yönteminin başarısının ise değişken seçme yöntemine çok bağlı olduğu gözlemlenmiştir. Çok sayıda değişken ile çalışmamaktadır. Belirli bir değişken sayısının üstüne çıktığında ve varsayımları karşılanmadığında lojistik denklemini yakınsayamamaktadır. Bu nedenle daha çok sayıda değişken içeren kompleks problemlere uygun bulunmamıştır. Bu durum LR'nin başka bir kısıtını ortaya koymuştur. LR modelinin değişken seçimi, veri hazırlık ve veri işleme gereksinimleri ve kısıtları nedeniyle uygulaması daha zor, zaman alıcı ve hataya açıktır. Finansal verilerin normallik doğrusallık ön koşullarını sağlayamaması nedeniyle normallik ve doğrusallık gerektiren geleneksel parametrik yöntemlerin BPM çalışmalarında ve risk modellerinde kullanımları sorgulanmaktadır. Bu nedenle parametrik ve doğrusal olmayan modern yöntemlere olan gereksinim zorunlu hale gelmiştir. Modern yöntemler karmaşık verideki ilişkileri analiz ederek sonuca varma ihtiyacını karşılayabilmektedir. Modern yöntemler bu çalışmada da parametrik olmayan verilerle daha üstün performans göstermiştir.

Çalışmanın sonucunda BPM alanında finansal başarısızlık tahmin modeli olarak "modern" sınıflandırma tahmin modellerinin "geleneksel" sınıflandırma tahmin



modellerine göre daha başarılı olduđu sonucunda varılmıştır. En başarılı tahmin modeli ANN olmuştur. Bu sonuca göre finansal başarısızlığa ilişkin önlemlerin alınması için modern tahmin modeli ANN ile erken uyarı hizmeti verilebileceđi sonucuna varılmıştır. Bu sayede işletme başarısızlığının yaratacađı maliyet ve etkilere maruz kalınmamış olacaktır.



## ÖNERİLER

Literatürde işletme başarısızlığını tahmin (BPM) alanında çok sayıda çalışma mevcuttur. BPM araştırma alanı farklı çalışmalara kapı açmaktadır. Aşağıdaki araştırma konularıyla bu çalışmada gerçekleştirilen başarısızlık çalışması daha da geliştirilebilir.

İflas tanımları ülkeden ülkeye farklılık gösterebilmektedir. İşletmelerin gerçekte iflas ettikleri zamanlarla iflaslarının kanuni olarak açıklandığı zamanlar farklılık gösterebilmektedir. Ayrıca iflas eden işletmeler son dönemlerde finansal tablolarını aksatabilmekte, manipüle edebilmekte veya açıklayamayabilmektedir. İflas etmeden önce yeniden yapılandırma veya birleşme sürecine sokulabilmektedir. Ayrıca finansal başarısızlık bir sonuç değil süreçtir. Bu çalışmada modellerin performansını karşılaştırmak amaçlandığından Altman'ın iflas tanımından yola çıkarak bulunduğu Altman Z skor başarısızlık kriteri kullanıldığı için bu yöntemin açıklayıcı değişkenler üzerindeki sınırlayıcı etkisini ortadan kaldırmak amacıyla Altman'ın Z skor modelindeki iflas tanımı yerine daha kapsamlı bir finansal başarısızlık (stres) tanımı kullanılarak finansal başarısızlık süreci ve bu sürece etki eden diğer olası değişkenlerin başarısızlık tahminine etkisi analiz edilebilecektir.

Finansal olmayan operasyonel oranlar, niteliksel göstergeler, işletme yaşı, büyüklüğü, çalışan kalitesi, yönetim deneyimi, işletme sahiplerinin yöneticilerinin eğitimi ve yaşı, işletme sahibinin motivasyonu, sosyal becerileri ve liderlik kalitesi, yönetim bilgi sistemlerinin kalitesi, ortak sayısı, uzun dönem stratejisi, verimlilik etkinliği, müşteri konsantrasyonu, 1 veya az sayıda büyük tedarikçiye bağımlılık, alt üstlenicilik durumu, ihracat durumu, aynı bölgede büyük rakiplerin varlığı, bankalarla ilişkiler, stratejik değişkenler, yönetim kurulunun karakteristikleri, yönetim performansını gösteren oranlar gibi tahmin modeline dahil edilmesiyle modeller daha da güçlendirilecektir.

Dış faktörleri temsil eden enflasyon, döviz kurları, faiz oranları, büyüme oranları, GSMH gibi makro ekonomik değişkenler modele dahil edilerek daha güçlü bir tahmin modeli oluşturulması sağlanmalıdır.

Her sektörün farklı dinamikleri olduğundan sektörel modellerin geliştirilebilmesi için sektörel oranlar modele dahil edilerek sektör dinamikleri ile modellerin daha da sağlamlştırılabileceği düşünülmektedir.

Bulaşıcı etki ve rekabet etkisi gibi etkileri dahil edebilmek amacıyla pazara ve rekabete ilişkin göstergeler modele dahil edilmesi önerilmektedir.

Örneklem büyüklüğünün artırılmasıyla modeller daha da güçleneceği bilinmektedir. İlişkili veriler eklenerek veri miktarını ve zenginliğini artırılmalıdır.

Ülkesel, global faktörlerle risk modelleri geliştirilmesi faydalı olacağı düşünülmektedir. Araştırmaların işletmelerin başarısızlık nedenlerini tespit edebilmesi gerekli önleyici tedbirlerin alınması açısından son derece yararlı olacaktır.

Genetik algoritmalar, destek vektör makinaları gibi diğer sınıflandırma tahmin modelleri geliştirilerek BPM performansları karşılaştırılmalıdır. Bazı durumlarda birden fazla modelin birleştirilmesiyle oluşturulan hibrid BPM modellerin daha başarılı tahminler yapılabildiği gösterilmiştir.

İşletmelerin başarısızlık sınıflandırmasına tahmini işletmelerin kategorize etmekte ancak ne zaman başarısız olacaklarına dair bir süre vermemektedir. Bu nedenle işletmelerin hayatta kalma yaşam sürelerinin araştırıldığı SA (Survival Analysis) (Yaşam Süresi Analizi) gibi modeller uygulanarak finansal başarısızlık tahminlerine zaman boyutu eklenmelidir.

Literatürdeki bazı çalışmalarda model karşılaştırmasında kullanılan göstergelerin ne olduğuna ilişkin bilgi verilmemiş veya yanlış gösterge kullanılabilmiş veya uygun olmayan göstergelerin seçilmiş olduğu görülmektedir. Model performans değerlendirme karşılaştırmada kullanılabilecek göstergeler konusundaki bilgi kirliliğini gidermek amaçlı gösterge seçimleri ile ilgili araştırma çalışması yapılması faydalı olacaktır.

Sınıflandırma tahmin modellerinin başarısına 50/50, 80/20, 90/10 gibi farklı eğitim ve test örneklem bölme oranlarının, farklı eksik veri doldurma (imputation) yöntemlerinin etkisi karşılaştırılarak modellerin 1 yıl, 3 yıl, 5 yıl gibi farklı vadelerde sınıflandırma tahmini yapması sağlanabilir. Tahmin modelleri Çapraz Doğrulama (CV) gibi farklı yöntemlerle de test edilerek modellerin doğrulanması mümkündür. Grid Search gibi yöntemlerle modellerin hiper parametrelerini optimize etmek için uygulanabilecek bir yöntemdir. Veri dengesizliğini gidermek için yeniden örnekleme gerekliliği araştırılmalıdır.

Modellerin erken uyarı BPM olarak çalışabilmesi için veri akışına entegrasyonları sağlanmalıdır. Risk yönetim sistemlerinin Basel tarafından teşvik edilmesi nedeniyle finans kurumlarının, kredi değerlendirme kurumlarının, işletmelerin ellerindeki verilerle ve yukarıdaki tekniklerle risk yönetim ve BPM modellerinin evrilmesinin gelişmesine katkı sağlanabileceği görülmüştür.



## KAYNAKÇA

Akbulut, R.: 2010

“Son Yaşanan Küresel Finansal Kriz ve Türk Ekonomisine Etkileri”, **Akademik Araştırmalar ve Çalışmalar Dergisi**, Cilt 2 Sayı 2, 45-68, (Çevrimiçi),  
<http://iibfaacd.kilis.edu.tr/article/view/109400013/1094000012>, 02 Aralık 2019.

Altman, E.: 2000

“Predicting financial distress of companies: Revisiting the Z-score and ZETA® models,” New York: **Stern School of Business, New York University**, 1-54, (Çevrimiçi),  
<http://pages.stern.nyu.edu/~ealtman/Zscores.pdf>, 5.5.2019

Altman, E. I.: 1968

“Financial Ratios, Diskriminant Analysis and the Prediction of corporate Bankruptcy”, **The Journal of Finance**, Vol. 23, No. 4. Sep., 1968, 589-609

Altman, E. I., & Hotchkiss, E.: 2006

**Corporate Financial Distress**. New York: John Wiley & Sons, Inc.,1-363.

Argent, J.: 1976.

**Corporate collapse: The causes and symptoms**, Hardcover, McGraw-Hill.

Arslan, C. M., & Kısacık, H.:(2017).

“The Corporate Sustainability Solution: Triple Bottom Line”, **The Journal of Accounting and Finance**, July 2017, Special Issue, 18-

34, Çevrimiçi,  
<https://dergipark.org.tr/download/article-file/435864> , 5.8.2018.

Aziz, A. M., & Dar, H. A.

“Predicting Corporate Bankruptcy: whither do we stand?” **Loughborough University: Loughborough University Institutional Repository**, 2004

Aziz, A. M., & Dar, H. A.

“Predicting corporate bankruptcy: where we stand?” **Corporate Governance: The international journal of business in society**, Vol. 6 Issue: 1, 18-33, 2006.

Badr, W.: 2019

(Çevrimiçi)  
<https://towardsdatascience.com/6-different-ways-to-compensate-for-missing-values-data-19imputation-with-examples-6022d9ca0779>, 2009

Bakshi, A.: 2019

(Çevrimiçi)  
<https://www.edureka.co/blog/perceptron-learning-algorithm/>

Balcaen, S., & Ooghe, H.: 2004

Paper: “**35 years of studies on business failure: an overview of the classical statistical methodologies and their related problems**”, Ghent University, Belgium

- Beaver, W.:1966 "Financial Ratios as Predictors of Failure," **Journal of Accounting Research**, 4, 71-102
- Bellovary Gissel, J. L., Giacomino, D. E., & Akers, M. D.: 2007 "A Review of Bankruptcy Prediction Studies: 1930 to Present," **Journal of Financial Education**, Vol. 33, 1-42.
- Berle, A. A., & Means, G. C.: 1933 **The Modern Corporation and Private Property**, New York: the Macmillian Company
- Biondi, Y.: 2005 Paper, "**The Firm as an Entity: Management, Organisation, Accounting**", University of St. Etienne, France, Presented in SASE 17th Meeting "What Counts? Calculation, Representation, Association" Budapest, July 1st
- Block, S. B., Hirt, G. A., & Danielsen, B. R., 2009 **Foundations of Financial Management**, New York: Mc Grew-Hill.
- Blum, A. L., & Langley, P.: 1997 "Selection of Relevant Features and Examples in Machine Learning," **Artificial Intelligence**, 245-271.
- Blum, M.:1974 "Failing Company Discriminant Analysis," **Journal of Accounting Research**, Vol. 12, No. 1 , 1-25.

- Bluman, A. G.: 2009 **Elementary Statistics.** New York: McGraw-Hill.
- Bradley, M., Schipani, C., Sundaram, A., & Walsh, J.: 1999 “The Purposes and Accountability of the Corporation in Contemporary Society: Corporate Governance at a Crossroads,” **Law and Contemporary Problems**, 38.
- Brealey, R. A., Myers, S. C., & Marcus, A. J.: 2001 **Fundamentals of Corporate Finance,** Boston: McGraw Hill.
- Brigham, E. F., & Houston, J. F.: 2012 **Fundamentals of financial management,** Ohio: South Western.
- Bullinaria, J. A.: 2015 Recurrent Neural Networks. **Neural Computation:** Lecture 12., School of Computer Science, University of Birmingham, UK
- Caillie, D. V.: 1999 Paper: Business Failure Prediction Models: What is the Theory Looking For? **Risk and Crisis Management**, 1-12, Universite de Liege, Liege, presented at the 2nd International Conference on Risk and Crisis Management, 'From day to day risks to crisis', Liège, Belgium
- Cavalcante, R. C., Brasileiro, R. C., “Computational Intelligence and Financial



Souza, V. L., &  
Nobrega, J. P.: 2016

Markets: A Survey and Future Directions,”  
**Expert Systems with Applications**, 194-  
211

Charitou, A., Charalambous, C., &  
Neophytou, E., 2004

“Predicting corporate failure: empirical  
evidence for the UK,” **European  
Accounting Review**, Vol. 13, No. 3, 465–  
497

Chudson, W. A., 1945

(Çevrimiçi)  
“**The Pattern of Corporate Financial  
Structure: A Cross-Section View of  
Manufacturing, Mining, Trade, and  
Construction**”, National Bureau Of  
Economic Research, New York,  
<https://www.nber.org/books/chud45-1> , 11  
Aralık 2018.

Deakin, E.: 1972

“A discriminant analysis of predictors of  
failure,” **Journal of accounting research**,  
10(1), 167-179

Delice, G.: 2003

“Finansal Krizler: Teorik ve Tarihsel bir  
Perspektif,” **Erciyes Üniversitesi İktisadi ve  
İdari Bilimler Fakültesi Dergisi**, Sayı: 20,  
57-81.

Devatha, V., & Dhiman, D.: 2019

“**Predicting bankruptcy using Machine  
Learning**”, (Çevrimiçi),

<https://towardsdatascience.com/predicting-bankruptcy-f4611afe8d2c>, 11.5.2018

Dikmen, B., 2007

**Firma Başarısızlık Tahminlerinde Matematiksel Model Uygulamaları**,  
Ankara: Sermaye Piyasası Kurulu

Dodd, M. E., 1932

“For Whom Are Corporate Managers”,  
**Harvard L. Rev.** 1145.

Dodge v Ford Motor Co: 1919

170 NW 668, Supreme Court of Michigan

Donders, A. T., van der Heijden, G. J.,  
Stijnen, T., & Moons, K. G.: 2006

“Review: A gentle introduction to imputation of missing values,” **Journal of Clinical Epidemiology** 59, 1087-1091

Dreiseit, S.: 2003

“**Artificial Neural Networks**”, Harvard-MIT  
Division of Health Sciences and Technology,  
University of applied sciences, University of  
Applied Sciences Upper Austria at  
Hagenberg, Çevrimiçi,  
<https://ocw.mit.edu/courses/health-sciences-and-technology/hst-951j-medical-decision-support-spring-2003/lecture-notes/lecture11.pdf>, 11 Aralık 2018.

Drucker, P., 1958

“Business Objectives and Survival Needs : Notes on a Discipline of Business Enterprise,” **The Journal of Business**, 81, 82.

Eğilmez, M.: 2017

**Küresel Finans Krizi.** İstanbul: Remzi Kitabevi.

Elkington, J.: 1997

**Cannibals with Forks: The Triple Bottom Line of 21th Century Business**, Oxford: Capstone Publishing.

Elkington, J.: 2006

**Governance for Sustainability. Corporate Governance**, 14/6, 21-45.

Erdönmez, P. A.: 2003

“Türkiye’de 2001 Yılındaki Mali Kriz Sonrasında Kurumsal Sektörde Yeniden Yapılandırma,” **Bankacılar Dergisi**, Sayı 47, 38-54.

Fitzpatrick, F.: 1932

“A Comparison of Ratios of Successful Industrial Enterprises with Those of Failed Firm,” **Certified Public Accountant**, 6, 727-731.

Freeman, E. R., Wicks, A. C., & Parmar, B.: 2004

“Stakeholder Theory and The Corporate Objective Revisited,” **Organization Science** Vol. 15, No. 3, 364–369.

- Freeman, R.: 1984 **Strategic management: A stakeholder approach.** Boston: Pitman Publishing Inc.
- Galler, B., & Kehrel, U.: t.y. Paper: **“Missing Data Methods in Credit Risk”.**
- Gitman, L. J., & Zutter, C. J.: 2012 **Principles of Managerial Finance,** New York: Pearson.
- Guyon, I., & Elisseeff, A.: 2003 “An Introduction to Variable and Feature Selection”. **Journal of Machine Learning Research**, 3, 1157-1182.
- Guyon, I., & Weston, J., & Barnhill, S. & Vapnik, V.: 2002 “Gene Selection for Cancer Classification using Support Vector Machines”. **Machine Learning**, 46, 389–422.
- IBM, t.y. **“Understanding Model Types”**, Çevrimiçi, [https://www.ibm.com/support/knowledgecenter/en/SS3RA7\\_17.0.0/clementine/understanding\\_modeltypes.html](https://www.ibm.com/support/knowledgecenter/en/SS3RA7_17.0.0/clementine/understanding_modeltypes.html)
- Jackendoff, N.: 1962 “A Study of Published Industry Financial and Operating Ratios,” New York: **Bureau of Economic and Business Research.**

- Jardin, P. D.: 2009  
“Bankruptcy Prediction Models: How to choose the most relevant variables?”, **Bankers, Markets, Investors**, issue 98, 39-46.
- Jardin, P. D.: 2009  
Paper: **Bankruptcy Prediction and Neural Networks: the contribution of variable selection methods**. Edhec Business School, Nice, France.
- Jardin, P. D.: 2012  
“The influence of variable selection methods on the accuracy of bankruptcy prediction models”, Edhec Business School, MPRA Paper No. 44383, posted 15 February 2013 17:09 UTC, **Bankers, Markets & Investors**, issue 116, January, 20–39, Çevrimiçi, <https://mpra.ub.uni-muenchen.de/44383/>
- Jardin, P. d.: 2017  
“Dynamics of firm financial evolution and bankruptcy prediction,” **Expert Systems With Applications**, 75, 25–43.
- Jensen, M. C., 2001  
“Value Maximization, Stakeholder Theory, and the Corporate Objective Function,” **Journal of Applied Corporate Finance**, Fall.
- Karsoliya, S.: 2012  
“Approximating Number of Hidden layer neurons in Multiple Hidden Layer BPNN Architecture,” **International Journal of Engineering Trends and Technology**,

Volume3, Issue6, s. 717 – 717.

Kasabov, N.: 1998

**Foundations of Neural Networks, Fuzzy Systems and Knowledge Engineering,**  
The MIT Pres, USA., 2.

Kazgan, G.: 2017

**Türkiye Ekonomisinde Krizler 1929-2009.**  
İstanbul: İstanbul Bilgi Üniversitesi Yayınları.

Keay, A.: 2008

“Ascertaining The Corporate Objective: An Entity Maximisation and Sustainability Model,” **The Modern Law Review Volume** 71 No 5, 663-698.

Koh, H. C.: 1990

“The use of multiple discriminant analysis in the assessment of the going-concern status of an audit client,” **Journal of Business Finance & Accounting**, 17, 179–192.

Kohavi, R., & John, G. H.: 1997

“Wrappers for feature subset selection,” **Artificial Intelligence**, 273-324.

Kücher, A., Mayr, S., Mitter, C., Duller, C., & Feldbauer-Durstmüller, B.: 2018

“Firm age dynamics and causes of corporate bankruptcy,” **Review of Managerial Science**.

Lang, L. H., & Stulz, R. M.: 1992

“Contagion and competitive intra-industry

effects of bankruptcy announcements,”  
**Journal of Financial Economics** 32, 45-60.

Lantz, B.: 2013

**Machine Learning with R**, Birmingham.  
Birmingham: Packt Publishing.

Lee, M.-C.: 2014

“Business Bankruptcy Prediction Based on  
Survival Analysis Approach,” **International  
Journal of Computer Science &  
Information Technology (IJCSIT)** Vol 6, No  
2, 103-119.

Lim, T., & Jessica, L.: 2012

“Bankruptcy Prediction: Theoretical  
Framework Proposal”, **International  
Journal of Management Sciences and  
Business Research** Volume 1, Issue 9,  
2226-8235.

Lin, F., Liang, D., Yeh, C.,  
& Huang, J.: 2014

“Novel Feature Selection to Financial  
Distress Prediction,” **Expert Systems with  
Applications**, 2472-2483.

Linden, H. P.: 2015

Master's thesis: Synthesis of research  
studies examining prediction of bankruptcy,  
Espoo: **Aalto University**.

John C.C. Macintosh:1999

“The issues, effects and consequences of  
the Berle-Dodd debate, 1931-1932”,

- Accounting, Organizations and Society**,  
24, 139-153
- Mainardes, W. E., Alves, H., &  
Raposo, M.: 2011
- “Stakeholder theory: issues to resolve,”  
**Management Decision** Vol. 49 No. 2, 226-  
252.
- McNelis, P. D.: 2005
- Neural networks in finance: gaining  
predictive edge in the market**, Academic  
Press.
- Meeyai, S.: 2016
- “Logistic Regression with Missing Data: A  
Comparison of Handling Methods, and  
Effects of Percent Missing Values,” **Journal  
of Traffic and Logistics Engineering**, Vol.  
4, No. 2, 128-134.
- Merwin, C.: 1942
- “Financing Small Corporations in  
Manufacturing Industries”, **National Bureau  
of Economic Research**, NewYork.
- MIT University: t.y.
- “An introduction to logistic regression”,  
Çevrimiçi, <https://ocw.mit.edu/courses/sloan-school-of-management/15-071-the-analytics-edge-spring-2017/logistic-regression/modeling-the-expert-an-introduction-to-logistic-regression/video-3-logistic-regression/>, 5.2.2019



Millon, D.: 1990 "Theories Of The Corporation," Vol. 1990:201. **Duke Law Journal**, 201-262.

Navlani, A.: 2018 (Çevrimiçi)  
"Decision Tree Classification in Python",  
Datacamp,  
<https://www.datacamp.com/community/tutorials/decision-tree-classification-python>  
19.2.2019

Navlani, A.: 2018 "Random Forests Classifier Python",  
Datacamp, Çevrimiçi,  
<https://www.datacamp.com/community/tutorials/random-forests-classifier-python> ,  
5.5.2019

Navlani, A.: 2018 "Svm Classification Scikit Learn Python",  
Datacamp, Çevrimiçi,  
<https://www.datacamp.com/community/tutorials/svm-classification-scikit-learn-python>,  
5.5.2019

Navlani, A.: 2019 "Neural Networks Models in R", Çevrimiçi,  
<https://www.datacamp.com/community/tutorials/neural-network-models-r> , 25.4.2019

Nielsen, M. A.: 2005 "Neural networks and deep learning",

Çevrimiçi,

<http://neuralnetworksanddeeplearning.com/>

25.4.2019

Odom, M. D., & Sharda, R.: 1990

“A Neural Network Model for Bankruptcy Prediction,” **IEEE Xplore**, 1990 IJCNN International Joint Conference on Neural Networks, San Diego, CA, USA, doi:10.1109/IJCNN.1990.137710

Opler, T. C., & Titman, S.: 1994

“Financial Distress and Corporate Performance,” **Annual Meeting of the American Finance Association** Vol. 49, No. 3, 1015-1040.

Öcal, N., & Kadioğlu, E.: 2015

“Finansal Başarısızlığın Tahmini: Borsa İstanbul’da İmalat Sektörü İçin Bir Uygulaması,” **Journal of Economics and Finance**. 7, 189-206.

Panchal, F. S.: 2014

“Review on Methods of Selecting Number of Hidden Nodes in Artificial Neural Network,” **International Journal of Computer Science and Mobile Computing**, Vol.3 Issue.11, s. 455-464.

Prieto, A., Prieto, B., Ortigosa, E. M., Ros, E., Pelayo, F., Rojas, I., & Ortega, J.: 2016

“Neural Networks: An overview of early research, current frameworks and new challenges,” **Neurocomputing**, 242-268.

Ross, S. A., Westerfield, R. W., & Jordan, B. D.: 2010

**Fundamentals of Corporate Finance**. New York: The McGraw-Hill.

- Saedsayad: t.y. "Artificial Neural Network", Çevrimiçi, [https://www.saedsayad.com/artificial\\_neural\\_network\\_bkp.htm](https://www.saedsayad.com/artificial_neural_network_bkp.htm) 29.4.2019
- Sahu, V.: 2018 "Power of Single Neuron Perceptron", Çevrimiçi, <https://towardsdatascience.com/https://towardsdatascience.com/power-of-a-single-neuron-perceptron-c418ba445095> , 29.4.2019
- Samanhya, S., Oware, K. M., & Yaansah, F. A.: 2016 "Financial Distress and Bankruptcy Prediction: Evidence from Ghana," **Expert Journal of Finance**, Volume 4, 52-65.
- Saurabh. "Perceptro Learning Algorithm", Çevrimiçi, <https://www.edureka.co/blog/perceptron-learning-algorithm/> 29.4.2019
- Saurabh.: 2019 "Backpropagation", Çevrimiçi, <https://www.edureka.co/blog/backpropagation/> 29.4.2019
- Sharma, S. "What the hell is perceptron", Çevrimiçi, <https://towardsdatascience.com/what-the-hell-is-perceptron-626217814f53> 5.12.2018
- Singh, G. D., Balamurugan, A. S., & Leavline, J. E.: 2016 "Literature Review on Feature Selection Methods for High-Dimensional Data", **International Journal of Computer Applications** (0975 – 8887) Volume 136 – No.1, 9-17.
- Smith, R., & Winakor, A.: 1935 Changes in the Financial Structure of

- Unsuccessful Industrial Corporations.  
**Bureau of Business Research** Bulletin No. 51. Urbana: University of Illinois Press.
- Soleimany, A.: 2019  
S191 “**Introduction to Deep Learning Lecture Notes (Deep Sequence Modeling)**”, Massachusetts Institute of Technology (MIT) EECS, Çevrimiçi,  
[http://introtodeeplearning.com/materials/2019\\_6S191\\_L1.pdf](http://introtodeeplearning.com/materials/2019_6S191_L1.pdf), 5.12.2018
- Statistical Solutions.  
“**What is Logistic Regression**”, Çevrimiçi,  
<https://www.statisticssolutions.com/what-is-logistic-regression/> 5.11.2018
- Sundaram, A. K.,  
& Inkpen, A. C.: 2004  
“The Corporate Objective Revisited.”,  
**Organization Science**, 15(3), 350-363,  
<https://doi.org/10.1287/orsc.1040.0068>
- Suojanen, W.: 1954  
“Accounting Theory and the Large Corporation,” 29, **The Accounting Review**, Vol. 29, No. 3, 391-398
- T.C. Gümrük ve Ticaret Bakanlığı:  
2018  
Temel Ekonomik Göstergeler Raporu, T.C. Gümrük ve Ticaret Bakanlığı,  
Çevrimiçi,  
[https://www.qtb.gov.tr/data/5ab8b974ddee7dd8b423e049/GTB\\_EKONOM%C4%B0%20SUNUMU\\_26.03.2018.pdf](https://www.qtb.gov.tr/data/5ab8b974ddee7dd8b423e049/GTB_EKONOM%C4%B0%20SUNUMU_26.03.2018.pdf), 5.12.2018
- Thian Cheng Lim, L. X.: 2012  
“Bankruptcy Prediction: Theoretical Framework Proposal”, **International Journal of Management Sciences and Business Research**, Volume 1, Issue 9, s.

69-74.

TOBB.: 2019

“Kurulan Kapanan Şirket İstatistikleri”,  
Çevrimiçi,  
[https://www.tobb.org.tr/BilgiErisimMudurlugu/  
Sayfalar/KurulanKapananSirketistatistikleri.p  
hp](https://www.tobb.org.tr/BilgiErisimMudurlugu/Sayfalar/KurulanKapananSirketistatistikleri.hp) ,5.12.2018

Torres-Reyna, O.: t.y.

“Getting Started in Logit and Ordered Logit  
Regression”, **Princeton University**. New  
Jersey: Data and Statistical Services,  
Çevrimiçi,  
<https://www.princeton.edu/~otorres/Logit.pdf>  
5.12.2018

Turnaroundletter: t.y.

“Largest Bankruptcies of all the time”,  
[https://www.turnaroundletter.com/largest-  
bankruptcies-of-all-time](https://www.turnaroundletter.com/largest-bankruptcies-of-all-time) 5.5.2019

Tüsiad.:2019

“2019 Yılına Girerken Türkiye ve Dünya  
Ekonomisi”, İstanbul: **Tüsiad Ekonomik  
Araştırmalar Bölümü**, Çevrimiçi,  
[https://tusiad.org/tr/yayinlar/raporlar/item/102  
34-2019-yilina-girerken-turkiye-ve-dunya-  
ekonomisi](https://tusiad.org/tr/yayinlar/raporlar/item/10234-2019-yilina-girerken-turkiye-ve-dunya-ekonomisi), 4.4.2018

Ullman, S., Poggio, T., Harari, D.,  
Zysman, D., & Seibert, D.Ç: 2014

9.54 Class 13 Unsupervised learning  
Clustering, <http://www.mit.edu>, **Center for  
Brains, Minds and Machines**, Cambridge:  
[http://www.mit.edu/~9.54/fall14/slides/Class1  
3.pdf](http://www.mit.edu/~9.54/fall14/slides/Class13.pdf) , 5.5.2018

VanderPlas, J.: 2016

“Python Data Science Handbook”, O'Reilly  
Media, Çevrimiçi,

<https://jakevdp.github.io/PythonDataScienceHandbook/05.11-k-means.html> 5.5.2018

Wade, C.

Transforming Skewed Data, Çevrimiçi,  
<https://towardsdatascience.com/transforming-skewed-data-73da4c2d0d16> , 5.5.2018

Wang, G., Ma, J., & Yang, S.: 2014

“An improved boosting based on feature selection for corporate bankruptcy prediction,” **Expert Systems with Applications**, 2353-2361.