



**GELİŞMİŞ VE GELİŞMEKTE OLAN ÜLKE BORSALARINDA İŞLEM
GÖREN ŞİRKETLERİN FİNANSAL BAŞARISIZLIKLARININ TAHMİNİ**

Doktora Tezi

Yavuz GÜL

Eskişehir 2025

**GELİŞMİŞ VE GELİŞMEKTE OLAN ÜLKE BORSALARINDA İŞLEM
GÖREN ŞİRKETLERİN FİNANSAL BAŞARISIZLIKLARININ TAHMİNİ**

Yavuz GÜL

DOKTORA TEZİ

İşletme Anabilim Dalı

Finansman Bilim Dalı

Danışman: Prof. Dr. Serpil ALTINIRMAK

Eskişehir

Anadolu Üniversitesi

Lisansüstü Eğitim Enstitüsü

Ocak 2025

JÜRİ VE ENSTİTÜ ONAYI

Yavuz GÜL'ün “Gelişmiş ve Gelişmekte Olan Ülke Borsalarında İşlem Gören Şirketlerin Finansal Başarısızlıklarının Tahmini” başlıklı tezi 16 Ocak 2025 tarihinde, aşağıdaki jüri tarafından Lisansüstü Eğitim-Öğretim ve Sınav Yönetmeliğinin 37. Maddesi uyarınca İşletme Anabilim Dalı Finansman Programı'nda, Doktora tezi olarak değerlendirilerek kabul edilmiştir.

İmza

Üye (Tez Danışmanı) : **Prof. Dr. Serpil ALTINIRMAK**

Üye : **Prof. Dr. Aslı AFŞAR**

Üye : **Prof. Dr. Nurullah UÇKUN**

Üye : **Prof. Dr. Feride HAYIRSEVER BAŞTÜRK**

Üye : **Doç. Dr. İlkay BADURLAR**

Prof. Dr. Saime ÖNCE

Anadolu Üniversitesi

Lisansüstü Eğitim Enstitüsü Müdürü

ÖZET

GELİŞMİŞ VE GELİŞMEKTE OLAN ÜLKE BORSALARINDA İŞLEM GÖREN ŞİRKETLERİN FİNANSAL BAŞARISIZLIKLARININ TAHMİNİ

Yavuz GÜL

İşletme Anabilim Dalı

Finansman Bilim Dalı

Anadolu Üniversitesi, Lisansüstü Eğitim Enstitüsü, Ocak 2025

Danışman: Prof. Dr. Serpil ALTINIRMAK

Mevcut tez çalışmasının amacı, işletmelerin finansal başarısızlıklarını 1 ve 2 yıl öncesinden kestirebilecek erken uyarı sistemi niteliğinde modeller kurmak ve başarısızlık tahmininde hangi yöntemlerin daha kullanışlı olduklarını ortaya koymaktır. G20 ülkelerinin gösterge hisse senedi endekslerinde işlem gören 570 şirketin 16 farklı finansal rasyosu kullanılmış ve söz konusu şirketler 2010 – 2019 dönemi için lojistik regresyon, yapay sinir ağları ve karar ağaçları ile analize tabi tutulmuştur.

Sağlanan sonuçlar, 1 yıl öncesinden lojistik regresyonun %94,7, yapay sinir ağlarının %98,1 ve karar ağaçlarının %96,1 doğrulukla sınıflama yaptıklarını göstermiştir. Ayrıca, gelişmiş ülkelerdeki işletmeleri lojistik regresyon %94,3, yapay sinir ağları %98,6 ve karar ağaçları %95,9 sınıflarken, gelişmekte olan ülkelerdeki işletmeler lojistik regresyon ile %97,2, yapay sinir ağları ile %97,9 ve karar ağaçları ile %94,4 doğrulukla sınıflanmıştır. Finansal başarısızlığı 2 yıl önceden tahmin edebilmek için kurulan modellere bakıldığında, lojistik regresyonun %84,4, yapay sinir ağlarının %92,5 ve karar ağaçlarının %91,1 sınıflama doğruluğuna sahip oldukları görülmektedir. Gelişmiş ülkelerdeki işletmeler lojistik regresyon ile %89,3, yapay sinir ağları ile %96,6 ve karar ağaçları ile %92,1 doğrulukla tahmin edilmişlerdir. Gelişmekte olan ülkelerdeki işletmeleri lojistik regresyon %80,6, yapay sinir ağları %94,4 ve karar ağaçları %91,3 doğrulukla gruplamıştır. Dolayısıyla, başarısızlık tahmini için en başarılı yöntemin yapay sinir ağları olduğu tespit edilmiştir.

Anahtar Sözcükler: Finansal Başarısızlık, G – 20 Ülkeleri, Lojistik Regresyon, Yapay Sinir Ağları, Karar Ağaçları.

ABSTRACT

PREDICTING THE FINANCIAL FAILURES OF FIRMS TRADED ON THE STOCK MARKETS OF DEVELOPED AND DEVELOPING COUNTRIES

Yavuz GÜL

Department of Business Administration

Programme in Finance

Anadolu University, Graduate School, January 2025

Supervisor: Prof. Dr. Serpil ALTINIRMAK

The purpose of this thesis is developing early warning system models that can predict the financial failure of a business 1 or 2 years in advance and revealing which methods are more accurate in predicting the failure. 16 financial ratios of 570 companies traded in the benchmark indices of G20 countries were adopted. Aforesaid firms were then analyzed with logistic regression, artificial neural networks and decision trees over the period 2010 – 2019.

Results showed that logistic regression achieved 94,7% accuracy, decision trees produce 96,1% accuracy rate and artificial neural networks had the highest prediction accuracy rate of 98,1%, one year prior to the failure. In developed countries, the obtained classification accuracy of logistic regression, artificial neural networks and decision trees were equal to 94,3%, 98,6% and 95,9%, respectively. Firms in developing countries were classified with an accuracy rate of 97,2% using logistic regression, 97,9% using artificial neural networks and 94,4% using decision trees. Models created to forecast financial failure two years in advance revealed that logistic regression achieved 84,4% classification accuracy while artificial neural networks and decision trees had an accuracy of 92,5% and 91,1%, respectively. Logistic regression provided a correct classification accuracy of 89,3%, artificial neural networks had 96,6% accuracy and decision trees reached 92,1% predictive accuracy for firms in developed countries. Logistic regression, on the other hand, correctly classified 80,6% of firms operate in developing countries while artificial neural networks and decision trees achieved accuracy rate of 94,4% and 91,3%, respectively.

Keywords: Financial Failure, G – 20 Countries, Logistic Regression, Artificial Neural Networks, Decision Trees.

TEŞEKKÜR

Bu tezin hazırlanması sürecinde engin bilgi ve deneyimlerinden faydalandığım ve birlikte çalışmaktan mutluluk duyduğum, tüm aşamalarda rehberliğini ve desteğini esirgemeyen çok değerli tez danışmanım Prof. Dr. Serpil ALTINIRMAK'a en derin saygı ve teşekkürlerimi sunarım.

Aynı zamanda, bu zorlu ve uzun süreçte her daim yanımda olan, burada adlarını tek tek saymakta güçlük çektiğim tüm dostlarıma minnetlerimi iletirim.

Ve tabii ki, hayatımın her anında, verdiğim her kararda desteklerini her zaman hissettiğim ve bugünlere gelmemde çok büyük emekleri bulunan annem Sabiha GÜL ve babam Hikmet GÜL'e sonsuz şükranlarımı sunarım...

Ocak, 2025

Yavuz GÜL

01/01/2025

ETİK İLKE VE KURALLARA UYGUNLUK BEYANNAMESİ

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

Yavuz GÜL

ÜRETKEN YAPAY ZEKÂ KULLANIM BEYANI

Bu tezi hazırlarken ChatGPT, Gemini, DALL-E vb. üretken yapay zekâ programlarından destek almadığımı beyan ederim.

Herhangi bir zamanda, çalışmamla ilgili yaptığım bu beyana aykırı bir durumun saptanması durumunda, ortaya çıkacak tüm ahlaki ve hukuki sonuçları kabul ettiğimi bildiririm.

Yavuz GÜL

İÇİNDEKİLER

	<u>Sayfa</u>
BAŞLIK SAYFASI	i
JÜRİ VE ENSTİTÜ ONAYI.....	ii
ÖZET	iii
ABSTRACT.....	iv
TEŞEKKÜR	v
ETİK İLKE VE KURALLARA UYGUNLUK BEYANNAMESİ.....	vi
ÜRETKEN YAPAY ZEKÂ KULLANIM BEYANI	vii
İÇİNDEKİLER	viii
TABLolar DİZİNİ	xiii
ŞEKİLLER DİZİNİ	xvii
GİRİŞ	1

BİRİNCİ BÖLÜM

1 KURAMSAL ÇERÇEVE.....	3
1.1 Finansal Başarısızlık Kavramı.....	3
1.2 Finansal Başarısızlık Göstergeleri	4
1.2.1 Sayısal göstergeler	4
1.2.1.1 Defter değerine dayalı göstergeler.....	4
1.2.1.2 Piyasa değerine dayalı göstergeler	4
1.2.2 Sayısal olmayan göstergeler.....	5
1.3 Finansal Başarısızlığın Nedenleri	5
1.3.1 Finansal başarısızlığın içsel nedenleri	5
1.3.1.1 Yetersiz yönetim	6
1.3.1.2 Fazla borçlanma	6
1.3.1.3 İşletme sermayesi yetersizliği.....	7
1.3.1.4 Nakit akışı yetersizliği	8

1.3.1.5 Bütçe kontrolünün olmaması	9
1.3.1.6 Maliyet sisteminin eksikliği	9
1.3.2 Finansal başarısızlığın dışsal nedenleri	9
1.3.2.1 Politik faktörler	10
1.3.2.2 Hukuki faktörler	10
1.3.2.3 Ekonomik faktörler	10
1.3.2.4 Teknolojik faktörler	11
1.3.2.5 Doğal faktörler	11
1.3.2.6 Pazarın yapısıyla ilgili faktörler	11
1.4 Finansal Başarısızlığa Yönelik Alınabilecek Tedbirler	11
1.4.1 Borçların vadesinin uzatılması veya borçların konsolidasyonu.....	12
1.4.2 Röfinansman	13
1.4.3 Alacaklıların alacaklarından kısmen vazgeçmeleri	13
1.4.4 İşletmenin alacaklılar komitesi tarafından yönetilmesi	13
1.4.5 Kullanılmayan varlıkların satılması veya kiralanması.....	14
1.4.6 Borçlara karşılık sermayeye iştirak payı verilmesi	14
1.4.7 Tahvillere karşılık hisse senedi verilmesi	14
1.4.8 Yeni ortaklar alınması	14
1.4.9 Tahvil faizlerinin düşürülmesi	15
1.4.10 Tahvillerin kâra iştirakli tahvillerle değiştirilmesi	15
1.4.11 Hisse senetlerinin nominal değerinin düşürülmesi.....	15
1.4.12 Aktiflerin yeniden değerlendirilmesi	15
1.4.13 Borçların menkul kıymetleştirilmesi (securitization).....	15
1.4.14 Küçülme.....	15
1.4.15 Konkordato	16
1.4.16 Birleşme	16
1.4.17 Tasfiye.....	17

İKİNCİ BÖLÜM

2 FİNANSAL BAŞARISIZLIK TAHMİN MODELLERİ VE ÇALIŞMALARI... 18

2.1 Teorik Modeller.....	19
2.1.1 Bilanço bozulma ölçüsü/entropi teorisi	19
2.1.2 Kumarbazın iflası teorisi	19
2.1.3 Nakit yönetimi teorisi	19
2.1.4 Felaket teorisi ve kaos teorisi.....	19
2.2 Tek Değişkenli İstatistiksel Modeller	20
2.2.1 Basit regresyon.....	20
2.2.2 Tekli diskriminant analizi.....	20
2.2.3 Markov zinciri	21
2.3 Çok Değişkenli İstatistiksel Modeller.....	21
2.3.1 Çoklu diskriminant analizi	22
2.3.2 Çoklu regresyon	24
2.3.3 Lojistik regresyon	25
2.3.4 Probit regresyon	27
2.3.5 Yapay sinir ağları	28
2.3.6 Sınıflama ve regresyon ağaçları (CART)	30
2.3.7 Destek vektör makineleri (SVM)	31
2.3.8 Rassal orman (Random forest).....	33
2.4 Finansal Başarısızlık Tahminine Yönelik Önde Gelen Çalışmalar	35
2.4.1 Beaver'ın çalışması.....	35
2.4.2 Tamari'nin çalışması.....	35
2.4.3 Altman'ın çalışması	36
2.4.4 Edmister'in çalışması	38
2.4.5 Sinkey'in çalışması	39
2.4.6 Ohlson'un çalışması.....	39

ÜÇÜNCÜ BÖLÜM

3 FİNANSAL BAŞARISIZLIK TAHMİNİNE İLİŞKİN G20 ÜLKELERİ ÜZERİNE BİR UYGULAMA	41
3.1 Çalışmanın Konusu ve Amacı	41
3.2 Çalışma Konusunun Önemi	41
3.2.1 Yönetim kararları açısından önemi	42
3.2.2 Kredi kurumları açısından önemi.....	42
3.2.3 Yatırım kararları açısından önemi	43
3.2.4 Devlet açısından önemi.....	43
3.2.5 Denetçiler ve analistler açısından önemi	43
3.2.6 Düzenleyici kuruluşlar açısından önemi	44
3.2.7 İş ve işçi kuruluşları açısından önemi.....	44
3.3 Çalışmanın Kapsamı ve İçeriği	44
3.4 Çalışmanın Sınırlılıkları	46
3.5 Çalışmanın Araştırma Yöntemi.....	47
3.6 Çalışmanın Veri Seti	47
3.7 Analiz ve Tartışma	53
3.7.1 Lojistik regresyon ile finansal başarısızlığın 1 yıl önceden tahmin edilmesi	62
3.7.1.1 Gelişmiş ülkelerdeki işletmelerin analizi	66
3.7.1.2 Gelişmekte olan ülkelerdeki işletmelerin analizi	68
3.7.2 Lojistik regresyon ile finansal başarısızlığın 2 yıl önceden tahmin edilmesi	70
3.7.2.1 Gelişmiş ülkelerdeki işletmelerin analizi	74
3.7.2.2 Gelişmekte olan ülkelerdeki işletmelerin analizi	76
3.7.3 Yapay sinir ağları ile finansal başarısızlığın 1 yıl önceden tahmin edilmesi	78

3.7.3.1 Gelişmiş ülkelerdeki işletmelerin analizi	83
3.7.3.2 Gelişmekte olan ülkelerdeki işletmelerin analizi	86
3.7.4 Yapay sinir ağları ile finansal başarısızlığın 2 yıl önceden tahmin edilmesi	89
3.7.4.1 Gelişmiş ülkelerdeki işletmelerin analizi	95
3.7.4.2 Gelişmekte olan ülkelerdeki işletmelerin analizi	98
3.7.5 Karar ağaçları ile finansal başarısızlığın 1 yıl önceden tahmin edilmesi	101
3.7.5.1 Gelişmiş ülkelerdeki işletmelerin analizi	105
3.7.5.2 Gelişmekte olan ülkelerdeki işletmelerin analizi	107
3.7.6 Karar ağaçları ile finansal başarısızlığın 2 yıl önceden tahmin edilmesi	109
3.7.6.1 Gelişmiş ülkelerdeki işletmelerin analizi	113
3.7.6.2 Gelişmekte olan ülkelerdeki işletmelerin analizi	117
3.7.7 Kullanılan tekniklerin performanslarının karşılaştırılması	120
SONUÇ	124
KAYNAKÇA	132

TABLÖLAR DİZİNİ

Sayfa

Tablo 3.1 Çalışma kapsamına alınan ülkeler (G20).....	48
Tablo 3.2 Çalışma kapsamına alınan endeksler	49
Tablo 3.3 Çalışmada yer alan işletmelerin ülkelere göre dağılımı.....	50
Tablo 3.4 Çalışmada kullanılan finansal oranlar.....	51
Tablo 3.5 Başarılı ve başarısız işletmelerin kırılımı	53
Tablo 3.6 İşletmelerin ülke grupları bazında dağılımı	54
Tablo 3.7 Yıllara göre başarısızlık yaşayan işletmelerin sayısı	55
Tablo 3.8 Finansal oranların tanımlayıcı istatistikleri I	56
Tablo 3.9 Finansal oranların tanımlayıcı istatistikleri II.....	57
Tablo 3.10 Normallik testi sonuçları I	58
Tablo 3.11 Normallik testi sonuçları II	58
Tablo 3.12 Tüm işletmelerin başarılı kabul edildiği ilk modele ait sınıflandırma tablosu.....	62
Tablo 3.13 Lojistik regresyon ile kurulan ilk modele ait Omnibus testi sonuçları	62
Tablo 3.14 Lojistik regresyon ile kurulan ilk modele ait özet istatistikler.....	63
Tablo 3.15 Lojistik regresyon ile kurulan ilk modele ait sınıflandırma tablosu	64
Tablo 3.16 Lojistik regresyon ile kurulan ilk modele ait çıktılar.....	64
Tablo 3.17 Gelişmiş ülkelerdeki işletmelere ilişkin kurulan ilk modele ait Omnibus testi sonuçları.....	66
Tablo 3.18 Gelişmiş ülkelerdeki işletmelere ilişkin kurulan ilk modele ait özet istatistikler	66
Tablo 3.19 Gelişmiş ülkelerdeki işletmelere ilişkin kurulan ilk modele ait sınıflandırma tablosu.....	67
Tablo 3.20 Gelişmiş ülkelerdeki işletmelere ilişkin kurulan ilk modele ait çıktılar	67
Tablo 3.21 Gelişmekte olan ülkelerdeki işletmelere ilişkin kurulan ilk modele ait Omnibus testi sonuçları	68
Tablo 3.22 Gelişmekte olan ülkelerdeki işletmelere ilişkin kurulan ilk modele ait özet istatistikler.....	69
Tablo 3.23 Gelişmekte olan ülkelerdeki işletmelere ilişkin kurulan ilk modele ait sınıflandırma tablosu.....	69

Tablo 3.24 Gelişmekte olan ülkelerdeki işletmelere ilişkin kurulan ilk modele ait çıktılar	70
Tablo 3.25 Lojistik regresyon ile kurulan ikinci modele ait Omnibus testi sonuçları ..	71
Tablo 3.26 Lojistik regresyon ile kurulan ikinci modele ait özet istatistikler.....	71
Tablo 3.27 Lojistik regresyon ile kurulan ikinci modele ait sınıflandırma tablosu	72
Tablo 3.28 Lojistik regresyon ile kurulan ikinci modele ait çıktılar.....	72
Tablo 3.29 Gelişmiş ülkelerdeki işletmelere ilişkin kurulan ikinci modele ait Omnibus testi sonuçları	74
Tablo 3.30 Gelişmiş ülkelerdeki işletmelere ilişkin kurulan ikinci modele ait özet istatistikler.....	74
Tablo 3.31 Gelişmiş ülkelerdeki işletmelere ilişkin kurulan ikinci modele ait sınıflandırma tablosu.....	74
Tablo 3.32 Gelişmiş ülkelerdeki işletmelere ilişkin kurulan ikinci modele ait çıktılar .	75
Tablo 3.33 Gelişmekte olan ülkelerdeki işletmelere ilişkin kurulan ikinci modele ait Omnibus testi sonuçları	76
Tablo 3.34 Gelişmekte olan ülkelerdeki işletmelere ilişkin kurulan ikinci modele ait özet istatistikler.....	76
Tablo 3.35 Gelişmekte olan ülkelerdeki işletmelere ilişkin kurulan ikinci modele ait sınıflandırma tablosu.....	77
Tablo 3.36 Gelişmekte olan ülkelerdeki işletmelere ilişkin kurulan ikinci modele ait çıktılar	77
Tablo 3.37 Yapay sinir ağları ile kurulan ilk model için test ve eğitim setleri	78
Tablo 3.38 Yapay sinir ağları ile kurulan ilk modelin ağ yapısı	79
Tablo 3.39 Yapay sinir ağları ile kurulan ilk modele ilişkin özet bilgiler	80
Tablo 3.40 Yapay sinir ağları ile kurulan ilk modele ait sınıflandırma tablosu.....	81
Tablo 3.41 Yapay sinir ağları ile kurulan ilk modele ait AUC değerleri	82
Tablo 3.42 Gelişmiş ülkelerdeki işletmeler için yapay sinir ağları ile kurulan ilk modele ait test ve eğitim setleri	83
Tablo 3.43 Gelişmiş ülkelerdeki işletmeler için yapay sinir ağları ile kurulan ilk modelin ağ yapısı	83
Tablo 3.44 Gelişmiş ülkelerdeki işletmeler için yapay sinir ağları ile kurulan ilk modele ait sınıflama tablosu	84

Tablo 3.45 Gelişmiş ülkelerdeki işletmeler için yapay sinir ağları ile kurulan ilk modele ait AUC değerleri.....	85
Tablo 3.46 Gelişmekte olan ülkelerdeki işletmeler için yapay sinir ağları ile kurulan ilk modele ait test ve eğitim setleri	86
Tablo 3.47 Gelişmekte olan ülkelerdeki işletmeler için yapay sinir ağları ile kurulan ilk modelin ağ yapısı	86
Tablo 3.48 Gelişmekte olan ülkelerdeki işletmeler için yapay sinir ağları ile kurulan ilk modele ait sınıflama tablosu	87
Tablo 3.49 Gelişmekte olan ülkelerdeki işletmeler için yapay sinir ağları ile kurulan ilk modele ait AUC değerleri	88
Tablo 3.50 Yapay sinir ağları ile kurulan ikinci model için test ve eğitim setleri	89
Tablo 3.51 Yapay sinir ağları ile kurulan ikinci modelin ağ yapısı	89
Tablo 3.52 Yapay sinir ağları ile kurulan ikinci modele ilişkin özet bilgiler	90
Tablo 3.53 Yapay sinir ağları ile kurulan ikinci modele ait sınıflandırma tablosu.....	91
Tablo 3.54 Yapay sinir ağları ile kurulan ikinci modele ait AUC değerleri	93
Tablo 3.55 Gelişmiş ülkelerdeki işletmeler için yapay sinir ağları ile kurulan ikinci modele ait test ve eğitim setleri	95
Tablo 3.56 Gelişmiş ülkelerdeki işletmeler için yapay sinir ağları ile kurulan ikinci modelin ağ yapısı	96
Tablo 3.57 Gelişmiş ülkelerdeki işletmeler için yapay sinir ağları ile kurulan ikinci modele ait sınıflama tablosu	97
Tablo 3.58 Gelişmiş ülkelerdeki işletmeler için yapay sinir ağları ile kurulan ikinci modele ait AUC değerleri	97
Tablo 3.59 Gelişmekte olan ülkelerdeki işletmeler için yapay sinir ağları ile kurulan ikinci modele ait test ve eğitim setleri	98
Tablo 3.60 Gelişmekte olan ülkelerdeki işletmeler için yapay sinir ağları ile kurulan ikinci modelin ağ yapısı	99
Tablo 3.61 Gelişmekte olan ülkelerdeki işletmeler için yapay sinir ağları ile kurulan ikinci modele ait sınıflama tablosu	100
Tablo 3.62 Gelişmekte olan ülkelerdeki işletmeler için yapay sinir ağları ile kurulan ikinci modele ait AUC değerleri	100
Tablo 3.63 Karar ağaçlarıyla oluşturulan profiller I	103
Tablo 3.64 Karar ağaçları ile kurulan ilk modele ait sınıflandırma tablosu.....	104

Tablo 3.65	Karar ağaçları ile kurulan ilk modele ait AUC değerleri.....	104
Tablo 3.66	Gelişmiş ülkelerdeki işletmeler için karar ağaçlarıyla oluşturulan profiller I.....	106
Tablo 3.67	Gelişmiş ülkelerdeki işletmeler için karar ağaçları ile kurulan ilk modele ait sınıflandırma tablosu.....	106
Tablo 3.68	Gelişmiş ülkelerdeki işletmeler için karar ağaçları ile kurulan ilk modele ait AUC değerleri.....	107
Tablo 3.69	Gelişmekte olan ülkelerdeki işletmeler için karar ağaçlarıyla oluşturulan profiller I.....	108
Tablo 3.70	Gelişmekte olan ülkelerdeki işletmeler için karar ağaçları ile kurulan ilk modele ait sınıflandırma tablosu.....	109
Tablo 3.71	Gelişmekte olan ülkelerdeki işletmeler için karar ağaçları ile kurulan ilk modele ait AUC değerleri.....	109
Tablo 3.72	Karar ağaçlarıyla oluşturulan profiller II.....	112
Tablo 3.73	Karar ağaçları ile kurulan ikinci modele ait sınıflandırma tablosu.....	112
Tablo 3.74	Karar ağaçları ile kurulan ikinci modele ait AUC değerleri.....	113
Tablo 3.75	Gelişmiş ülkelerdeki işletmeler için karar ağaçlarıyla oluşturulan profiller II.....	116
Tablo 3.76	Gelişmiş ülkelerdeki işletmeler için karar ağaçları ile kurulan ikinci modele ait sınıflandırma tablosu.....	116
Tablo 3.77	Gelişmiş ülkelerdeki işletmeler için karar ağaçları ile kurulan ikinci modele ait AUC değerleri.....	117
Tablo 3.78	Gelişmekte olan ülkelerdeki işletmeler için karar ağaçlarıyla oluşturulan profiller II.....	119
Tablo 3.79	Gelişmekte olan ülkelerdeki işletmeler için karar ağaçları ile kurulan ikinci modele ait sınıflandırma tablosu.....	119
Tablo 3.80	Gelişmekte olan ülkelerdeki işletmeler için karar ağaçları ile kurulan ikinci modele ait AUC değerleri.....	120
Tablo 3.81	Yöntemlerin sınıflama doğruluklarının karşılaştırılması.....	120
Tablo 3.82	Yöntemlerin AUC değerlerinin karşılaştırılması.....	122
Tablo 3.83	Yöntemler bazında öne çıkan finansal oranlar	123

ŞEKİLLER DİZİNİ

Sayfa

Şekil 3.1 Bağımsız değişkenler arasındaki korelasyon katsayıları I	59
Şekil 3.2 Bağımsız değişkenler arasındaki korelasyon katsayıları II	61
Şekil 3.3 Yapay sinir ağları ile kurulan ilk modele ait grafik.....	81
Şekil 3.4 Yapay sinir ağları ile kurulan ilk modelde değişkenlerin önem dereceleri	82
Şekil 3.5 Gelişmiş ülkelerdeki işletmeler için yapay sinir ağları ile kurulan ilk modelde değişkenlerin önem dereceleri	85
Şekil 3.6 Gelişmekte olan ülkelerdeki işletmeler için yapay sinir ağları ile kurulan ilk modelde değişkenlerin önem dereceleri	88
Şekil 3.7 Yapay sinir ağları ile kurulan ikinci modele ait grafik.....	93
Şekil 3.8 Yapay sinir ağları ile kurulan ikinci modelde değişkenlerin önem dereceleri	94
Şekil 3.9 Gelişmiş ülkelerdeki işletmeler için yapay sinir ağları ile kurulan ikinci modelde değişkenlerin önem dereceleri	98
Şekil 3.10 Gelişmekte olan ülkelerdeki işletmeler için yapay sinir ağları ile kurulan ikinci modelde değişkenlerin önem dereceleri	101
Şekil 3.11 Karar ağaçları ile finansal başarısızlığın 1 yıl önceden tahmini	102
Şekil 3.12 Gelişmiş ülkelerdeki işletmeler için karar ağaçları ile finansal başarısızlığın 1 yıl önceden tahmini.....	105
Şekil 3.13 Gelişmekte olan ülkelerdeki işletmeler için karar ağaçları ile finansal başarısızlığın 1 yıl önceden tahmini	107
Şekil 3.14 Karar ağaçları ile finansal başarısızlığın 2 yıl önceden tahmini	110
Şekil 3.15 Gelişmiş ülkelerdeki işletmeler için karar ağaçları ile finansal başarısızlığın 2 yıl önceden tahmini.....	114
Şekil 3.16 Gelişmekte olan ülkelerdeki işletmeler için karar ağaçları ile finansal başarısızlığın 2 yıl önceden tahmini	117

GİRİŞ

İşletmelerin finansal başarısızlıkları ve başarısızlığın tahmin edilmesi, uzun zamandır çalışılan konulardan biri durumundadır. Finansal başarısızlığa yönelik olarak gerçekleştirilen araştırmalarda, başarısızlık tanısı için farklı kavramlar ve tanımlamalar kullanılabildiği ve ayrıca farklı kriterler gözetilebildiği görülmektedir. Günümüzdeki teknolojik gelişmeler ile beraber sınırların günden güne kalkması neticesinde, işletmeler daha yoğun rekabet koşullarında varlıklarını sürdürmektedirler. Bu bağlamda işletmeler, faaliyetlerini problemsiz şekilde yürütebilmek için kaynaklarını etkin biçimde kullanmak zorundadırlar. İşletmeler yukarıda da sözü edilen sıkı rekabet şartları altında verimlilik, teknolojik gelişmelere ayak uydurma ve etkin kaynak kullanımı gibi konularda başarılı olamadıklarında ve/veya meydana gelen diğer birtakım problemler sonucunda iflasa kadar giden bir yola girebilmektedirler. İşletmelerin yaşadıkları finansal başarısızlıklar yalnızca işletmeleri değil, işletmelerin ilişki içerisinde bulundukları birimler ile ülke ekonomisini de etkileme potansiyeli barındırdığı için, bu alana yönelik çalışmalar büyük önem arz etmektedir.

İşletmeler kimi zaman içsel kimi zaman dışsal sebeplerden dolayı finansal başarısızlık ile karşı karşıya kalmaktadırlar ve bu başarısızlık durumunu önceden kestirebilmek için finansal başarısızlıklara ilişkin geliştirilen modellerden yararlanmaktadırlar. Söz konusu tahmin modelleri, işletmelerin bizzat kendilerinin yanı sıra çeşitli kamu kuruluşları, kredi verenler ve yatırımcılar gibi diğer bir çok birim için karar alma ve aksiyon geliştirme konularında yardımcı olmaktadır. İşletmeler tahmin edebildikleri ve öngörebildikleri olası başarısızlık karşısında, bu başarısızlığın en az zararla atlatılabilmesi maksadıyla çeşitli tedbirler alma imkanı yakalayacaklardır. Diğer yandan kredi verenler ve yatırımcılar, işletmelerin durumuna göre kredi kullandırma ve yatırım yapma gibi konularda daha sağlıklı karar alabilecektir. Devlet ise, ülke içerisinde çok sayıda başarısız işletme olmasının ekonomiye vereceği zararları göz önünde bulundurarak, politikalarını o yönde revize etme ve düzenlemeler yapma şansına sahip olacaktır. .

Başarısızlık tahminine yönelik geliştirilen modellerin her birinin kendilerine özgü avantaj ve dezavantajları bulunmaktadır. Her ne kadar yıllar içerisinde tahmin modellerinde gelişmeler ve iyileşmeler meydana gelse de, “kusursuz” olarak nitelendirilebilecek bir modelin halen var olmaması, bu yöndeki çalışmaların günümüzde de devam etmesinin en önemli sebeplerindendir.

Bu çalışmanın amacı, G20 ülkelerinden oluşan bir örnekleme kullanarak işletmelerin finansal başarısızlıklarını 1 ve 2 yıl öncesinden tahmin edebilecek yüksek doğruluğa sahip model / modeller oluşturarak, finansal başarısızlık modellerinden faydalanan paydaşlara yol gösterici olabilmek ve böylece olası işletme başarısızlıklarına yönelik olarak gerekli tedbirlerin alınmasına yardımcı olmaktır.

Çalışmanın birinci bölümünde, finansal başarısızlık kavramına ilişkin teorik çerçeve çizilmiş, finansal başarısızlığın göstergeleri, nedenleri ve finansal başarısızlığa yönelik alınabilecek önlemler tartışılmıştır.

Çalışmanın ikinci bölümünde, finansal başarısızlık tahmin modelleri ve yöntemleri ile finansal başarısızlık alanında yapılmış bazı önemli çalışmalar sunulmuştur.

Çalışmanın üçüncü bölümünde, çalışmanın konusu, amacı, kapsamı ve içeriği, önemi açıklanmıştır. Ayrıca, çalışmanın sınırlılıklarına, araştırma yöntemine ve veri setine değinilmiş, analizlerden sağlanan sonuçlar ele alınmıştır.

Çalışmanın son bölümünde, çalışma bir bütün olarak ele alınmış, elde edilen çıktılar değerlendirilmiş ve gelecekteki çalışmalar için önerilerde bulunulmuştur.

BİRİNCİ BÖLÜM

1 KURAMSAL ÇERÇEVE

1.1 Finansal Başarısızlık Kavramı

İşletmeler zaman zaman çeşitli etkenlerden dolayı finansal açıdan problemler yaşayabilmektedirler. Finansal başarısızlık, İngilizce literatürde çoğunlukla “Financial Distress” veya “Financial Failure” olarak ifade edilmektedir. Konu hakkında yapılan araştırmalar incelendiğinde, bu kavramın gerek çalışmaların ve analizlerin yapıldığı sektörler sebebiyle gerekse değişik bakış açılarından kaynaklı olarak farklı şekillerde açıklanabildiği görülmektedir. Finansal başarısızlık en geniş haliyle, işletmelerin finansal yükümlülüklerini yerine getirememeleri ya da zorlukla yerine getirebilmeleri olarak belirtilmektedir (İçerli ve Akkaya, 2006, s. 413). Çalışmalarda başarısız işletmeler belirlenirken gözetilen kriterin kimi zaman finansal başarısızlık kimi zaman ise iflas olduğu görülmektedir. Beaver finansal başarısızlığı, şirketlerin vadesi gelen finansal yükümlülüklerini ödeyememesi biçiminde ortaya koymaktadır (Beaver, 1966, s. 71). Altman, finansal başarısızlık için “iflas” kavramını kullanmış ve yasal olarak iflas başvurusunda bulunmuş olma ile beraber kayyum atanmış ya da “Ulusal İflas Yasası (National Bankruptcy Act)” uyarınca reorganizasyon hakkı verilmiş olmasını finansal başarısızlık olarak ele almıştır (Altman, 1968, s. 589). Deakin ise acze düşmüş, iflas etmiş yada tasfiye edilmiş olmayı finansal başarısızlık şeklinde tanımlamaktadır (Deakin, 1972, s.168). Öte yandan vadesi gelen borçları ödeyememe, iflas sürecine girme ya da alacaklarından vazgeçmeleri için kredi verenlerle açık uzlaşma gibi durumlar Blum için finansal başarısızlığı işaret etmektedir (Blum, 1974, s. 3). Literatürdeki çalışmalarda finansal başarısızlığa ilişkin olarak kullanılan pek çok farklı kavram ve tanım bulunmaktadır.

Finansal başarısızlık kavramı işletme başarısızlığı, teknik başarısızlık, negatif net değere sahip olma ve iflas şeklinde dört başlık altında incelenebilmektedir. Bunlar esasen finansal başarısızlığın türleri olup, finansal başarısızlığa giden yolda geçilen aşamaları da akla getirmektedir. Çünkü genel itibariyle finansal başarısızlık yaşanmadan önce ilk etapta birtakım problemlerle karşılaşıldığı, bunu teknik başarısızlık yani likidite probleminin takip ettiği, sonrasında negatif net değere sahip olma ve iflasın geldiği söylenmektedir. Bu noktada teknik başarısızlık, işletmenin teknik likiditesinde problemler meydana gelmesi ve yükümlülüklerini yerine getirmede sıkıntılar yaşaması

biçiminde nitelendirilmektedir. Zaman zaman finansal başarısızlık ve iflas kavramlarının birbirlerinin yerine kullanıldığı görülse de aslında iflas, finansal başarısızlık neticesinde meydana gelen, işletmenin borçlarının varlıklarını aşması durumu olarak ifade edilmekte olup, finansal başarısızlığın özel bir durumu şeklinde ortaya çıkmaktadır. Öte yandan finansal başarısızlık yaşayan her işletmenin iflas edeceğini öne sürmek doğru değildir (İçerli ve Akkaya, 2006, s. 414). Çeşitli problemler yaşamakta olan işletmeler, birtakım tedbirlerin alınması ve düzenlemelerin yapılması ile beraber iflas durumundan kurtularak, tekrar “sağlıklı” bir biçimde faaliyetlerine devam edebilmektedir.

Literatürde finansal başarısızlığın göstergesi olarak pek çok farklı kriter kullanılmaktadır. Bu kriterler sayısal göstergeler ve sayısal olmayan göstergeler şeklinde iki alt kısım altında incelenebilmektedir.

1.2 Finansal Başarısızlık Göstergeleri

Finansal başarısızlığa giden yolda çeşitli öncü göstergelerden söz etmek mümkündür. Bu göstergeler, temelde sayısal olan ve sayısal olmayan göstergeler şeklinde ifade edilmektedir. Sayısal olan göstergeler kendi içerisinde piyasa değerine dayalı ve defter değerine dayalı göstergeler olarak ikiye ayrılmaktadır (Özdemir, 2011a, s. 52-53).

1.2.1 Sayısal göstergeler

Sayısal göstergeler, raporlanmış finansal tablolar vasıtasıyla ortaya konulabilen göstergelerdir.

1.2.1.1 Defter değerine dayalı göstergeler

Bu göstergeler, finansal tablolarda çeşitli kalem veya kalemlerle yapılan hesaplamalar ya da bir kalemin bir kaç yıldaki seyrine bakmak suretiyle yapılan değerlendirmeler sonucunda elde edilen ve finansal başarısızlık hususunda sıkça başvurulanan göstergelerdir.

Defter değerine dayalı göstergeler, son 3 yıl üst üste zarar edilmiş olunması, işletmenin özkaynaklarının negatife dönmesi, aktifin belli bir oranın (%10 gibi) üzerinde kaybolmuş olması, sermayenin belirli bir oranda (%50 gibi) aşınması ve dağıtılmayan karların belli bir oran üzerinde azalmış olması şeklinde ifade edilebilmektedir (Özdemir, 2011a, s. 53).

1.2.1.2 Piyasa değerine dayalı göstergeler

Dayanak noktası, işletmenin veya işletmenin hisselerinin piyasa değeridir. Borsa verileri ile ortaya konulabilmektedirler.

İşletmenin hisse senetlerinin belli bir periyottaki piyasa değerinin, işlem görmekte olduğu borsa endeksindeki değişimden daha yüksek bir düşüş göstermesi, hisse başına düşen net aktif değer hisse başına düşen defter değerinin altına düşmesi, işletmenin kredi derecesinin öngörülenin üzerinde düşmüş olması, işletmenin hisse senedi fiyatlarının hızlı ve devamlı düşüş göstermesi gibi durumlar piyasa değerine dayalı göstergelere örnek olarak gösterilmektedir (Özdemir, 2011a).

1.2.2 Sayısal olmayan göstergeler

Sayısal olmayan göstergelerde, finansal başarısızlık ya da başarı durumuna dair belirli bir referans noktası bulunmamaktadır.

İşletmenin hisse senedi tahtasının kapatılması, borsa kotundan çıkarılması, işletmenin hisselerinin yakın izleme pazarına alınması, iflas başvurusunda bulunulması, borçların ödenmesinde ve yükümlülüklerin yerine getirilmesinde sıkıntılar yaşanması, üretimin durdurulması ya da yavaşlaması, işten çıkarmalar, işletmeye kayyum atanmış olması, problemlili krediler ve faaliyet zararları gibi durumlar sayısal olmayan başarısızlık göstergeleri olarak nitelendirilmektedir.

1.3 Finansal Başarısızlığın Nedenleri

İşletmelerde meydana gelen finansal başarısızlıklar bir çok sebepten kaynaklanabilmektedir. Finansal başarısızlıklar işletmenin içsel problemlerinden dolayı oluşabileceği gibi dışsal birtakım olumsuzluklardan da ortaya çıkabilmektedir. İşletmeler bulundukları çevreyi etkiledikleri gibi faaliyet gösterdikleri çevreden de etkilenmektedir. Dolayısıyla işletmelerin müdahalede bulunamayacağı bazı dışsal durumlardan ötürü işletmeler sıkıntılar yaşayabilmektedir. İşletmeler bu sebepleri en aza indirmek ve bahsedilen faktörlerin etkilerini minimum seviyeye düşürmek için çaba göstermektedirler.

1.3.1 Finansal başarısızlığın içsel nedenleri

İşletmenin içsel başarısızlık nedenleri, işletmenin faaliyetleri dolayısıyla meydana gelen ve yöneticiler tarafından kontrol edilebilecek özellikte olan nedenlerdir. Bu sebeptendir ki söz konusu nedenleri ‘işletme riski’ şeklinde tanımlamak da mümkündür. İşletmedeki içsel sebeplerden ötürü gerçekleşen başarısızlıklar genel itibariyle yetersiz yönetim, fazla borçlanma, işletme sermayesi yetersizliği, nakit akışı yetersizliği, bütçe kontrolünün

olmaması ve maliyet sisteminin eksikliği gibi durumlarla açıklanabilmektedir (Mills ve Robertson, 1991; Cemalcılar vd., 1985’den aktaran Karacan ve Savcı, 2011, s. 43).

1.3.1.1 Yetersiz yönetim

İşletmelerin başarısızlık sebeplerine ilişkin yapılan araştırmaların neticelerine göre, başarısızlıkta en büyük pay “yönetim” kademelerine aittir (Argenti, 1976’dan aktaran Karacan ve Savcı, 2011, s. 43). Öyle ki işletme yöneticilerinin stok politikasına, alacak politikasına, kâr dağıtım politikasına ve işletme sermayesinin yönetimine ilişkin kararları, yatırım kararları ve çeşitli diğer unsurlarla ilgili aldıkları kararlar işletmenin problemler yaşamasına sebebiyet verebilecektir. İsabetli ve yerinde alınan kararlar ise, işletme faaliyetlerinin büyümesini, kâr marjlarının yükselmesini ve dolayısıyla işletme değerinin artmasını sağlayacaktır.

Yöneticilerin işletmede etkin bir iç kontrol mekanizması oluşturamaması sebebiyle faaliyetlerdeki gidişata ilişkin denetimin yeterli şekilde sağlanamaması neticesinde işletme başarısızlıklarla karşı karşıya kalabilmektedir. İşe alım sürecindeki hatalar, etkin bir risk yönetiminin gerçekleştirilememesi, pazarlama ve satış faaliyetlerine ilişkin problemler buna örnek olarak gösterilebilmektedir. Yönetimsel hiyerarşideki bozukluklar ve aksaklıklar, yönetsel açıdan planlamaların iyi yapılamaması, işletmenin departmanları arasındaki iletişim ve koordinasyondaki eksiklikler de işletmelerin problem yaşamasına neden olabilmektedir. Ayrıca, sektöre dair gelişmelerden haberdar olunmaması ve yönetimde “tek adamlık” durumu yetersiz yönetim kapsamında değerlendirilebilecek hususlar arasındadır.

1.3.1.2 Fazla borçlanma

İşletmeler, işletme sermayesinde meydana gelebilecek yetersizliklerden dolayı kısa vadeli yükümlülüklerini karşılayabilmek maksadıyla borç kullanımına başvurabileceklerdir. İşletme sermayesindeki yetersizliğin seviyesine göre işletmenin kullanmak isteyeceği borç miktarı artabilecektir. Bu noktada katlanılmak zorunda olunan finansman giderlerinin işletmenin sırtında büyük bir kambur oluşturma riski doğacaktır. İşletmenin ileride yeni borçlanmalara gereksinim duymamak veya duysa bile bu gereksinimin minimum düzeyde oluşmasını sağlamak için, almış olduğu borçları ve kullandığı kredileri verimli bir şekilde değerlendirmesi gereklidir.

İşletme yöneticilerinin borçlanma vasıtasıyla kaldıraç etkisinden yararlanmak istemeleri gündeme gelebilmektedir. Ancak bu noktada, işletmenin optimum borçlanma düzeyinin belirlenerek o doğrultuda bir aksiyon içerisine girilmesi gerekmektedir. Aksi takdirde aşırı borçlanma durumu, işletmenin yükümlülüklerini karşılamada problemler yaşamasına sebebiyet verebilecek, işletmeye kredi kullandıranlar ve yatırımcılar nezdinde işletmenin riskliliğini artırabilecektir.

İşletmelerin (özellikle büyüme aşamasında olan) kimi zaman yeni yatırımlarda bulunmak için borç kullanmaları olağandır. Bu sebeple sermaye artırımları yapılabilmekte, tahvil ihracı gerçekleştirilebilmekte ya da bankalardan kredi (sendikasyon kredisi de dahil) kullanılabilir. Bu noktada nakit döngüsünün korunması ve etkin bir nakit akış yönetiminin gerçekleştirilmesi durumunda, yükümlülüklerdeki artışın problem yaratma olasılığı en aza indirilecektir.

İşletme, fazla borçlanma sebebiyle problemler yaşamamak maksadıyla gelecekteki yükümlülüklerini karşılamak için yeterli güce sahip olup olmadığının analizini yapmak zorundadır. İşletmenin sermaye yapısı irdelenmeli ve optimum borç düzeyi belirlenmelidir. Borçlanırken risk, maliyet, esneklik ve uygunluk gibi kriterler de göz önünde bulundurulmalıdır.

1.3.1.3 İşletme sermayesi yetersizliği

İşletme sermayesi işletmenin dönen varlıklarını ifade etmektedir. Net işletme sermayesi ise, işletmenin dönen varlıkları ile kısa vadeli yükümlülükleri arasındaki farktır ve işletmenin kısa vadeli yükümlülüklerini karşılayabilmesi hususunda zaman zaman bir gösterge olarak kullanılabilir. İşletmenin stok yönetimi, alacak yönetimi, spekülasyon amaçlarla bulundurulmuş kısa vadeli finansal kaynakların yönetimi ve nakdin yönetimi işletme sermayesi yönetimi kapsamında değerlendirilmektedir.

İşletme sermayesinin etkin yönetimi, işletmenin faaliyetlerini sürdürebilmesi, kısa vadeli yükümlülüklerini karşılayamama riskinin azaltılması, kredi değerliliğinin artırılması gibi çeşitli açılardan büyük öneme sahiptir.

İşletme sermayesiyle ilgili çalışmalar ve analizler yapılması ve işletme sermayesinin (stokların, alacakların, kısa vadeli borçların vs.) etkin ve doğru bir biçimde yönetilmesi işletmeye büyük fayda getirecektir. Bu aşamada işletme sermayesinin yeterliliği diğer bir deyişle işletme sermayesinin yeterli olduğunun, gerekenden fazla olduğunun veya

gerekenden az olduđunun analizi, işletme sermayesi ihtiyacının ve bu ihtiyaca etki eden faktörlerin belirlenmesi önem taşımaktadır. Bu noktada yapılabilecek hatalı yahut eksik hamleler, işletmenin ilerleyen dönemlerde borçlarını ödeyememe ve teknik likidite gibi problemler yaşamasına sebebiyet verebilecektir.

1.3.1.4 Nakit akışı yetersizliđi

İşletme, nakit giriş ve çıkışları dengeleyebildiđi sürece faaliyetlerini aksatmadan devam ettirme kabiliyetine sahip olacaktır. Böylesi bir durum hem işletmenin yöneticileri hem de yatırımcılar, kreditorler gibi üçüncü kişiler tarafından arzu edilmektedir.

İşletmelerde nakit akışlarının deđişimi son derece önemlidir. İşletmelerin nakit akış tabloları temelde üç alt kısımdan oluşmaktadır. Bunlar, işletme faaliyetlerinden kaynaklanan nakit akışları, yatırım faaliyetlerinden kaynaklanan nakit akışları ve finansman faaliyetlerinden kaynaklanan nakit akışlarıdır. İşletmelerin yükselen satış hacmine rağmen tahsilatta yaşanan problemler ve stoklarda meydana gelen artış işletmelerin nakit akışlarını olumsuz etkileyebilmektedir. Benzer şekilde, işletmelerin çeşitli duran varlık yatırımlarında bulunmaları ya da borçlanmadan kaynaklanan giderlere ilişkin nakit çıkışları, işletmelerin negatif nakit akışına sahip olmalarına yol açabilmektedir. Bu noktada nakit döngüsünün etkin bir şekilde sağlanabilmesinin önemi ön plana çıkmaktadır. İşletmeler negatif nakit akışına (özellikle esas faaliyetlerden kaynaklanan) sahip olmalarına rağmen, nakit döngüsünü sağlayabildikleri ve güçlü bir finansal yapıya sahip oldukları takdirde finansal sıkıntı yaşamayacaklardır. Ancak, nakit döngüsünün yönetimindeki etkinsizlik, işletmenin faaliyetlerinde aksamalara neden olabilecek ve/veya yükümlölüklerini yerine getirmede sorunlar yaşamasına yol açabilecektir. Yayınlanan nakit akış tabloları incelenerek, işletmelerin mevcut ve gelecekteki likiditesine ilişkin çıkarımlarda bulunmak mümkündür.

Nakit akışlarının tespitinde yaşanan aksaklıklar işletmenin sıkıntılarla karşı karşıya kalmasına neden olabilmektedir. McInaney bu sıkıntıları, işletme varlığının tehlikeye düşmesi, kredi bulma imkanlarının güçleşmesi, faiz oranlarının yükselmesi, alış iskontosundan faydalanma olanağının ortadan kalkması şeklinde sıralamaktadır (McInaney, 1994'den aktaran Karacan ve Savcı, 2011, s. 45).

1.3.1.5 Bütçe kontrolünün olmaması

Bütçe kontrolünün olmayışı esasen, yetersiz yönetim sebebiyle kaynaklanan başarısızlıklar kapsamında ele alınan konularla benzeşen bir olgudur. İşletmelerde yöneticiler, faaliyetlerin planlanması ve denetiminin sağlanması noktasında çeşitli yükümlülükler taşımaktadırlar.

İşletmelerde bütçelerin hazırlanması, yıllık faaliyetlerin planlanmasına yardımcı olabilmek, yöneticileri belirlenen amaçlara ulaşma hususunda motive edebilmek, faaliyetlerin denetimini sağlayabilmek, bölümler arası koordinasyonu ve uyumu sağlayabilmek gibi çeşitli amaçlar doğrultusunda gerçekleşmektedir.

İşletmelerde bütçe kontrolünün olmayışı, belirtilen bu çeşitli amaçların gerçekleştirilmesinde sıkıntılar meydana getirebilmekte ve işletmenin başarısız olmasına ön ayak olabilmektedirler.

1.3.1.6 Maliyet sisteminin eksikliği

Maliyetlerin doğru hesaplanabiliyor ve bu bağlamda kontrolünün sağlanabiliyor oluşu, işletmeler açısından olumlu bir durum olarak karşımıza çıkmaktadır. Maliyetlerin tespitiyle beraber işletmeler, diğer işletmelere karşı üstünlük kurma avantajına sahip olabileceklerdir. Zira bu sayede kaynakların etkin ve optimum şekilde kullanımını sağlayabileceklerdir.

Maliyetlerin hesaplanması, kar ve üretim planlamasında büyük katkılar sağlayacaktır. Öyle ki, maliyetlerini doğru ve etkin bir şekilde hesaplayabilen işletmeler, gerek fiyat koyma kararları, gerekse optimum düzeyde kaynaklarını kullanabilme noktasında rekabet açısından üstünlük kurabileceklerdir. Sermaye maliyeti açısından ele alındığında ise, işletmeler, yatırım projelerini değerlendirirken ya da yatırım kararları verirken iskonto oranı olarak sermaye maliyetini kullanacağından dolayısıdır ki maliyetin doğru hesaplanabiliyor oluşu, işletmeye bu konularda kararlar alırken doğru şekilde hareket edebilme olanağı tanıyacaktır.

1.3.2 Finansal başarısızlığın dışsal nedenleri

Bilindiği gibi işletmeler, bulundukları çevreyi etkiledikleri gibi aynı zamanda bulundukları çevreden de etkilenmektedirler. İşletmeler dış çevreden kaynaklanan durumlardan kaçınamamaktadır. Bu bağlamda işletmeler, kontrol edemedikleri ve

iřletmeyi etkileyen faktörlerin bulunduđu bu çevreyi iyi bir şekilde analiz etmeli ve hamleleriyle, bu çevreden kaynaklanan olumsuzlukların etkilerini en aza indirmeye çalışmaktadır. Örneğın, iřletmelerin gerçekleřtirmiş olduđu SWOT analizi yani iřletmenin güçlü ve zayıf yanlarıyla beraber iřletmeyle alakalı fırsatların ve tehditlerin analiziyle,iřletmenin iç analizinin yanı sıra dış çevresinden kaynaklanan birtakım olumsuzluk ve tehditlerin de tespiti amaçlanmaktadır. İřletmelerin, finansal yönden başarısızlık yaşamasına sebebiyet verebilecek nedenler, politik, hukuki, ekonomik, teknolojik, doğal, pazarın yapısıyla ilgili durumlardan kaynaklanabilmektedir.

1.3.2.1 Politik faktörler

Hükümetlerin çeřitli sebeplerden dolayı ekonomiye yapabileceğı müdahaleler iřletmeleri doğrudan ya da dolaylı yollardan etkileyebilmektedir. Örneğın, ithalat ve ihracatla ilgili yapılacak olan birtakım düzenlemeler neticesinde kimi iřletmeler olumlu olarak etkilenirken kimi iřletmeler olumsuz olarak etkilenebilmektedir. İřletmelerin müdahale şansının olmadığı ve aynı zamanda kaçınmadığı böyle bir durum karşısında iřletmeler, aksiyon geliřtirebilmeli ve kendilerine aksiyon alanı yaratabilmelidir. Aksi durumda iřletmeleri başarısızlığa götüren bir durumla karşı karşıya kalınabilir. Hükümetle kurulacak olan iyi iliřkiler böylesi bir durumdan kaçabilme yolu olarak karşımıza çıkabilmektedir. Ülkemizde de görüldüğü üzere politik dünyayla iyi iliřkiler kuran iřletmelere vergi borçlarının anında silinmesi gibi çok büyük avantajlar sağlanabilmektedir.

1.3.2.2 Hukuki faktörler

İřletmeler faaliyetlerini gerçekleřtirirken mevcut hukuk kurallarına ve hukuk düzenine uymakla yükümlüdürler. İřletmeler gerek müşterilerle, gerek diğeri iřletmelerle, gerekse diğeri tüm etkileřimde bulunduđu unsurlarla olan iliřkilerini hukuk düzlemine uygun olarak yürütmelidir. Tersi bir durumda iřletmeler, çeřitli yaptırımlarla karşı karşıya kalabilmektedir ve hatta bazen bu durum, iřletmelerin kapanmasına bile yol açabilmektedir.

1.3.2.3 Ekonomik faktörler

İřletmeler, faaliyetlerini çeřitli risk faktörleri altında yürütmektedirler. Sistematiik risk olarak adlandırılan ve iřletmelerin müdahalede bulunamadıkları gibi kaçınamadıkları kur, faiz, kredi gibi risk unsurları, iřletmeleri etkilemektedir.

Ekonomide faiz oranlarının hızla yükselmesi, enflasyon, döviz kurlarındaki değişimler, ekonomik kriz, durgunluk finansal başarısızlığın ekonomik nedenlerine örnek olarak gösterilebilir (Cengiz vd., 2015, s. 66). Yahut faiz oranlarının yükselmesi neticesinde işletmenin artan giderleri, döviz kurundaki dalgalanmalar sonucunda ödemelerde veya alımlarda yaşanabilecek problemler işletmeleri başarısızlığa götürebilmektedir.

1.3.2.4 Teknolojik faktörler

İşletmeler, değişen ve gelişen dünyaya paralel olarak teknolojiye meydana gelen değişiklikler ve gelişmeleri irdelemelidir. Gelişen teknolojiye ayak uydurulamaması neticesinde işletmeler, başarısızlığa giden bir yolla karşılaşabilmektedirler. Araştırma-geliştirme çalışmalarında, ürünlerinin kalitesini yükselterek memnuniyeti artırmak için yeni teknolojiler kullanmak konusunda geride kalan işletmeler büyük sıkıntılar yaşayabilmektedirler.

1.3.2.5 Doğal faktörler

Meydana gelebilecek olan deprem, yangın, sel, heyelan, tsunami, savaş gibi birtakım doğal durumlar neticesinde işletmeler zor durumda kalabilmektedirler. Dağıtım kanallarında yaşanan problemler, hammaddeye veya pazara ulaşmada karşılaşılan güçlükler, üretimde meydana gelebilecek aksaklıklar vs. gibi durumlar sonucunda işletmeler başarısızlıkla karşı karşıya kalabilmektedirler.

1.3.2.6 Pazarın yapısıyla ilgili faktörler

İşletmelerin faaliyet gösterdikleri sektörü, bu sektördeki rakiplerini ve onların politikalarını iyi analiz etmelidir. Sektördeki diğer işletmelerle olan rekabet konusunda dezavantaja sahip olan ya da geri kalan, pazarın yapısını iyi analiz edemeyen, pazarın ihtiyacına ve yapısına göre hareket edemeyen işletmelerin başarısızlıkla karşılaşmaları muhtemel olmaktadır.

1.4 Finansal Başarısızlığa Yönelik Alınabilecek Tedbirler

Çeşitli nedenlerden ötürü finansal başarısızlığa düşmüş ya düşme olasılığı bulunan işletmelerin, öncelikle finansal başarısızlığın nedenlerini ve potansiyel problemleri araştırması ve bunları ortaya koyması yani başarısızlığın nedenleri üzerine bir analiz yapması gerekmektedir. Sonrasında ise işletmenin finansal yapısının güçlendirilmesine ve finansal başarısızlığın atlatılmasına yönelik olarak birtakım aksiyonlar alınabilir.

İşletmenin durumu üzerinde iyileşmeler meydana gelmediği takdirde, işletmenin tasfiyesi, satışı veya devri gündeme gelebilecektir.

Başarısızlığa uğramış işletmelerde gerçekleştirilecek olan analizlerin ve alınacak aksiyonların temel amacı işletmenin varlığını sürdürebilmesini temin etmektir. Bu noktada, bir işletmede başarılı olan tedbir kararları aynı durumdaki başka işletmeler için uygulandığında aynı sonuçları vermeyebilir. Çünkü işletmelerin başarısızlığa uğramaları değişik sebeplerden kaynaklanabilmekte ve başarısızlığın boyutları farklılaşabilmektedir. Bu yüzden ki işletmelerin başarısızlığa ve nedenlerine yönelik olarak yapacakları çalışma büyük önem arz etmektedir.

İşletmelerin finansal başarısızlık hususunda yapabilecekleri hamlelerden bazıları aşağıda sunulmaktadır (Akgüç, 1998, s. 949 – 956).

1.4.1 Borçların vadesinin uzatılması veya borçların konsolidasyonu

İşletme, esasen güçlü bir yapıya sahip olsa bile sürekli olmamakla beraber teknik likidite konusunda sıkıntı yaşıyor yani kısa vadeli yükümlülüklerini yerine getirmede zorlanıyor ise, böylesi bir durumda vadesi gelmiş durumda bulunan borçların, alacaklılarla anlaşarak vadesi uzatılabilir ve kısa vadeli borçlar uzun vadeli borç haline dönüştürülebilir. Alacaklılar işletmenin tasfiyesi durumunda, varlıkların değerinin çok altında nakde dönüşeceğini ve ayrıca bu işlemlerin zaman alacağını düşüneceklerinden, borçların vadesinin uzatılması yönünde bir tutum izleyebilmektedirler. Bu noktada alacaklıların, işletmenin gelecekte yükümlülüklerini yerine getirebileceğini düşünüyor olmaları ve bu hususta yönetime güvenlerinin olması, vade uzatımında önemli etkenlerden biridir.

Alacaklılar, vade uzatılmasına ilişkin anlaşmanın yanı sıra finansal durum düzelinceye kadar kâr payı ödemesi yapılmaması gibi birtakım kontrol mekanizmaları da uygulayabilmektedirler. Öte yandan işletmenin birden fazla alacaklısı olduğu düşünüldüğünde, bu alacaklıların hepsi vade uzatımı hususunda uzlaşmacı bir tavır sergilemeyebilir. Bu durumda alacaklılar, uzlaşmacı olmayan bir miktar ufak alacaklının borcunu ödeyebilmekte ve hatta kimi zaman işletmeye, uygun koşullarla borç sağlayabilmektedirler. Dikkat edilmesi gereken noktalardan bir tanesi de işletme geçici bir teknik likidite sıkıntısı yaşıyor ise borçların vadesinin uzatılmasının düşünüleceğidir. Eğer işletme topyekün bir finansal başarısızlık içerisinde ise alacakların vadelerinin uzatılmasının tercih edilmeyeceği düşüncesi ağır basmaktadır.

1.4.2 R finansman

R finansman esasen, mevcut borcun  denebilmesi i in yeni bir bor lanmaya gidilmesi demektir. Yani bulunan y ksek faizli borcun, uygun  artlarla ve daha d   k faizle yeni bir bor lanmaya gidilerek kapatılmasıdır. Bu sayede i letme,  nceki borcu kapatmı  ve daha uygun  artlarla bor lanmı  olabilecektir. Ancak  demeler hususunda iyi bir d ng  yaratılamadı ı takdirde, s z konusu avantaj ortadan kalkabilecektir.

1.4.3 Alacaklıların alacaklarından kısmen vazge meleri

Bu durum, i letmenin alacakların bir kısmını  deyerek, di er kısmından alacaklıların vazge mesini talep etmesi ve alaca ın bir kısmının nakit ya da senet olarak  denmesi  eklinde nitelendirilmektedir. Alacaklılar i letmenin tasfiyesi ya da iflası halinde, olu acak de er kayıpları nedeniyle i letmenin talep etti inden daha b y k bir alacak miktarından vazge mek durumunda kalabilirler. B ylesi bir durumda, alacaklıların i letmenin talep etti i  ekilde alacaklarının bir kısmından vazge meleri cazip olabilmektedir. Bu noktada i letmenin birden fazla alacaklısı oldu u i in b t n alacaklılar alacaklarının bir kısmından feragat etmek istemeyebilir. Bu sorun i letme tarafından   z lmelidir.

Alacaklılar alacaklarının bir kısmından vazge ti i takdirde, alacaklı a ısından bir vergi avantajı sa lamaktadır. Anla ma yolu ile vazge ilmi  olan miktar de ersiz alacak kapsamında zarar olarak yazılarak vergi matrahından d   lebilmektedir.

1.4.4 I letmenin alacaklılar komitesi tarafından y netilmesi

Alacaklıların i letme y neticilerinin i letmeyi  ıkmazdan kurtaracak yeterli bilgiye ve deneyime sahip olmadıklarını d   nmeleri veya i letme y netimine g venmemeleri gibi birtakım sebeplerden dolayı alacaklılar, i letmenin y netimini devralmak ko ulu ile i letmeye finansal a ıdan yardımda bulunmayı kabul edebilmektedir. I letmenin finansal durumu d zelinceye kadar y netimi devralan alacaklılar, iyile me sonucunda y netimi tekrar i letme y neticilerine devreder. Bu s re zarfı i erisinde i letmenin    nc  ki ilere kar ı sorumlulukları aynen devam s rmektedir. E er gelecek karanlık g r n yorsa, alacaklılar i letmenin daha uzun bir s rede tasfiyesi i in tedbirler alabilmektedirler (Akg  , 1998, s. 951).

1.4.5 Kullanılmayan varlıkların satılması veya kiralanması

İşletmenin faaliyetlerini etkin bir şekilde sürdürebilmesi için kullandığı varlıkların dışındaki, nadiren kullandığı ya da hiç kullanmadığı varlıkların satılması durumudur. İşletmeler bu sayede fon girişi sağlayarak finansal durumlarında rahatlama yaratabilmektedirler.

İşletmeler kimi zaman da varlıklarını satarak, geri kiralama yoluna gidebilmektedirler. Böylece işletme fon girişi sağlayabilmektedir. Ancak böyle bir durumda işletme, muhtemel değer artışlarından mahrum kalabilmektedir. Ayrıca gelecekte büyük kira artışlarıyla karşılaşabilmekte ve işletmenin duran varlıklarını satışa çıkarması neticesinde işletmenin itibarı zedelenebilmektedir (Akgüç, 1998, s. 954).

1.4.6 Borçlara karşılık sermayeye iştirak payı verilmesi

İşletme yöneticileri, alacaklılara borçlarına karşılık sermayeye iştirak payı verebilmektedirler. Sermayeyi iştirak payı verilmesi çeşitli şekillerde gerçekleştirilmektedir. İşletmenin sermayesi artırılarak, artan kısım alacaklara verilebilir. Bu senaryoda işletmenin borçları azalırken özsermayesinde artış meydana gelmektedir. Diğer bir yol ise, işletme ortaklarının ya da sahiplerinin kendi paylarından alacaklılara tahsis etmesidir. Böylesi bir halde ise sermayede artış oluşmamaktadır. Bu durumu, alacaklılar, işletmenin geleceğini parlak gördüklerinde veya alacaklarını tahsil etmek için başka bir yol olmadığını düşündüklerinde kabul edebilmektedirler.

1.4.7 Tahvillere karşılık hisse senedi verilmesi

İşletme tahvillere karşılık hisse senedi vermeyi önerebilmektedirler. Böylece işletmenin uzun vadeli borçları azaltılarak özsermayesi artırılabilir.

1.4.8 Yeni ortaklar alınması

Finansal başarısızlık içerisinde olan bir işletmeyi yeni ortaklar bilhassa büyük ortaklar bulmak oldukça zordur. Bu durum ancak, işletmenin potansiyelinin yüksek ve geleceğinin parlak görüldüğü hallerde ve çekici koşullar sağlandığı takdirde gerçekleştirilebilmektedir.

1.4.9 Tahvil faizlerinin düşürülmesi

İşletmeler tahvil sahiplerine, tahvil faizlerinin düşürülmesi yönünde bir teklifte bulunabilirler. Bu teklif kabul edildiği takdirde işletmelerin sabit maliyetlerinde azalma sağlanabilmekte ve finansal yapı güçlendirilebilmektedir.

1.4.10 Tahvillerin kâra iştirakli tahvillerle değiştirilmesi

İşletme bu sayede sabit faiz yükünden kurtulabilmektedir. İşletme, kâr sağlaması durumunda kâra iştirak hakkı verebilmektedir.

1.4.11 Hisse senetlerinin nominal değerinin düşürülmesi

Finansal başarısızlık yaşayan işletmelerin, hisse senetlerinin nominal değerlerini düşürmesine izin verilebilmektedir. Bu sayede talep artarak işletmenin finansal yapısına olumlu bir katkı sağlanabilmektedir.

1.4.12 Aktiflerin yeniden değerlendirilmesi

Bu durum işletmeye kaynak sağlarken aynı zamanda yeni kaynak bulmasını da kolaylaştırabilmektedir. Burada amaç, muhasebe üzerindeki enflasyonist etkilerin temizlenerek, nominal değerlerin reel değerlere dönüştürülmesidir.

1.4.13 Borçların menkul kıymetleştirilmesi (securitization)

İşletmeler, menkul kıymet ihraç ederek kullanmış oldukları banka kredilerinin tamamını ya da bir kısmını ödeyebilmektedirler. Ancak finansal açıdan başarısız durumda bulunan bir işletmenin menkul kıymet ihraç ederek satması oldukça güç bir olduğundan, ancak alacaklı banka tarafından ödeme garantisi verildiği takdirde böyle bir yol izlenebilmektedir.

1.4.14 Küçülme

İşletmenin çeşitli iştirakleri ya da bağlı ortaklıkları olması durumunda, bunlardan birinin ya da birkaçının satılması halinde elde edilecek fonlar, işletmede finansal açıdan rahatlama sağlayabilmektedir. Kısmi varlık satışı, iştirak hisselerin bir bölümünün halka satılması, bir işletme biriminin hisselerinin halihazırdaki hissedarlara dağıtılması şeklinde de gerçekleştirilmektedir. Burada amaç, işletmenin etkinliğinin ve verimliliğinin artırılarak finansal açıdan işletmeye nefes aldirmek ve kârlılığı yükseltmektir.

İşletmeler küçülme kararı aldıklarında, çoğu zaman personel çıkarma yoluna da gitmektedirler. Uzun vadede işletme üzerinde olumsuz etkisi olmasına rağmen, günümüzde halen bir çok işletme bu yolu izlemektedir.

İşletmelerin küçülme kararlarındaki dikkat etmeleri gereken konulardan biri yatırımlardaki küçülmenin işletmenin finansal yapısını tamamıyla bozacak biçimde uygulanmamasıdır. Aksi halde, işletmenin finansal durumu daha da zayıflayabilmektedir.

1.4.15 Konkordato

Konkordato, işleri yolunda gitmeyen, finansal durumu bozulmuş dürüst borçluları korumak için geliştirilmiş hukuki bir müessesedir. Alacaklıların, alacaklarının belli bir oranından vazgeçmesi ve borçlunun, elindeki imkanlarla borçlarını kabul edilen bir yüzde oranında ödemesi ile kalan borçlarından kurtulması durumudur. Esasen alacaklıların, kesin olarak alacaklarının belli bir oranından vazgeçmesi gerekmemektedir. Borçlu işletmenin borçlarını ödemesi belirli bir vadeye bağlanabilir ve vade içerisinde borçların tamamının ödenmesi ve konkordato tarihinden itibaren faiz verilmemesi de kararlaştırılabilir (Akgüç, 1998, s. 955). Bu müessesenin borçların yapılandırılmasından farkı, hukuki bir yapısının olmasıdır.

Mahkemeye sunulmuş olan konkordato teklifinin kabul edilmesi kanunda belirtilen bazı şartlar çerçevesinde gerçekleşmektedir. Konkordato davetine katılan alacaklıların çoğunluğu yani üçte ikisi tarafından konkordato teklifi kabul edildiği takdirde, bu durum kabul etmeyen alacaklıları da bağlamaktadır.

Konkordato, borçların yapılandırılmasını sağlamak suretiyle işletmelerin tasfiyesinin önüne geçebilmektedir. İflas durumunda borçlunun malvarlığının tasfiyesi yoluyla alacaklıların hakkının gözetilmesi esas iken konkordatoda amaç, borçlunun çıkmazdan kurtarılmasıdır.

1.4.16 Birleşme

Birleşme, işletmelerin birleşerek yeni bir ticari yapı ortaya çıkarmaları ya da bir işletmenin diğer bir işletmenin yapısına katılması olarak nitelendirilebilmektedir. Finansal açıdan başarısızlık yaşayan bir işletmenin başka bir işletmeyle birleşerek yeni bir yapı meydana getirmesi, işletmenin finansal yapısının ve kabiliyetinin güçlenmesini sağlayabilmektedir. Bununla beraber, avantajlarının yanı sıra kontrol kaybı, çatışma gibi birtakım dezavantajlar da meydana gelebilmektedir.

1.4.17 Tasfiye

Finansal başarısızlık içerisinde bulunan işletmenin, gerçekleştirilen aksiyonlar neticesinde durumunun düzelmesi ihtimalinin düşük gözükmesi halinde, işletmenin tasfiyesi zaruri hale gelebilmektedir. Tasfiye, işletmenin faaliyetlerine son vererek, varlıklarının paraya dönüştürülmesi yoluyla borçlarının ödenmesini ve geriye kalan miktar varsa ortaklar arasında paylaştırılmasını ifade etmektedir. Alacaklılardan, alacağını tam olarak alamayanların olduğu durumlarda aciz vesikası verilmektedir.

İşletmenin satılması mümkün değil ise işletme tasfiye edilmektedir. Bu durum, finansal başarısızlığın en büyüğüdür. Bu noktada tasfiye kararı için zaman ve risk faktörlerine dikkat edilmesi gerekmektedir.



İKİNCİ BÖLÜM

2 FİNANSAL BAŞARISIZLIK TAHMİN MODELLERİ VE ÇALIŞMALARI

İşletmeler, bulundukları çevreyi etkiledikleri gibi bulundukları çevreden de etkilenmektedirler. Piyasada fazlaca sayıda başarısız işletmenin bulunuyor olması ülke ekonomisini de olumsuz etkileyen bir durumdur. Bu sebeptendir ki araştırmacılar, işletmelerin finansal başarısızlıklarını önceden tahmin etme ve erken uyarı sistemleri geliştirme konusunda çokça çalışma yapmışlardır. Bilhassa 1960'lı yıllardan itibaren araştırmacılar, bu konu üzerine daha fazla çalışmaya başlamışlardır. Örneğin bu çalışmaların birinde Tamari (1966), finansal vaziyeti kötü olan işletmelerin finansal oranlarının, faaliyette bulunduğu sektörün ortalamalarından farklılaştığını ve bu farkın iflas dönemine yaklaştıkça daha da arttığını tespit etmiştir. Deakin (1972) ise, finansal başarısızlığı tahmin etmek için Beaver (1968) ve Altman (1968)'in modellerine alternatif bir model oluşturmayı amaçlamıştır. 1964 ve 1970 yılları arasında başarısızlık yaşayan 32 işletme ile başarılı olan 32 işletmeyi ele alan Deakin, özellikle diskriminant analizinin işletme başarısızlıklarını tahmin etmek için kullanılabileceğini belirtmiştir. Bu alandaki bir diğer çalışmada Gepp ve Kumar (2008), şirketlerin finansal başarısızlıklarının tahmini için Cox SA, diskriminant analizi ve lojistik regresyon yöntemlerini kullanarak, 1974 – 1991 yılları arasındaki 117 başarılı ve 72 başarısız işletmeyi ele almışlardır. Kullanılan bu üç yöntemin başarısızlıktan 1 yıl öncesi için % 96 doğrulukla sınıflandırma yaptıklarını tespit etmişlerdir. Türkiye'de çalışmalarını gerçekleştiren Muzır ve Çağlar (2009), finansal başarısızlık alanında yaygın olarak kullanılan 8 modeli (Beaver'ın tek değişkenli modeli, Z-Score, revize edilmiş Z-Score, ZETA, Deakin'in işletme başarısızlığı modeli, O-Score, Zavgren'in BPR modeli, Zmijewski'nin finansal başarısızlık tahmin modeli) test ederek, modellerin tahmin güçlerini kıyaslamayı amaçlamışlardır. Neticesinde model önerilerinin hiç birinin %90'ın üzerinde bir doğru sınıflandırma yapmadığını, Ohlson tarafından önerilen O-Score modelinin %81,6 ile diğer bütün modellerden daha başarılı sınıflandırma yaptığını saptamışlardır.

Finansal başarısızlıkların önceden tespit edilmesi, değişen durumlara hızlı reaksiyon verilebilmesi, muhtemel başarısızlıklara karşı tedbirler alınabilmesi veya düşük performans gösteren işletmelerin saptanabilmesi gibi açılardan önem arz etmektedir. Bununla beraber, finansal başarısızlığa ilişkin çalışmalar günümüzde halen tam olarak bir başarı sağlayamamaktadırlar. Bu bağlamda, finans sektörünün öneminin ve finans

sektörüne olan ilginin gün geçtikçe arttığı düşünüldüğünde, başarısızlık tahmin modellerinin de buna paralel şekilde ivme kazandıkları gözlemlenmektedir. Bu modeller temelde, teorik modeller, tek değişkenli istatistiksel modeller ve çok değişkenli istatistiksel modeller olarak üç grup altında incelenebilmektedirler.

2.1 Teorik Modeller

Temel itibariyle başarısızlığın nedenlerinin ele alındığı modellerdir. 4 başlık altında incelenmektedir.

2.1.1 Bilanço bozulma ölçüsü/entropi teorisi

Bu modele göre belirli bir zaman dilimi içerisinde, işletmelerin bilançolarında büyük değişiklikler meydana gelmiyorsa, o işletmelerin mevcut dengeyi sürdüreceği fakat bilançolarında büyük değişimler olan işletmelerin ise denge durumunu koruyamayacakları ve bu değişimler kontrol edilemeyecek türden ise işletmelerin gelecekte finansal başarısızlık yaşayacağı ifade edilmektedir.

2.1.2 Kumarbazın iflası teorisi

Bu modelde işletmeler, gelişigüzel bir biçimde kumar oynayan kumarbaza benzetilmektedir. Kumarbaz, kazanma ya da kaybetme ihtimalleriyle oyununa devam etmekte ve oyun, kumarbaz tüm parasını kaybedinceye kadar sürmektedir. İşletmeler de, net değerleri sıfır olana kadar varlıklarını idame ettirirler ve nakit giriş ve çıkışlarına sahiptirler ancak eğer üst üste bir kaç dönem boyunca negatif nakit akımına sahip olurlarsa iflas etmektedirler.

2.1.3 Nakit yönetimi teorisi

İşletmelerde kısa vadeli nakit yönetimi önemli bir husus konumunda bulunmaktadır. Nakit giriş ve çıkışları arasındaki uyumsuzluk, nakit yönetiminde başarısızlığın habercisidir ve bu durumun belirli bir süre devam etmesi işletmeyi, iflasa kadar götürebilecektir.

2.1.4 Felaket teorisi ve kaos teorisi

Modelde, işletmelerin başarısızlığı felaket olarak düşünülmektedir. İşletmelerin karmaşık davranışlarda bulunan karmaşık sistemler olması ise kaos ile açıklanmaktadır. Burada maksat bu teoriler vasıtasıyla finansal başarısızlığa teorik bir boyut kazandırmaktır.

2.2 Tek Değişkenli İstatistiksel Modeller

Tek değişkenli istatistiksel modeller, yalnızca bir değişken kullanarak analiz yapmakta olan yöntemlerdir (Karagöz ve Ekici, 2004, s. 32).

Tek değişkenli modeller, finansal rasyoları birer birer analiz etmek suretiyle finansal başarısızlık öngörüsünde bulunmaya çalışmaktadırlar. Bu modeller basit regresyon, tekli diskriminant ve Markov Zinciri olmak üzere üç başlık altında incelenmektedir.

2.2.1 Basit regresyon

Basit regresyon, biri bağımsız biri bağımlı iki değişkeni ele alarak söz konusu değişkenler arasında nedensellik ilişkisi arayan ve potansiyel ilişkiyi tahmin etmeye çalışan bir yöntemdir (Nakip, 2003'den aktaran Doğrul, 2009, s. 56).

Basit regresyon analizi genel olarak $Y = a + bX$ şeklinde gösterilmektedir. Bu eşitlikteki "a", $X = 0$ iken Y'nin alacağı ortalama değeri açıklayan sabit terimi, "b" ise, X'deki bir birim değişimin Y'de yol açtığı ortalama değişim miktarını açıklayan regresyon katsayısını ifade etmektedir (Büyüköztürk, 2004'den aktaran Doğrul, 2009, s. 56)

Basit regresyon analizinin temel kabullerine göre, analizde kullanılacak bağımsız değişkenlerin normal dağılıma uyum göstermesi gerekmektedir. Lakin gerek finansal başarısızlık çalışmalarında gerekse diğer finansal analizlerde kullanılan değişkenler genellikle normal dağılıma uymadıklarından ötürü, günümüzde bu yöntem başarısızlık tahminlerinde pek kullanılmamaktadır.

2.2.2 Tekli diskriminant analizi

Bu analiz iki ya da daha fazla sayıdaki grupların üyeleri arasındaki farklılıkları maksimize eden ve değişkenlerin doğrusal bileşiminden oluşan bir ya da daha çok fonksiyonun saptanmasıdır (Klecka, 1980, s. 7). Diskriminant analizi kullanılan bağımsız değişken sayısına göre tekli ve çoklu diskriminant analizleri şeklinde ikiye ayrılmaktadır. Tek bir değişken kullanılarak yapılan diskriminant analizleri tekli diskriminant analizi olarak adlandırılmaktadır.

Tekli diskriminant analizinin finansal başarısızlık çalışmalarında kullanılabilirliği düşüktür. Çünkü finansal başarısızlığı sadece tek bir oran vasıtası ile tahmin etmeye çalışmak çok gerçekçi ve doğru sonuçlar vermeyecektir. Dolayısıyla zaman içerisinde,

daha üstün yöntemlerin de ortaya çıkmasıyla beraber tekli diskriminant analizinin yerini çoklu diskriminant analizinin aldığını söylemek yanlış olmayacaktır.

Finansal başarısızlık tahminine yönelik olarak tekli diskriminant analizi kullanılarak yapılan çalışmalar incelediğinde, Beaver (1966)'ın finansal oranları kullanarak gerçekleştirmiş olduğu çalışma dikkat çekmektedir. Beaver bu çalışmasında, 1954 – 1964 yılları arasını çalışma dönemi olarak belirlemiş ve 38 farklı sektörde faaliyet gösteren 79 başarısız ve eşlemeli örnekleme yöntemi ile 79 başarılı işletmeyi esas almıştır. Çalışma neticesinde, nakit akışı / toplam borç oranının en mühim oran olduğunu ve finansal bakımdan başarısız ile başarılı işletmelerin finansal rasyoları arasında önemli ölçüde farklılıklar bulunduğunu beyan etmiştir.

2.2.3 Markov zinciri

Bu analiz, gerçekleşmekte olan bir faaliyetin gelecekteki durumu hakkında bilgi edinmek gayesiyle kullanılan bir tekniktir. Sistemlerin geçmişteki ve şimdiki faaliyetlerinin olasılıklarından yararlanarak gelecekteki olasılıklarını ortaya koymak bu analizin esasını oluşturmaktadır. Bu model finansal başarısızlık alanında ilk defa Wilcox (1971) tarafından kullanılmıştır ve Wilcox oluşturduğu modelle iyi sonuçlar elde etmiştir fakat sonrasında bu modelden faydalanılarak yapılan çalışmalarda aynı başarılı sonuçlara ulaşılamamış ve dolayısıyla modelin geçerliliği sürekli bir biçimde tartışılmıştır. Gerek geçerliliğinin tartışılmasından dolayı gerekse tek boyutlu bir model olmasından dolayı günümüzde kullanılmamaktadır (Doğrul, 2009, s. 57-58).

Tek değişkenli bu istatistiki modellerin en avantajlı yanı uygulanmalarının kolay olmasıdır ancak bununla beraber çeşitli dezavantajları da bulunmaktadır (Aktaş vd., 2003, s. 5). Bu sebeptendir ki günümüzde tek değişkenli modeller yerini çok değişkenli modellere bırakmıştır.

2.3 Çok Değişkenli İstatistiksel Modeller

Tek değişkenli istatistiksel modellerde, bir analizin diğer değişkenleri hesaba katmadan, tek değişkenle sonuca ulaşmaya çalışmasının eksik ve yetersiz kalacağı düşüncesinden dolayı, söz konusu modellerin yerini zamanla çok değişkenli modeller almıştır. Çok değişkenli modellerin olumlu yönü model sonuçlarının daha istikrarlı olmasıdır.

İncelenen bir değişken, bir ya da daha çok sayıda değişkenle beraber değişim içindedir. Bu değişkeni incelerken, söz konusu değişken ile birlikte değişen veya ilişkili diğer tüm

değişkenleri kontrol altına almaya çalışan istatistiksel modeller “çok değişkenli istatistiksel modeller” olarak adlandırılmaktadır (Özdamar, 2002).

Bir modelin çok değişkenli olmasından kastedilen, kurulan modellerde finansal rasyoların birden fazla olmasıdır. Diğer bir deyişle aynı denklem içerisinde iki ya da daha çok finansal orandan faydalanılarak finansal başarısızlığa ilişkin tahminlemede bulunmaktadır. Modelde bütün finansal oranların kullanılmasının mümkün olmadığı durumlarda, kullanılacak olan finansal oranların belirlenmesi için çeşitli istatistiki analizler yapılması gerekmektedir ve bu yüzden araştırmacıların kişisel yargıları daha az olmaktadır. Öte yandan tek başına açıklayıcılığı düşük olan bir finansal oran, çok değişkenli bir modele dahil edildiğinde daha yüksek bir açıklayıcılığa sahip olabilmektedir.

Daha önce aktarıldığı gibi tek değişkenli istatistiksel modeller, ele alınan değişken üzerindeki iç ve dış faktörleri sabit ya da türdeş kabul ederek çözüm oluşturmayı heeflemektedir. Lakin gerçekte bir değişkeni ele alırken bu değişken ile birlikte değişen veya ilişkili olan diğer tüm değişkenleri türdeş ya da sabit kabul etmek mümkün değildir. Gerçekçi çözümlere ulaşmak maksadıyla tüm iç ve dış faktörler çözüme katılmalıdır. Bu sebeple çok değişkenli istatistiksel modellerden yararlanılmaktadır (Doğrul, 2009, s. 59).

2.3.1 Çoklu diskriminant analizi

Bu analiz yönteminde, gözlemlerin en az hata ile ait oldukları gruplara ayrıştırılması sağlanarak, iki veya daha fazla grubun çok sayıdaki değişkenle karşılaştırılmaları amaçlanmaktadır. Karşılaştırma neticesinde gruplar arası farklılık tespit edilerek bu farklılıkların hangi değişkenlerden meydana geldiği ortaya çıkartılmakta ve böylece grupların ayırıcı özellikleri saptanmaktadır (Oktay Fırat ve Demirhan, 2003, s. 18). Burada gerçekleştirilecek olan ilk ve en önemli adım grupların meydana getirilmesidir.

Çoklu diskriminant analizinin iyi gruplandırma yapabilme özelliği değişken ve gözlem sayısına duyarlıdır. Bu sebepten dolayı bağımsız değişkenlerin sayısını dikkate alarak gözlem sayısını belirlemek daha sağlıklı sonuçlara ulaşılmasını sağlamaktadır .

Analizin uygulanabilmesi için bazı varsayımların geçerli olması lazımdır. Bunlar, değişkenlerin çoklu normal dağılım gösteriyor olması, değişkenlerin ortalamaları ile varyanslarının arasında bir korelasyonun bulunmaması, değişkenlerin arasında güçlü çoklu bağlantı bulunmaması, ele alınan değişkenlerin varyans ve kovaryanslarının homojen olması şeklinde ifade edilmektedir (Özdamar, 2002, s. 344).

Çoklu diskriminant analizi, işletmelerin finansal başarısızlıklarının kestirilmesinde sıkça kullanılmaktadır ve işletmelerin finansal özelliklerini tek bir diskriminant fonksiyonu altında birleştirerek işletmelerin finansal durumu ile ilgili olarak bilgi vermeyi ve işletmeleri bir grup içerisine atmayı amaçlamaktadır. Elde edilen diskriminant fonksiyonu her bir işletmeye uygulanmaktadır ve $-\infty$ ile $+\infty$ arasında olan ve işletmenin finansal durumu simgeleyen bir diskriminant skoru elde edilmektedir. Devamında işletmeleri başarılı ve başarısız şeklinde gruplandırmak gelmektedir. Bu gruplandırma kopuş değerine göre gerçekleştirilmektedir. Diskriminant skorları kopuş değerinden düşük ise başarısız işletme, yüksek ise başarılı işletme olarak gruplandırılmaktadır. Analiz neticesinde doğru gruplandırılanların oranı analizin hassaslığını ortaya koymaktadır (Doğrul, 2009, s. 63).

Bu analiz yukarıda belirtilmiş olan birtakım varsayımlar altında gerçekleştirilmektedir ancak söz konusu yöntemin kullanılabilmesi için bazı şartların yerine gelmesi gerekmektedir. Değişkenlerin varyans – kovaryans matrislerinin hem başarılı hem de başarısız işletmeler için aynı olması gerekliliği ve değişkenlerin normal dağılım göstermeleri gerekliliği gibi durumlar, araştırmanın amacına ulaşabilmesini kısıtlamaktadır (Ohlson, 1980, s. 112). Bu ve benzeri sebeplerle, çoklu diskriminant analizi kullanılarak gerçekleştirilen çalışmalar eleştirilere maruz kalmaktadır.

Çoklu diskriminant analizini kullanan çalışmalardan Altman (1968)'in yaptığı çalışma finansal başarısızlık alanının önde gelen çalışmalarından biri konumundadır. 1946 - 1965 dönemini esas alan Altman, iflas etmiş 33 işletme ile iflas etmemiş olan 33 işletmeyi incelemiş ve 22 finansal oranla başladığı analizinde bu sayıyı daha sonra 5'e indirerek, finansal başarısızlık tahmini açısından en iyi sonucu verdiğini düşündüğü bu oranlarla Z-Score modelini oluşturmuştur. Altman, çalışma sermayesi / toplam aktif, dağıtılmamış karlar / toplam aktif, FAVÖK / toplam aktif, özsermayenin piyasa değeri / toplam yükümlülükler ve satışlar / toplam aktif. oranlarını kullanarak oluşturduğu bu model neticesinde işletmelerin iflasına dair 1 yıl öncesinden %95, 2 yıl öncesinden ise %72 başarıyla bir sınıflama sağlamıştır. Bir başka çalışmada ise Edmister (1972), küçük ölçekli işletmelerle yaptığı çalışmada ABD'de 1954 - 1969 yılları arasında başarısız olan 32 işletme ile başarılı olarak addedilen 562 işletmeyi inceleyerek başarılı ile başarısız işletmeleri %90 doğrulukla sınıflandırırken, Blum (1974) "başarısız şirket modeli" adını verdiği model ile işletme başarısızlıklarını tahmin etmeye çalışmış ve 1954 ile 1968 yılları

arasında ABD’de faaliyet gösteren yüksek borç düzeyine sahip 115 işletme ile başarılı 115 işletmeyi mercek altına almıştır. Sonuç olarak, modelin başarısız işletmeleri 1 yıl öncesinden %94, 2 yıl öncesinden %80 ve 3, 4, 5 yıl öncesinden ise %70 doğrulukta ayırdığını ifade etmiştir. Yakın nitelikteki bir diğer çalışmada Sinkey (1975), problemlili ve problemsiz bankalar arasında önemli farklılıklar olduğunu öne sürerken, Canbaz (1998) Türkiye’de faaliyet gösteren 60 işletmeyi ele almış ve bu işletmeleri 15 finansal oran ile analize tabi tutmuştur. Çoklu diskriminant analizinden faydalanan Canbaz, %95,7 doğrulukla sınıflandırma yapmıştır. Türkiye’de yapılan bir başka araştırmada Ünsal (2001), finansal açıdan başarısız 16 işletme ile 55 başarılı işletmeyi 17 finansal oran kullanarak incelemiş ve %95,77 sınıflandırma başarısı elde etmiştir. Benzer şekilde çoklu diskriminant analizini kullanan Chung ve diğ. (2008), Yeni Zelanda’daki başarısız 10 işletme ve başarılı 35 işletme üzerine çalışarak oluşturdukları modelin doğru sınıflandırma başarısını % 62 olarak saptamışlardır. Ayrıca başarısız işletmelerin finansal oranlarının, başarılı işletmelerin finansal oranlarından önemli şekilde farklılaştığını, başarısız işletmelerin daha az kârlı ve likiditelerinin daha düşük olduğunu ifade etmişlerdir. Vuran (2009) ise, 1997 – 2007 yılları arasında faaliyet göstermiş olan 122 işletmeyi esas almış ve bu işletmeleri çoklu diskriminant ve lojistik regresyon yöntemleriyle analiz etmiştir. Çalışma sonucunda iki yöntemin tahmin gücü arasında istatistiksel olarak anlamlı bir fark olmadığını belirtmiştir. Malezya’daki şirketlerin finansal başarısızlıklarını önceden saptayabilmek için bir model oluşturan Yap ve diğ. (2010), 1996 – 2005 yılları arasındaki 32 başarılı ile 32 başarısız işletmeyi seçmişler ve başarısızlıktan beş yıl öncesi için doğru sınıflandırma başarısının % 88 ile % 94 arasında değiştiğini ifade etmişlerdir.

2.3.2 Çoklu regresyon

Regresyon modelleri anlaşılması ve uygulanması kolay olduğu için, bu modeller yalnızca finansal başarısızlık tahminlerinde değil finansın ve ekonominin pek çok alanında uygulanmaktadır. Regresyon modelleri 1980’li yıllardan itibaren finansal başarısızlık çalışmalarında kullanılmaya başlanmıştır.

Regresyon modelleri, bir değişkenin (bağımlı değişken) bir ya da daha fazla sayıda diğer değişkenle (bağımsız, açıklayıcı değişken) bağımsız değişkenle olan ilişkisini ortaya koyan modeller şeklinde nitelendirilmektedir (Gujarati, 2004, s. 18). Regresyon

modellerindeki en iyi sonucun örnek sayısındaki artışla beraber alındığı ifade edilmektedir.

Çoklu regresyon modelleri esasen doğrusal ve doğrusal olmayan şeklinde ikiye ayrılmaktadır. Çoklu doğrusal regresyon analizi, bağımlı değişkenlerdeki değişimlerin birden çok açıklayıcı değişkenle açıklanabildiği durumlarda kullanılmaktadır. Bu yöndeki çalışmalardan birinde, çoklu regresyon analizini kullanarak bankaların iflasını önceden tahmin etmeye çalışan Meyer ve Pifer (1970), 1948 ile 1965 yılları arasında iflas etmiş olan 55 bankadan 39 tanesini alarak, bu bankalara benzer özellikte fakat iyi durumdaki 39 bankayı, 32 finansal oran kullanarak karşılaştırmışlardır. Araştırma neticesinde, iflas tarihinden 1 ya da 2 yıl öncesi için bankaların yaklaşık %80 başarıyla sınıflandırıldıklarını beyan etmişlerdir. Diğer yandan İşseveroğlu ve Gücenmez (2007) sigorta şirketleri üzerine yaptıkları çalışmada, 1992 - 2003 yılları arasındaki verileri çoklu regresyon ve çoklu diskriminant analiziyle incelemişler ve çoklu regresyon ile şirketlerin finansal başarısızlığını 1 yıl önceden %93, 2 yıl önceden %89 ve 3 yıl önceden %87 doğruluk ile tahmin etmişlerdir. Diskriminant analizini kullanarak ise 1 yıl önceden %100, 2 yıl önceden %94 ve 3 yıl önceden %81 sınıflama başarısı elde etmişlerdir.

2.3.3 Lojistik regresyon

Çoklu diskriminant ve çoklu regresyon modellerinin kısıtlayıcı yanları olduğunu belirten araştırmacılar, lojistik regresyon ve probit regresyon analizlerine yönelmişlerdir. Çoklu regresyon ve çoklu diskriminant modellerinde, bağımlı değişkenin değerinin 0 ile 1 aralığında tutulması ancak ve ancak birikimli bir olasılık fonksiyonunun kullanılması ile mümkün olabilmekteyken, lojistik regresyon fonksiyonu halihazırda birikimli bir fonksiyon olduğu için böyle bir problem söz konusu değildir.

Bu analiz, değişkenlerden bazılarının sürekli, bazılarının kesikli olduğu hallerde diskriminant analizine alternatif olarak tavsiye edilen ve bağımsız değişkenlerin çok boyutlu normal dağılım göstermesi şeklindeki varsayımı sağlaması gerekmediğinden günümüzde fazlaca kullanılan bir yöntemdir (Civelek ve Armaneri, 2006, s. 179-194).

Regresyon analizinde bağımlı ve bağımsız değişkenler nicel olabileceği gibi nitel de olabilmektedir. Bağımlı değişkenin nitel olduğu ve nominal ölçeklendirildiği durumlarda sıklıkla kullanılan yöntem lojistik regresyon analizidir (Doğrul, 2009, s. 64).

Bu analizin kullanım amacı, en az sayıda değişkeni kullanmak suretiyle en iyi uyuma sahip olacak biçimde bağımlı ve bağımsız değişkenler arasındaki ilişkiyi tanımlayabilen bir model oluşturmaktır (Bircan, 2004, s. 186).

Lojistik regresyon analizinde, gözlemlerin grup üyeliklerine ilişkin ihtimallerin belirlenebiliyor olması, bu analizin avantajlı yönlerinden bir tanesidir. Buna karşın lojistik analizin en önemli dezavantajı, gözlem sayısına olan duyarlılığıdır. Gerçekleştirilmiş olan çeşitli araştırmalarda örnek hacminin yetersiz olması halinde, lojistik modele dair hipotez testlerinde problem yaşanabilmektedir (Aktaş, 1997, s. 51).

Lojistik regresyon analiziyle elde edilen model, işletmelerin birtakım özelliklerini, işletmenin başarısızlık olasılığını veya başarısızlığa karşı kırılganlığını gösteren çok değişkenli bir olasılık skorunda birleştirmekte ve bu başarısızlık olasılığına logit skoru da denmektedir. Gruplandırma bağlamında bu modelin özü, logit skoruna ve kopuş noktasına göre işletmeleri başarılı ya da başarısız şeklinde gruplandırmaktır. Başarısızlık “1” olarak kodlanmışsa ve yüksek logit skoru yüksek başarısızlığı ifade ediyorsa, logit skorunun kopuş değerinin üzerinde olduğu durumda işletme başarısız gruba, eğer logit skoru kopuş değerine eşit ya da daha düşük bir değerdeyse işletme başarılı gruba atanmaktadır (Torun, 2007, s. 44).

Lojistik regresyon analizinin finansal başarısızlık alanında kullandığı çeşitli çalışmalar bulunmaktadır. Bu çalışmaların öncülerinden biri Ohlson (1980)’un yaptığı çalışmadır. Ohlson, iflastan 1 yıl öncesi için, iflastan 2 yıl öncesi için ve iflastan 1 ve 2 yıl öncesini birleştirerek üç model oluşturmuş ve bu modellerin sırasıyla % 96,12, % 95,55 ve % 92,84 başarıyla sınıflandırma yaptığını aktarmıştır. Ohlson ayrıca, işletmelerin başarısızlık olasılıklarını istatistiksel olarak anlamlı şekilde etkileyen dört temel faktörün işletme büyüklüğü başta olmak üzere, işletmenin likiditesi, finansal yapısı ve kârlılığı olduğunu belirtmiştir. Finansal başarısızlık tahmininde lojistik regresyon yöntemini kullanan bir diğer çalışmada Aktaş ve diğ. (2003), aynı zamanda diskriminant analizi, çoklu regresyon ve yapay sinir ağları yöntemlerinden faydalanmış ve en başarılı yöntemin diğer yöntemleri geride bırakan yapay sinir ağları olduğunu vurgularken, Aktaş ve Giray (2005) dönemin İMKB’sine kayıtlı ve tekstil sektöründe faaliyet göstermekte olan 33 işletme üzerinde yaptıkları araştırmada lojistik regresyon ve faktör analizi yöntemlerini kullanarak işletmelerin finansal başarısızlık risklerini saptamayı amaçlamışlar ve çalışmalarının sonucunda geliştirdikleri modelin sınıflandırma başarısını %74,2 olarak

ölçmüşlerdir. Ayrıca başarısızlık durumunu etkileyen en önemli faktörün likidite oranları olduğunu belirtmişlerdir. Türkiye’de gerçekleştirilen bir diğer çalışmada Benli (2005), 1997 ile 2001 yılları arasında fona devredilen 17 banka ile beraber faaliyetini sürdürmekte olan 21 bankayı ele almış ve %84,2 sınıflama başarısı yakalamıştır. Ayrıca yapay sinir ağlarından da yararlanan Benli, bu yöntem ile %87’lik bir sınıflama sağlamıştır.

2.3.4 Probit regresyon

Bağımlı değişkenin nominal ölçekli olduğu durumlarda tahmin için kullanılan analizlerden bir tanesi de probit regresyondur. Bu model, parametleri türünden doğrusal, olasılık bakımından doğrusal olmayan bir modeldir. Bağımsız değişkenler hem nitel hem nicel olabilmekte iken, bağımlı nitel değişken bulunmaktadır (Doğrul, 2009, s. 68).

Lojistik regresyon ve probit regresyon hata teriminin dağılım özelliğine göre birbirlerinden ayrılmaktadırlar. Probit regresyondaki hata teriminin, birikimli lojistik dağılım göstermesi yerine normal birikimli normal standart dağılım göstermesi varsayımı, lojistik regresyonu probit regresyondan farklılaştırmaktadır. Eğer veri seti büyük değilse, lojistik regresyon ve probit regresyonun birbirine çok yakın sonuçlar vermesi beklenmektedir. Sebebi uç noktalar dışındaki değerlerin birbirlerine çok yakın dağılımda bulunmasıdır (Özdemir, 2011b, s. 131).

Probit model diğer pek çok analize göre avantajlara sahiptir. Daha gerçekçi varsayımlara sahip olması bunlardan biri olmasına rağmen probit model, probit fonksiyonunun hesaplanmasındaki zorluk nedeniyle lojistik regresyona göre daha az tercih edilmektedir.

Probit modeli kullanarak finansal başarısızlık tahmininde bulunmayı amaçlayan çalışmalardan Zmijewski (1984)’nin gerçekleştirmiş olduğu çalışma ön plana çıkmaktadır. Zmijewski ABD’deki 81 başarısız ve 1600 başarılı işletmeyi, 40 başarısız – 800 başarılı ve 41 başarısız – 800 başarılı olmak üzere iki alt örnekleme ayırarak tahminde bulunmuş ve ağırlıklandırılmamış probit model yoluyla başarısız işletmeleri %62,5 ve başarılı işletmeleri %99,5 doğrulukla sınıflandırmıştır. Probit regresyonun kullanıldığı bir diğer çalışmada Doğanay ve diğ. (2006), 1997 – 2002 arasında 19 başarısız ve 23 başarılı bankayı inceleme altına almışlardır. Çalışmada ayrıca çoklu regresyon, diskriminant analizi ve lojistik regresyon yöntemlerini de kullanan araştırmacılar, başarısız bankaları 1 yıl önceden probit ve lojistik regresyon ile %78,9, çoklu regresyon ile %89,5 ve diskriminant analizi ile %84,2 doğrulukla tahmin etmiştir. Diğer yandan

alışmasında Tayvan'daki 96 başarısız ve 158 başarılı işletmeyi 20 finansal oran kullanarak probit regresyon, lojistik regresyon, oklu diskriminant ve yapay sinir ağıları yöntemleri ile analize tabi tutan Lin (2009), probit regresyon yönteminin en başarılı ve en stabil yöntem olduğunu aktarırken, Büyükarıkan ve Büyükarıkan (2018) BİST kimya sektöründe işlem gören şirketlerin finansal başarısızlık olasılıklarını probit regresyon, lojistik regresyon, oklu diskriminant analizi ve oklu regresyon ile irdeledikleri alışmalarının sonucunda, probit regresyonun %87,27, lojistik regresyonun %89,1, oklu diskriminant analizinin %88,2 ve oklu regresyonun %86,36 ile sınıflandırma yaptığını beyan etmişlerdir.

2.3.5 Yapay sinir ağıları

Seneler boyunca insan zekasını taklit etmeye ilişkin araştırmalar neticesinde bulanık mantık ve yapay sinir ağıları gibi eşitli yapay zeka yöntemleri ortaya çıkmıştır. Yapay sinir ağıları, biyolojik sinir ağlarından feyz alınarak ortaya çıkarılan ve biyolojik sinir ağlarına benzer bazı performans özellikleri içermekte olan bir bilgi işleme sistemidir. (Fausset, 1994, s. 3). Yapay sinir ağıları, insan beyninin vasıflarından olan öğrenme vasıtasıyla yeni bilgiler türetilme ve yeni bilgiler öğrenebilme gibi şeyleri, hiç bir yardım olmaksızın, otomatik olarak gerçekleştirmek için oluşturulmuş olan bilgisayar sistemleridir şeklinde de tanımlanabilmektedirler (Doğan, 2016, s. 269).

Yapay sinir ağıları 1950'li yıllarda ortaya çıkmalarına rağmen ancak 1980'li yıllarda genel kullanım için uygun seviyeye erişmişlerdir (Yurtoğlu, 2005, s. 9). Günümüzde de kalite kontrol, kredi derecelendirme, iflas tahmini ve ekonomik öngörü gibi pek ok alanda kullanılmaktadırlar. Yapay sinir ağlarının kullanılmakta olduğu önemli alanlardan birisi de geleceği tahmindir. Yapay sinir ağıları veriler arasındaki bulunması güç birtakım ilişkileri ortaya ıkartabilmektedirler (Benzer ve Benzer, 2017, s. 10).

Bir finansal başarısızlık tahmini araştırmasında her bir girdi finansal oranları temsil etmektedir. Ara noktalar, girdi verilerindeki karmaşıklığa bağlı olarak kendiliğinden oluşmaktadır. Sistem ara noktalarda bu süreci kendisi anlamlandırmaktadır ve son olarak da ıktı sonuçlarını gruplandırarak raporlandırmaktadır. Yani yapay sinir ağı hata yaparak öğrenmektedir. Öğrenme algoritması şeklinde tanımlanan algoritma, hedef ıktılara ulaşmaya dek ara noktalardaki katsayıları düzelterek hata değerini en aza indirmektedir (Aktaş vd., 2003, s. 7-9).

Yapay sinir ağlarının bilhassa parametrik ve doğrusal olmaması, yapay sinir ağlarını, veri setlerindeki karmaşık ilişkilerin ortaya çıkarılması açısından etkin bir yaklaşım haline getirmektedir. Hata toleransı, genelleme, uyarılma ve öncül varsayım gerektirmeme gibi diğer birtakım avantajları da bulunmaktadır (Torun, 2007, s. 48).

Yapay sinir ağlarının avantajlarının yanı sıra uygun sinir ağının tanımlanması için pek çok test yapılmasının gerekmesi, kullanıcının tecrübesini ve uzmanlığını gerektirmesi, ağın davranışlarını açıklamasının olanaksız olması, optimal çözümleri garanti etmiyor olması, örnek sayısının az olduğu durumlarda sorunlara sağlıklı çözüm üretmede problemler yaşaması ve bazı istatistiksel özelliklerden yoksun olması gibi sebepler, bu yöntemin dezavantajları olarak irdelenmektedir (Torun, 2007, s. 53-54).

Literatür incelediğinde, yapay sinir ağlarıyla finansal başarısızlık tahmininde bulunan çalışmalara rastlamak mümkündür. Bu çerçevedeki bir çalışmada Odom ve Sharda (1990), yapay sinir ağlarını kullanarak bir model geliştirmiş ve bu modelin tahmin gücünü diskriminant analizinin tahmin gücüyle karşılaştırmışlardır. 1975 – 1982 yılları arasında 65 iflas etmiş ve 64 iflas etmemiş olmak üzere toplam 129 işletmeyi ele alarak, Altman (1968)'in çalışmasında kullandığı oranlardan yararlanmak suretiyle analizlerini gerçekleştirmişlerdir. Sonuç olarak, yapay sinir ağlarının daha başarılı olduğunu ve dolayısıyla finansal başarısızlık tahminleri için kullanılabileceğini ifade etmişlerdir. Bu alandaki başka bir çalışmada Jo ve diğ. (1997), yapay sinir ağları, çoklu diskriminant analizi ve durum tabanlı çıkarsama (case – based reasoning) yöntemlerini kullanmışlar ve yapay sinir ağlarının diğer yöntemlerden daha üstün performans gösterdiğini ifade ederlerken, Atiya (2001) yapay sinir ağlarını kullanarak, başarısızlığı üç yıl öncesinden tahmin etmek için bir model kurmuş ve işletmeleri %81,46 ile %89,41 arasında değişen doğrulukla sınıflandırmayı başarmıştır. Türkiye’de çalışmasını gerçekleştiren Yıldız (2001) ise, 1983 – 1997 yılları arasında dönemin İMKB’inde hisseleri işlem gören ve/veya SPK’ya tabi olan 53 başarılı ve 53 başarısız işletmeyi 15 finansal oran vasıtasıyla analiz etmiştir. Analizde yapay sinir ağları yöntemini kullanan Yıldız, aynı zamanda diskriminant analizinden de faydalanmıştır. Çalışmasının sonucunda, yapay sinir ağları %94,4 ve çoklu diskriminant analizi %83,3 doğrulukla sınıflandırma yapmıştır. Diğer yandan Ravi ve Pramodh (2008) temel bileşenli yapay sinir ağları modelini kullanarak bankaların finansal başarısızlıklarının tahminine dair bir çalışma gerçekleştirmişlerdir. İspanya için 66, Türkiye için 40 bankayı inceleyen yazarlar, kurulan modellerden en

yüksek başarı oranının İspanya için % 97,5 ve Türkiye için % 100 olarak gerçekleştiğini bildirmişlerdir. Yapay sinir ağlarını finansal başarısızlık tahmininde kullanan Wu ve diğ. (2008), Çin’de imalat sektöründe faaliyet gösteren 48 işletmeyi mercek altına almışlardır. Çalışmanın sonucunda yapay sinir ağlarının 1 yıl önceden %87,5 ve 3 yıl önceden %81,3 doğruluk ile başarısızlık tahmininde bulunduğunu belirtmişlerdir. Analizde ayrıca diskriminant analizinden de faydalanan araştırmacılar, bu yöntemin ise 1 yıl önceden %81,25 ve 3 yıl önceden ise %56,25 doğruluk yakaladığını beyan etmişlerdir. Bu çalışmalara ek olarak Çelik (2010), yapay sinir ağlarını ve ayrıca diskriminant analizi yöntemini benimseyerek, 18’i TMSF’ye devredilen ve 18’i faaliyetlerini sürdüren olmak üzere toplam 36 özel bankayı 36 finansal oran ile inceleyen Çelik, yapay sinir ağları yöntemiyle 1 yıl öncesi için %100 ve 2 yıl öncesi için %89,4 başarılı tahmin yaparken, diskriminant analiziyle hem 1 yıl hem 2 yıl öncesi için %91,7’lik bir doğru sınıflandırma sağlamıştır. Türkiye’de gerçekleştirilen bir başka çalışmada Altunöz (2013), 1997 – 2002 yılları arasındaki verilerden yararlanarak 36 bankayı 36 finansal oran kullanarak analiz etmiş ve 1 yıl öncesinden %88, 2 yıl öncesinden ise %77 doğrulukla sınıflandırma yapmıştır.

2.3.6 Sınıflama ve regresyon ağaçları (CART)

Bu yöntem esasen adından anlaşılabilceği üzere karar ağaçlarını esas almakta olup, en çok kullanılan karar ağacı algoritmalarından birisidir. Ağacın her bir dalı bir gruplandırma sorusu ve yapraklar ise veri setinin bu gruplandırmaya ait parçaları konumundadır. Ağaç yapısı ve kolay yorumlanabilmesi sebebi ile karar ağaçları, tahmin modeli oluşturabilmek için son derece verimli bir yöntem halini almıştır (Koyuncugil ve Özgülbaş, 2008, s. 5).

Bu yöntemin temel amacı, bağımsız değişkenleri kullanmak suretiyle bağımlı değişkenin değerlerini non – parametrik olarak tahmin edecek bir model oluşturmaktır (Li, 2006, s. 262). Yöntem bu yönüyle hem çoklu regresyon hem de lojistik regresyon yöntemlerini kapsamaktadır. Ağaç, bağımlı değişkenin nitel olduğu durumlarda sınıflama ağacı, nicel olduğu durumlarda ise regresyon ağacı şeklinde nitelendirilmektedir (Moisen ve Frescino, 2002, s. 214).

Sınıflama ve regresyon ağaçları modeli, parametrik olmaması, veri setindeki %5’i aşmayan hata ve eksikliklerin üstesinden gelebilecek çok etkin bir algoritma kullanması, modelin uygulanmasının ve yorumlanmasının kolay olması ve bağımlı değişkenler ile

bağımsız değişkenler arasındaki ilişkinin açılımını gösteren etkileşim modelinin, diyagram şeklinde ortaya koyulması dolayısıyla görsel üstünlüğe sahip olması gibi birtakım avantajlara sahiptir (Li, 2006, s. 262).

Veri setindeki verileri sınıflayabilmek için sınıflama ve regresyon ağaçları kullanılarak yapılan tahminlere ilişkin herhangi bir olasılık düzeyinin ya da güven aralığının olmaması modelin en büyük dezavantajı şeklinde ifade edilmektedir (Yohannes ve Hoddinott, 1999, s. 11).

Sınıflama ve regresyon ağaçlarını finansal başarısızlık tahminlerinde kullanan çeşitli çalışmalar bulunmaktadır. Örneğin Pompe ve Feelders (1997), Belçika’da faaliyet gösteren 576 işletmeyi çalışma kapsamına alarak, sınıflama ve regresyon ağaçları, yapay sinir ağları ve diskriminant analizinin finansal başarısızlık tahminindeki performanslarını kıyaslamışlardır. Sonuç olarak, yöntemlerden herhangi birinin diğerlerinden daha yüksek sınıflandırma performansını göstermediğini belirlemişlerdir. Japonya’da gerçekleştirilen diğer bir çalışmada Shirata (1998), 1986 – 1996 yılları arasında iflas eden 686 işletme ile başarılı 300 işletmeyi irdelemiştir. Öncelikle kullanılacak finansal oranları saptamak için sınıflandırma ve regresyon ağaçları yöntemini kullanmış, ardından çoklu diskriminant analizinden istifade etmiş ve oluşturduğu modelin %86,14 doğrulukla sınıflandırma yaptığını ortaya koymuştur. Çalışmasında BİST’te işlem gören 180 işletmeye odaklanan Aktan (2011), sınıflama ve regresyon ağaçları, yapay sinir ağları, destek vektör makineleri gibi tekniklerden faydalanmış ve sınıflama ve regresyon ağaçlarının en başarılı sonuçları sağladığını ifade etmiştir. Diğer yandan Yakut ve Elmas (2013), 2005 – 2008 yılları arasında hisseleri borsada işlem gören 38 başarısız ve 102 başarılı olmak üzere 140 işletmeyi baz almışlardır. Çalışmada sınıflama ve regresyon ağaçları (C5.0 algoritması) ile beraber diskriminant analizini de kullanan yazarlar, karar ağaçlarının diskriminant analizinden daha başarılı sonuç verdiğini ortaya koymuşlardır. Bu alanda Türkiye’de yapılan başka bir araştırmada Çöllü vd. (2020) BİST’te işlem gören 20 şirketin 2016 – 2018 dönemi verilerini kullanarak, bu şirketlerin finansal başarısızlıklarını karar ağacı algoritmalarıyla araştırmışlardır. Neticede CART yönteminin %95 sınıflandırma başarısı ile en etkin algoritma olduğunu belirlemişlerdir.

2.3.7 Destek vektör makineleri (SVM)

Destek vektör makineleri, Cortes ve Vapnik (1995) tarafından sınıflandırma problemlerini çözmek üzere geliştirilmiş bir yöntemdir. Diğer deyişle, sınıflandırma ve

regresyon analizleri için oluşturulan istatistiksel öğrenme teorisine dayalı denetimli bir makine öğrenmesi tekniğidir. Destek vektör sınıflandırmasının altında yatan düşünce, iki grup arasındaki uzaklığı maksimize eden hiper düzlemi bularak, veriyi iki farklı gruba ayırmaktır (Gogas vd., 2018, s. 442). Bu yöntem, veriyi ayırmak için doğrusal bir model kullanmakta olup, optimal ayırıcı hiper düzleme yakın olan eğitim noktaları (training points) “destek vektörleri” olarak adlandırılmaktadır. Model seçimi ve parametreler, destek vektör makinelerinin performansında son derece önemli rol oynamaktadır. Ancak modelin ve parametrelerin nasıl belirleneceğine yönelik genel kabul görmüş bir yöntem bulunmamaktadır (Bae, 2012, s. 9160).

Destek vektör makineleri diğer yöntemlere göre daha doğru sonuçlar üretebildiği için daha üstün bir teknik olduğunu söylemek mümkündür (Huang ve Yen, 2019, s. 2). Bu tekniğin en önemli avantajlarından bir tanesi, teoriye dayalı geleneksel istatistiki yöntemler ile veri tabanlı makine öğrenmesi yöntemlerinin güçlü yönlerini bir araya getirmesidir (Min ve Lee, 2005, s. 605). Ayrıca, destek vektör makineleri ampirik risk minimizasyonu ilkesine değil yapısal risk minimizasyonu ilkesine dayalı olduğu için, aşırı uyma (over – fitting) probleminden daha iyi kaçınabilmektedir (Hui ve Sun, 2006, s. 276).

Destek vektör makinelerini kullanarak finansal başarısızlık tahmininde bulunmayı amaçlayan çeşitli çalışmalar mevcuttur. Örneğin Hui ve Sun (2006), Çin’de gerçekleştirdikleri çalışmalarında destek vektör makineleri, yapay sinir ağları, lojistik regresyon yöntemlerini kullanmışlar ve destek vektör makinelerinin diğer yöntemlerden daha istikrarlı sonuçlar ürettiğini öne sürmüşlerdir. Bu alandaki çalışmalardan bir başkasında Vieira vd. (2009), Fransız şirketlerinin 2002 – 2007 dönemi verilerini kullanarak lojistik regresyon, yapay sinir ağları, destek vektör makineleri gibi yöntemler ile finansal başarısızlık tahmininde bulunmuşlardır. 600 başarılı ve 600 başarısız işletmeyi inceleyen yazarlar, en başarılı tekniğin destek vektör makineleri olduğunu ifade etmişlerdir. Diğer yandan Güney Kore’deki 1888 şirketin verilerinden faydalanarak bir finansal başarısızlık modeli kurmayı ve destek vektör makineleri ile diğer yöntemlerin sınıflandırma başarılarını kıyaslamayı amaçlayan Bae (2012), çalışmasının sonucunda destek vektör makinelerinin diğer yöntemlerden daha iyi performans sergilediğini aktarırken, Altınırnak ve Karamaşa (2016), 1996 – 2000 yılları arasında 17 başarısız ve 13 başarılı bankayı destek vektör makineleri ve yapay sinir ağları ile analiz ederek,

finansal başarısızlık tahmininde destek vektör makinelerinin yapay sinir ağlarından daha başarılı olduğunu tespit etmişlerdir. Mselmi vd. (2017), Fransa'daki orta ve küçük ölçekli işletmelerin finansal sıkıntı yaşama ihtimallerini çeşitli yöntemlerle incelemişlerdir. Analizlerinin sonucunda, destek vektör makinelerinin başarısızlıktan 1 yıl öncesi için %88,57 ile sınıflama yaparak en etkin yöntem olarak ortaya çıktığını belirlemişlerdir. Finansal başarısızlığı tahmin etmek için benzer biçimde destek vektör makinelerini kullanan Gogas vd. (2018), 2007 – 2013 yılları arasında başarısızlık yaşayan 481 bankayla beraber toplam 1443 bankayı mercek altına almışlar ve %99,22 doğrulukla sınıflandırma yapmışlardır. Öte yandan Le ve Viviani (2018), banka başarısızlıklarını tahmin edebilmek için destek vektör makineleri, yapay sinir ağları, k – en yakın komşu algoritması ile beraber diskriminant ve lojistik regresyon analizlerini kullanmışlardır. 1438 başarısız ve 1562 başarılı bankayı inceleyen araştırmacılar, destek vektör makinelerinin %71,6 doğrulukla sınıflandırma yaptığını beyan etmişlerdir. Bir diğer çalışmada Huang ve Yen (2019), Tayvan'daki işletmelerin finansal verilerinden yararlanarak, bu işletmelerin finansal başarısızlık olasılıklarını makine öğrenmesi yaklaşımları ile tahminlemeyi amaçlamışlardır. İşletmelerin 2010 – 2016 dönemi verilerini kullanan araştırmacılar, destek vektör makinelerinin de aralarında bulunduğu dört yaklaşım arasından XGBoost yaklaşımının en başarılı tahminde bulunduğunu bildirmişlerdir. Türkiye'de gerçekleştirilen çalışmalardan bir diğerinde Aksoy ve Boztosun (2021), BİST'te işlem gören 86 işletmeyi çalışma kapsamına alarak finansal başarısızlık tahmininde bulunmuşlardır. Destek vektör makineleri, yapay sinir ağları, sınıflama ve regresyon ağaçları gibi yöntemleri kullanan Aksoy ve Boztosun, destek vektör makinelerinin %92,31 doğrulukla sınıflandırma yaparak en başarılı yöntem olduğunu bildirmişlerdir. Endonezya'daki 420 şirketin verilerinden hareket ederek destek vektör makinelerinden faydalanan Oribel ve Hanggraeni (2021), söz konusu yöntemin %90 doğruluk oranına ulaştığını vurgulamışlardır.

2.3.8 Rassal orman (Random forest)

Rassal ya da rastgele orman, denetimli öğrenme algoritmalarından biri olup, makine öğrenmesi tekniğidir. Bu yöntem Breiman (2001) tarafından literatüre kazandırılmış ve son yıllarda finansal başarısızlık alanında uygulanmaya başlanmıştır. Rassal orman hem sınıflandırma hem regresyon problemleri için son derece kullanışlıdır. Bu yöntemin temel konsepti, birden fazla karar ağacı oluşturmaktır (Svetnik vd., 2003). Rassal orman, pek

çok karar ağacını birleştirerek ve her bir karar ağacıyla tahminleme yaparak çalışmaktadır (Noviantoro ve Huang, 2021, s. 463). Rassal orman, sınıflandırmaya ilişkin çıktılardaki her bir değişkenin arz ettiği öneme odaklanarak, gruplar arası farklılaşan bu faktörler hakkında bilgiler sağlamaktadır (Yousaf vd., 2022, s. 126).

Rassal orman algoritmasının bir çok farklı alanda uygulanmasının ve kabul görmesinin altında yatan en temel neden, tekniğin diğer makine öğrenmesi algoritmalarına kıyasla üstün bir doğruluk oranına ulaşabiliyor olmasıdır. Rassal ormanın önemli özelliklerinden bir tanesi, büyük veri setlerinin analizi için kullanışlı bir yapı sağlayan etkin bir algoritma tarafından desteklenmesidir. Ayrıca eksik veri bulunan setlerde ve dengesiz veri setlerinde gösterdiği performans, tekniğin popüleritesinin ve cazibesinin artmasını sağlamıştır (Petropoulos vd., 2020).

Rassal orman yönteminin finansal başarısızlık çalışmalarında kullanılmaya başlanması nispeten yakın dönemlere denk gelmektedir. Örneklendirilecek olursa Petropoulos vd. (2020) hayata geçirdikleri bir araştırmada, rassal orman ile beraber diskriminant analizi, lojistik regresyon, destek vektör makineleri, yapay sinir ağları gibi yöntemler yoluyla ABD'deki banka başarısızlıkları tahmin etmeye çalışmışlar ve rassal ormanın diğer tüm yöntemlerden daha başarılı sonuçlar sağladığını tespit etmişlerdir. Ek olarak Gregova vd. (2020), Slovakya'daki çalışmalarında rassal orman, lojistik regresyon ve yapay sinir ağlarının başarısızlık tahminindeki performanslarını kıyaslayarak, yapay sinir ağlarının en yüksek doğruluğu yakalayan yöntem olduğunu ileri sürmüşlerdir. Diğer yandan Malakauskas ve Lakstutiene (2021), Estonya, Letonya ve Litvanya'dan toplam 12000 şirketin verilerini kullanarak rassal orman, yapay sinir ağları ve lojistik regresyon yöntemleriyle finansal başarısızlık tahmini yapmışlar ve en iyi performansı rassal orman algoritmasının gösterdiğini aktarmışlardır. Bir başka çalışmada Noviantoro ve Huang (2021), Tayvan'daki 478 şirket üzerinden rassal orman, destek vektör makineleri, derin öğrenme, lojistik regresyon gibi yöntemler yoluyla finansal başarısızlık tahmininde bulunarak, rassal ormanın %97,16 ile en başarılı sınıflandırmayı yaptığını belirtirlerken, Yousaf vd. (2022), Çin'deki işletmelerin 1992 – 2018 dönemi verilerinden hareketle gerçekleştirdikleri analizlerin neticesinde rassal orman tekniğinin en iyi performansı gösterdiğini vurgulamışlardır.

2.4 Finansal Başarısızlık Tahminine Yönelik Önde Gelen Çalışmalar

2.4.1 Beaver'ın çalışması

Beaver (1966)'ın finansal oranları kullanarak gerçekleştirmiş olduğu çalışma, tek değişkenli istatistiksel model çalışmalarının öncüsü ve ilk örneği olarak kabul edilmektedir. Beaver bu çalışmasında, 1954 – 1964 yılları arasını çalışma dönemi olarak belirleyerek 38 farklı sektörde faaliyet gösteren 79 başarısız ve eşlemeli örnekleme yöntemi ile 79 başarılı işletmeyi esas almıştır. Başarısız 79 işletmeden 59 tanesi iflas etmiş, 16 tanesi imtiyazlı hisse senetlerinin kâr payı ödemesini yapmamış, 3 tanesi tahvil faizini ödeyememiş ve 1 tanesi de banka hesabında açık vermiştir (Beaver, 1966, s. 71). Finansal oranları kullanmak suretiyle finansal başarısızlığın tahmin edilip edilemeyeceğini ortaya koymayı amaçlayan ve tekli diskriminant analizinden faydalanan Beaver, 30 adet finansal oran belirlemiştir. Çalışma neticesinde, bu oranlardan nakit akışı / toplam borç oranının en önemli oran olduğunu ve finansal anlamda başarısız ile başarılı işletmelerin oranları arasında kayda değer farklılıklar bulunduğunu beyan etmiştir. Ayrıca başarısızlık zamanı yaklaştıkça bu makasın daha da açıldığını ifade etmiştir. Nakit akışı / toplam borç oranının kullanılarak işletmelerin finansal başarısızlığının 1 yıl önceden % 87, 2 yıl önceden %79, 3 yıl önceden %77, 4 yıl önceden %76 ve 5 yıl önceden %78 doğrulukla tahmin edilebileceğini söylemiştir.

2.4.2 Tamari'nin çalışması

Tamari (1966) çalışmasında, bir şirketin bilançosundan ve gelir tablosundan yola çıkarak, şirketin faaliyetlerinden dolayı maruz kaldığı riskin derecesinin belirlenmesinin zor olduğunu, çünkü farklı finansal rasyoların farklı yönleri işaret edebileceğini belirtmiştir. Örneğin, kâr marjı yüksek olan fakat cari oranı düşük seyreden bir işletmeye kredi sağlamanın değerli ve makul olabileceğini öne sürmüştür. Kredi verenlerin ya da tedarikçilerin her şeye rağmen işletmenin riskliliğine ilişkin bilgiye sahip olması gerektiğini ve ilgili finansal oranlardan oluşturulacak bir indeksin riskin bir göstergesi olarak bu bilgiyi sağlayabileceğini belirtmiştir. Riskin derecesi analiz edilirken tek bir finansal orana güvenilemeyeceğini savunmuş ve finansal sağlamlığın göstergesi olarak genel kabul gören finansal oranlardan bir indeks oluşturarak, bu oranların finansal analistler, ekonomistler ve kredi verenler nezdindeki önem seviyelerine göre oranlara ağırlıklar atamıştır. Bu durum şu şekilde ifade edilmektedir (Tamari, 1966, s. 18-19):

- (Öz sermaye + yedekler) / Toplam Yükümlülükler : % 25
- Kâr trendi : % 25
- Cari Oran : % 20
- Üretim değeri / Stoklar : % 10
- Satışlar / Alacaklar : % 10
- Üretim değeri / Net işletme sermayesi : % 10

Çalışma neticesinde, iflas etmiş olan işletmelerin %75'inin 35'den ve %50'sinin de 25'ten düşük puanlar aldıklarını aktarmıştır. Ayrıca 1960'da iflas eden işletmelerin, 1958 yılı itibarıyla diğer işletmelerden daha düşük puanlara sahip olduklarını belirlemiştir. 1958'de 30'dan düşük puan toplayan 21 işletmeden 11 tanesinin çalışma dönemi içerisinde iflas ettiğini, 30 ile 60 puan arasındaki 50 işletmeden 3 tanesinin ve 60'dan yüksek puana sahip 59 işletmeden sadece 2 tanesinin iflas ettiğini beyan etmiştir. (Tamari, 1966, s. 19-20).

Tamari, öne sürdüğü bu metodolojide herhangi bir istatistiki analizden faydalanmadığı ve oranlara atadığı ağırlıkları sübjektif olarak belirlediği için, yöntem çokça eleştirilmiştir.

2.4.3 Altman'ın çalışması

Altman 1968 yılında gerçekleştirmiş olduğu çalışmada, geleneksel rasyo analizleri ile işletmelerin başarısızlık olasılıklarını belirlemeye çalışmanın, hem teorik hem pratik olarak sorgulanabilir olduğunu savunmuştur. Örneğin, kâr marjları düşük bir işletmenin, potansiyel olarak "iflas" durumunda olduğunun düşünülebileceğini ancak işletmenin likiditesi yüksek ise durumun çok ciddi olarak değerlendirilemeyebileceğini belirtmiştir. Bu bağlamda giderek daha popüler hale gelmeye başlayan istatistiki yöntemlerden yararlanmayı uygun bulmuş ve bu bağlamda çoklu diskriminant analizini esas almıştır (Altman, 1968, s. 590-591). Bu yönüyle bu alanda yapılan ilk çalışma konumundadır.

Altman 1946 ile 1965 yılları arasında üretim sektöründe faaliyet göstermiş olan 33 başarısız işletme ile 33 başarılı işletmeyi ele almıştır. Altman 22 finansal oranla başladığı analizinde, sonrasında finansal başarısızlığı en iyi tahmin ettiğine inandığı 5 oran ile çalışmasını sonlandırmıştır. Z-Score olarak adlandırılan modelde, fonksiyon şu şekildedir (Altman, 1968, s. 594) :

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

Burada ;

Z = Genel indeks değeri

X_1 = Çalışma sermayesi / Toplam varlıklar

X_2 = Dağıtılmamış karlar / Toplam varlıklar

X_3 = FAVÖK / Toplam varlıklar

X_4 = Özsermayenin piyasa değeri / Toplam borçlar

X_5 = Satışlar / Toplam varlıklardır.

Altman, analiz sonucunda Z skoru 2.99'dan büyük ise işletmenin güvenli bölgede olduğunu ve iflas riskinin olmadığını, 1.81 ile 2.99 arasında ise işletmenin gri bölgede olduğunu, başarısızlık riskinin çok belirgin olmadığını ancak yatırım yaparken tedbirli olunmasını gerektiğini ve 1.81'den küçük ise işletmenin finansal başarısızlık riskinin yüksek olduğunu ifade etmiştir (Altman, 1968, s. 606). Altman bu yöntem ile işletmeleri, finansal başarısızlıktan 1 yıl öncesi için %95 ve 2 yıl öncesi için %72 oranında doğru gruplandırmıştır (Altman, 1968, s. 599-600).

Yatırımcılar, kredi analistleri, denetçiler ve işletmeler, orijinal Z-Score modelinde özsermayenin piyasa değerinin hesaplanması gerektiğinden, bu modelin yalnızca halka açık işletmeler üzerinde uygulanabileceğini düşündükleri için, modeli halka açık olmayan işletmeler üzerinde uygulamakta zorlanmışlardır. Bu sebeple Altman, Z-score modelini revize etmiştir. Revize edilmiş modeli şu şekilde göstermek mümkündür (Altman, 2000, s. 20) :

$$Z' = 0.717X_1 + 0.847X_2 + 3.107X_3 + 0.420X_4 + 0.998X_5$$

Bu noktada değişen değişken yalnızca X_4 'tür. Bu modelde X_4 ile ele alınan özsermayenin piyasa değeri değil, defter değeridir. Modelde Z-Score, 2.90'dan büyükse işletme güvenli bölgede, 1.23 ile 2.90 arasında gri bölgede ve 1.23'ten düşük ise finansal başarısızlık riskiyle karşı karşıya anlamına gelmektedir.

Altman devamında Z-Score modelini gelişen piyasalar ve üretim işletmesi olmayan işletmeler için tekrar revize etmiştir. Sebebi sektör etkisini ortadan kaldırmak istemesidir. Bu sebeple X_5 formülünden çıkarılmış ve üretim işletmesi olmayan işletmeler için yeni fonksiyon şu şekilde oluşmuştur (Altman, 2000, s. 21-22) :

$$Z'' = 6.56X_1 + 3.26X_2 + 6.72X_3 + 1.05X_4$$

Burada X_4 ile yine özsermayenin defter değeri ele alınmıştır.

Altman, Haldeman ve Narayanan (1977) orijinal Z-Score modelini daha geliştirerek ikinci kuşak bir model oluşturmuşlar ve bu modeli ZETA olarak isimlendirmişlerdir (Altman, Haldeman, ve Narayanan, 1977, s. 29). Burada ZETA modelini oluşturma sebepleri olarak, finansal başarısızlıkların boyutunda ve yapısında meydana gelen değişimleri, perakendecilerin de üretim işletmeleriyle aynı şartlar altında analiz edilebileceği düşüncesini, genel kabul görmüş birtakım muhasebe uygulamaları ve finansal raporlama standartlarında meydana gelen değişiklikleri ve diskriminant analizindeki gelişmelerin daha iyi bir analizi mümkün kılabilmesini göstermişlerdir (Altman, Haldeman ve Narayanan, 1977, s. 30-31).

ZETA modelinde araştırmacılar 53 iflas etmiş ile 58 başarılı işletmeyi ele alarak, örneklem grubunu yarı yarıya üreticiler ve perakendeciler arasında paylaşmışlardır. Çoklu diskriminant analizinden faydalandıkları bu çalışmada, 27 finansal oranla çalışmaya başlayarak, 7 finansal oranla çalışmayı sonlandırmışlardır. Bu değişkenler aktif kârlılığı, kârlılığın istikrarı, faiz karşılama oranı, kümülatif karlılık, likidite, kapitalizasyon ve işletmenin büyüklüğüdür. Çalışma sonucunda model hem başarısız hem başarılı işletmeleri %92,8 doğrulukla sınıflandırmıştır.

2.4.4 Edmister'in çalışması

Edmister 1972'deki çalışması sonucunda geliştirdiği modelde, ABD'deki Küçük İşletmeler İdaresi'ne 1954 ile 1969 yılları arasında borcu olan işletmeleri çoklu diskriminant analizi ile incelemiştir. 562 başarısız ve 32 başarılı işletmeyi ele aldığı bu çalışmada 19 finansal orandan faydalanmıştır. Sonucunda 7 bağımsız değişkenden yani finansal orandan oluşan fonksiyon ortaya çıkmıştır. Bu fonksiyon şu şekilde ifade edilebilmektedir (Edmister, 1972, s. 1487) :

$$Z = 0,951 - 0,423X_1 - 0,293X_2 - 0,482X_3 - 0,277X_4 - 0,452X_5 - 0,352X_6 - 0,924X_7$$

$$X_1 = \text{Yıllık nakit akışı} / \text{Kısa vadeli yabancı kaynaklar}$$

$$X_2 = \text{Özsermaye} / \text{Satışlar}$$

$$X_3 = \text{Net İşletme Sermayesi} / \text{Satışlar (sektör ortalamasına bölünmüş olarak)}$$

$$X_4 = \text{Kısa vadeli yabancı kaynaklar} / \text{Özsermaye (sektör ortalamasına bölünmüş olarak)}$$

$$X_5 = \text{Stoklar} / \text{Satışlar (sektör ortalamasına bölünmüş olarak)}$$

$X_6 = \text{Asit} - \text{test oranı}$

$X_7 = \text{İşletmenin asit} - \text{test oranının sektörün asit} - \text{test oranına oranı}$

Edmister, Z skoru 0.53'ten büyük ise işletmenin başarılı, 0.47 ile 0.53 arasında ise gei bölgede ve 0.47'den küçük ise başarısız işletme olarak tanımlanabileceğini söylemiştir (Edmister, 1972, s. 1489). Çalışma neticesinde başarılı ve başarısız işletmelerin %90'ın üzerinde bir doğrulukla gruplandırıldığını ortaya koymuştur.

2.4.5 Sinkey'in çalışması

Sinkey (1975), bankaların bilançolarından ve gelir tablolarından hareketle, "başarılı" ve "başarısız" bankaları ayırtılabilmek için çoklu diskriminant analizini kullanmıştır. 1972 yılında Federal Mevduat Sigorta Kurumu (FDIC) tarafından problemli banka olarak tanımlanan 90 banka ile 1973 yılının ilk birkaç ayında problemler yaşayan 20 bankayı ele alarak 110 bankadan oluşan bir örneklem oluşturmuştur. Sonrasında eşlemeli örnekleme yöntemi ile her problemli bankanın faaliyet gösterdiği bölge, toplam mevduat, şube sayısı ve Merkez Bankası üyelik statüsü kriterleri dikkate alınarak eşleme yapmış ve 110 problemsiz banka ile birlikte 220 banka analize dâhil etmiştir. Gerçekleştirdiği analizlerin sonucunda, aktif yapısı, sermaye yeterliliği, sağlanan gelirlerin kaynağı ve kullanımı, etkinlik, kârlılık, kredi yapısı gibi faktörlerin, başarılı ve başarısız bankaların ayrımı konusunda oldukça iyi sonuçlar verdiklerini belirtmiştir. Ayrıca problemli ve problemsiz bankalar arasında kayda değer farklılıklar olduğunu ifade etmiştir.

2.4.6 Ohlson'un çalışması

Ohlson (1980) finansal başarısızlık tahmini üzerine gerçekleştirmiş olduğu çalışmasında, çoklu diskriminant analizinin meydana getirdiği birtakım problemlerden (bağımsız değişkenlerin normal dağılım göstermesi gerekliliği gibi) kaçınabilmek için lojistik regresyon analizini ilk kez bu alanda kullanmıştır. Ohlson, sadece işletmelerin başarısızlıklarını değil aynı zamanda başarısızlık olasılıklarını da ortaya koymayı amaçlamış ve 1970 ile 1976 arasında iflas eden 105 işletme ile başarılı addedilen 2058 işletmeyi ele almıştır. Ulaşım sektöründe ve mali sektörde faaliyet gösteren işletmeler farklı özellikler gösterdiklerinden dolayı çalışma kapsamına alınmamıştır. İflastan 1 yıl öncesi için, iflastan 2 yıl öncesi için ve iflastan 1 ve 2 yıl öncesini birleştirerek üç model oluşturmuştur. Modellerde kullanılan değişkenler aşağıda gösterilmektedir.

$TA / GNP = \text{İşletme büyüklüğü}$

$TL / TA = \text{Toplam yükümlölükler} / \text{Toplam varlıklar}$

$WC / TA = \text{İşletme sermayesi} / \text{Toplam varlıklar}$

$CL / CA = \text{Kısa vadeli yabancı kaynaklar} / \text{Dönen varrlıklar}$

OENEG = Toplam yükümlölükler toplam varlıklardan fazla ise 1, değilse 0 değerini alan değişken

$NI / TA = \text{Net kar} / \text{Toplam varlıklar}$

$FFO / TL = \text{Faaliyetlerden sağlanan gelirler} / \text{Toplam yükümlölükler}$

INTWO = Son iki yılda zarar varsa 1, yoksa 0 değerini alan değişken

CHIN = İşletmenin net kârındaki değişimi ölçmeyi amaçlayan değişken

Yapılan analizler sonucunda kurulan modeller finansal başarısızlığı sırasıyla % 96,12, % 95,55 ve % 92,84 başarıyla doğru tahmin etmişlerdir. Ohlson bununla beraber, işletmenin başarısızlık olasılığını istatistiksel olarak anlamlı şekilde etkileyen dört temel faktörden bahsetmiştir. Bunlar, işletme büyüklüğü başta olmak üzere, işletmenin likiditesi, finansal yapısı ve kârlılığıdır.

ÜÇÜNCÜ BÖLÜM

3 FİNANSAL BAŞARISIZLIK TAHMİNİNE İLİŞKİN G20 ÜLKELERİ ÜZERİNE BİR UYGULAMA

3.1 Çalışmanın Konusu ve Amacı

Bu tezin konusu, işletmelerin finansal başarısızlık olasılıklarının önceden tahmini ve modellerin tahmin başarılarının analizi üzerinedir. Bu bağlamda tezin esas amacı ise, işletmelerin finansal başarısızlığa uğrama ihtimallerini önceden kestirebilecek model ya da modeller oluşturarak gerek işletme yöneticilerinin gerekse devletin ilgili birimlerinin işletmeler başarısızlığa düşmeden gerekli tedbirleri almalarını temin etmek ve böylece işletmelerin iflasa sürüklenmeden geri kazandırılabilmesini sağlama hususunda ilgililere yardımcı ve yön gösterici olabilmektir. Tezin bir diğer amacı, tahmin modellerinin başarılarını ölçerek, modeller arasında kıyaslama yapmaktır.

3.2 Çalışma Konusunun Önemi

Finansal başarısızlığın tahminine ilişkin yapılan çalışmalar, hem işletmenin kendisi, hem ilişki içerisinde bulunduğu birimler, hem de devlet gibi diğer aktörler açısından öneme sahiptir. Finansal başarısızlığa dair tahmin çalışmalarıyla işletme koruyucu ve düzeltici tedbirler alabilmektedir. Ayrıca finansal durumu ve performansı olumsuz bir görünüm çizen işletmeler tespit edilebilmektedir.

Bir ülkede çok sayıda başarısız işletmenin bulunması, o ülkenin ekonomik dengesini de etkilemektedir. Başarısız işletmeler nedeniyle bankalar problemler yaşayabilmektedir. Yanı sıra, işletme başarısızlıkları kaynakların verimli kullanılmasının önünde bir engel teşkil edebilmekte ve işsizlik oranlarında artışa yol açabilmektedir. Finansal başarısızlık tahminleriyle işletmenin hissedarları, işletmeye yatırım yapanlar ve kreditörler gibi gruplar nezdinde kayıpların önüne geçilebilecektir. Bu ve bunun gibi bir çok açıdan işletme başarısızlıkları ve muhtemel başarısızlıkların tahmini, finansal başarısızlıkların yayılma etkisi sebebiyle de son derece önemlidir.

Finansal başarısızlık tahmininin önemini çeşitli birimler ve alınacak kararlar açısından incelemek mümkündür.

3.2.1 Yönetim kararları açısından önemi

Finansal başarısızlığın nedenlerine ilişkin çalışmalar irdelendiğinde, en önemli nedenin “kötü yönetim” olarak öne çıkarıldığı görülmektedir. İşletmelerin yürüttükleri faaliyetler, yapmakta oldukları yatırımlar, rekabet gücünün arttırılması ve benzeri bir çok konu işletme yönetiminin aldığı kararlar neticesinde şekillenmektedir. Finansal başarısızlık üzerine gerçekleştirilen çalışmalar sayesinde, yöneticiler işletmenin mevcut durumu hakkında daha objektif bir bakış açısına ve bilgiye sahip olabileceklerdir. İşletmenin zayıf ve güçlü yanları ortaya konularak yönetim politikaları revize edilebilecektir. Ayrıca yatırımlar, yeni projeler gibi konularla ilgili faaliyetler daha iyi planlanabilecektir. Yöneticiler, geleceğe yönelik tedbirler alabilecek ve bu yönde uygulamalar geliştirebileceklerdir. İşletmenin var olan durumunun ve geleceğinin sıkıntılı olarak görüldüğü hallerde devir ya da birleşme gibi çeşitli alternatifler daha detaylı düşünülebilecektir.

Yöneticiler kendi işletmelerinin yanı sıra ilişkide bulundukları işletmeler ve birimler için de finansal başarısızlık tahminini kullanabilirler ve mevcut ilişkilerini yeniden düzenleyebilirler

3.2.2 Kredi kurumları açısından önemi

Finansal başarısızlık tahminine yönelik yapılan çalışmaların kredi kullandıran kurumlar bakımından arz ettiği önem ele alındığında, yapılan analizler sonucunda işletmelerin finansal durumlarının açık ve net bir biçimde gözler önüne serilmesiyle beraber olası batık kredilerin önüne geçilmesinin veya potansiyel kayıpların minimize edilmesinin mümkün olabileceğini ifade etmek yanlış olmayacaktır. Finansal başarısızlık yaşama ihtimali yüksek olan işletmelere kredi sağlayan kurumlar, faizleri tahsil edememe ve anaparayı kaybetme gibi risklerle karşı karşıyadır. Batık kredilerin miktarındaki artış, ekonominin genel gidişatı için de olumsuz bir hal ortaya çıkaracaktır. Kredi verenler, işletmenin başarısızlığa düşme olasılığını inceleyerek kredi verme ya da vadeyi uzatma gibi kararlarını gözden geçirebilirler (Atiya, 2001, s. 929). Bir işletmeye kredi verip vermeme hususunda işletmenin başarısızlığına ilişkin tahmin, kredi verenlerin kararında büyük rol oynayabilmektedir. Hatalı bir kredi kararı sonucunda kaynakların kötü kullanımı söz konusu olmaktadır.

Finansal başarısızlığa ilişkin tahmin modellerinden, kredi verilecek işletmeye uygulanacak faiz oranı kararı gibi diğer pek çok durumda da faydalanılabilmektedir.

3.2.3 Yatırım kararları açısından önemi

İşletmelere yatırım yapmış olan yatırımcılar ve potansiyel yatırımcılar işletmelere ait bilgileri kullanmaktadırlar. Bu bağlamda finansal başarısızlığa dair tahmin modellerinden de yararlanmak suretiyle yatırım kararlarının daha doğru verilmesi sağlanabilecektir. Söz konusu modellerden hareketle yatırımcılar, ileride sıkıntıya düşmesi ve başarısızlık yaşaması beklenen işletmelerin hisselerini, zarara uğramadan ellerinden çıkarabilirler. Ayrıca finansal başarısızlık durumunda olan ve mali sıkıntıları yaşayan işletmelerin gelecekte bu sıkıntıyı aşacakları düşünülüyorsa, hisseler düşük fiyatlardan alınarak ileride satılmak suretiyle de kazanç yaratılabilmektedir.

Finansal başarısızlık tahminiyle, yatırım kararları daha sağlıklı alınabilecek, fonlar daha verimli alanlara kanalize edilebilecek, kaynaklar daha etkin ve optimum düzeyde kullanılabilecektir.

3.2.4 Devlet açısından önemi

Finansal başarısızlık tahminleri ile ülke ekonomisini oluşturan işletmelerin geleceği hakkında daha net bilgilere sahip olmak şüphesiz ki faydalı olacaktır. Ülke içerisinde çok sayıda başarısız işletmenin bulunuyor olması ülke refahı açısından problemler yaratmakta ve makroekonomik bozulmalara sebebiyet vermektedir.

Devletin ekonomi politikalarına ve vergi politikalarına ilişkin kararlarında ve denetim fonksiyonunun işlevselliğinde finansal başarısızlık tahmin modelleri kritik öneme sahip olabilmektedir. Uygulanacak ekonomi politikaları ve alınacak çeşitli tedbirler neticesinde hangi işletmelerin ne şekilde etkileneceklerinin analiz edilmesiyle beraber, durumdan olumsuz şekilde etkilenme olasılığı bulunan işletmelere yönelik önlemler hayata geçirilebilecektir. Başarısızlık nedeniyle kapanan işletmelerden dolayı bir gelir kaybı yaşanabileceği gibi işsizlik sorunu da ortaya çıkabilecektir. Bu gibi hadiselerin beraberinde getireceği ekonomik ve sosyal olumsuzluklar nedeniyle, finansal başarısızlık tahminine ilişkin çalışmalar devletin ilgili birim ve kurumları için son derece önemlidir.

3.2.5 Denetçiler ve analistler açısından önemi

Finansal başarısızlık tahmini çalışmalarında finansal tablolardan sıkça yararlanılmaktadır. Denetçiler, finansal tabloların açık, doğru, eksiksiz, gerçeğe ve

kanunlara uygun biçimde hazırlanması gibi konularda denetim yapmaktadırlar. Yanıltıcı ve yanlış biçimde hazırlanan, makyajlanan tablolar, tahmin ve diğer analiz çalışmalarında hatalı sonuçların ortaya çıkmasına sebep olmaktadır. Denetçiler, tablolardaki hatalar, eksiklikler ve benzeri durumlarla ilgili olarak işletmeleri uyarmalıdır. Bu yönüyle denetçiler, doğrudan finansal başarısızlık tahmini çalışmalarının içinde bulunuyor olmasalar da, finansal tablo kullanıcılarının doğru bilgilendirilmesi ve analizlerin sağlıklı bir şekilde gerçekleştirilmesi hususlarında dolaylı olarak görev üstlenmektedirler.

İşletmelere danışmanlık hizmeti sağlayan analistler, işletmelerin başarısızlıklarına ilişkin çalışmalarla, işletmelere çözüm önerileri sunabilmektedirler.

3.2.6 Düzenleyici kuruluşlar açısından önemi

TCMB, SPK, BDDK gibi kurumlar, finansal başarısızlık tahmin modellerini kullanmak suretiyle, denetlemek ve düzenlemekle yükümlü oldukları kuruluşlar üzerinde izleme ve kontrol kabiliyetlerini artırmaktadırlar. Böylece problem yaşamakta olan ya da yaşama olasılığı bulunan sektörler ve işletmeler ile ilgili olarak çeşitli düzenlemeler yapılma imkanı doğmaktadır.

3.2.7 İş ve işçi kuruluşları açısından önemi

İşletmelerin finansal durumları hakkında bilgi sahibi olan işçiler ve sendikalar, zam taleplerini bu doğrultuda belirleyebilmektedirler. Ayrıca işletmenin gelecekte finansal başarısızlık yaşayabileceğinin öngörüldüğü durumlarda, çalışanlar işlerini daha özverili ve özenli yapabilmekte, devamlılığın sağlanması için tartışmalar gerçekleştirilebilmektedir. Diğer bir alternatif olarak ise işlerinden ayrılarak başka bir işletmede çalışma yolunu seçebilmektedirler.

3.3 Çalışmanın Kapsamı ve İçeriği

Tez çalışması G20 (Group of 20) ülkeleri ekseninde şekillenmektedir. Dünyanın en büyük ekonomileri arasında bulunan 19 ülkeden ve Avrupa Birliği Komisyonu'ndan meydana gelen topluluk mevcut tezin kapsamını oluşturmaktadır.

G20, uluslararası sistemde başlıca gelişmiş ülkeler ile önemi ve ağırlığı artmakta olan yükselen ekonomilerin global ekonomik karar alma süreçlerinde daha fazla temsil edilmesi ve uluslararası mali sistemin daha istikrarlı bir yapıya kavuşturulması amacıyla, 1997'deki Asya ve 1998'deki Rusya krizlerinin ardından 1999 yılında Maliye Bakanları ve Merkez Bankası Başkanları düzeyinde oluşturulmuş bir platformdur. Dünya

ekonomisinin yaklaşık %85'ini, ticaretinin %75'ini ve nüfusunun 2/3'ünü temsil etmekte olan G20, farklı kıtalardan gelişmiş ve gelişmekte olan ekonomileri aynı platformda bir araya getiren, kapsayıcı yapısıyla uluslararası ekonomik düzlemde profili giderek yükselen bir oluşum olarak ortaya çıkmaktadır. 2008 yılında meydana gelen küresel krizin ardından G20 liderler düzeyinde toplanmaya başlamıştır. G20'nin mali ve ekonomik krize çözüm üzerine kurulan gündemi giderek küresel ekonomi ile bağlantılı, kalkınma, enerji güvenliği, iklim değişikliği, yoksulluğun giderilmesi, istihdam, yolsuzlukla mücadele ve gıda güvenliği gibi diğer alanlara da genişlemekte, güncel ihtiyaçlar doğrultusunda ekonomik ve mali sistemin yeniden yapılandırılmasına odaklanmaktadır (http-1).

Yalnızca gelişmiş ülkelerden ya da yalnızca gelişmekte olan ülkelere oluşan bir veri seti yerinin yerine, hem gelişmiş ülkeleri hem de gelişmekte olan ülkeleri kapsayan bir örneklemin kullanılmasının, çalışmanın amacı doğrultusunda daha sağlıklı olacağı düşünülmüştür. Böylece, farklı ülkelerde ve ekonomik koşullarda, ayrıca farklı siyasi iklimlerde faaliyet gösteren türlü profillerde işletmeler çalışmaya dahil edilebilecek ve daha çeşitli bir örneklem elde edilebilecektir. Finansal başarısızlığa ilişkin literatür incelendiğinde, Baltık ülkelerindeki işletmelerden oluşan örneklemin kullanıldığı bir çalışma (Malakauskas ve Lakstutiene, 2021) dikkat çekmektedir. Yanı sıra Türkiye ve İspanya'daki bankaların incelendiği bir araştırma da (Ravi ve Pramodh, 2008) bulunmaktadır. Diğer taraftan ise, gerçekleştirilen çalışmaların çoğunlukla yerel ölçekli oldukları ve tek bir ülkedeki işletmelere odaklandıkları görülmektedir (Jo vd., 1997; Shirata, 1998; Aktaş vd., 2003; Benli, 2005; Doğanay vd., 2006; İçerli ve Akkaya, 2006; İşseveroğlu ve Gücenmez, 2007; Chung vd., 2008; Wu vd., 2008; Lin, 2009; Çelik, 2010; Bae, 2012; Altunöz, 2013; Cengiz vd., 2015; Kulalı, 2016; Gogas vd., 2018; Le ve Viviani, 2018; Huang ve Yen, 2019; Gregova vd., 2020; Tang vd., 2020; Aksoy ve Boztosun, 2021; Halim vd., 2021; Jan, 2021; Noviantoro ve Huang, 2021; Oribel ve Hanggraeni, 2021; Qian vd., 2022; Yousaf vd., 2022). Bu çerçevede, farklı ülkelerde bulunan farklı karakteristiklere sahip işletmelerin çalışma kapsamına alınması uygun görülmüş ve G20 ülkelerinin gösterge niteliğindeki temel hisse senedi endeksleri esas alınmıştır. Bahsedilen endekslerde yer alan şirketlerin finansallarından (bilançolar, gelir tabloları vb.) yola çıkılarak finansal başarısızlığın tahmin edilmesi, şirketlerin finansal olarak başarılı ya da başarısız olmalarında rol oynayan rasyoların saptanması ve tahmin modeli oluşturulması, çalışmanın amacını oluşturmaktadır. Bu noktada sermaye

piyasalarında işlem gören şirketlerin tercih edilmesinin arkasında yatan neden, bu şirketlerin halka açık oldukları için kamuyu aydınlatma ilkeleri gereğince, şirketle ilgili meydana gelen olayları, özel durumları ve finansal tabloları zamanında ve şeffaf bir şekilde kamuya açıklama yükümlülüklerinin bulunmasıdır. Böylece, sermaye piyasalarında işlem gören şirketlerin verilerine, halka açık olmayan ve aynı zamanda SPK benzeri bir otoritenin düzenlemelerine ve denetimine haiz olmayan şirketlere nazaran çok daha kolay erişilebilmektedir.

Çalışma dönemi 1 Ocak 2010 – 31 Aralık 2019 olarak belirlenmiştir. ABD başta olmak üzere neredeyse tüm dünyayı derinden sarsan 2008 küresel krizinin ülke ekonomileri ve şirketler üzerindeki etkilerinden mümkün olduğunca sakınabilmek maksadıyla çalışma döneminin “2010 yılından” başlatılması uygun görülmüştür. Paralel şekilde, bir başka küresel kriz olan ve 2020 yılının başlarından itibaren dünya gündemini meşgul etmeye başlayan COVID-19 salgınının etkilerini en aza indirebilmek için, çalışma dönemi 31 Aralık 2019 tarihinde sonlandırılmıştır. Bahsedilen salgının farklı sektörlerde faaliyet gösteren şirketler üzerinde hem finansal anlamda hem de hisse senedi performansı anlamında çok farklı etkileri olmuştur. Örneğin, gıda, sağlık ve bilişim sektöründe faaliyetlerini sürdürmekte olan şirketler pandemiden olumlu etkilenmişlerdir. Öyle ki, bu şirketlerin finansalları ve hisse senedi fiyatları, diğer sektörlerdeki şirketlerin finansalları ve hisse senedi fiyatlarından pozitif olarak ayrılmışlardır. Havacılık, ulaştırma ve petrokimya gibi sektörlerde yer alan şirketler ise, uygulanan karantinalar, yasaklar ve kısıtlamalar sebebiyle büyük kayıplar yaşamışlardır ve bu durum şirketlerin piyasa değerlerini de son derece olumsuz etkilemiştir. Şirketlerin özellikle kâr marjlarına çarpıcı biçimde tesir eden salgın döneminin çalışmaya dahil edilmesi neticesinde analiz sonuçları önemli ölçüde etkilenebilecek ve yanıltıcı sonuçlar ortaya çıkabilecektir. Dolayısıyla, değişik sektörler üzerinde bu denli farklı etkilere yol açan küresel bir sağlık krizinin çalışma dönemi dışında bırakılmasının yerinde olacağı düşünülmüştür.

Veriler, şirketlere ilişkin veri sağlayan veri tabanlarından, veri terminallerinden (Thomson Reuters) ve şirketlerin ilgili internet siteleri ile web sayfalarından sağlanmıştır.

3.4 Çalışmanın Sınırlılıkları

Finansal sektörde faaliyet gösteren şirketlerin (bankalar, finansal kiralama şirketleri, sigorta şirketleri vb.) finansal tablolarının, diğer şirketlerden farklı olması dolayısıyla, bu şirketler çalışma kapsamı dışında bırakılmıştır. Benzer şekilde, verilerine eksiksiz olarak

erişilemeyen ya da faaliyet alanlarından dolayı stoksuz çalışan ve stok devir hızı, asit test oranı gibi oranları hesaplanamayan (yazılım şirketleri, atık yönetimi şirketleri, hizmet sektöründeki şirketler vb.) şirketler çalışmadan çıkarılmıştır. Ayrıca, şirket aynı anda birden fazla endekste yer alıyorsa, şirketler de (Airbus, Mondi, BHP Group vs.) tekrare sebebiyet vermemek adına çalışmada sadece “1” kez ele alınmıştır.

3.5 Çalışmanın Araştırma Yöntemi

Çalışmada öncelikle, finansal başarısızlık tanımlanarak finansal başarısızlık kriterleri belirlenmiştir. Bu kriterler ışığında işletmeler basitçe başarılı ya da başarısız olarak sınıflandırılmıştır. Finansal başarısızlık üzerine yapılan çalışmalar incelendiğinde, pek çok farklı yöntemin kullanıldığı görülmektedir. Kimi çalışmalarda sadece tek bir yöntem kullanılarak analizler gerçekleştirilirken, kimi çalışmalarda ise birden fazla yöntemden faydalanılmıştır. Önceleri genellikle diskriminant analizi, çoklu regresyon analizi gibi yöntemler tercih edilirken, teknolojik alanda meydana gelen ilerlemelerin ve bu ilerlemelerin finans alanına entegrasyonunun bir neticesi olarak, son dönemlerde yapılan çalışmalarda yapay sinir ağları, sınıflama ve regresyon ağaçları, makine öğrenmesi, yapay zeka, veri madenciliği gibi metodların kullanıldığı görülmektedir. Bu çalışmada ise, toplanan veriler ve oluşturulan veri seti incelenmiş, elde edilen veriler ile optimum şekilde uyuşacak yöntemler kullanılmıştır. Söz konusu yöntemler, lojistik regresyon, yapay sinir ağları ve karar ağaçlarıdır.

Çalışmada işletmelerin finansal rasyoları veri tabanlarından, veri terminallerinden ve ilgili işletmelerin internet sitelerinden elde edilmiş ve belirlenen analiz yöntemlerinde bu rasyolar üzerinden hareket edilmiştir. Toplamda 91200 adet rasyodan oluşan (570 işletme, 10 yıl, 16 oran) bir veri seti oluşturulmuştur. Analiz kapsamına dahil edilen finansal rasyolar ise, derinlemesine gerçekleştirilen literatür taraması ve alanında uzman kişiler ile yazarın görüşleri doğrultusunda saptanmıştır.

Analizde kullanılacak yöntemlerin ve finansal rasyoların tespit edilmesinin ardından, işletmeleri başarılı ya da başarısız olarak en iyi şekilde sınıflandıracak modeller kurulmuştur. Böylece, işletmelerin başarısızlık olasılıklarının ne denli etkin bir şekilde tespit edileceği ortaya konulmuştur.

3.6 Çalışmanın Veri Seti

Çalışmanın temel amacı, işletmelerin finansal başarısızlıklarını 1 yıl ve 2 yıl öncesinden kestirebilecek model / modeller kurarak, işletmeler, yatırımcılar, kreditorler, devletler ve

diğer paydaşlar için bir erken uyarı mekanizması oluşturmak ve bu sayede gereken tedbirlerin ve aksiyonların alınmasını sağlayarak, işletmelerin ekonomiye kazandırılmaları konusunda yardımcı ve yol gösterici olmaktır. Bu çerçevede, analizlerin daha sağlıklı ve güvenilir sonuçlar sağlaması açısından çalışmaya mümkün olduğu kadar fazla sayıda işletme dahil edilmeye çalışılmıştır. Gelişmiş ve gelişmekte olan ülkelerden meydana gelen bir örneklemin kullanılmasının amaçlandığı çalışmada, yapılan literatür taramaları neticesinde daha önce G20 ülkeleri kullanılarak gerçekleştirilen bir finansal başarısızlık çalışmasına rastlanmaması üzerine, hem bahsedilen bu sebebe hem de farklı ülkelerde ve farklı ekonomik koşullar altında faaliyet gösteren işletmelerin çalışma kapsamına alınmasının çalışmaya derinlik ve zenginlik katacağı düşüncesine dayanarak, G20 ülkeleri çalışmanın merkezine konulmuştur. Gelişmiş ve gelişmekte olan ülke ayrımı, IMF (International Monetary Fund)’nin ortaya koymuş olduğu sınıflandırma esas alınarak gerçekleştirilmiştir ([http-2](http://2)).

“G20” tabiri “Group of 20”nin kısaltmasıdır. G20’de, Avrupa Birliği Komisyonu ile beraber 19 ülke yer almakta olup, üye ülkeler Tablo 3.1’de sunulmaktadır. Tablodan görüleceği üzere, çalışma kapsamındaki ülkelere 9’u gelişmiş ve 10’u gelişmekte olan ülke konumunda bulunmaktadır.

Tablo 3.1 Çalışma kapsamına alınan ülkeler (G20)

Gelişmiş (developed) ülkeler	Gelişmekte olan (developing) ülkeler
Almanya	Arjantin
Amerika Birleşik Devletleri (ABD)	Brezilya
Avustralya	Çin
Fransa	Hindistan
Güney Kore	Endonezya
İngiltere	Meksika
İtalya	Rusya
Japonya	Suudi Arabistan
Kanada	Güney Afrika
	Türkiye

Borsada işlem gören işletmeler, “kamuyu aydınlatma ilkesi” gereğince işletmede meydana gelen özel durumları, önemli nitelikteki olayları ve finansal tablolarını kamuya

ilan etmek zorundadırlar. Bu sebeple, söz konusu işletmeler ile ilgili bilgilere ulaşmak daha kolay ve pratik olmaktadır. Dolayısıyla, çalışma kapsamına alınacak işletmelerin, halka açık olan işletmeler arasından belirlenmesinin, veri toplama aşamasında kolaylık sağlayacağı düşüncesinden hareketle, ülkelerin gösterge (benchmark) hisse senedi endekslerindeki işletmeler analizlere tabi tutulmuştur. Gösterge endeksler, ülkelerin genellikle en büyük işletmelerinin yer aldığı ve en yüksek hacme sahip endekslerdir. Bu endeksler, ülkelerin sermaye piyasalarındaki görünüm ve dinamikler hakkında genel fikirler vermektedirler. Seçilen endeksler Tablo 3.2’de gösterilmektedir.

Tablo 3.2 Çalışma kapsamına alınan endeksler

Ülkeler	Endeksler
Almanya	DAX 40
Amerika Birleşik Devletleri	DOW 30
Arjantin	S&P Merval
Avustralya	ASX 50
Brezilya	BOVESPA
Çin	SSE 50
Endonezya	LQ 45
Fransa	CAC 40
Güney Afrika	JSE TOP 40
Güney Kore	KOSPI 50
Hindistan	BSE 30
İngiltere	FTSE 100
İtalya	FTSE MIB
Japonya	TOPIX 100
Kanada	TSX 60
Meksika	S&P BMV IPC
Rusya	RTS
Suudi Arabistan	MSCI TADAWUL 30
Türkiye	BİST 50

Finans sektöründe faaliyet gösteren işletmeler (bankalar, sigorta şirketleri vb.) ve faaliyetlerinin doğası gereği çok az stokla ya da stoksuz çalışan işletmeler (bilişim sektöründeki işletmeler, varlık yönetim şirketleri, atık yönetim şirketleri gibi) kapsam

dışında bırakılmıştır. Ayrıca belirtilen dönemde verilerine eksiksiz olarak ulaşamayan işletmeler de çalışmadan çıkarılmıştır. Ek olarak, birden fazla borsada işlem görmekte olan işletmeler tek borsa için hesaba katılmıştır. Örneğin, Polymetal International PLC, hem Rusya hem İngiltere hisse senedi piyasasında kote olduğu için, sadece İngiltere açısından dikkate alınmış ve Rusya'daki işletmeler arasına eklenmemiştir. Benzer şekilde yapılan eleminasyonlardan sonra toplam 570 işletme ile analizler gerçekleştirilmiştir. Bu işletmelerin ülkelere göre dağılımını içeren veriler Tablo 3.3'de sunulmaktadır. Tablodan takip edilebileceği üzere, gelişmiş ülkelerden 318 (%55,78) ve gelişmekte olan ülkelere 252 (%44,21) işletme çalışmada yer almakta olup, nispeten dengeli bir dağılımdan söz etmek mümkündür.

Tablo 3.3 Çalışmada yer alan işletmelerin ülkelere göre dağılımı

Ülke / Endeks	Toplam işletme sayısı	Çalışmaya alınan işletme sayısı
Almanya / DAX 30	40	25
ABD / DOW 30	30	21
Arjantin / S& P Merval	22	11
Avustralya / ASX 50	50	22
Brezilya / BOVESPA	92	45
Çin / SSE 50	50	30
Endonezya / LQ 45	45	36
Fransa / CAC 40	40	29
Güney Afrika / JSE TOP 40	40	16
Güney Kore / KOSPI 50	50	31
Hindistan / BSE 30	30	14
İngiltere / FTSE 100	100	58
İtalya / FTSE MIB	40	22
Japonya / TOPIX 100	100	72
Kanada / TSX 60	60	38
Meksika / S&P BMV IPC	36	21
Rusya / RTS	42	29
S.Arabistan / MSCI TADAWUL 30	30	15
Türkiye / BİST 50	50	35
Toplam	947	570

Çalışmada, işletmelerin finansal oranları kullanılarak, finansal başarısızlık tahmin model / modellerinin kurulması hedeflenmiştir. Bu bağlamda çalışmada yararlanılacak olan oranlar, diğer deyişle bağımsız değişkenler derinlemesine gerçekleştirilen literatür incelemeleri (Aktaş vd., 2003; Altaş ve Giray, 2005; Torun, 2007; Vuran, 2009; Aktan, 2011; Terzi, 2011; Yakut ve Elmas, 2013; Cengiz vd., 2015; Selimoğlu ve Orhan, 2015; Ural vd., 2015; Aksoy ve Boztosun, 2021) ve uzman görüşleri doğrultusunda belirlenmiş ve 5 farklı kategoriden toplam 16 finansal oran çalışma kapsamına dahil edilmiştir. Bu oranlar, işletmelerin finansal açıdan sağlamlıklarının ve finansal yapılarının değerlendirilmesinde çokça benimsenen ve kabul gören oranlar olup, Tablo 3.4’de belirtilmektedir.

Tablo 3.4 *Çalışmada kullanılan finansal oranlar*

1. Likidite oranları
❖ Cari oran
❖ Asit – test oranı
2. Faaliyet oranları
❖ Alacak devir hızı
❖ Stok devir hızı
3. Kârlılık oranları
❖ Brüt kâr marjı
❖ Faaliyet kâr marjı
❖ Net kâr marjı
❖ Özsermaye kârlılığı
❖ Varlık kârlılığı
❖ Hisse başına kâr
4. Finansal yapı oranları
❖ Toplam borç / özsermaye
❖ Faiz kazanç gücü (faiz karşılama oranı)
5. Büyüme oranları
❖ Satışlardaki büyüme
❖ Brüt kârdaki büyüme
❖ Faiz ve vergi öncesi kârdaki büyüme
❖ Net kârdaki büyüme

Çalışma dönemi olarak, 2010 – 2019 yılları arasındaki on yıllık dönem esas alınmış ve işletmelerin yıl sonu finansal tabloları üzerinden hareket edilmiştir. Dönem, ülke ekonomilerini ve işletmeleri doğrudan ya da dolaylı olarak etkileyebilecek nitelikteki önemli olayları kapsam dışında bırakacak şekilde belirlenmiştir. 2008 yılında Amerika Birleşik Devletleri’nde ortaya çıkan ve yayılma etkileri göstererek dünya çapındaki pek çok ülkeyi derinden sarsan Küresel Ekonomik Kriz, ekonomiler ve dolayısıyla işletmeler üzerinde büyük ya da küçük pek çok farklı etkiye yol açmıştır. Bu dönemde küresel olarak büyük çalkantılar meydana gelmiş ve ülke piyasaları krizin pençesinde adeta çöküş yaşamıştır. Benzer şekilde 2019 yılının sonlarında gündem olmaya başlayan ve 2020 yılının ilk aylarıyla birlikte etkileri yoğun şekilde hissedilmeye başlanan “Covid – 19” pandemisi, sadece günlük yaşantıyı ve alışkanlıkları değil, aynı zamanda ülke ekonomilerini, işletmeleri ve finansal piyasaları ciddi derecede etkilemiştir. Bahsedilen salgının Çin’de ortaya çıkarak, devamında dünyadaki diğer ülkelere yayılmasıyla beraber pek çok kısıtlama ve yasak uygulamaya konmuştur. Öyle ki, ülkeler arası seyahat ve uçuş yasakları getirilmiş, etkinlikler ertelenmiş, okullar kapatılmış, sokağa çıkma yasakları ve karantinalar uygulanmış ve başka bir çok farklı tedbir hayata geçirilmiştir. Bu salgın, ülke ekonomilerinde derin yaralar açmış, azalan ve hatta durma noktasına gelen ekonomik faaliyetler sayısız işletmeyi zor durumda bırakmıştır. Bununla beraber, gıda sektöründe, bilişim sektöründe ve sağlık sektöründe faaliyetlerini sürdüren işletmelerin salgın koşullarından pozitif etkilendiklerini söylemek mümkündür. Salgının farklı sektörler üzerinde farklı biçimde ve ölçüde etkilere neden olması sebebiyle, salgın döneminin çalışma kapsamı dışında bırakılmasının uygun olacağı düşünülmüştür. Kısaca toparlamak gerekirse, 2008 Küresel Ekonomik Krizi’nin etkilerinden kaçınabilmek için çalışmanın başlangıç tarihi 2010 yılı, pandeminin etkilerinden olabildiğince kaçınabilmek için ise çalışmanın bitiş tarihi 2019 yılı olarak belirlenmiştir.

Çalışmada kullanılacak olan veriler Thomson Reuters veri terminalinden sağlanmıştır. Farklı ülkelerden işletmeler çalışma kapsamında yer aldığından, verilerin uyumlu olmasını sağlamak ve olası yanılgıların ve yanlışlıkların önüne geçebilmek için işletmelerin dolar (\$) bazlı finansal tabloları üzerinden hareket edilmiştir. Şöyle ki, işletmeler finansal raporlamalarını genellikle yalnızca kendi ülkelerinin para birimleri üzerinden yapmaktadırlar. Dolayısıyla satışlardaki büyüme, net kârdaki büyüme gibi oranlar hesaplanırken, işletme her ne kadar yerel para birimi cinsinden büyüme sağlamış olsa da, dolar cinsinden bakıldığında büyüme kaydedemiş ve hatta gerileme yaşamış

olabilmektedir. Bu gibi durumlarda bir örnekliği tesis edebilmek adına, rezerv para birimi olan dolar bazlı tablolar benimsenmiştir.

3.7 Analiz ve Tartışma

Çalışmada öncelikle finansal başarısızlık kriteri belirlenerek, işletmeler basit şekilde başarılı ya da başarısız olarak ayrılmışlardır. Literatürdeki çalışmalar incelendiği zaman, finansal başarısızlık için birbirinden farklı kriterlerin esas alındığı görülmektedir. İşletmelerin üst üste iki yıl ya da daha uzun süre zarar etmeleri, aktiflerinin ya da özsermayelerinin belirli bir oranın üzerinde aşınması, vadesi gelen yükümlülüklerini karşılamada zorlanmaları, faaliyetlerinde aksamalar yaşamaları, borsa kotundan çıkarılmaları ya da yakın izleme pazarına alınmaları gibi çeşitli durumlar başarısızlık için birer gösterge olarak kullanılmaktadır. Bu bağlamda mevcut çalışmada, işletmelerin yıl sonu finansal tablolarından yola çıkılarak, çalışma dönemi içerisinde üst üste iki yıl zarar eden işletmeler başarısız, diğer işletmeler ise başarılı olarak sınıflandırılmışlardır. Başarılı ve başarısız işletmelerin kırılımı Tablo 3.5’de gösterilmektedir.

Tablo 3.5 Başarılı ve başarısız işletmelerin kırılımı

Ülke / Endeks	Çalışmaya alınan işletme sayısı	Başarılı işletme sayısı	Başarısız işletme sayısı
Almanya / DAX 30	25	23	2
ABD / DOW 30	21	20	1
Arjantin / S&P Merval	11	7	4
Avustralya / ASX 50	22	19	3
Brezilya / BOVESPA	45	27	18
Çin / SSE 50	30	29	1
Endonezya / LQ 45	36	33	3
Fransa / CAC 40	29	26	3
Güney Afrika / JSE TOP 40	16	9	7
Güney Kore / KOSPI 50	31	25	6
Hindistan / BSE 30	14	14	-
İngiltere / FTSE 100	58	51	7
İtalya / FTSE MIB	22	16	6
Japonya / TOPIX 100	72	68	4

Tablo 3.5 (Devam) *Başarılı ve başarısız işletmelerin kırılımı*

Kanada / TSX 60	38	34	4
Meksika / S&P BMV IPC	21	20	1
Rusya / RTS	29	24	5
S.Arabistan / MSCI TADAWUL 30	15	13	2
Türkiye / BİST 50	35	28	7
Toplam	570	486	84

Yukarıdaki tabloda görüldüğü gibi, çalışmadaki 570 işletmenin 486 tanesi (%85,26) finansal açıdan “başarılı” ve 84 tanesi (%14,84) finansal açıdan “başarısız” olarak belirlenmiştir. Diğer deyişle, 84 işletme çalışma dönemi içerisinde üst üste en az iki yılı zararla kapatmışlardır. Bu bağlamda çalışmadaki örneklemin genel olarak başarılı işletmelerden oluştuğu söylenebilmektedir.

Tablo 3.6’ya göre, 486 başarılı işletmenin 282 tanesi gelişmiş ülkelerde, 204 tanesi ise gelişmekte olan ülkelerde bulunmaktadır. Başarısız işletmelerin ise 36 tanesi gelişmiş ülkelerde yer alırken, 48 tanesi de gelişmekte olan ülkelerin hisse senedi piyasalarında işlem görmektedir. Genel olarak düşünüldüğünde, gerek başarılı işletmelerin gerekse başarısız işletmelerin ülke gruplarına göre dağılımında dengeli bir durum dikkat çekmektedir.

Tablo 3.6 *İşletmelerin ülke grupları bazında dağılımı*

	Başarılı işletme sayısı	Başarısız işletme sayısı	Toplam
Gelişmiş piyasalar	282 (%58,02)	36 (%42,85)	318 (%100,00)
Gelişmekte olan piyasalar	204 (%41,97)	48 (%57,14)	252 (%100,00)
Toplam	486 (%100,00)	84 (%100,00)	570 (%100,00)

Çalışma dönemi daha önce de belirtildiği üzere, Aralık 2010 – Aralık 2019 tarihleri arasını kapsamaktadır. Bu dönem içerisinde işletmelerin üst üste zarar ettikleri ikinci yıl başarısızlık yılı olarak kabul edilmiştir. Örneğin, 2015 ve 2016 yıllarında zarar eden bir işletme için, başarısızlık kriterinin karşılandığı 2016 yılı başarısızlık yılı olarak esas alınmış ve finansal başarısızlığı 1 yıl önceden tahmin edecek model için bahse konu işletmenin 2015 yılı verileri ve 2 yıl önceden tahmin edecek model için ise 2014 yılı verileri kullanılmıştır. Eğer işletmenin üç ya da daha fazla yıl boyunca zarar etmesi söz

konusuysa, günümüze en yakın olan yıl başarısızlık yılı olarak tespit edilmiştir. Söz gelimi, 2015, 2016, 2017 ve 2018 yıllarında zarar eden bir işletme açısından başarısızlık yılı 2018 olarak ele alınmış ve bu işletmenin 2017 ve 2016 yıllarındaki verileri analizlere tabi tutulmuştur. Başarılı işletmeler için ise, en fazla başarısızlığın yaşandığı yıl başarı yılı şeklinde belirlenmiştir. İlgili durum Tablo 3.7’de gösterilmektedir.

Tablo 3.7 *Yıllara göre başarısızlık yaşayan işletmelerin sayısı*

Yıllar	Başarısız işletme sayısı
2019	14
2018	16
2017	16
2016	33
2015	34
2014	28
2013	25
2012	22
2011	16
2010	-

Tablo 3.7.’ye göre, en fazla başarısızlık 2015 yılında meydana gelmiştir. Dolayısıyla tüm başarılı işletmeler için başarı yılı 2015 olarak benimsenmiş ve finansal başarısızlığı 1 yıl önceden tahmin edecek model için 2014 yılı, 2 yıl önceden tahmin edecek model için 2013 yılı verileri baz alınmıştır.

İşletmeler belirlenen kriter doğrultusunda başarılı ve başarısız olarak sınıflandırıldıktan sonra, başarılı işletmelere “1” ve başarısız işletmelere “0” değeri verilerek analizlerde kullanılacak olan bağımlı değişken oluşturulmuştur. Çalışmaya dahil edilen finansal oranlar ise bağımsız değişken işlevi görmektedirler. Finansal başarısızlığı 1 yıl önceden tahmin etmek için kurulacak modelde kullanılacak olan finansal oranlara ilişkin tanımlayıcı istatistikler (descriptive statistics) Tablo 3.8’de verilmektedir.

Tablo 3.8 *Finansal oranların tanımlayıcı istatistikleri I*

	N	Min.	Max.	Ort.	Std.	Çarpıklık	Basıklık
Cari oran	570	,1900	17,4000	1,7696	1,4030	4,580	34,602
Asit-test	570	,1500	14,7800	1,3020	1,1910	4,998	38,933
Alacak devir hızı	570	,1600	896,2700	14,1949	55,7581	14,251	220,439
Stok devir hızı	570	,1800	447,5800	16,4801	38,8360	6,386	50,496
Brüt kâr marjı	570	-,1241	,9908	,3673	,2064	,498	-,343
Net kâr marjı	570	-1,5311	,9936	,0721	,1679	-2,897	30,772
Özsermaye kârlılığı	570	-18,8046	19,7685	,1229	1,2118	1,192	227,781
Varlık kârlılığı	570	-,3249	,4393	,0548	,07468	,206	3,896
Faaliyet kâr marjı	570	-,4384	,9624	,1439	,1319	1,242	5,414
Hisse başına kâr	570	-17,6200	34,9000	1,5105	3,8075	3,507	24,158
Toplam borç / özsermaye	570	-21,5640	135,1634	1,1014	5,9968	19,681	441,708
Faiz kazanç gücü	570	-22,1100	56385,3700	240,2425	2634,6457	18,322	372,142
Satışlardaki büyüme	570	-,6848	25,6874	,0696	1,0943	22,645	530,442
Brüt kârdaki büyüme	570	-27,5856	5,6905	-,0264	1,2256	-19,814	451,900
FAVÖK büyüme	570	-2,0456	541,7447	1,7465	28,6801	17,221	300,115
Net kâr büyüme	570	-198,3913	33,2102	-,5264	8,8037	-20,086	451,106

Tablo 3.8'e göre, toplam borç / özsermaye ve faiz kazanç gücü gibi bazı oranlarda negatif değerler dikkat çekmektedir. Bu negatif değerler, bazı işletmelerin özsermayelerinin negatif olmasından ve faiz – vergi öncesi zarar kaydetmesinden kaynaklanmaktadır. İşletmelerin uzun yıllar boyunca zarar etmeleri halinde özsermayelerinin negatife düşmesi söz konusu olabilmekte ve çeşitli çalışmalarda bu durum da finansal bir başarısızlık olarak kabul edilebilmektedir. Diğer yandan çarpıklık ve basıklık değerlerine bakıldığında ise, oranların aslında beklenildiği gibi normal dağılıma uymadıkları şeklinde yorumda bulunmak mümkündür.

Finansal başarısızlığın 2 yıl önceden tahmini için oluşturulacak olan modelde kullanılacak finansal rasyolara ilişkin tanımlayıcı veriler Tablo 3.9'da sunulmaktadır.

Tablo 3.9 *Finansal oranların tanımlayıcı istatistikleri II*

	N	Min.	Max.	Ort.	Std.	Çarpıklık	Basıklık
Cari oran	570	,1300	12,7300	1,7646	1,3221	3,879	22,731
Asit-test	570	,1200	11,3900	1,3067	1,1442	4,498	29,448
Alacak devir hızı	570	,1500	906,3200	13,1067	44,4974	15,757	295,296
Stok devir hızı	570	,2100	657,2400	16,4252	40,7434	8,958	116,013
Brüt kâr marjı	570	-,1620	1,0000	,3715	,2046	,498	-,289
Net kâr marjı	570	-8,9053	,5668	,0732	,3974	-20,367	459,886
Özsermaye kârlılığı	570	-5,0290	2,8541	,1281	,3496	-6,437	108,573
Varlık kârlılığı	570	-,2378	,4978	,0651	,0713	1,016	5,733
Faaliyet kâr marjı	570	-5,0812	,9563	,1405	,2545	-15,030	312,142
Hisse başına kâr	570	-131,7300	32,7400	1,3872	6,5423	-14,222	303,767
Toplam borç / özsermaye	570	-43,0574	13,0782	,6099	2,7971	-12,431	190,598
Faiz kazanç gücü	570	-3,6300	47526,880	195,9975	2194,7492	19,085	393,442
Satışlardaki büyüme	570	-,7990	4,1716	,0553	,3098	6,597	71,268
Brüt kârdaki büyüme	570	-2,8270	15,0105	,1283	1,0046	10,414	134,413
FAVÖK büyüme	570	-2,7795	22,8000	,1624	1,2036	13,668	235,971
Net kâr büyüme	570	-440,1880	53,9468	-,5489	18,7301	-22,767	536,252

Yukarıdaki tablo incelendiğinde, Tablo 3.8’e benzer biçimde çarpıklık ve basıklık değerlerinin, değişkenlerin normal dağılmadıklarını işaret ettikleri görülmektedir. Finansal analizlerde kullanılan veri setlerinde yer alan değişkenler genellikle normal dağılım göstermemektedirler. Değişkenlerin normallik varsayımına uyup uymadıkları çeşitli testlerle sınanabilmektedir. Bu bağlamda Kolmogorov – Smirnov ve Shapiro – Wilk testleri en sık başvurulan yöntemlerdendir. İlk model için kullanılacak veri setine ait test sonuçları Tablo 3.10’da verilmektedir.

Tablo 3.10 *Normallik testi sonuçları I*

	Kolmogorov-Smirnov ^a			Shapiro-Wilk		
	Statistic	df	Sig.	Statistic	df	Sig.
Cari oran	,189	570	,000	,634	570	,000
Asit-test	,205	570	,000	,592	570	,000
Alacak devir hızı	,404	570	,000	,133	570	,000
Stok devir hızı	,337	570	,000	,362	570	,000
Brüt kâr marjı	,079	570	,000	,974	570	,000
Net kâr marjı	,170	570	,000	,725	570	,000
Özsermaye kârlılığı	,375	570	,000	,146	570	,000
Varlık kârlılığı	,082	570	,000	,948	570	,000
Faaliyet kâr marjı	,107	570	,000	,899	570	,000
Hisse başına kâr	,228	570	,000	,614	570	,000
Toplam borç / özsermaye	,422	570	,000	,116	570	,000
Faiz kazanç gücü	,460	570	,000	,060	570	,000
Satışlardaki büyüme	,379	570	,000	,084	570	,000
Brüt kârdaki büyüme	,335	570	,000	,142	570	,000
FAVÖK büyüme	,488	570	,000	,038	570	,000
Net kâr büyüme	,375	570	,000	,111	570	,000

a. Lilliefors Significance Correction

Tanımlayıcı istatistiklerde yer alan çarpıklık ve basıklık değerlerinden yola çıkılarak yapılan “değişkenler normal dağılmamaktadır” şeklindeki yorum, Tablo ..’deki test sonuçlarıyla desteklenmektedir. Buna göre, gerek Kolmogorov – Smirnov gerekse Shapiro – Wilk çıktıları, tüm değişkenlerin %95 güven düzeyinde normal dağılıma uymadıklarını belirtmektedir ($p<0$).

Finansal başarısızlıktan iki yıl öncesi için kurulacak ikinci modelde yararlanılacak veri setindeki değişkenlere ilişkin normallik testi sonuçları Tablo 3.11’de verilmektedir. Buna göre, ilk veri setinde olduğu gibi ikinci veri setinde de değişkenler normal dağılmamaktadırlar ($p<0$).

Tablo 3.11 *Normallik testi sonuçları II*

	Kolmogorov-Smirnov ^a			Shapiro-Wilk		
	Statistic	df	Sig.	Statistic	df	Sig.
Cari oran	,176	570	,000	,669	570	,000
Asit-test	,192	570	,000	,620	570	,000

İlk modelin oluşturulmasında kullanılacak olan veri setinde bulunan değişkenler arasındaki korelasyon ilişkileri yukarıdaki sıcaklık haritasından okunabilmektedir. Grafikte değişkenler arasındaki korelasyonların çoğunlukla orta ya da düşük düzeyde oldukları görülmektedir. En yüksek korelasyon varlık kârlılığı ve özsermaye kârlılığı arasında olup (0,864), katsayı %99 güven düzeyinde istatistiksel olarak anlamlıdır. Ardından asit – test oranı ile cari oran arasındaki ilişki göze çarpmaktadır. Birbirleri ile yakından bağlantılı olan ve işletmelerin kısa vadeli yükümlülüklerini yerine getirebilme güçlerini, diğer değişle likiditelerini ortaya koyan bu iki oran arasındaki korelasyonun yüksek olması beklenen bir durumdur. Genel olarak bakıldığında, kâr marjlarının ve büyüme oranlarının birbirleri arasındaki korelasyonların yüksek seviyede olduğu dikkat çekmektedir. Öte yandan, en düşük korelasyon katsayısı ise faiz kazanç gücü (faiz karşılama oranı) ve toplam borç / özsermaye oranı arasında olup, katsayının işareti negatiftir (-0,593). Bu durum, söz konusu iki finansal oranın ters yönde hareket ettiklerini ve biri yükselirken diğerinin düştüğünü (ya da tam tersi) göstermektedir. Bununla beraber, stok devir hızı ile cari oran arasındaki katsayının da negatif ve %99 güven düzeyinde anlamlı olduğu görülmektedir (-0,485).

İkinci model için oluşturulan veri setindeki değişkenler arasındaki korelasyon katsayıları Şekil 3.2’de gösterilmektedir. Buna göre, ilk grafiktekine benzer şekilde en güçlü korelasyon varlık kârlılığı ve özsermaye kârlılığı arasında bulunmaktadır (0,832). Katsayı %99 güven düzeyinde anlamlıdır. Sonrasında faaliyet kâr marjı ile net kâr marjı arasındaki ilişki dikkat çekmektedir. Bu iki değişken güçlü bir korelasyon ilişkisi içindedirler (0,825). En düşük korelasyon katsayıları toplam borç / özsermaye oranı ve faiz kazanç gücü (-0,629) ile toplam borç / özsermaye oranı ve cari oran (-0,475) arasındadır.

3.7.1 Lojistik regresyon ile finansal başarısızlığın 1 yıl önceden tahmin edilmesi

Çalışmada öncelikle veri setlerine lojistik regresyon analizi uygulanmıştır. Bağımlı değişken (finansal başarı ya da başarısızlık) kategorik olduğu için lineer regresyon analizlerinin kullanılması mümkün değildir. Ayrıca söz konusu değişken “başarılı (1)” ya da “başarısız (0)” biçiminde ikili cevap içerdiği için lojistik regresyon yöntemlerinden ikili lojistik regresyon (binary logistic regression) tercih edilmiştir. Metot olarak ise “enter” metodu kullanılmıştır. Bu bağlamda başarısızlıktan 1 yıl ve 2 yıl öncesi için elde edilen çıktılar aşağıda sunulmaktadır.

Program ilk olarak, herhangi bir teknik kullanmadan basit şekilde tüm işletmeler “başarılı” olarak sınıflandırıldığında, sınıflandırma başarısının yüzde kaç olacağını test etmektedir (Tablo 3.12). Buna göre, çalışma kapsamında yer alan 570 işletmenin tamamı “başarılı” kabul edildiğinde genel sınıflandırma başarısı %85,3 olmaktadır.

Tablo 3.12 Tüm işletmelerin başarılı kabul edildiği ilk modele ait sınıflandırma tablosu

Observed		Predicted		
		Başarı(1)-Başarısızlık(0)		Percentage Correct
		,0000	1,0000	
Başarı(1)-Başarısızlık(0)	,0000	0	84	,0
	1,0000	0	486	100,0
Overall Percentage				85,3

Oluşturulan modelin bir bütün olarak anlamlı olup olmadığını gösteren test sonuçları Tablo 3.13’de yer almaktadır. “Sig” değerlerinden anlaşılabacağı üzere, model istatistiksel olarak anlamlıdır ($\chi^2(16) = 358,345$; $p < 0,05$).

Tablo 3.13 Lojistik regresyon ile kurulan ilk modele ait Omnibus testi sonuçları

		Chi-square	df	Sig.
Step 1	Step	358,345	16	,000
	Block	358,345	16	,000
	Model	358,345	16	,000

Modelde bulunan bağımsız değişkenlerin, bağımlı değişkeni açıklama gücü Tablo 3.14’de görülmektedir. Diğer deyişle, bağımlı değişkenin varyansındaki değişimin ne kadarının model tarafından açıklanabildiğini ortaya koymaktadır. Tablodaki R^2 değerlerinden genellikle Nagelkerke R^2 referans alınmaktadır. Bu çerçevede, modeldeki bağımsız değişkenlerle bağımlı değişkende meydana gelen değişimin %82,4’ü açıklanmaktadır. Bahsedilen değer modelin açıklama gücünün yüksek olduğunu işaret etmektedir. Cox & Snell R^2 değeri de dikkate alındığında, modelin açıklayıcılığının %46,7 - %82,4 arasında değiştiği ifade edilebilmektedir. Öte yandan -2LL değeri (118,3) ne kadar küçük olursa, modelin o denli iyi çalıştığı düşünülmektedir.

Tablo 3.14 Lojistik regresyon ile kurulan ilk modele ait özet istatistikler

Step	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
1	118,309 ^a	,467	,824

a. Estimation terminated at iteration number 15 because parameter estimates changed by less than ,001.

Lojistik regresyon analizi bir olayın (bu çalışmada başarılı ya da başarısız olma durumu) gerçekleşme olasılığını kestirmeye çalışmaktadır. Eğer söz konusu olayın kestirilen olasılığı 0,8’e eşit ya da 0,8’den yüksekse olayın gerçekleşeceğini, 0,8’den küçükse olayın gerçekleşmeyeceğini gözetir biçimde sınıflandırma yapmaktadır. Burada 0,8 değerinin “kopuş değeri” olduğunu söylemek hatalı olmayacaktır. Çalışmadaki başarılı işletme sayısı başarılı işletme sayısından çok daha fazla (dengesiz veri seti) olduğu için söz konusu değer, hem başarısız işletmelerin başarılı olarak sınıflandırılmalarını ifade eden “tip 1” hatayı, hem de başarılı işletmelerin başarısız olarak sınıflandırılmalarını ifade eden “tip 2” hatayı ve dolayısıyla her iki hata tipinin göreceli maliyetini minimize edecek biçimde belirlenmiştir. Bu bağlamda elde edilen sonuçlar Tablo 3.15’de verilmektedir. Oluşturulan model, başarısız durumdaki 84 işletmenin 78 tanesini doğru şekilde sınıflandırırken, 6 tanesini ise yanlış (başarılı olarak) biçimde sınıflandırmıştır. Dolayısıyla modelin başarısız işletmeleri doğru sınıflandırma oranı %92,9 (78 / 84) olmuştur. Diğer yandan ise, model 486 başarılı işletmenin 462 tanesini doğru şekilde yani başarılı olarak ayırmışken, 24 tanesini ise hatalı sınıflandırmıştır. Buradan hareketle modelin başarılı işletmeleri doğru sınıflandırma oranı %95,1 (462 / 486) olup, bu oran son derece yüksektir. Başarılı bir işletmenin başarısız olarak sınıflanmasını ifade eden tip

2 hata oranı %4,9'dur. Modelin bir bütün olarak başarısı ise %94,7 (540 / 570) olarak bulunmuştur.

Tablo 3.15 Lojistik regresyon ile kurulan ilk modele ait sınıflandırma tablosu

Observed			Predicted		
			Başarı(1)-Başarısızlık(0)		Percentage
			,0000	1,0000	Correct
Step 1	Başarı(1)-Başarısızlık(0)	,0000	78	6	92,9
		1,0000	24	462	95,1
Overall Percentage					94,7

Modelin ayırma doğruluğu gelişmiş ve gelişmekte olan ülke endeksleri yönünden alt gruplar halinde incelendiğinde, başarısız olduğu halde başarılı olarak sınıflandırılan 6 işletmeden 5 tanesinin gelişmiş ülkelerde (2 Japonya, 2 İtalya, 1 Fransa) ve 1 tanesinin de gelişmekte olan ülkelere (Güney Afrika) yer alan işletmeler oldukları tespit edilmiştir. Başarılı olmalarına rağmen başarısız olarak gruplanan 24 işletmeden ise, 15'inin gelişmekte olan ülkelere (5 Rusya, 3 Türkiye, 3 Endonezya, 2 Brezilya, 1 Arjantin, 1 Hindistan), 9'unun gelişmiş ülkelere (3 Güney Kore, 2 Kanada, 2 Japonya, 1 Fransa, 1 İngiltere) bulundukları gözlemlenmektedir. Dolayısıyla, lojistik regresyon analizinin başarılı işletmeleri sınıflama açısından gelişmiş ülkelere, başarısız işletmeleri sınıflama yönünden de gelişmekte olan ülkelere daha iyi performans gösterdiği ortaya çıkmaktadır.

Lojistik regresyon analizi açısından en çok önem arz eden çıktılarından birisi de, bağımsız değişkenlerin bağımlı değişken ya da değişkenleri ne ölçüde açıklayabildiğine ilişkin ulaşılan değerlerdir. Bu çerçevede sağlanan sonuçlar Tablo 3.16'da görülmektedir.

Tablo 3.16 Lojistik regresyon ile kurulan ilk modele ait çıktılar

	B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Step 1 ^a Cari oran	-,989	,778	1,615	1	,204	,372
Asit-test	,891	1,034	,743	1	,389	2,438
Alacak devir hızı	,039	,022	2,992	1	,084	1,040
Stok devir hızı	,001	,006	,015	1	,901	1,001

Tablo 3.16 (Devam) *Lojistik regresyon ile kurulan ilk modele ait çıktılar*

Brüt kâr marjı	-1,502	1,735	,750	1	,386	,223
Net kâr marjı	42,698	11,863	12,954	1	,000	3,495E+18
Özsermaye kârlılığı	7,198	1,887	14,547	1	,000	1337,073
Varlık kârlılığı	-32,842	16,340	4,039	1	,044	,000
Faaliyet kâr marjı	12,000	4,678	6,580	1	,010	162826,969
Hisse başına kâr	,116	,142	,671	1	,413	1,123
Toplamborç/özsermaye	,019	,057	,112	1	,738	1,019
Faiz kazanç gücü	,196	,070	7,792	1	,005	1,216
Satışlardaki büyüme	-1,745	1,271	1,887	1	,170	,175
Brüt kârdaki büyüme	1,519	1,215	1,562	1	,211	4,566
FAVÖK büyüme	-,960	,606	2,505	1	,113	,383
Net kâr büyüme	,176	,164	1,152	1	,283	1,192
Constant	,553	,855	,419	1	,517	1,739

a. Variable(s) entered on step 1: Cari oran, Asit-test, Alacak devir hızı, Stok devir hızı, Brüt kâr marjı, Net kâr marjı, Özsermaye kârlılığı, Varlık kârlılığı, Faaliyet kâr marjı, Hisse başına kâr, Toplam borç/özsermaye, Faiz kazanç gücü, Satışlardaki büyüme, Brüt kârdaki büyüme, FAVÖK büyüme, Net kâr büyüme.

Wald testi, her bir bağımsız değişkenin istatistiksel anlamlılığını belirlemek için kullanılmaktadır. Teste ilişkin anlamlılık değerleri “Sig” sütununda görülebilmektedir. Sig (p) değeri 0,05’ten küçükse, değişkenin istatistiksel olarak anlamlı olduğu sonucuna varılmaktadır. Bu doğrultuda ele alındığı zaman, sabitin (constant) anlamlı bulunamadığı ortaya çıkmaktadır ($p > 0,05$). Öte yandan, net kâr marjı, özsermaye kârlılığı, varlık kârlılığı, faaliyet kâr marjı ve faiz kazanç gücü değişkenlerinin istatistiksel anlamlılığa sahip oldukları dikkat çekmektedir. Diğer deyişle, söz konusu değişkenlerin bağımlı değişkende meydana gelen değişimleri açıklama açısından istatistiki önemi olup, modelin tahmin gücüne anlamlı derecede katkıda bulunmuşlardır. Bu değişkenlerin, işletmelerin başarı ya da başarısızlık durumlarında belirleyici bir rol üstlendikleri gözlemlenmektedir. Buna göre ilgili fonksiyon (3.1) aşağıdaki şekilde yazılmaktadır.

$$Z_1 = 0,553 + 42,698X_6 + 7,198X_7 - 32,842X_8 + 12,000X_9 + 0,196X_{12} \quad (3.1)$$

Burada,

X_6 = Net kâr marjını,

X_7 = Özsermaye kârlılığını,

X_8 = Varlık kârlılığını,

X_9 = Faaliyet kâr marjını,

X_{12} = Faiz kazanç gücünü

ifade etmektedir. Böylece net kâr marjının, özsermaye kârlılığının, varlık kârlılığının, faaliyet kâr marjının ve faiz kazanç gücünün, finansal başarısızlığın 1 yıl önceden tahmin edilmesinde en önemli oranlar oldukları belirlenmiştir.

3.7.1.1 Gelişmiş ülkelerdeki işletmelerin analizi

Çalışma kapsamındaki 9 gelişmiş ülkede faaliyetlerini sürdüren 318 işletme lojistik regresyon analizine tabi tutulmuştur. Finansal başarısızlığı 1 yıl önceden tahmin etmek üzere kurulan modele ilişkin Omnibus testi sonuçları Tablo 3.17’de görülmektedir.

Tablo 3.17 Gelişmiş ülkelerdeki işletmelere ilişkin kurulan ilk modele ait Omnibus testi sonuçları

		Chi-square	df	Sig.
Step 1	Step	167,172	16	,000
	Block	167,172	16	,000
	Model	167,172	16	,000

Tablo 3.17’ye göre model istatistiksel olarak anlamlıdır ($\chi^2(16) = 167,172$; $p < 0,05$).

Kurulan modelin açıklayıcılık gücüne dair istatistikler Tablo 3.18’de sunulmuştur. Modele alınan bağımsız değişkenlerle, bağımlı değişkenin varyansında meydana gelen değişimlerin %80,7’si açıklanabilmektedir (Nagelkerke $R^2 = 0,807$). Dolayısıyla modelin açıklayıcılığının yüksek olduğu ifade edilebilmektedir.

Tablo 3.18 Gelişmiş ülkelerdeki işletmelere ilişkin kurulan ilk modele ait özet istatistikler

Step	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
1	57,444 ^a	,409	,807

a. Estimation terminated at iteration number 15 because parameter estimates changed by less than ,001.

Gelişmiş ülkelerde yer alan işletmelerin lojistik regresyon analiziyle sınıflandırılmalarını gösteren Tablo 3.19 aşağıdadır. Buna göre, kurulan model 36 başarısız işletmenin 33’ünü doğru gruba atamış olup, modelin başarısız işletmeleri sınıflandırma yüzdesi %91,7’dir. Öte yandan, 282 başarılı işletmenin 267 tanesi başarılı ve 15 tanesi başarısız olarak

sınıflandırılırken, model başarılı işletmeleri %94,7 doğrulukla ayırmıştır. Bu doğrultuda modelin genel yüzdesi %94,3 (300 / 318) olarak gerçekleşmiştir.

Tablo 3.19 Gelişmiş ülkelerdeki işletmelere ilişkin kurulan ilk modele ait sınıflandırma tablosu

Observed			Predicted		
			Başarı(1)-Başarısızlık(0)		Percentage Correct
			,0000	1,0000	
Step 1	Başarı(1)-Başarısızlık(0)	,0000	33	3	91,7
		1,0000	15	267	94,7
Overall Percentage					94,3

İşletmelerin finansal başarılarına ya da başarısızlıklarına etki eden değişkenler Tablo 3.20’de verilmektedir. Tabloya göre, net kâr marjının %1 düzeyinde ($p < 0,01$) ve varlık kârlılığı ile faiz kazanç gücü değişkenlerinin %5 düzeyinde istatistiksel anlamlığa sahip oldukları görülmektedir ($p < 0,05$). Bu değişkenler modelin tahmin gücüne anlamlı şekilde katkı sağlamış olup, ilgili fonksiyon (3.2) aşağıdaki şekilde yazılmaktadır.

$$Z_2 = -0,387 + 70,225X_6 - 68,026X_8 + 0,234X_{12} \quad (3.2)$$

Burada,

X_6 = Net kâr marjını,

X_8 = Varlık kârlılığını,

X_{12} = Faiz kazanç gücünü

ifade etmektedir.

Tablo 3.20 Gelişmiş ülkelerdeki işletmelere ilişkin kurulan ilk modele ait çıktılar

	B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Step 1 ^a						
Cari oran	-1,525	1,721	,785	1	,376	,218
Asit-test	1,044	2,144	,237	1	,626	2,840
Alacak devir hızı	,097	,105	,848	1	,357	1,102
Stok devir hızı	,062	,072	,747	1	,387	1,064
Brüt kâr marjı	-1,047	2,703	,150	1	,698	,351
Net kâr marjı	70,225	26,215	7,176	1	,007	3,151E+30
Özsermaye kârlılığı	6,765	3,810	3,153	1	,076	867,149

Tablo 3.20 (Devam) *Gelişmiş ülkelerdeki işletmelere ilişkin kurulan ilk modele ait çıktılar*

Varlık kârlılığı	-68,026	34,224	3,951	1	,047	,000
Faaliyet kâr marjı	6,388	8,622	,549	1	,459	594,476
Hisse başına kâr	,364	,280	1,683	1	,195	1,439
Toplamborç/özsermaye	,114	,171	,448	1	,503	1,121
Faiz kazanç gücü	,234	,114	4,208	1	,040	1,263
Satışlardaki büyüme	2,940	2,787	1,112	1	,292	18,912
Brüt kârdaki büyüme	-,392	2,081	,035	1	,851	,676
FAVÖK büyüme	-2,670	1,653	2,609	1	,106	,069
Net kâr büyüme	,310	,326	,905	1	,341	1,364
Constant	-,387	1,386	,078	1	,780	,679

a. Variable(s) entered on step 1: Cari oran, Asit-test, Alacak devir hızı, Stok devir hızı, Brüt kâr marjı, Net kâr marjı, Özsermaye kârlılığı, Varlık kârlılığı, Faaliyet kâr marjı, Hisse başına kâr, Toplam borç/özsermaye, Faiz kazanç gücü, Satışlardaki büyüme, Brüt kârdaki büyüme, FAVÖK büyüme, Net kâr büyüme.

3.7.1.2 Gelişmekte olan ülkelerdeki işletmelerin analizi

Gelişmekte olan ülke klasmanında bulunan 10 ülkeden toplam 252 işletmeyi lojistik regresyon ile mercek altına alarak, finansal başarısızlığı 1 yıl önceden tahmin edecek bir model kurulması amaçlanmıştır. Bu bağlamda gerçekleştirilen analizlere ilişkin Omnibus test istatistikleri Tablo 3.21’de görülmektedir. Sonuçlar, oluşturulan modelin anlamlı olduğunu işaret etmektedir ($\chi^2(16) = 215,706$; $p < 0,05$).

Tablo 3.21 *Gelişmekte olan ülkelerdeki işletmelere ilişkin ilk modele ait Omnibus testi sonuçları*

		Chi-square	df	Sig.
Step 1	Step	215,706	16	,000
	Block	215,706	16	,000
	Model	215,706	16	,000

Modeldeki bağımsız değişkenlerin bağımlı değişkeni açıklama gücünü gösteren R^2 değerleri Tablo 3.22’de sunulmakta olup, bağımsız değişkenlerle bağımlı değişkenin varyansında meydana gelen değişimin %92,4’ünün açıklanabildiği gözlenmektedir (Nagelkerke $R^2 = 0,924$).

Tablo 3.22 Gelişmekte olan ülkelerdeki işletmelere ilişkin kurulan ilk modele ait özet istatistikler

Step	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
1	29,698 ^a	,575	,924

a. Estimation terminated at iteration number 17 because parameter estimates changed by less than ,001.

252 işletmenin verilerini lojistik regresyon analiziyle inceleyerek kurulan modelin sınıflama kabiliyeti Tablo 3.23’dedir. Söz konusu tabloya göre, 48 başarısız işletmenin 47’si doğru şekilde gruplanmış olup, modelin başarısız işletmeleri sınıflama yüzdesi %97,9’dur. Diğer yandan, 204 başarılı işletmeden 198 tanesi doğru gruba atanmıştır. Dolayısıyla model başarılı işletmeleri %97,1 gibi bir yüzdeyle sınıflamıştır. Modelin genel sınıflama becerisi ise %97,2 olmuştur. Bütün olarak bakıldığında, modelin yüksek performans sergilediği göze çarpmaktadır.

Tablo 3.23 Gelişmekte olan ülkelerdeki işletmelere ilişkin kurulan ilk modele ait sınıflandırma tablosu

Observed			Predicted		
			Başarı(1)-Başarısızlık(0)		Percentage
			,0000	1,0000	Correct
Step 1	Başarı(1)-Başarısızlık(0)	,0000	47	1	97,9
		1,0000	6	198	97,1
	Overall Percentage				97,2

Modelde yer alan değişkenlerin işletmelerin finansal başarı ya da başarısızlıkları yönünden arz ettikleri önem Tablo 3.24’de izlenmektedir. Değişkenlerden net kâr marjının %1 düzeyinde ($p < 0,01$) ve faiz kazanç gücünün ise %5 düzeyinde ($p < 0,05$) istatistiksel anlamlılığa sahip oldukları dikkat çekmektedir. Bu doğrultuda oluşan regresyon fonksiyonu (3.3) aşağıdaki gibidir.

$$Z_3 = -4,277 + 83,485X_6 + 0,783X_{12} \quad (3.3)$$

Burada,

X_6 = Net kâr marjını,

X_{12} = Faiz kazanç gücünü

belirtmektedir.

Tablo 3.24 *Gelişmekte olan ülkelerdeki işletmelere ilişkin kurulan ilk modele ait çıktılar*

	B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Step 1 ^a						
Cari oran	1,572	2,828	,309	1	,578	4,817
Asit-test	,989	2,847	,121	1	,728	2,689
Alacak devir hızı	,025	,070	,125	1	,724	1,025
Stok devir hızı	-,002	,011	,035	1	,851	,998
Brüt kâr marjı	10,588	6,742	2,467	1	,116	39655,271
Net kâr marjı	83,485	30,821	7,337	1	,007	1,807E+36
Özsermaye kârlılığı	12,021	11,188	1,154	1	,283	166130,033
Varlık kârlılığı	-42,951	37,114	1,339	1	,247	,000
Faaliyet kâr marjı	-6,245	10,474	,355	1	,551	,002
Hisse başına kâr	-,376	,670	,315	1	,575	,687
Toplamborç/özsermaye	-,019	,247	,006	1	,938	,981
Faiz kazanç gücü	,783	,320	5,977	1	,014	2,188
Satışlardaki büyüme	-2,023	2,264	,799	1	,371	,132
Brüt kârdaki büyüme	-,196	2,476	,006	1	,937	,822
FAVÖK büyüme	-,086	1,072	,006	1	,936	,917
Net kâr büyüme	,289	,433	,446	1	,504	1,335
Constant	-4,277	2,875	2,213	1	,137	,014

a. Variable(s) entered on step 1: Cari oran, Asit-test, Alacak devir hızı, Stok devir hızı, Brüt kâr marjı, Net kâr marjı, Özsermaye kârlılığı, Varlık kârlılığı, Faaliyet kâr marjı, Hisse başına kâr, Toplam borç/özsermaye, Faiz kazanç gücü, Satışlardaki büyüme, Brüt kârdaki büyüme, FAVÖK büyüme, Net kâr büyüme.

3.7.2 Lojistik regresyon ile finansal başarısızlığın 2 yıl önceden tahmin edilmesi

Lojistik regresyon analizi kullanılarak işletme başarısızlıklarının 2 yıl öncesinden tahmin edilebilmesi için, işletmelerin başarısızlık ya da başarı yıllarından 2 yıl önceki verileri esas alınarak analizler gerçekleştirilmiştir. Bu bağlamda sağlanan sonuçlar aşağıda sunulmaktadır.

Kurulan modelin anlamlı olup olmadığını gösteren Omnibus testi sonuçları Tablo 3.25’de verilmektedir. Buna göre, p değerlerinin 0,05’den küçük olmaları, modelin istatistiksel anlamlılığa sahip olduğunu ifade etmektedir. ($\chi^2(16) = 168,946$; $p < 0,05$).

Tablo 3.25 Lojistik regresyon ile kurulan ikinci modele ait Omnibus testi sonuçları

		Chi-square	df	Sig.
Step 1	Step	168,946	16	,000
	Block	168,946	16	,000
	Model	168,946	16	,000

Analize dahil edilen bağımsız değişkenlerin, bağımlı değişkeni açıklama gücünü ortaya koyan R^2 değerleri Tablo 3.26’da görülmektedir. Tablodaki Nagelkerke R^2 değeri, modeldeki bağımsız değişkenlerle bağımlı değişkenin %45,3’ünün açıklandığını belirtmektedir. Bir başka ifadeyle, işletmelerin başarısızlık / başarı durumlarındaki değişimin %45,3’ü çalışmada kullanılan finansal oranlardan ileri gelmektedir. Cox & Snell R^2 parametresi ile beraber değerlendirildiğinde ise, modelin %25,7 - %45,3 arasında değişen bir açıklayıcılık performansı bulunmaktadır. Bu husus, ikinci modelin ilk modele nazaran daha düşük bir başarı yakaladığını göstermektedir.

Tablo 3.26 Lojistik regresyon ile kurulan ikinci modele ait özet istatistikler

Step	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
1	307,707 ^a	,257	,453

a. Estimation terminated at iteration number 10 because parameter estimates changed by less than ,001.

Finansal başarısızlıktan 2 yıl öncesi için oluşturulan modelin sınıflandırma başarısı Tablo 3.27’den okunmaktadır. İlk modelde olduğu gibi, skoru kopuş değerinin altında olan işletmeler başarısız, üzerinde olan işletmeler ise başarılı olarak sınıflandırılmışlardır. Bu çerçevede, 84 başarısız işletmeden 62 tanesi doğru olarak başarısız, 22 tanesi ise hatalı şekilde başarılı olarak gruplanmışlardır. Böylece modelin başarısız işletmeleri sınıflandırma doğruluğu %73,8 olmuştur. İlk modelde başarısız işletmeler %91,7 doğrulukla tahmin edilmişlerdir. Dolayısıyla bu iki durum, ilk modele kıyasla önemli ölçüde düşen bir doğruluk oranını ortaya koymaktadır. Tablodaki değerler başarılı işletmeler bakımından ele alındığında, 486 başarılı işletmenin 419 tanesi doğru, 67 tanesi yanlış gruplara atanmışlardır. Böylece model başarılı işletmeleri %86,2 doğrulukla sınıflandırmıştır. Modelin genel başarısı ise %84,4 olup, toplam 570 işletmeden 481 tanesi doğru gruplara ayrılmışlardır. Tahmin doğruluğunda önceki modele göre %10 kadar bir düşüş olmasına rağmen, halen güçlü bir model başarısından söz etmek

mümkündür. Diğer yandan, her iki modelin de başarılı işletmeleri başarısız işletmelere göre daha yüksek doğrulukla sınıflandırdıklarını vurgulamak yerinde olacaktır.

Tablo 3.27 Lojistik regresyon ile kurulan ikinci modele ait sınıflandırma tablosu

Observed			Predicted		
			Başarı(1)/Başarısızlık(0)		Percentage Correct
			,0000	1,0000	
Step 1	Başarı(1)/Başarısızlık(0)	,0000	62	22	73,8
		1,0000	67	419	86,2
Overall Percentage					84,4

Kurulan modelin sınıflandırma doğruluğu gelişmiş ve gelişmekte olan ülkeler bakımından ele alındığında, başarılı olmasına rağmen başarısız olarak gruplanan 67 işletmeden 35'inin gelişmekte olan ülkelerde (9 Brezilya, 6 Çin, 5 Endonezya, 5 Türkiye, 3 Suudi Arabistan, 2 Hindistan, 2 Arjantin, 2 Rusya, 1 Meksika) ve 32'sinin (9 Japonya, 7 Fransa, 6 İngiltere, 4 Kanada, 2 Güney Kore, 2 İtalya, 1 Almanya, 1 Avustralya) bulundukları gözlemlenmektedir. Başarısız olduğu halde başarılı olarak sınıflandırılan 22 işletmenin 11 tanesinin gelişmiş ülkelerde (3 Güney Kore, 2 Japonya, 2 İngiltere, 1 Avustralya, 1 Almanya, 1 Fransa, 1 Kanada,) ve 11 tanesinin de gelişmekte olan ülkelerde (3 Güney Afrika, 2 Brezilya, 2 Türkiye, 2 Rusya, 1 Arjantin, 1 Endonezya) yer alan işletmeler oldukları belirlenmiştir.

Lojistik regresyon analizi ile oluşturulan ikinci modele ilişkin çıktılar Tablo 3.28'de takdim edilmektedir. p değerlerine bakıldığı zaman brüt kâr marjının %5 düzeyinde ($p < 0,05$) ve varlık kârlılığının %1 düzeyinde ($p < 0,01$) istatistiksel anlamlılıklara sahip oldukları görülmektedir. Böylece söz konusu değişkenlerin işletme başarısızlıkları için kritik önem arz ettikleri ve finansal başarı açısından dikkate alınması gereken rasyolar olarak öne çıktıkları sonucuna varılmaktadır.

Tablo 3.28 Lojistik regresyon ile kurulan ikinci modele ait çıktılar

	B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Step 1 ^a Cari oran	,116	,442	,069	1	,793	1,123
Asit-test	-,059	,540	,012	1	,913	,943

Tablo 3.28 (Devam) *Lojistik regresyon ile kurulan ikinci modele ait çıktılar*

Alacak devir hızı	-,001	,007	,021	1	,884	,999
Stok devir hızı	,001	,004	,136	1	,713	1,001
Brüt kâr marjı	2,248	1,113	4,076	1	,043	9,466
Net kâr marjı	,294	2,883	,010	1	,919	1,341
Özsermaye kârlılığı	-,342	1,154	,088	1	,767	,710
Varlık kârlılığı	28,845	7,271	15,737	1	,000	3,365E+12
Faaliyet kâr marjı	,681	2,225	,094	1	,759	1,977
Hisse başına kâr	,129	,088	2,148	1	,143	1,138
Toplam borç/özsermaye	-,235	,168	1,961	1	,161	,791
Faiz kazanç gücü	,000	,001	,010	1	,921	1,000
Satışlardaki büyüme	,004	,364	,000	1	,991	1,004
Brüt kârdaki büyüme	-,447	,270	2,737	1	,098	,640
FAVÖK büyüme	,290	,232	1,567	1	,211	1,337
Net kâr büyüme	-,004	,008	,208	1	,649	,996
Constant	-,045	,513	,008	1	,931	,956

a. Variable(s) entered on step 1: Cari oran, Asit-test, Alacak devir hızı, Stok devir hızı, Brüt kar marjı, Net kar marjı, Özsermaye karlılığı, Varlık karlılığı, Faaliyet kar marjı, Hisse başına kar, Toplam borç/özsermaye, Faiz kazanç gücü, Satışlardaki büyüme, Brüt kardaki büyüme, EBITDA büyüme, Net kar büyüme.

İlk modelin aksine, ikinci modelde net kâr marjı, özsermaye kârlılığı, faaliyet kâr marjı ve faiz kazanç gücü değişkenlerinin istatistiksel olarak anlamsız oldukları bulgusuna erişilmiştir ($p > 0,05$). Keza benzer şekilde sabit terim de istatistiksel anlamlılığa sahip değildir. Bu bilgiler ışığında regresyon denklemi (3.4) aşağıda yer almaktadır.

$$Z_4 = -0,045 + 2,248X_5 + 28,845X_8 \quad (3.4)$$

Burada,

X_5 = Brüt kâr marjını,

X_8 = Varlık kârlılığını,

ifade etmektedir.

Böylece brüt kâr marjının ve varlık kârlılığının finansal başarısızlığın 2 yıl önceden tahmin edilmesinde en önemli oranlar oldukları saptanmıştır. Öte yandan, ilk modelde olduğu gibi ikinci modelde de kârlılık oranlarının işletmelerin finansal başarı durumları üzerinde son derece etkili oldukları ortaya konulmuştur.

3.7.2.1 Gelişmiş ülkelerdeki işletmelerin analizi

Finansal başarısızlığın 2 yıl önceden kestirimi için oluşturulan modele dair Omnibus değerleri Tablo 3.29’da sunulmakta olup, modelin istatistiksel olarak anlamlı olduğu gözlenmektedir ($\chi^2(16) = 77,111$; $p < 0,05$).

Tablo 3.29 Gelişmiş ülkelerdeki işletmelere ilişkin kurulan ikinci modele ait Omnibus testi sonuçları

		Chi-square	df	Sig.
Step 1	Step	77,111	16	,000
	Block	77,111	16	,000
	Model	77,111	16	,000

Modelin açıklayıcılığını ortaya koyan istatistikler Tablo 3.30’da sunulmaktadır. Buna göre, modeldeki bağımsız değişkenlerle bağımlı değişkenin %42,5’i açıklanabilmektedir (Nagelkerke $R^2 = 0,425$).

Tablo 3.30 Gelişmiş ülkelerdeki işletmelere ilişkin kurulan ikinci modele ait özet istatistikler

Step	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
1	147,505 ^a	,215	,425

a. Estimation terminated at iteration number 15 because parameter estimates changed by less than ,001.

Lojistik regresyon analiziyle elde edilen ve Tablo 3.31’de sunulan sonuçlar doğrultusunda, finansal başarısızlıktan 2 yıl öncesi için başarısız işletmeler %69,4 doğrulukla sınıflanmışlardır (25 / 36). Başarılı işletmelerde ise bu yüzde %91,8 olarak gerçekleşmiştir (259 / 282). Modelin bir bütün olarak sınıflama yüzdesi %89,3’tür (284 / 318).

Tablo 3.31 Gelişmiş ülkelerdeki işletmelere ilişkin kurulan ikinci modele ait sınıflandırma tablosu

Observed			Predicted		
			Başarı(1)-Başarısızlık(0)		Percentage
			,0000	1,0000	
Step 1	Başarı(1)-Başarısızlık(0)	,0000	25	11	69,4
		1,0000	23	259	91,8
	Overall Percentage				89,3

İşletmelerin finansal başarılarına etki eden değişkenler Tablo 3.32’den okunabilmektedir. Buna göre, yalnızca varlık kârlılığının %1 düzeyinde istatistiksel anlamlılığa sahip olduğu dikkat çekmektedir ($p < 0,01$). Modeldeki diğer tüm değişkenler istatistiksel açıdan anlamsızdır. Başka bir deyişle, bağımlı değişken üzerinde etkileri yoktur. Regresyon fonksiyonu (3.5) aşağıda verilmiştir.

$$Z_5 = -1,051 + 35,472X_8 \quad (3.5)$$

Burada,

X_8 = Varlık kârlılığını,

ifade etmektedir.

Tablo 3.32 Gelişmiş ülkelerdeki işletmelere ilişkin kurulan ikinci modele ait çıktılar

	B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Step 1 ^a						
Cari oran	-,386	,586	,435	1	,510	,680
Asit-test	,960	,895	1,151	1	,283	2,611
Alacak devir hızı	,060	,046	1,684	1	,194	1,062
Stok devir hızı	,010	,019	,245	1	,621	1,010
Brüt kâr marjı	2,839	1,744	2,650	1	,104	17,096
Net kâr marjı	-2,397	3,156	,577	1	,448	,091
Özsermaye kârlılığı	-,812	2,362	,118	1	,731	,444
Varlık kârlılığı	35,472	12,791	7,690	1	,006	2,544E+15
Faaliyet kâr marjı	-,556	2,999	,034	1	,853	,574
Hisse başına kâr	,140	,110	1,622	1	,203	1,150
Toplamborç/özsermaye	,033	,222	,023	1	,880	1,034
Faiz kazanç gücü	,004	,010	,157	1	,692	1,004
Satışlardaki büyüme	-,723	,872	,688	1	,407	,485
Brüt kârdaki büyüme	-,094	,345	,074	1	,785	,910
FAVÖK büyüme	,007	,410	,000	1	,987	1,007
Net kâr büyüme	-,190	,100	3,617	1	,057	,827
Constant	-1,051	,976	1,159	1	,282	,349

a. Variable(s) entered on step 1: Cari oran, Asit-test, Alacak devir hızı, Stok devir hızı, Brüt kâr marjı, Net kâr marjı, Özsermaye kârlılığı, Varlık kârlılığı, Faaliyet kâr marjı, Hisse başına kâr, Toplam borç/özsermaye, Faiz kazanç gücü, Satışlardaki büyüme, Brüt kârdaki büyüme, FAVÖK büyüme, Net kâr büyüme.

3.7.2.2 Gelişmekte olan ülkelerdeki işletmelerin analizi

Finansal başarısızlığın 2 yıl önceden tahminine yönelik olarak oluşturulan modelin Omnibus değerleri Tablo 3.33’dedir. Sonuçlar modelin anlamlı olduğunu ortaya koymaktadır ($\chi^2(16) = 111,408$; $p < 0,05$).

Tablo 3.33 Gelişmekte olan ülkelerdeki işletmelere ilişkin kurulan ikinci modele ait Omnibus testi sonuçları

		Chi-square	df	Sig.
Step 1	Step	111,408	16	,000
	Block	111,408	16	,000
	Model	111,408	16	,000

Modelin açıklayıcılık gücünü belirten R^2 değerleri Tablo 3.34’de verilmektedir. Kurulan modelle bağımlı değişkendeki değişimin %57,4’ü açıklanabilmektedir (Nagelkerke $R^2 = 0,574$).

Tablo 3.34 Gelişmekte olan ülkelerdeki işletmelere ilişkin kurulan ikinci modele ait özet istatistikler

Step	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
1	133,996 ^a	,357	,574

a. Estimation terminated at iteration number 8 because parameter estimates changed by less than ,001.

Gelişmekte olan ülkelerde faaliyetlerini devam ettiren 252 işletmenin finansal verilerine dayanarak tahmin edilen modelin sınıflandırma kabiliyeti Tablo 3.35’de görülmektedir. Sonuçlara göre, 48 başarısız işletmeden 38’i ve 204 başarılı işletmeden 165’i doğru şekilde gruplandırılmışlardır. Bu sebeple, modelin başarısız işletmeleri doğru tahmin etme yüzdesi %79,2 ve başarılı işletmeleri doğru tahmin etme yüzdesi ise %80,9 olarak gerçekleşmiştir. Oluşturulan modelin genel yüzdesi %80,6’dır (203 / 252).

Tablo 3.35 Gelişmekte olan ülkelerdeki işletmelere ilişkin kurulan ikinci modele ait sınıflandırma tablosu

Observed			Predicted		
			Başarı(1)-Başarısızlık(0)		Percentage
			,0000	1,0000	Correct
Step 1	Başarı(1)-Başarısızlık(0)	,0000	38	10	79,2
		1,0000	39	165	80,9
	Overall Percentage				80,6

Modelin açıklayıcılığına anlamlı katkı sağlayan değişkenler Tablo 3.36’da aktarılmakta olup, yalnızca varlık kârlılığı %5 düzeyinde anlamlılığa sahiptir ($p < 0,05$). Buna göre ilgili fonksiyon (3.6) aşağıdaki gibidir.

$$Z_6 = -0,501 + 22,639X_8 \quad (3.6)$$

Burada,

X_8 = Varlık kârlılığını,
ifade etmektedir.

Tablo 3.36 Gelişmekte olan ülkelerdeki işletmelere ilişkin kurulan ikinci modele ait çıktılar

	B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Step 1 ^a Cari oran	,458	,760	,364	1	,547	1,581
Asit-test	-,198	,872	,051	1	,821	,821
Alacak devir hızı	-,001	,006	,049	1	,826	,999
Stok devir hızı	,003	,004	,465	1	,495	1,003
Brüt kâr marjı	2,502	1,909	1,715	1	,190	12,201
Net kâr marjı	12,618	6,554	3,707	1	,054	301935,519
Özsermaye kârlılığı	,570	1,631	,122	1	,727	1,768
Varlık kârlılığı	22,639	10,601	4,561	1	,033	6790E+6
Faaliyet kâr marjı	-5,194	4,277	1,475	1	,225	,006
Hisse başına kâr	,146	,331	,193	1	,661	1,157
Toplamborç/özsermaye	-,350	,293	1,426	1	,232	,704
Faiz kazanç gücü	,000	,000	,127	1	,721	1,000
Satışlardaki büyüme	,210	,637	,108	1	,742	1,233
Brüt kârdaki büyüme	-1,028	,529	3,783	1	,052	,358
FAVÖK büyüme	,847	,555	2,330	1	,127	2,332

Tablo 3.36 (Devam) *Gelişmekte olan ülkelerdeki işletmelere ilişkin kurulan ikinci modele ait çıktılar*

Net kâr büyüme	-,013	,014	,797	1	,372	,987
Constant	-,501	,841	,355	1	,551	,606

a. Variable(s) entered on step 1: Cari oran, Asit-test, Alacak devir hızı, Stok devir hızı, Brüt kâr marjı, Net kâr marjı, Özsermaye kârlılığı, Varlık kârlılığı, Faaliyet kâr marjı, Hisse başına kâr, Toplam borç/özsermaye, Faiz kazanç gücü, Satışlardaki büyüme, Brüt kârdaki büyüme, FAVÖK büyüme, Net kâr büyüme.

3.7.3 Yapay sinir ağları ile finansal başarısızlığın 1 yıl önceden tahmin edilmesi

Çalışmada işletmelerin finansal başarısızlıklarının sırasıyla 1 ve 2 yıl öncesinden tahmini için, lojistik regresyon analizinden sonra yapay sinir ağları yöntemi uygulanmıştır. Yapay sinir ağları, çeşitli problemleri çözmek üzere değişik alanlarda sıklıkla kullanılan makine öğrenmesi tekniklerinden biridir. Finans alanında da, özellikle sınıflama problemlerini çözümleyebilmek maksadıyla söz konusu yöntemden faydalanılmaktadır.

Mevcut çalışmada yapay sinir ağları algoritmalarından “çok katmanlı perceptron (multilayer perceptron – MLP)” benimsenmiştir. Bahsedilen algoritma, bağımsız değişkenlere dayanarak bir ya da daha fazla bağımlı değişken için tahmin modeli sunmaktadır. Literatürde veri setlerinin genellikle, %80 eğitim (training) ve %20 test seti biçiminde ayrılarak, analize tabi tutuldukları görülmektedir (Altınırmak ve Karamaşa, 2016; Petropoulos vd., 2020). Bu çalışmada da aynı şekilde veri seti %80 eğitim ve %20 test seti olarak rastgele bölünmüştür. Eğitim setindeki veriler kullanılarak algoritmanın eğitilmesinden sonra, test seti yoluyla ilgili veriler analiz edilmiştir. Model mimarisinde ise, “otomatik” seçeneği işaretlenmiş ve programın en iyi mimariyi otomatik olarak sunması sağlanmıştır. Ayrıca eğitim türü olarak “online” seçilmiştir. Bunun sebebi, söz konusu eğitim türünün nispeten büyük veri setlerinde daha iyi sonuçlar vermesidir. Bu çerçevede finansal başarısızlığın 1 yıl önceden tahmini için elde edilen çıktılar aşağıda sunulmaktadır.

Analiz için kullanılan algoritma 570 işletmeyi, 462’si eğitim ve 108’i test seti olmak üzere iki alt gruba rastgele ayırmıştır. Bu durum Tablo 3.37’de görülmektedir.

Tablo 3.37 *Yapay sinir ağları ile kurulan ilk model için test ve eğitim setleri*

		N	Percent
Sample	Training	462	81,1%
	Testing	108	18,9%

Tablo 3.37 (Devam) *Yapay sinir ağı ile kurulan ilk model için test ve eğitim setleri*

Valid	570	100,0%
Excluded	0	
Total	570	

Modelin ağ yapısına ilişkin bilgiler Tablo 3.38’de sunulmaktadır. Tabloda analize dahil edilen 16 finansal oran (bağımsız değişken) görülmektedir. Ağda 1 gizli katman ve bu gizli katmana bağlı 7 düğüm bulunmaktadır.

Tablo 3.38 *Yapay sinir ağı ile kurulan ilk modelin ağ yapısı*

Input Layer	Covariates	1	Cari oran
		2	Asit-test
		3	Alacak devir hızı
		4	Stok devir hızı
		5	Brüt kâr marjı
		6	Net kâr marjı
		7	Özsermaye kârlılığı
		8	Varlık kârlılığı
		9	Faaliyet kâr marjı
		10	Hisse başına kâr
		11	Toplam borç/özsermaye
		12	Faiz kazanç gücü
		13	Satışlardaki büyüme
		14	Brüt kârdaki büyüme
		15	FAVÖK büyüme
		16	Net kâr büyüme
Hidden Layer(s)	Number of Units ^a	16	
	Rescaling Method for Covariates	Standardized	
	Number of Hidden Layers	1	
	Number of Units in Hidden Layer 1 ^a	7	
	Activation Function	Hyperbolic tangent	
Output Layer	Dependent Variables	1	Başarı(1)-Başarısızlık(0)
	Number of Units	2	
	Activation Function	Softmax	
	Error Function	Cross-entropy	

a. Excluding the bias unit

Modele dair özet bilgiler Tablo 3.39'dan okunabilmektedir. Buna göre, eğitim setinde yer alan işletmeler %3,2 oranında yanlış sınıflanmışlardır. Diğer deyişle, eğitim setindeki 462 işletme başarılı ve başarısız olarak %96,8 doğrulukla ayrılmışlardır. Eğitim setinde oluşturulan matematiksel modelin doğrulandığı test setinde ise yanlış sınıflama oranı %1,9'dur. Demektir ki, bu sette bulunan 108 işletmenin doğru sınıflanma oranı %98,1'dir. Bu durumlara ilişkin daha detaylı bilgiler sonraki tabloda verilmektedir.

Tablo 3.39 *Yapay sinir ağırları ile kurulan ilk modele ilişkin özet bilgiler*

Training	Cross Entropy Error	34,901
	Percent Incorrect Predictions	3,2%
	Stopping Rule Used	1 consecutive step(s) with no decrease in error ^a
	Training Time	0:00:00,30
Testing	Cross Entropy Error	6,583
	Percent Incorrect Predictions	1,9%

Dependent Variable: Başarı(1)-Başarısızlık(0)

a. Error computations are based on the testing sample

Finansal başarısızlıktan 1 yıl öncesine ait model kullanılarak yapılan tahmin sonuçları Tablo 3.40'da yer almaktadır. Tabloya göre, eğitim setindeki 401 başarılı işletmenin 394 tanesi doğru bir şekilde sınıflanırken, 7 tanesi ise hatalı biçimde başarısız olarak sınıflanmıştır. Bu durumda başarılı işletmelerin doğru sınıflanma oranı %98,3'tür. Başarısız işletmelere bakıldığında ise, 61 başarısız işletmeden 53 tanesinin doğru bir şekilde başarısız olarak sınıflandıkları ve 8 tanesinin başarılı işletme klasmanına atandıkları görülmektedir. Dolayısıyla başarısız işletmelerin %86,9 doğrulukla sınıflandıklarını söylemek yanlış olacaktır. Genel sınıflandırma başarısı ise %96,8 olarak gerçekleşmiştir. Test seti incelendiği zaman, 85 başarılı işletmenin tamamının doğru gruba atandıkları dikkat çekmekte olup, sınıflama doğruluğu %100'dür. Öte yandan, başarısız 23 işletmenin doğru sınıflanma oranı %91,3 olarak ortaya çıkmaktadır. Genel sınıflandırma doğruluğu ise %98,1 ile eğitim setine nazaran daha yüksektir. Bu sonuçlara göre, modelin son derece iyi bir tahmin performansına sahip olduğu belirtilebilmektedir.

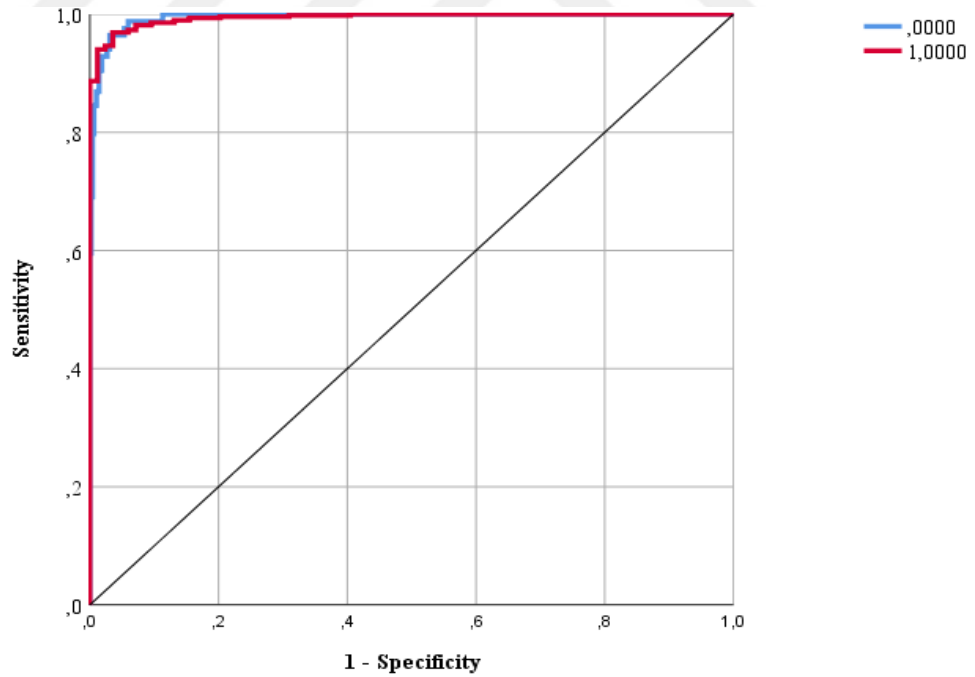
Tablo 3.40 Yapay sinir ağı ile kurulan ilk modele ait sınıflandırma tablosu

Sample	Observed	Predicted		
		,0000	1,0000	Percent Correct
Training	,0000	53	8	86,9%
	1,0000	7	394	98,3%
	Overall Percent	13,0%	87,0%	96,8%
Testing	,0000	21	2	91,3%
	1,0000	0	85	100,0%
	Overall Percent	19,4%	80,6%	98,1%

Dependent Variable: Başarı(1)-Başarısızlık(0)

Kurulan modelin ne denli iyi performans gösterip göstermediğini tespit etmenin bir diğer yolu da, dikey ekseninde duyarlılık ve yatay ekseninde özgüllük değerleri bulunan aşağıdaki grafiği incelemektir. Grafikte eğrilerin yukarı kısma ve sola yakın olmaları durumunda, modelin üstün bir performansa sahip olduğu düşünülmektedir. (Şekil 3.3).

Şekil 3.3 Yapay sinir ağı ile kurulan ilk modele ait grafik



Dependent Variable: Başarı(1)-Başarısızlık(0)

Ayrıca eğrinin altında kalan alan (area under the curve, AUC) ne kadar büyükse modelin o ölçüde başarılı olduğu ileri sürülmektedir. Söz konusu bölge 0,975 ya da üzerinde ise model “mükemmel” sayılmaktadır (Dirican, 2001, s. 29). Bu bilgiler ışığında ele alınırsa,

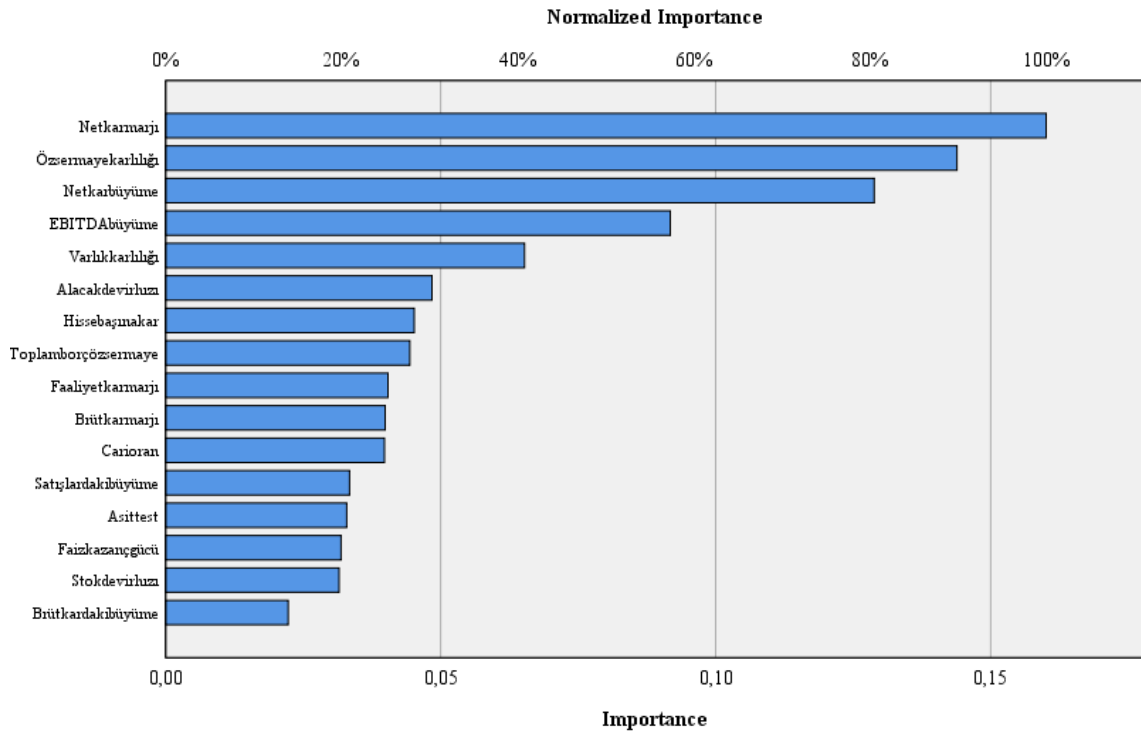
mevcut modelin son derece iyi bir performans gösterdiği gözükmemektedir (Tablo 3.41). Çünkü eğrilerin altında alan 0,994 olarak belirlenmiştir.

Tablo 3.41 Yapay sinir ağları ile kurulan ilk modele ait AUC değerleri

		Area
Başarı(1)-Başarısızlık(0)	,0000	,994
	1,0000	,994

Analizde kullanılan bağımsız değişkenlerin (finansal oranların), bağımlı değişkeni tahmin edebilme konusunda ne derece önemli oldukları, başka bir deyişle önem sıralamaları Şekil 3.4’de gösterilmektedir. Söz konusu grafiğe göre, işletmelerin finansal başarı ya da başarısızlık durumlarını belirleyen en önemli değişkenin, net kâr marjı olduğu anlaşılmaktadır. Ardından, özsermaye kârlılığı ile beraber net kâr büyüme ve FAVÖK büyüme oranları gelmektedirler. İşletmelerin başarısızlıklarını 1 yıl önceden kestirebilmek maksadıyla gerçekleştirilen yapay sinir ağları analizi, bu anlamda en az öneme sahip finansal rasyonun brüt kârdaki büyüme olduğunu ortaya koymaktadır.

Şekil 3.4 Yapay sinir ağları ile kurulan ilk modelde değişkenlerin önem dereceleri



3.7.3.1 Gelişmiş ülkelerdeki işletmelerin analizi

Gelişmiş ülkelerdeki 318 işletmenin verilerinden hareketle finansal başarısızlığın 1 yıl önceden tahminine yönelik olarak yapay sinir ağlarıyla analizler yapılmıştır. İşletmelerin eğitim ve test setlerine göre ayrımı Tablo 3.42’de görülmekte olup, 249 işletme eğitim setine ve 69 işletme test setine atanmıştır.

Tablo 3.42 Gelişmiş ülkelerdeki işletmeler için yapay sinir ağları ile kurulan ilk modele ait test ve eğitim setleri

		N	Percent
Sample	Training	249	78,3%
	Testing	69	21,7%
Valid		318	100,0%
Excluded		0	
Total		318	

Kurulan modelin ağ yapısını gösteren bilgiler Tablo 3.43’de aktarılmaktadır. Ağda 1 gizli katmanla birlikte bu gizli katmana bağlı olan 5 düğüm yer almaktadır.

Tablo 3.43 Gelişmiş ülkelerdeki işletmeler için yapay sinir ağları ile kurulan ilk modelin ağ yapısı

Input Layer	Covariates	1	Cari oran
		2	Asit-test
		3	Alacak devir hızı
		4	Stok devir hızı
		5	Brüt kâr marjı
		6	Net kâr marjı
		7	Özsermaye kârlılığı
		8	Varlık kârlılığı
		9	Faaliyet kâr marjı
		10	Hisse başına kâr
		11	Toplam borç/özsermaye
		12	Faiz kazanç gücü
		13	Satışlardaki büyüme

Tablo 3.43 (Devam) *Gelişmiş ülkelerdeki işletmeler için yapay sinir ağları ile kurulan ilk modelin ağ yapısı*

		14	Brüt kârdaki büyüme
		15	FAVÖK büyüme
		16	Net kâr büyüme
	Number of Units ^a		16
	Rescaling Method for Covariates		Standardized
Hidden Layer(s)	Number of Hidden Layers		1
	Number of Units in Hidden Layer 1 ^a		5
	Activation Function		Hyperbolic tangent
Output Layer	Dependent Variables	1	Başarı(1)-Başarısızlık(0)
	Number of Units		2
	Activation Function		Softmax
	Error Function		Cross-entropy

a. Excluding the bias unit

Gelişmiş ülkelerde faaliyet gösteren işletmelerden yola çıkarak oluşturulan modelin sınıflandırma performansı Tablo 3.44’de verilmektedir. Bu bağlamda, eğitim setinde yer alan 28 başarısız işletmeden 27 tanesi ve 221 başarılı işletmeden 219 tanesi doğru tahmin edilmiştir. Dolayısıyla modelin eğitim setindeki başarısız işletmeleri doğru sınıflama oranı %96,4 ve başarılı işletmeleri doğru sınıflama oranı ise %99,1 olmuştur. Modelin genel sınıflama yüzdesi ise %98,8’dir. Yanı sıra, test setindeki 8 başarısız işletmeden 7’si (%87,5) ve 61 başarılı işletmenin tamamı (%100) doğru sınıflanırken, genel performans yüzdesi %98,6 olarak gerçekleşmiştir. Bakıldığında, başarılı işletmelerin başarısız işletmelere nazaran daha yüksek performansla sınıflandıkları görülürken, oluşturulan modelin tahmin yeteneğinin güçlü olduğu söylenebilmektedir.

Tablo 3.44 *Gelişmiş ülkelerdeki işletmeler için yapay sinir ağları ile kurulan ilk modele ait sınıflama tablosu*

Sample	Observed	Predicted		
		,0000	1,0000	Percent Correct
Training	,0000	27	1	96,4%
	1,0000	2	219	99,1%
	Overall Percent	11,6%	88,4%	98,8%
Testing	,0000	7	1	87,5%

Tablo 3.44 (Devam) *Gelişmiş ülkelerdeki işletmeler için yapay sinir ağı ile kurulan ilk modele ait sınıflama tablosu*

1,0000	0	61	100,0%
Overall Percent	10,1%	89,9%	98,6%

Dependent Variable: Başarı(1)-Başarısızlık(0)

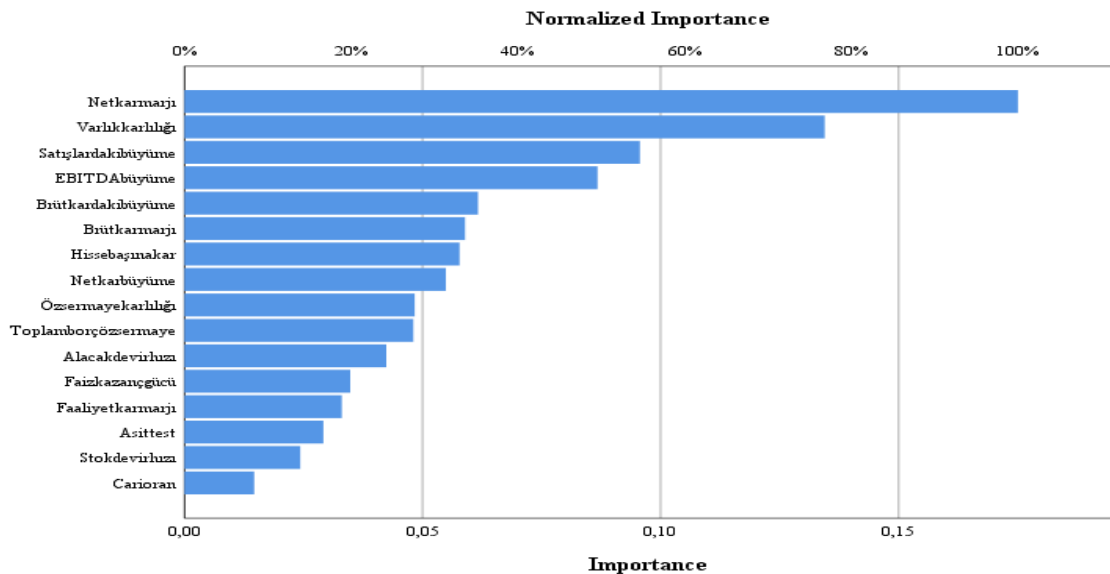
Eğrinin altında kalan alanı gösteren ve Tablo 3.45’te belirtilen AUC değerlerine göre kurulan model üstün performans göstermektedir (area under the curve = 0,996).

Tablo 3.45 *Gelişmiş ülkelerdeki işletmeler için yapay sinir ağı ile kurulan ilk modele ait AUC değerleri*

	Area
Başarı(1)-Başarısızlık(0)	,996
	,996

Bağımsız değişkenlerin bağımlı değişkeni tahmin konusunda arz ettikleri önem Şekil 3.5.’de gösterilmektedir. Şekle göre, finansal başarı ya da başarısızlık açısından en etkili rasyonun net kâr marjı olduğu anlaşılmaktadır. Sonrasında, sırasıyla varlık kârlılığı, satışlardaki büyüme ve FAVÖK büyüme oranları takip etmektedir. Gelişmiş ülkelerdeki işletmelerin başarısızlıklarını 1 yıl önceden kestirmeyi amaçlayan yapay sinir ağı analizi, en az öneme sahip finansal rasyonun cari oran olduğunu işaret etmektedir.

Şekil 3.5 *Gelişmiş ülkelerdeki işletmeler için yapay sinir ağı ile kurulan ilk modelde değişkenlerin önem dereceleri*



3.7.3.2 Gelişmekte olan ülkelerdeki işletmelerin analizi

252 işletmenin verileri yapay sinir ağı kullanılarak irdelenmiş ve finansal başarısızlığı 1 yıl önceden kestirebilmek için kurulan modeldeki eğitim ve test setlerine ilişkin istatistikler Tablo 3.46’da verilmiştir. 204 işletme eğitim setine ve 48 işletme ise test setine atanmıştır.

Tablo 3.46 Gelişmekte olan ülkelerdeki işletmeler için yapay sinir ağı ile kurulan ilk modele ait test ve eğitim setleri

		N	Percent
Sample	Training	204	81,0%
	Testing	48	19,0%
Valid		252	100,0%
Excluded		0	
Total		252	

Modele ait ağ yapısı Tablo 3.47’de sunulmaktadır.

Tablo 3.47 Gelişmekte olan ülkelerdeki işletmeler için yapay sinir ağı ile kurulan ilk modelin ağ yapısı

Input Layer	Covariates	1	Cari oran
		2	Asit-test
		3	Alacak devir hızı
		4	Stok devir hızı
		5	Brüt kâr marjı
		6	Net kâr marjı
		7	Özsermaye kârlılığı
		8	Varlık kârlılığı
		9	Faaliyet kâr marjı
		10	Hisse başına kâr
		11	Toplam borç/özsermaye
		12	Faiz kazanç gücü
		13	Satışlardaki büyüme
		14	Brüt kârdaki büyüme

Tablo 3.47 (Devam) *Gelişmekte olan ülkelerdeki işletmeler için yapay sinir ağları ile kurulan ilk modelin ağ yapısı*

		15	FAVÖK büyüme
		16	Net kâr büyüme
	Number of Units ^a		16
	Rescaling Method for Covariates		Standardized
Hidden Layer(s)	Number of Hidden Layers		1
	Number of Units in Hidden Layer 1 ^a		4
	Activation Function		Hyperbolic tangent
Output Layer	Dependent Variables	1	Başarı(1)-Başarısızlık(0)
	Number of Units		2
	Activation Function		Softmax
	Error Function		Cross-entropy

a. Excluding the bias unit

Oluşturulan modele ait sınıflama istatistikleri Tablo 3.48’de görülmektedir. Eğitim setindeki 41 başarısız işletmenin tamamı ve 163 başarılı işletmenin 162 tanesi doğru gruplara atanmış olup, modelin eğitim setindeki sınıflama doğruluğunun oldukça yüksek olduğu dikkat çekmektedir. Benzer şekilde test setinde de iyi bir performans söz konusudur. 7 başarısız işletmenin 6’sı ve 41 başarılı işletmenin tamamı doğru gruplanmışlardır. Dolayısıyla eğitim setindeki başarısız işletmeler %100 ve başarılı işletmeler %99,4 doğrulukla tahminlenirken, test setindeki başarısız işletmeler %85,7 ve başarılı işletmeler ise %100 doğrulukla tahminlenmişlerdir. Eğitim setinin genel sınıflandırma yüzdesi 99,5 (203 / 204) ve test setinin genel sınıflandırma yüzdesi ise 97,9 (47 / 48) olmuştur.

Tablo 3.48 *Gelişmekte olan ülkelerdeki işletmeler için yapay sinir ağları ile kurulan ilk modele ait sınıflama tablosu*

Sample	Observed	Predicted		
		,0000	1,0000	Percent Correct
Training	,0000	41	0	100,0%
	1,0000	1	162	99,4%
	Overall Percent	20,6%	79,4%	99,5%
Testing	,0000	6	1	85,7%
	1,0000	0	41	100,0%
	Overall Percent	12,5%	87,5%	97,9%

Dependent Variable: Başarı(1)-Başarısızlık(0)

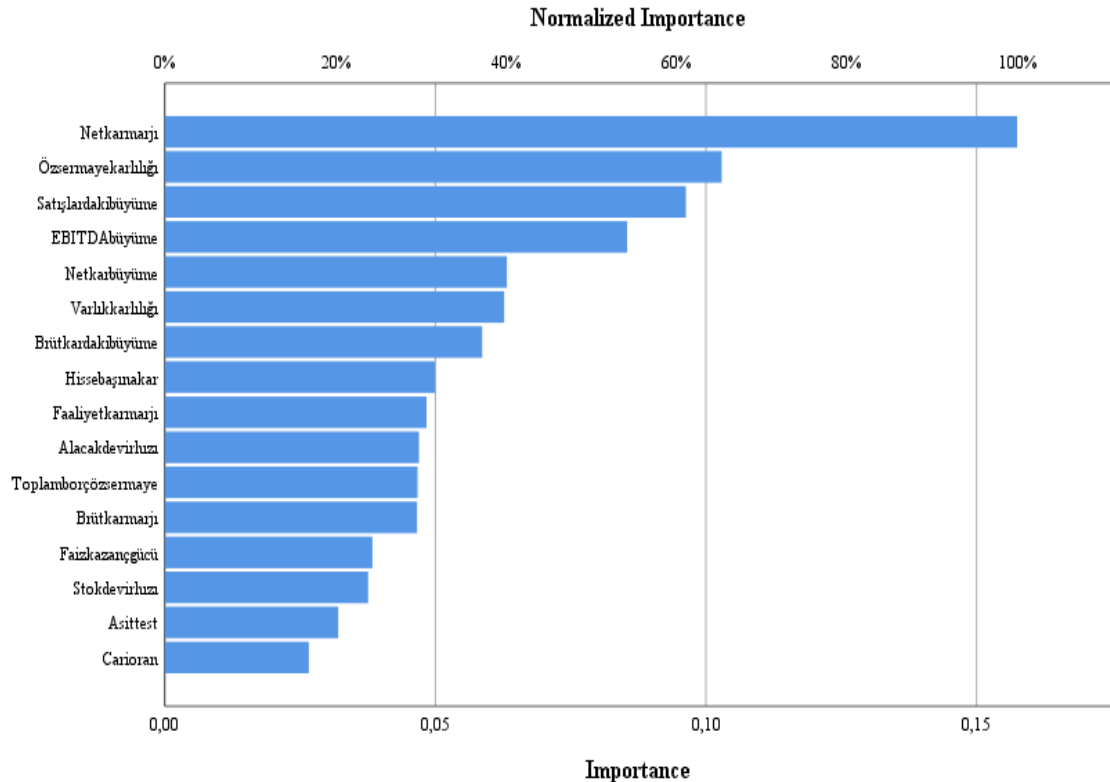
Modele ait AUC deęerleri Tablo 3.49’da aktarılmakta olup, eęrinin altında kalan alanın son derece büyük olduęu belirlenmiřtir. Böylece modelin “mükemmel” denilebilecek ölçüde bir performans sergilediğini söylemek yanlış olmayacaktır.

Tablo 3.49 Geliřmekte olan ülkelerdeki řletmeler için yapay sinir aęları ile kurulan ilk modele ait AUC deęerleri

		Area
Başarı(1)-Başarısızlık(0)	,0000	,999
	1,0000	,999

Modeldeki deęiřkenlerin önem derecelerine iliřkin veriler řekil 3.6’da aktarılmaktadır. İlgili řekle göre, řletmelerin finansal başarı ya da başarısızlıklarında en fazla rol oynayan unsur net kâr marjıdır. Ardından özsermaye kârlılığı, satıřlardaki büyüme ve FAVÖK büyüme oranları gelmektedir. Genel olarak bakıldığında büyüme oranlarının ve kâr marjlarının kritik önem teřkil ettikleri göze çarpmaktadır.

řekil 3.6 Geliřmekte olan ülkelerdeki řletmeler için yapay sinir aęları ile kurulan ilk modelde deęiřkenlerin önem dereceleri



3.7.4 Yapay sinir ağı ile finansal başarısızlığın 2 yıl önceden tahmin edilmesi

Çalışmada işletmelerin finansal başarısızlık olasılıklarını 2 yıl önceden tahmin etmeye yönelik bir model kurabilmek için, işletmelerin finansal başarısız / başarılı oldukları yıldan 2 yıl önceki verileri esas alınmıştır. Örneğin, bir işletmenin başarısızlık yaşadığı yıl 2014 olarak belirlendiyse, yukarıda bahsedilen modeli ortaya koyabilmek maksadıyla söz konusu işletmenin 2012 yılı rasyoları benimsenmiştir. Bu çerçevede, yapay sinir ağı kullanılarak sağlanan sonuçlar aşağıda sunulmaktadır.

Modelde, toplam 570 işletmenin 450 tanesi eğitim ve 120 tanesi ise test setine atanmıştır. Buna ilişkin veriler Tablo 3.50’de gösterilmektedir.

Tablo 3.50 Yapay sinir ağı ile kurulan ikinci model için test ve eğitim setleri

		N	Percent
Sample	Training	450	78,9%
	Testing	120	21,1%
Valid		570	100,0%
Excluded		0	
Total		570	

Modelin ağ yapısını ortaya koyan özet bilgiler Tablo 3.51’den takip edilebilmektedir. Buna göre modelde, bir önceki modele benzer şekilde 1 gizli katman ve bu gizli katmana bağlı 7 düğüm bulunmaktadır. Girdi katmanında ise, analize sokulan finansal oranlar görülmektedir.

Tablo 3.51 Yapay sinir ağı ile kurulan ikinci modelin ağ yapısı

Input Layer	Covariates	1	Cari oran
		2	Asit-test
		3	Alacak devir hızı
		4	Stok devir hızı
		5	Brüt kâr marjı
		6	Net kâr marjı
		7	Özsermaye kârlılığı
		8	Varlık kârlılığı

Tablo 3.51 (Devam) *Yapay sinir ağı ile kurulan ikinci modelin ağı yapısı*

		9	Faaliyet kâr marjı
		10	Hisse başına kâr
		11	Toplam borç/özsermaye
		12	Faiz kazanç gücü
		13	Satışlardaki büyüme
		14	Brüt kârdaki büyüme
		15	FAVÖK büyüme
		16	Net kâr büyüme
Hidden Layer(s)	Number of Units ^a		16
	Rescaling Method for Covariates		Standardized
	Number of Hidden Layers		1
	Number of Units in Hidden Layer 1 ^a		7
Output Layer	Activation Function		Hyperbolic tangent
	Dependent Variables	1	Başarı(1)/Başarısızlık(0)
	Number of Units		2
	Activation Function		Softmax
	Error Function		Cross-entropy

a. Excluding the bias unit

Yapay sinir ağı yoluyla türetilen model Tablo 3.52’de özetlenmektedir. Tablo incelendiğinde, eğitim setindeki işletmelerin %7,1 ve test setindeki işletmelerin ise %7,5 hatayla sınıflandıkları anlaşılmaktadır. Başka bir şekilde ifade etmek gerekirse, eğitim setinde bulunan işletmeler %92,9 ve test setinde bulunan işletmeler %92,5 doğrulukla sınıflanmışlardır.

Tablo 3.52 *Yapay sinir ağı ile kurulan ikinci modele ilişkin özet bilgiler*

Training	Cross Entropy Error	92,727
	Percent Incorrect Predictions	7,1%
	Stopping Rule Used	1 consecutive step(s) with no decrease in error ^a
	Training Time	0:00:00,34
Testing	Cross Entropy Error	27,745
	Percent Incorrect Predictions	7,5%

Dependent Variable: Başarı(1)/Başarısızlık(0)

a. Error computations are based on the testing sample.

Oluşturulan modelin sınıflama becerisini ve tahmin gücünü gösteren ayrıntılı bilgiler Tablo 3.53’de yer almaktadır. Söz konusu tabloya göre, eğitim setindeki 65 başarısız işletmeden 36 tanesi doğru bir biçimde başarısız olarak tespit edilirken, 29 tanesi ise hatalı şekilde başarılı işletmeler arasına dahil edilmiştir. Bu durumda, başarısız işletmelerin doğru sınıflanma oranı %55,4 olmuştur. Diğer taraftan, finansal açıdan başarılı kabul edilen 385 işletmeden 382 tanesi doğru sınıflanmıştır. Sadece 3 işletme başarısız işletmeler arasına atılmıştır. Dolayısıyla, modelin eğitim setinde bulunan başarılı işletmeleri doğru sınıflama yüzdesi %99,2 olarak gerçekleşmiştir. Genel sınıflama doğruluğu ise %92,9’dur.

Test seti özelinde değerlendirmeler yapıldığı zaman, eğitim setindeki sınıflama yüzdelere paralel biçimde, başarısız işletmelerin başarılı işletmelere nazaran çok daha fazla hatayla ayrıştırıldıkları dikkat çekmektedir. Şöyle ki, bahsi geçen sette yer alan 19 başarısız işletmeden yalnızca 11 tanesi doğru gruba atanmış ve böylelikle doğru sınıflama yüzdesi %57,9’da kalmıştır. Bununla beraber modelin başarılı işletmeleri %99,0 doğrulukla sınıfladığı belirlenirken, modelin genel doğruluk yüzdesi %92,5 olarak gerçekleşmiştir.

Tablo 3.53 Yapay sinir ağırları ile kurulan ikinci modele ait sınıflandırma tablosu

Sample	Observed	Predicted		
		,0000	1,0000	Percent Correct
Training	,0000	36	29	55,4%
	1,0000	3	382	99,2%
	Overall Percent	8,7%	91,3%	92,9%
Testing	,0000	11	8	57,9%
	1,0000	1	100	99,0%
	Overall Percent	10,0%	90,0%	92,5%

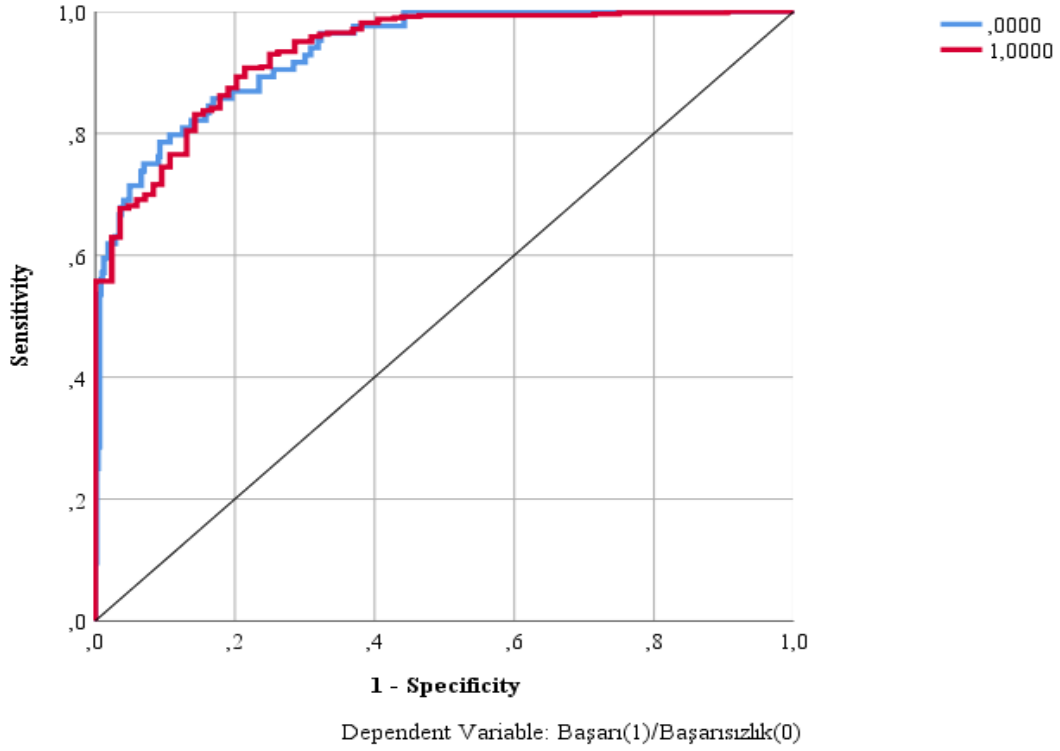
Dependent Variable: Başarı(1)/Başarısızlık(0)

Modelden ulaşılan analiz sonuçları bir önceki modelle birlikte değerlendirildiğinde, başarısız sınıflanma doğruluklarının ciddi derecede düştüğü gözlemlenmektedir. Finansal başarısızlığı 1 yıl önceden kestirmeyi amaçlayan modelde hem eğitim hem de test setinde

bulunan işletmeler %85'in üzerinde bir doğrulukla tahmin edilirken, bu oran başarısızlıktan 2 yıl önceki veriler kullanıldığı zaman %55,0 civarlarına düşmüştür. Düşüş dramatik olmasına rağmen, esasen çok da şaşırtıcı değildir. Çünkü, başarı / başarısızlık yılından ne kadar uzaklaşırsa modelin tahmin gücü o ölçüde düşecektir. İşletmenin finansal başarısızlığa uğramadan hemen önceki yıl verileri ve başarısızlıktan çok daha önceki yıllardaki verileri kullanılarak kurulan modellerin tahmin güçleri arasında farklılık olacaktır. Gerek finansal gerekse finansal olmayan değişkenler, finansal başarısızlık zamanı yaklaştıkça daha güçlü sinyaller vermeye başlayacaklardır. Literatürdeki çalışmalar incelediğinde de, benzer sonuçlara ulaşıldığı ve modellerin sınıflama becerilerinin başarısızlık yılından uzaklaştıkça düştüğü görülmektedir (Vieira vd., 2009; Vuran, 2009; Aktan, 2011; Yakut ve Elmas, 2013; Altınırmak ve Karamaşa, 2016; Ural vd., 2015; Aksoy ve Boztosun, 2021, Qian vd., 2022). Diğer yandan ise, modeller arasında başarılı işletmelerin sınıflanması açısından önemli bir fark bulunmamaktadır. Başarılı işletmeler ilk modelde eğitim ve test setlerinde sırasıyla %98,3 ve %100 doğrulukla sınıflanırken, ikinci modelde bu rakamlar %99,2 ve %99,0 olmuştur. Görüldüğü üzere, her iki modelde de başarılı işletmelerin doğru gruba atanma yüzdeleri birbirlerine çok yakındır. Bu sebeple, yapay sinir ağlarının başarılı işletmeleri tahmin etme gücünün başarısız işletmeleri tahmin etme gücünden daha yüksek olduğunu söylemek yanlış olmayacaktır. Genel çerçevede sınıflama doğruluğunun her iki modelde de %92,0'nin üzerinde gerçekleştiği saptanmış olup, yapay sinir ağlarının finansal başarısızlık tahmini konusunda mahir ve kullanışlı bir yöntem olduğu sonucuna varılmaktadır.

Modelin gösterdiği performans görsel olarak Şekil 3.7'de okunabilmektedir. İkinci modelde ilk modele nazaran düşen performans söz konusu grafikte üzerinden de görülmektedir. Grafikte eğriler yukarı ve sol kısımdan biraz uzaklaşmışlardır.

Şekil 3.7 Yapay sinir ağı ile kurulan ikinci modele ait grafik



Eğrilerin altında kalan alana ilişkin bilgiler Tablo 3.54’de sunulmaktadır. Her ne kadar model başarısı nispeten düşmüş olsa da, genel çerçevede modelin halen iyi bir başarıya sahip olduğu göze çarpmaktadır. Öyle ki, eğrilerin altında bölge 0,933 olup, model üstün düzeyde performans sergilemektedir.

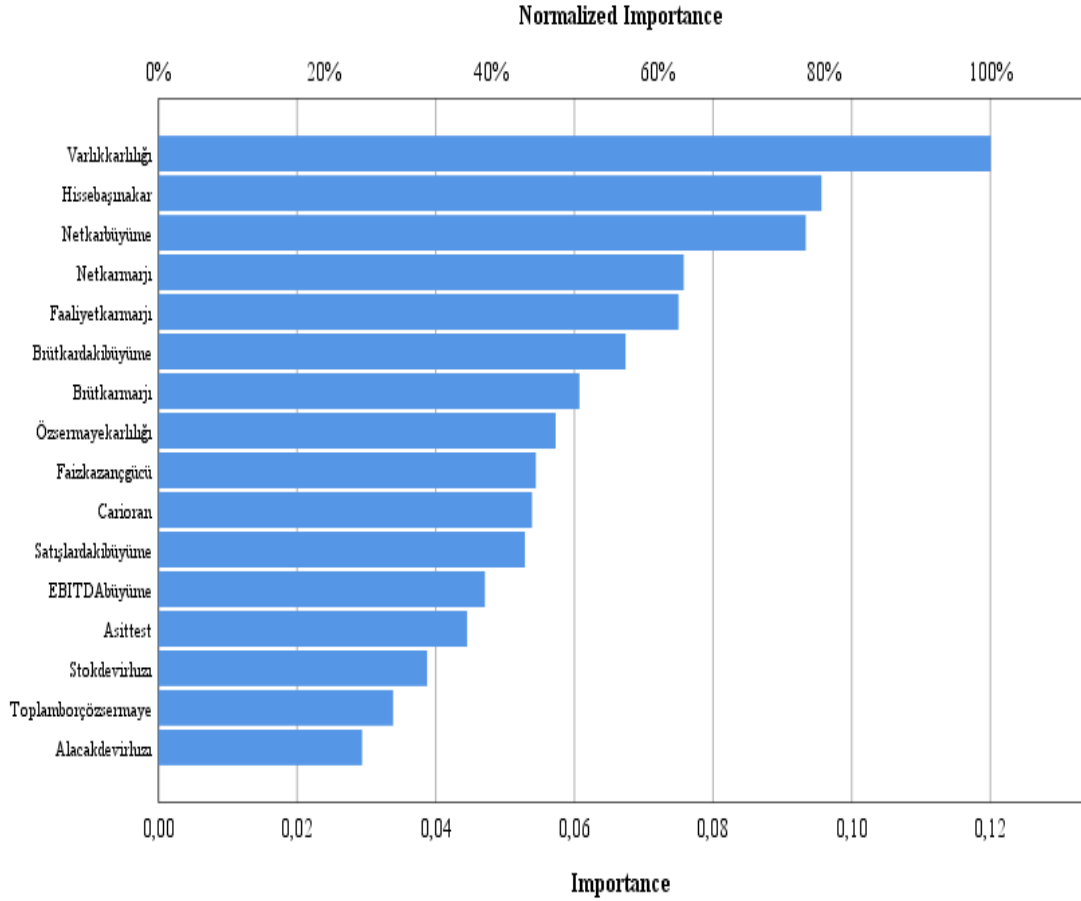
Tablo 3.54 Yapay sinir ağı ile kurulan ikinci modele ait AUC değerleri

		Area
Başarı(1)/Başarısızlık(0)	,0000	,933
	1,0000	,933

Modeldeki bağımsız değişkenlerin, işletmelerin finansal başarı durumlarını açıklama konusunda modele sağladıkları katkı, diğer bir ifadeyle değişkenlerin önem dereceleri Şekil 3.8’de sunulmaktadır. Şekle göre, işletmelerin finansal olarak başarılı ya da başarısız olmalarını etkileyen en önemli faktör, varlık kârlılığıdır. Bu faktörün ardından, sırasıyla hisse başına kâr, net kârdaki büyüme ve net kâr marjı gelmektedir. Genel olarak

bakıldığında, en üst sıralarda yer alan finansal rasyoların, işletmelerin kârlılığına ve kâr rakamlarında yakaladığı büyüme oranlarına ilişkin olduğu görülmektedir.

Şekil 3.8 Yapay sinir ağı ile kurulan ikinci modelde değişkenlerin önem dereceleri



Yapay sinir ağıyla oluşturulan her iki model birlikte ele alındığında, işletmelerin finansal başarıları üzerinde etkili olan finansal oranların genellikle işletmelerin kârlılıkları ile ilgili oldukları dikkat çekmektedir. Buna göre ilk modelde, net kâr marjı, özsermaye kârlılığı ve net kârdaki büyüme en önemli oranlar olarak ön plana çıkarılarken, ikinci modelde varlık kârlılığı, hisse başına kâr ve net kârdaki büyüme oranları önem sıralamasında ilk üç sırada yer almaktadırlar. Öyleyse, işletmelerin faaliyetlerini sürdürürken, kâr marjlarına öncelikli dikkat göstermelerinin gerekliliğini vurgulamak yerinde olacaktır. Bu noktada şu durumdan bahsetmek de gerekmektedir. İşletmeler için kâr marjları ve kârlılık rakamlarında sağlanan büyüme son derece kritik öneme sahip olmakla beraber, işletmenin devamlılığı için tek yeter şart değildir. İşletmeler bir bütün olarak finansal yapılarında, bilanço ve gelir tablosu kalemleri arasında bir denge

sağlamak zorundadır. Zarar eden her işletmenin iflas edeceğini, kapanacağını öne sürmek çok da sağlıklı bir yaklaşım değildir. Ya da örneğin, net işletme sermayesi negatif ve borç yükü fazla olan işletmeler, nakit döngüsünü sağlıklı bir şekilde sağlayabildikleri takdirde faaliyetlerini aksamadan ve etkin olarak sürdürebilmektedir. Kaldı ki, henüz büyüme aşamasında olan işletmelerin yüksek bir borç yükü altında (işletme faaliyetlerini bozmayacak ölçüde) olması normal bile karşılanabilmektedir. Ezcümle, işletmelerin kâr üretme kapasitelerini korumakla ve geliştirmekle ilgilendikleri kadar, finansal yapılarını dengeli bir biçimde sürdürmekle, etkin bir nakit yönetimi ile stok yönetimi politikası geliştirmekle ve kurumsal bir yapı oluşturmakla ilgilenmelidirler. İşletmeler bilanço kalemleri arasında işletmenin hedefleri ve misyonu doğrultusunda optimizasyon sağlamalıdır. Bunlarla beraber, işletmelerin mevcut ve potansiyel yatırımcılarla şeffaf ve etkin bir ilişki yürütebilmek adına “yatırımcı ilişkileri” uygulamalarına gereken önemi vermeleri elzemdir.

3.7.4.1 Gelişmiş ülkelerdeki işletmelerin analizi

Finansal başarısızlığın 2 yıl önceden tahmin edilebilmesi maksadıyla, gelişmiş ülkelerde faaliyet gösteren 318 işletmenin verilerinden hareketle kurulan modeldeki eğitim ve test setlerine ilişkin istatistikler Tablo 3.55’de yer almaktadır. 259 işletme eğitim ve 59 işletme test setinde bulunmaktadır.

Tablo 3.55 *Gelişmiş ülkelerdeki işletmeler için yapay sinir ağları ile kurulan ikinci modele ait test ve eğitim setleri*

		N	Percent
Sample	Training	259	81,4%
	Testing	59	18,6%
Valid		318	100,0%
Excluded		0	
Total		318	

Modelin ağ yapısını yansıtan bilgiler Tablo 3.56’dadır.

Tablo 3.56 Gelişmiş ülkelerdeki işletmeler için yapay sinir ağları ile kurulan ikinci modelin ağ yapısı

Input Layer	Covariates	1	Cari oran
		2	Asit-test
		3	Alacak devir hızı
		4	Stok devir hızı
		5	Brüt kâr marjı
		6	Net kâr marjı
		7	Özsermaye kârlılığı
		8	Varlık kârlılığı
		9	Faaliyet kâr marjı
		10	Hisse başına kâr
		11	Toplam borç/özsermaye
		12	Faiz kazanç gücü
		13	Satışlardaki büyüme
		14	Brüt kârdaki büyüme
		15	FAVÖK büyüme
		16	Net kâr büyüme
Hidden Layer(s)	Number of Units ^a		16
	Rescaling Method for Covariates		Standardized
	Number of Hidden Layers		1
	Number of Units in Hidden Layer 1 ^a		6
	Activation Function		Hyperbolic tangent
Output Layer	Dependent Variables	1	Başarı(1)/Başarısızlık(0)
	Number of Units		2
	Activation Function		Softmax
	Error Function		Cross-entropy

a. Excluding the bias unit

Kurulan modelin sınıflama performansını ortaya koyan bilgiler Tablo 3.57’dedir. Eğitim setindeki 32 başarısız işletmenin 26’sı ve 227 başarılı işletmenin 226’sı doğru tahmin edilmiş olup, başarısız işletmelerin tahmin isabeti %81,3 ve başarılı işletmelerin tahmin isabeti %99,6 olarak gerçekleşmiştir. Öte yandan, test setindeki 4 başarısız işletmenin 3’ü ve 55 başarılı işletmenin 54’ü doğru gruplara atanmıştır. Burada, başarısız işletmeler %75 ve başarılı işletmeler %98,2 doğrulukla sınıflanmışlardır. Geniş çerçevede düşünüldüğünde, çalışmadaki 570 işletmenin tamamının dahil edildiği yapay sinir ağları

analizine nazaran daha yüksek performans sonuçları elde edilmiştir. Eğitim setinin genel sınıflama doğruluğu %97,3 ve test setinin genel sınıflama doğruluğu %96,6 olarak belirlenmiştir.

Tablo 3.57 Gelişmiş ülkelerdeki işletmeler için yapay sinir ağları ile kurulan ikinci modele ait sınıflama tablosu

Sample	Observed	Predicted		
		,0000	1,0000	Percent Correct
Training	,0000	26	6	81,3%
	1,0000	1	226	99,6%
	Overall Percent	10,4%	89,6%	97,3%
Testing	,0000	3	1	75,0%
	1,0000	1	54	98,2%
	Overall Percent	6,8%	93,2%	96,6%

Dependent Variable: Başarı(1)/Başarısızlık(0)

Modele ilişkin AUC değerleri Tablo 3.58’de verilmekte olup, modelin yüksek bir tahmin performansına sahip olduğu gözlemlenmektedir (AUC = 0,993).

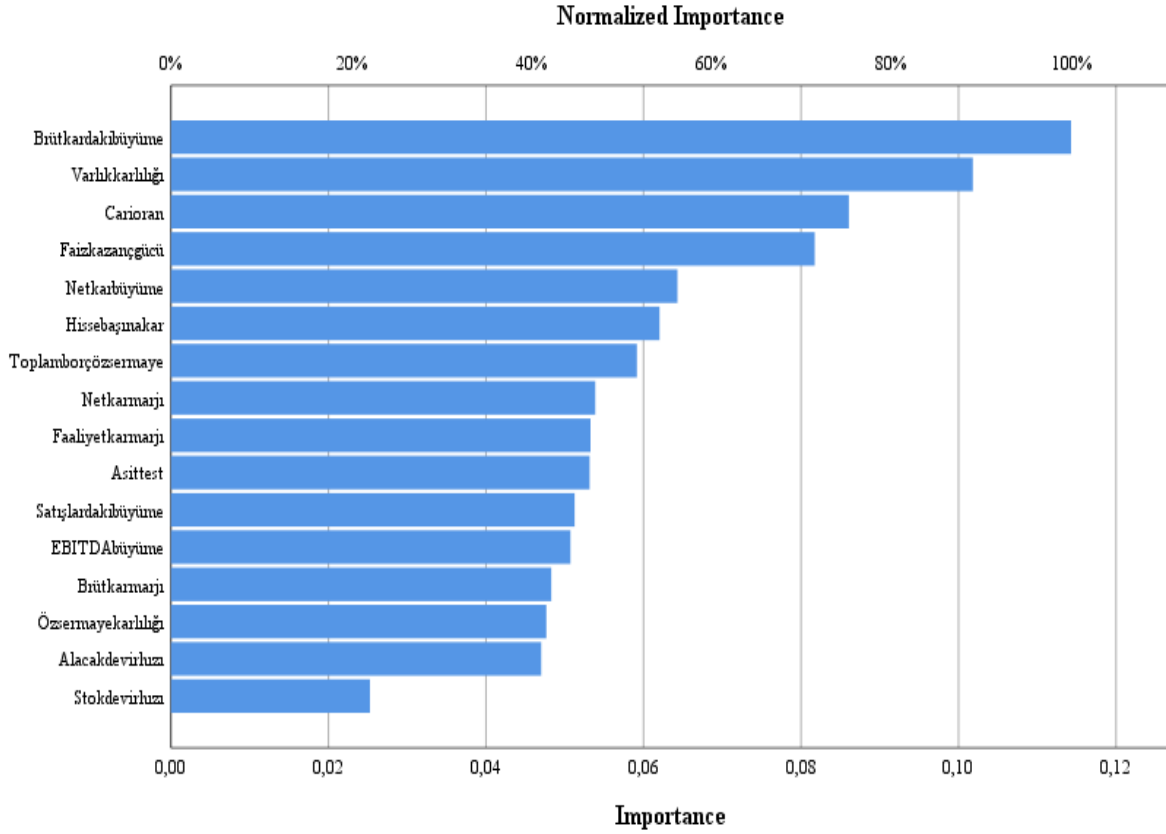
Tablo 3.58 Gelişmiş ülkelerdeki işletmeler için yapay sinir ağları ile kurulan ikinci modele ait AUC değerleri

		Area
Başarı(1)/Başarısızlık(0)	,0000	,993
	1,0000	,993

Modelde bulunan değişkenlerin, finansal başarısızlığın tahmini yönünden ifade ettikleri önem Şekil 3.9’da sunulmaktadır. İlgili şekle göre, brüt kârdaki büyüme oranının kilit role sahip olduğu görülmektedir. Devamında, varlık kârlılığı, cari oran ve faiz kazanç gücü değişkenleri takip etmektedir. Böylece ilk sırada büyüme oranının, ikinci sırada kârlılık oranının, üçüncü sırada likidite oranının ve dördüncü sırada ise finansal yapı oranının bulunduğu belirlenmektedir. Dolayısıyla, başarısızlığın 2 yıl önceden tahmini için gelişmiş ülkelerde yer alan işletmeler açısından oluşturulan modele göre, sadece kârlılık oranlarının değil, diğer finansal oranların da önem arz ettikleri ifade

edilebilmektedir. Diğer taraftan, faaliyet oranlarının önem sıralamasında son iki basamakta yer buldukları dikkat çekmektedir.

Şekil 3.9 Gelişmiş ülkelerdeki işletmeler için yapay sinir ağı ile kurulan ikinci modelde değişkenlerin önem dereceleri



3.7.4.2 Gelişmekte olan ülkelerdeki işletmelerin analizi

252 işletmenin eğitim ve test setlerine göre dağılımları Tablo 3.59’da yer almaktadır. 198 işletme eğitim ve 54 işletme test setine atanmışlardır.

Tablo 3.59 Gelişmekte olan ülkelerdeki işletmeler için yapay sinir ağı ile kurulan ikinci modele ait test ve eğitim setleri

		N	Percent
Sample	Training	198	78,6%
	Testing	54	21,4%
Valid		252	100,0%
Excluded		0	
Total		252	

Gelişmekte olan ülkelerdeki işletmeler için kurulan modelin ağ yapısı Tablo 3.60.'da verilmiştir.

Tablo 3.60 Gelişmekte olan ülkelerdeki işletmeler için yapay sinir ağları ile kurulan ikinci modelin ağ yapısı

Input Layer	Covariates	1	Cari oran
		2	Asit-test
		3	Alacak devir hızı
		4	Stok devir hızı
		5	Brüt kâr marjı
		6	Net kâr marjı
		7	Özsermaye kârlılığı
		8	Varlık kârlılığı
		9	Faaliyet kâr marjı
		10	Hisse başına kâr
		11	Toplam borç/özsermaye
		12	Faiz kazanç gücü
		13	Satışlardaki büyüme
		14	Brüt kârdaki büyüme
		15	FAVÖK büyüme
		16	Net kâr büyüme
Hidden Layer(s)	Number of Units ^a		16
	Rescaling Method for Covariates		Standardized
	Number of Hidden Layers		1
	Number of Units in Hidden Layer 1 ^a		5
Output Layer	Activation Function		Hyperbolic tangent
	Dependent Variables	1	Başarı(1)/Başarısızlık(0)
	Number of Units		2
	Activation Function		Softmax
	Error Function		Cross-entropy

a. Excluding the bias unit

Modelin sınıflama istatistikleri Tablo 3.61'de aktarılmaktadır. Eğitim setine atanan 40 başarısız işletmeden 26'sı ve 158 başarılı işletmeden 156'sı doğru gruplanırken, tahmin

isabeti başarısız işletmeler yönünden %65 ve başarılı işletmeler yönünden ise %98,7 olmuştur. Genel doğruluk %91,9'dır. Test setindeki işletmeler ele alındığında, 8 başarısız işletmeden 6'sının ve 46 başarılı işletmeden 45'inin doğru gruplara ayrıldıkları tespit edilmektedir. Bu yüzden, başarısız işletmelerin %75 ve başarılı işletmelerin %97,8 doğrulukla tahmin edildikleri belirtilmektedir. Genel sınıflama yüzdesi %94,4 olarak belirlenmiştir. Diğer modellerde olduğu gibi burada da, başarılı işletmelerin başarısız işletmelere kıyasla daha yüksek doğrulukla tahmin edildikleri gözlenmektedir.

Tablo 3.61 Gelişmekte olan ülkelerdeki işletmeler için yapay sinir ağları ile kurulan ikinci modele ait sınıflama tablosu

Sample	Observed	Predicted		
		,0000	1,0000	Percent Correct
Training	,0000	26	14	65,0%
	1,0000	2	156	98,7%
	Overall Percent	14,1%	85,9%	91,9%
Testing	,0000	6	2	75,0%
	1,0000	1	45	97,8%
	Overall Percent	13,0%	87,0%	94,4%

Dependent Variable: Başarı(1)/Başarısızlık(0)

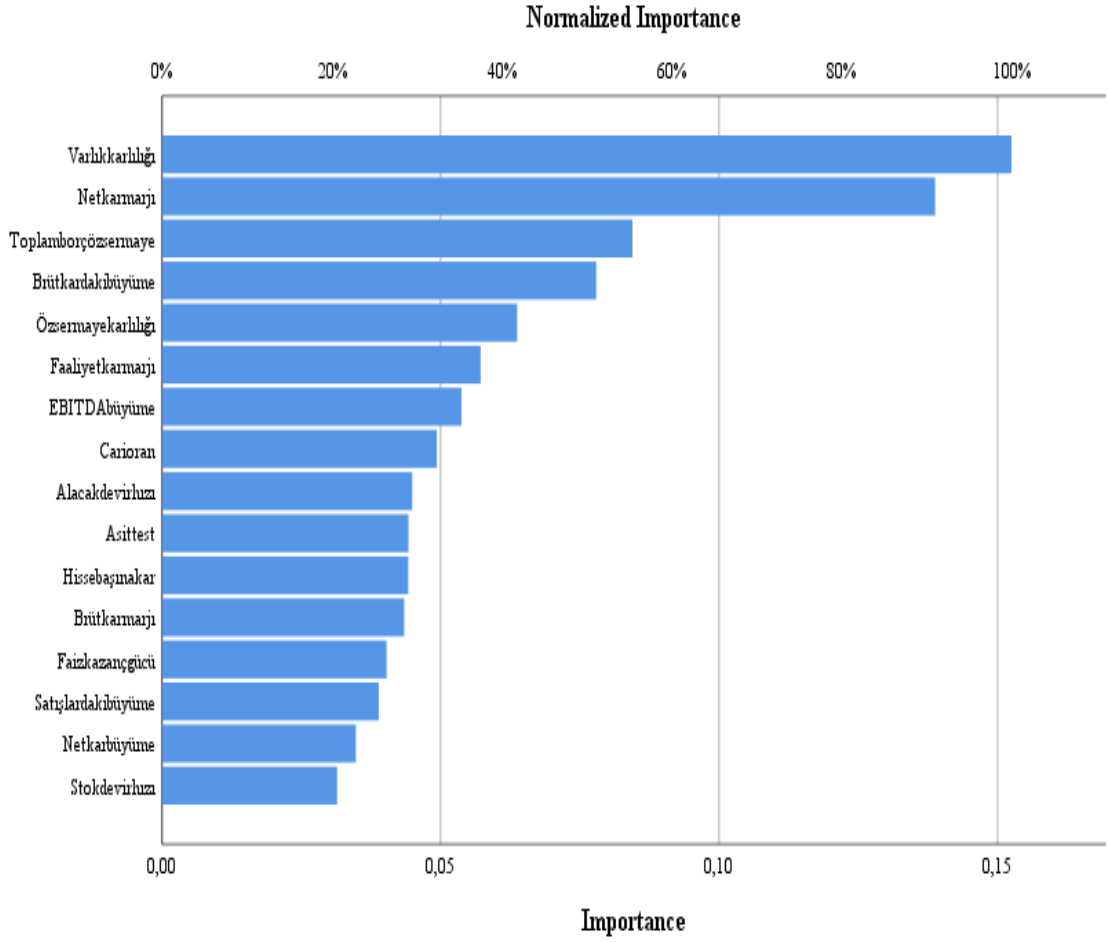
Modelin AUC değerleri Tablo 3.62'dedir. Buna göre, modelin iyi bir performans ortaya koyduğu öne sürülebilmektedir (AUC = 0,945).

Tablo 3.62 Gelişmekte olan ülkelerdeki işletmeler için yapay sinir ağları ile kurulan ikinci modele ait AUC değerleri

		Area
Başarı(1)/Başarısızlık(0)	,0000	,945
	1,0000	,945

Değişkenlerin, işletmelerin finansal başarı ya da başarısızlık yaşamaları bakımından sahip oldukları önem Şekil 3.10'dan izlenebilmektedir. Bu anlamda en önemli oran varlık kârlılığı olarak belirlenmiştir. Ardından sırasıyla, net kâr marjı, toplam borç / özsermaye ve brüt kârdaki büyüme oranları gelmektedir. Diğer yandan, faaliyet oranları arasında bulunan stok devir hızının en az önem teşkil eden oran olduğu saptanmıştır.

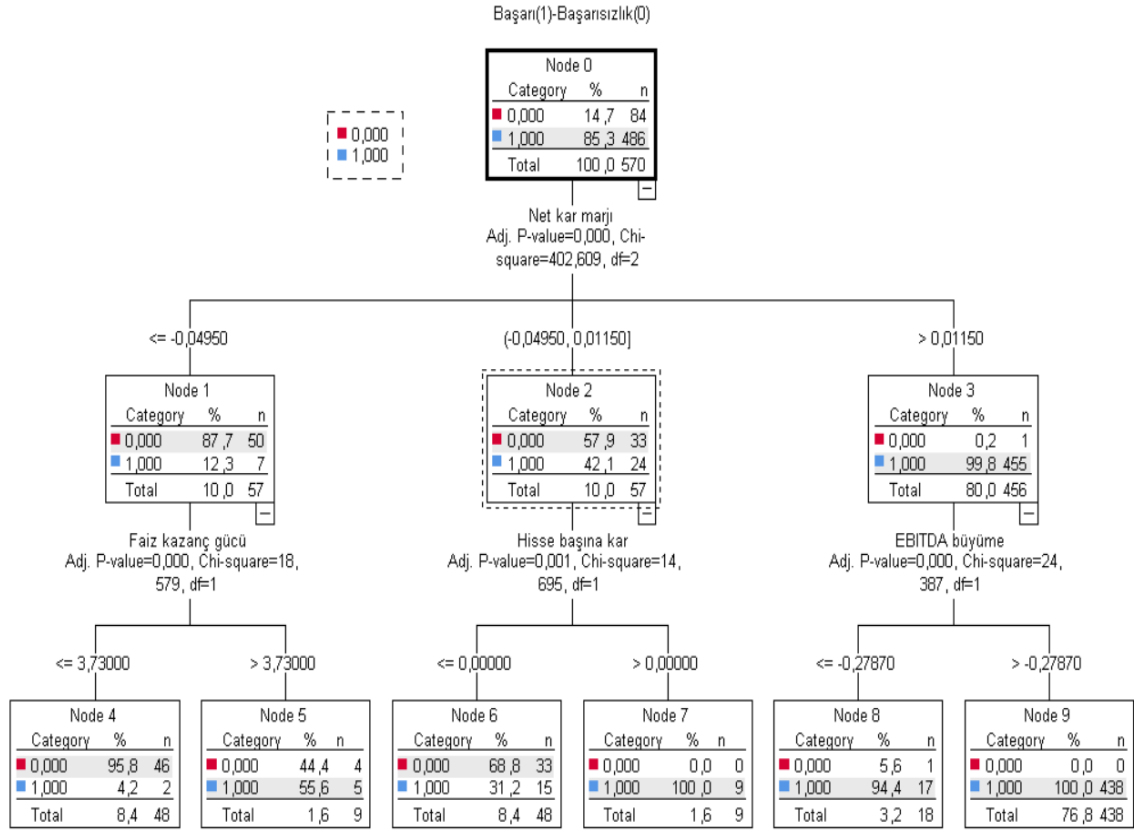
Şekil 3.10 Gelişmekte olan ülkelerdeki işletmeler için yapay sinir ağı ile kurulan ikinci modelde değişkenlerin önem dereceleri



3.7.5 Karar ağları ile finansal başarısızlığın 1 yıl önceden tahmin edilmesi

Çalışmada işletmelerin finansal başarısızlıklarının tahminine yönelik kullanılan yöntemlerden bir diğeri de karar ağlarıdır. Karar ağları finansal başarısızlık alanında sıklıkla yararlanılan popüler yöntemlerden olup, C4.5, C5.0, CHAID, QUEST gibi çeşitli algoritmalar yoluyla analiz gerçekleştirilebilmektedir. Mevcut çalışmada CHAID algoritması ile işletmeler sınıflandırılmışlardır. Bu çerçevede sağlanan sonuçlar Şekil 3.11’de görülmektedir.

Şekil 3.11 Karar ağaçları ile finansal başarısızlığın 1 yıl önceden tahmini



Buna göre, karar ağacının kökünde “net kâr marjı” oranı bulunmaktadır. Bu durum, işletmelerin finansal başarılarını etkileyen en önemli değişkenin net kâr marjı olduğunu işaret etmektedir ($p=0,000$). Model, net kâr marjı $-%4,95$ 'in altında olan yani diğer deyişle zarar eden toplam 57 işletmenin (Node 1) 50 tanesini başarısız olarak sınıflandırırken, 7 tanesini başarılı gruba atamıştır. Söz konusu marjı $-%4,95$ ile $%1,15$ arasında olan 57 işletmenin (Node 2) ise 33 tanesi başarısız olarak gözükürken, 24 tanesi başarılı bulunmuşlardır. Net kâr marjı $%1,15$ 'den yüksek olan 456 işletmenin (Node 3) 455 tanesi başarılı iken, yalnızca 1 tanesi başarısızdır. Görüldüğü üzere, günümüzde her ne kadar işletmelerin amaçlarının kâr değil değer maksimizasyonu olduğu kabul edilse de, net kârlılık rakamlarının işletmelerin başarısında önemli rol oynamayı sürdürdükleri ifade edilebilmektedir.

Net kâr marjları $-%4,95$ 'ten düşük olan işletmeler, faiz kazanç güçleri yönünden alt gruplara ayrılmış olup, sınıflandırma istatistiksel anlamlılığa sahiptir ($p=0,000$). Bu işletmelerden faiz kazanç gücü 3,73'ün altında bulunan 48 işletmeden (Node 4) 46 tanesi başarısızken, 2 tanesi başarılıdır. Başka bir deyişle, bahse konu işletmelerin $%95,8$ 'i

başarısızdır. Faiz kazanç gücü 3,73'ten yüksek olan 9 işletmeden ise 4 tanesi başarısız olarak gruplanırken, 5 tanesi başarılı olarak tespit edilmişlerdir. Bu noktada başarısızlık oranının %44,4 seviyesine kadar gerilediği görülmektedir.

Elde edilen modele göre, işletmelerin finansal başarısızlıklarını etkileyen bir diğer önemli oran da yine bir kârlılık metriği olan "hisse başına kâr" oranıdır ($p < 0,01$). Net kâr marjı - %4,95 ile %1,15 arasında olan işletmeler arasından hisse başına kâr üretemeyen 48 işletmenin (Node 6) 33 tanesi başarısız (%68,8) ve 15 (%31,2) tanesi başarılı olarak sınıflanmışlardır. Buna karşın, hisse başına kâr üretebilen 9 işletmenin (Node 7) ise tamamı (%100) başarılı sınıfta yer almışlardır.

FAVÖK'de sağlanan büyüme işletmelerin finansal açıdan başarılı olup olmadıklarını ortaya koyan diğer bir oran olarak ortaya çıkmaktadır. Net kâr marjı %1,15'in üzerinde bulunan 456 işletme arasından, bir önceki yıla göre FAVÖK rakamlarında %27,8'den daha fazla daralma yaşayan 18 işletmeden (Node 8) 17 tanesi başarılı, 1 tanesi başarısızdır. Esasen bu anlamda incelendiğinde, net kâr marjı %1,15'den yüksek olduğu sürece FAVÖK rakamlarında meydana gelecek daralmanın işletmelerin finansal başarıları yönünden kayda değer bir etkiye sahip olmadığı görülmektedir. FAVÖK rakamları bir önceki yıla göre %27,8'den daha az daralan ya da artış gösteren 438 işletmenin (Node 9) ise tümü başarılı grupta yer almaktadırlar. Yukarıda bahsedilen tüm bu durumlar Tablo 3.63'de görülebilmektedir.

Tablo 3.63 Karar ağaçlarıyla oluşturulan profiller I

Profil	Node	Net kâr marjı	Faiz kazanç gücü	Hisse başına kâr	FAVÖK büyüme
1	1	$\leq -0,049$			
2	2	$-0,049 - 0,011$			
3	3	$> 0,011$			
4	4	$\leq -0,049$	$\leq 3,730$		
5	5	$\leq -0,049$	$> 3,730$		
6	6	$-0,049 - 0,011$		$\leq 0,000$	
7	7	$-0,049 - 0,011$		$> 0,000$	
8	8	$> 0,011$			$\leq -0,278$
9	9	$> 0,011$			$> -0,278$

CHAID algoritmasıyla elde edilen modelin genel sınıflandırma doğruluğu Tablo 3.64'de sunulmaktadır. Sonuçlara göre, 84 başarısız işletmeden 79 tanesi doğru biçimde başarısız

olarak sınıflanmışlardır. 5 tanesi ise hatalı şekilde başarılı gruba ayrılmışlardır. Bu anlamda modelin başarısız işletmeleri sınıflandırma doğruluğu %94 olarak gerçekleşmiştir. Öte yandan başarılı kabul edilen 486 işletmenin 469 tanesi başarılı ve 17 tanesi başarısız şeklinde tespit yapılmıştır. Dolayısıyla modelin başarılı işletmeleri sınıflama doğruluğu %96,5 olmuştur. Modelin genel sınıflama doğruluğu ise %96,1 olup, gayet yeterli bir yüzdeden söz etmek mümkündür.

Tablo 3.64 Karar ağaçları ile kurulan ilk modele ait sınıflandırma tablosu

Observed	Predicted		
	,0000	1,0000	Percent Correct
,0000	79	5	94,0%
1,0000	17	469	96,5%
Overall Percentage	16,8%	83,2%	96,1%

Growing Method: CHAID; Dependent Variable: Başarı(1)-Başarısızlık(0)

Makine öğrenmesi yöntemleriyle oluşturulan modellerde, modelin performansının ölçülmesi önem arz eden konulardan biridir. Bu noktada ise ROC ve AUC eğrilerinden faydalanılmaktadır. CHAID algoritması kullanılarak elde edilen modele ait AUC değerleri Tablo 3.65’de verilmiştir.

Tablo 3.65 Karar ağaçları ile kurulan ilk modele ait AUC değerleri

Area	Std. Error ^a	Asymptotic Sig. ^b	Asymptotic 95% Confidence Interval	
			Lower Bound	Upper Bound
,989	,003	,000	,982	,995

The test result variable(s): Predicted Probability for Başarı1Başarısızlık0=0 has at least one tie between the positive actual state group and the negative actual state group. Statistics may be biased.

a. Under the nonparametric assumption

b. Null hypothesis: true area = 0.5

Yukarıdaki tablodan görülebileceği gibi, ROC eğrisinin altında kalan 0,989’dur (p=0,000). 0,9’un üstündeki değerlerin “mükemmel” performansa işaret ettiği düşünüldüğünde, modelin başarısının son derece yüksek olduğunu ifade etmek yanlış olmayacaktır.

(Node 5). Dolayısıyla, hisse başına kâr 0,28'in üstüne çıktığında, %37,5 olan başarılı işletme oranının da %100'e yükseldiği görülmektedir.

Net kâr marjları %2,34'ün üzerinde gerçekleşen işletmelerin faaliyet kâr marjlarına göre iki alt gruba ayrıldıkları gözlenmektedir ($p < 0,01$). Faaliyet kâr marjları %5,22'nin altında olan 20 işletmeden 19 tanesi başarılı olarak gruplanırken (Node 6), %5,22'nin üzerinde olan 235 işletmenin tamamı başarılı sınıfa atanmıştır (Node 7). Bu bağlamda oluşan profiller Tablo 3.66'da verilmiştir.

Tablo 3.66 Gelişmiş ülkelerdeki işletmeler için karar ağaçlarıyla oluşturulan profiller I

Profil	Node	Net kâr marjı	Hisse başına kâr	Faaliyet kâr marjı
1	1	$\leq -0,010$		
2	2	$-0,010 - 0,023$		
3	3	$> 0,023$		
4	4	$-0,010 - 0,023$	$\leq 0,280$	
5	5	$-0,010 - 0,023$	$> 0,280$	
6	6	$> 0,023$		$\leq 0,052$
7	7	$> 0,023$		$> 0,052$

Kurulan modele ait sınıflama istatistikleri Tablo 3.67'de sunulmaktadır. Model 36 başarısız işletmenin 35 tanesini ve 282 başarılı işletmenin 270 tanesini doğru tahmin etmiştir. Dolayısıyla, modelin başarısız işletmeleri gruplama doğruluğu %97,2 ve başarılı işletmeleri gruplama doğruluğu %95,7 olarak gerçekleşmiştir. Modelin genel sınıflama yüzdesi ise %95,9'dur.

Tablo 3.67 Gelişmiş ülkelerdeki işletmeler için karar ağaçları ile kurulan ilk modele ait sınıflandırma tablosu

Observed	Predicted		
	,0000	1,0000	Percent Correct
,0000	35	1	97,2%
1,0000	12	270	95,7%
Overall Percentage	14,8%	85,2%	95,9%

Growing Method: CHAID; Dependent Variable: Başarı(1)-Başarısızlık(0)

Kurulan modelin performansını ortaya koyan AUC değerleri Tablo 3.68'de gösterilmektedir. Tabloya göre, ROC eğrisinin altında kalan alan 0,982 ($p = 0,000$) olup, modelin tahmin kabiliyetinin yüksek olduğu belirtilebilmektedir.

Tablo 3.68 Gelişmiş ülkelerdeki işletmeler için karar ağaçları ile kurulan ilk modele ait AUC değerleri

Area	Std. Error ^a	Asymptotic Sig. ^b	Asymptotic 95% Confidence Interval	
			Lower Bound	Upper Bound
,982	,007	,000	,969	,995

The test result variable(s): Predicted Probability for BaşarılıBaşarısızlık0=0 has at least one tie between the positive actual state group and the negative actual state group. Statistics may be biased.

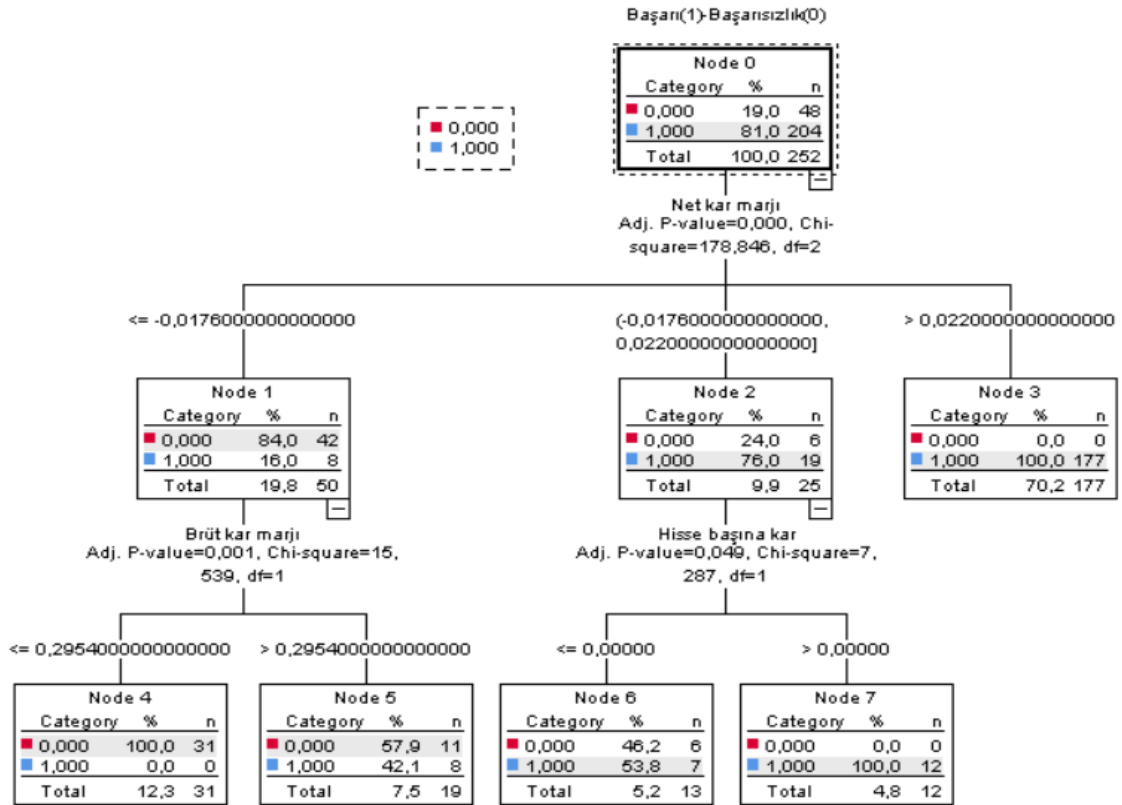
a. Under the nonparametric assumption

b. Null hypothesis: true area = 0.5

3.7.5.2 Gelişmekte olan ülkelerdeki işletmelerin analizi

252 işletmenin verileri kullanılarak elde edilen karar ağacı Şekil 3.13’de sunulmaktadır.

Şekil 3.13 Gelişmekte olan ülkelerdeki işletmeler için karar ağaçları ile finansal başarısızlığın 1 yıl önceden tahmini



Kurulan modelin kökünde net kâr marjının yer aldığı görülmektedir ($p = 0,000$). Net kâr marjı $-1,76$ 'nın altında olan yani net zarar eden 50 işletmenin 42'si (%84) başarısız olarak sınıflanmıştır. Bu oranı $-1,76$ ile $2,2$ arasında bulunan 25 işletmenin ise 19 tanesi başarılı (%76), 6 tanesi (%24) başarısız klasmanındadır. Net kâr marjı $2,2$ 'nin

üzerinde olan 177 işletmenin tamamı başarılı işletmeler olarak görünmektedir. Net kâr marjının $-1,76\%$ - $2,2\%$ arasında gerçekleştiği durumlarda 24% olan finansal başarısızlık oranı, net kâr marjı $2,2\%$ 'nin üzerine çıktığında sıfır olmuştur. Dolayısıyla, net kâr marjının gelişmiş ülkelerdeki işletmelerde olduğu üzere, gelişmekte olan ülkelerdeki işletmeler açısından da son derece kritik rol oynadığı söylenebilmektedir.

Net kâr marjları $-1,76\%$ 'nın altında olan işletmeler brüt kâr marjlarına göre iki alt kategoriye ayrılmışlardır ($p < 0,01$). Brüt kâr marjı $29,54\%$ 'e eşit ya da $29,54\%$ 'ün altında olan 31 işletmenin tümü başarısızdır (Node 4). Diğer taraftan, brüt kâr marjı $29,54\%$ 'den büyük olan 19 işletmenin 11'i başarısız ve 8'i başarılı olarak sınıflanmaktadırlar (Node 5). Brüt kâr marjının $29,54\%$ 'ün üzerine çıkması durumunda finansal olarak başarısız olan işletme oranının 100% 'den $57,9\%$ 'a gerilediği dikkat çekmektedir.

Net kâr marjları $-1,76\%$ – $2,2\%$ arasında bulunan işletmelerin hisse başına kâr rakamlarına göre iki alt gruba ayrıldıkları tespit edilmiştir ($p < 0,05$). Hisse başına kâr üretemeyen 13 işletmeden 6'sı başarısız ve 7'si başarılı olarak sınıflanmışlardır (Node 6). Hisse başına kâr üretilen senaryonda ise, 12 işletmenin hepsi başarılıdır (Node 7). Bu çerçevede ortaya çıkan profiller Tablo 3.69'da verilmiştir.

Tablo 3.69 Gelişmekte olan ülkelerdeki işletmeler için karar ağaçlarıyla oluşturulan profiller I

Profil	Node	Net kâr marjı	Brüt kâr marjı	Hisse başına kâr
1	1	$\leq -0,017$		
2	2	$-0,017 - 0,022$		
3	3	$> 0,022$		
4	4	$\leq -0,017$	$\leq 0,2954$	
5	5	$\leq -0,017$	$> 0,2954$	
6	6	$-0,017 - 0,022$		$\leq 0,000$
7	7	$-0,017 - 0,022$		$> 0,000$

Modelin sınıflandırma performansı Tablo 3.70'te verilmiştir. İlgili tabloya göre, 48 başarısız işletmeden 42 tanesi doğru sınıfa atanırken, 6 tanesi hatalı şekilde başarılı olarak sınıflandırılmışlardır. Ayrıca, 204 başarılı işletmeden 196'sı doğru gruba ayrılmıştır. Bu yüzden, modelin başarısız işletmeleri doğru sınıflama yüzdesi $87,5\%$ olurken, başarılı işletmeleri doğru sınıflama yüzdesi ise $96,1\%$ olarak gerçekleşmiştir. Modelin genel tahmin oranı $94,4\%$ ($238 / 252$)'tür.

Tablo 3.70 Gelişmekte olan ülkelerdeki işletmeler için karar ağaçları ile kurulan ilk modele ait sınıflandırma tablosu

Observed	Predicted		
	,0000	1,0000	Percent Correct
,0000	42	6	87,5%
1,0000	8	196	96,1%
Overall Percentage	19,8%	80,2%	94,4%

Growing Method: CHAID; Dependent Variable: Başarı(1)-Başarısızlık(0)

Oluşturulan modelin tahmin becerisini ifade eden AUC değerleri Tablo 3.71’de aktarılmaktadır. Tabloya göre, ROC eğrisinin altındaki alan 0,988 ($p = 0,000$) olduğundan, modelin tahmin yeteneğinin iyi seviyede olduğu belirtilebilmektedir.

Tablo 3.71 Gelişmekte olan ülkelerdeki işletmeler için karar ağaçları ile kurulan ilk modele ait AUC değerleri

Area	Std. Error ^a	Asymptotic Sig. ^b	Asymptotic 95% Confidence Interval	
			Lower Bound	Upper Bound
,988	,005	,000	,979	,997

The test result variable(s): Predicted Probability for Başarı|Başarısızlık0=0 has at least one tie between the positive actual state group and the negative actual state group. Statistics may be biased.

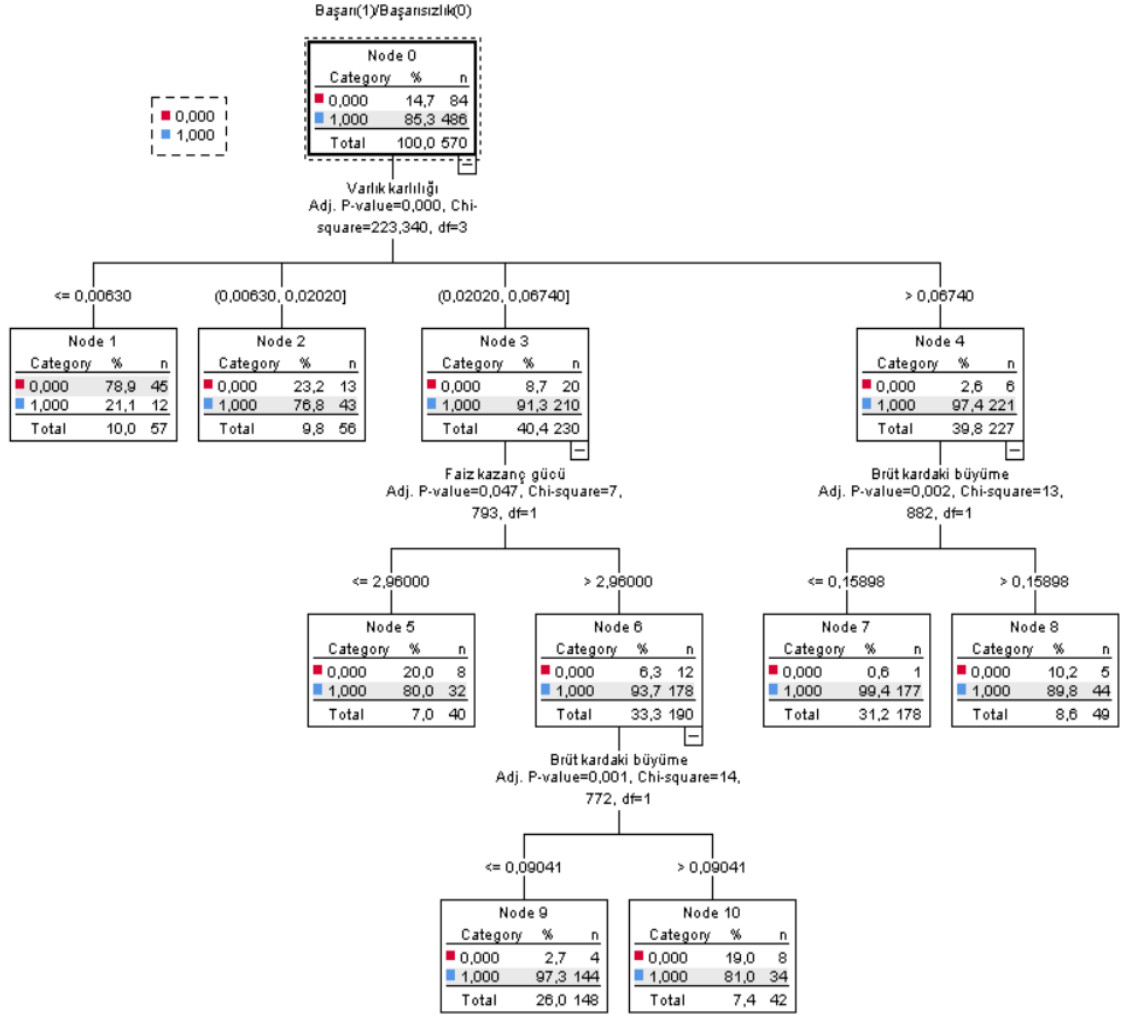
a. Under the nonparametric assumption

b. Null hypothesis: true area = 0.5

3.7.6 Karar ağaçları ile finansal başarısızlığın 2 yıl önceden tahmin edilmesi

İşletmelerin finansal başarısızlık olasılıklarını 2 yıl öncesinden kestirebilen bir model oluşturmak maksadıyla, işletmelerin finansal başarısızlık yaşadıkları yıldan 2 yıl öncesine ait veriler CHAID algoritmasıyla analiz edilmiştir. Sağlanan sonuçlar Şekil 3.14’de gösterilmektedir.

Şekil 3.14 Karar ağaçları ile finansal başarısızlığın 2 yıl önceden tahmini



Şekil 3.14'e göre, karar ağacının kökünde “varlık kârlılığı” yer almaktadır. Diğer bir ifadeyle, işletmelerin finansal açıdan başarılı olup olmayacakları noktasında en önemli oran “varlık kârlılığı”dır ($p=0,000$). Varlık kârlılığı %0,6'nın altında olan 57 işletmeden (Node 1) 45 tanesi başarısız, 12 tanesi başarılı olarak belirlenmiştir. Dolayısıyla bu işletmelerin başarısızlık oranı %78,9'dur. Varlık kârlılığı %0,6 ile %2,0 arasında bulunan 56 işletmeden (Node 2) 13 tanesi başarısız 43 tanesi başarılıdır. Burada başarısızlık oranının %78,9'dan %23,2'ye düştüğü görülmektedir. Bunlarla beraber, söz konusu marjı %2,0 ile %6,7 arasında olan 230 işletmeden (Node 3) 20 tanesi başarısız, 210 tanesi başarılıdır. Varlık kârlılığı %6,7'den yüksek olarak gerçekleşen 227 işletmeden (Node 4) ise, sadece 6 tanesi başarısız, 221 tanesi başarılı olup, bu gruptaki işletmelerin başarısızlık oranı %2,6'dır. Genel olarak bakıldığında, işletmelerin varlık kârlılıkları arttıkça

başarısızlık olasılıklarının düştüğü ve bu nedenle varlık kârlılığının işletmelerin finansal başarıları için kritik değere sahip olduğu gözlemlenmektedir.

Varlık kârlılıkları %2,0 – %6,7 arasında bulunan işletmeler, faiz kazanç güçleri bakımından iki alt gruba bölünmüşlerdir. Buradan hareketle, “faiz kazanç gücü”nün işletmelerin başarı durumlarında önemli rol oynayan bir diğer oran olduğunu ileri sürmek yanlış olmayacaktır ($p<0,05$). Sonuçlara göre, faiz kazanç gücü 2,96’nın altında olan 40 işletmeden (Node 5), 8 tanesi başarısız, 32 tanesi başarılıdır. 2,96’nın üzerinde bir faiz kazanç gücüne sahip 190 işletmeden (Node 6) ise, 12 işletme başarısız, 178 işletme başarılı olarak tespit edilmiştir. Bu grupta işletmelerin başarısızlık oranı %6,3’tür.

Varlık kârlılıkları %2,0 ile %6,7 arasında yer alıp, faiz kazanç gücü 2,96’dan yüksek olan işletmeler brüt kârda sağladıkları büyüme oranına göre tekrar gruplandırılmışlardır. Bu nedenle, işletmelerin finansal başarıları üzerinde etkiye sahip oranlardan bir başkasının “brüt kârdaki büyüme” oranı olduğu saptanmaktadır ($p<0,01$). Bu işletmelerden brüt kârları %9,0’un altında büyüme gösteren 148 işletmeden (Node 9) 4 tanesi başarısız, 144 tanesi başarılıdır. Brüt kârda %9,0’un üzerinde büyüme kaydeden 42 işletmeden (Node 10) ise, 8 tanesi başarısız, 34 tanesi başarılı olarak gözükmemektedir. Bu aşamada dikkat çeken nokta, işletmelerin brüt kârdaki büyüme oranları %9,0’un üzerine çıktığında, başarısız işletmelerin oranındaki artıştır. İlk grupta başarısızlık oranı %2,7 iken, brüt kârda kaydettikleri büyüme %9,0’un üzerinde olan işletmelerin bulunduğu ikinci grupta başarısızlık oranı %19 olmuştur.

Karar ağacının en sağ tarafında yer bulan ve varlık kârlılıkları %6,7’den yüksek olan 227 işletme (Node 4), brüt kârlarında sağladıkları büyüme yönünden iki grup altında toplanmışlardır ($p<0,01$). Bu işletmelerden, %15,8’in altında brüt kâr artışı elde eden 178 işletmeden (Node 7) yalnızca 1 tanesi başarısız, 177 tanesi başarılıdır. Brüt kârlarında bir önceki yıla göre %15,8’den daha fazla artış gerçekleşen 49 işletmeden (Node 8), 5 tanesi başarısız 44 tanesi başarılıdır. Bu anlamda başarısızlık oranı ilk grupta %0,6 ve ikinci grupta %10,2 olmuştur. Karar ağacı çıktıları bir bütün olarak değerlendirildiğinde, “varlık kârlılığı”, “faiz kazanç gücü” ve “brüt kârdaki büyüme” oranlarının, işletmelerin finansal başarıları ya da başarısızlıkları için önem teşkil eden oranlar oldukları ortaya çıkmaktadır. Analizler sonucu ortaya çıkan tüm profiller Tablo 3.72’de sunulmaktadır.

Tablo 3.72 Karar ağaçlarıyla oluşturulan profiller II

Profil	Node	Varlık kârlılığı	Faiz kazanç gücü	Brüt kârdaki büyüme
1	1	$\leq 0,006$		
2	2	$0,006 - 0,020$		
3	3	$0,020 - 0,067$		
4	4	$> 0,067$		
5	5	$0,020 - 0,067$	$\leq 2,960$	
6	6	$0,020 - 0,067$	$> 2,960$	
7	9	$0,020 - 0,067$	$> 2,960$	$\leq 0,090$
8	10	$0,020 - 0,067$	$> 2,960$	$> 0,090$
9	7	$> 0,067$		$\leq 0,158$
10	8	$> 0,067$		$> 0,158$

İşletmelerin finansal başarısızlıklarını 2 yıl önceden tahmin edebilmek için kurulan modelin genel sınıflandırma doğruluğuna ilişkin çıktılar Tablo 3.73'ten takip edilebilmektedir. Söz konusu tabloya göre, çalışmadaki 84 başarısız işletmeden 45 tanesi başarısız, 39 tanesi hatalı şekilde başarılı olarak sınıflandırılmışlardır. Dolayısıyla modelin başarısız işletmeleri sınıflandırma doğruluğu %53,6 olmuştur. Karar ağacı ile kurulan ilk modelin başarısız işletmeleri %94 doğrulukla sınıflandırdığı göz önünde bulundurulursa, ikinci modelde doğruluk açısından ciddi bir düşüş yaşanmıştır. Öte yandan, modelin başarılı işletmeleri sınıflandırma doğruluğu ise %97,5'tur. 486 başarılı işletmeden 12 tanesi başarısız, 474 tanesi başarılı biçimde gruplanmıştır. Burada ilk model ile ikinci model arasında başarısız işletmelerin sınıflandırılmaları bakımından yaşanan düşüş gerçekleşmemiş, aksine ilk modelde başarılı işletmeler %96,5 doğrulukla sınıflanırken, ikinci modelde bu oran %97,5'e yükselmiştir. Bu sebeple, modelin başarılı işletmeleri sınıflandırmada daha yüksek doğruluk oranı ortaya koyduğu ve daha kullanışlı olduğu ifade edilmektedir. Modelin genel doğruluğu ise %91,1'dir.

Tablo 3.73 Karar ağaçları ile kurulan ikinci modele ait sınıflandırma tablosu

Observed	Predicted		
	,0000	1,0000	Percent Correct
,0000	45	39	53,6%
1,0000	12	474	97,5%
Overall Percentage	10,0%	90,0%	91,1%

Growing Method: CHAID; Dependent Variable: Başarı(1)/Başarısızlık(0)

Modelin genel performansını ortaya koyan AUC değerleri Tablo 3.74’de verilmektedir. Buna göre AUC yani eğri altındaki bölge 0,898 olup ($p=0,000$), ilk modele kıyasla bir nebze düşüş gözlenmesine rağmen geniş çerçevede yüksek bir model performansından bahsetmek mümkündür.

Tablo 3.74 Karar ağaçları ile kurulan ikinci modele ait AUC değerleri

Area	Std. Error ^a	Asymptotic Sig. ^b	Asymptotic 95% Confidence Interval	
			Lower Bound	Upper Bound
,898	,018	,000	,863	,933

The test result variable(s): Predicted Probability for Başarı | Başarısızlık 0=0 has at least one tie between the positive actual state group and the negative actual state group. Statistics may be biased.

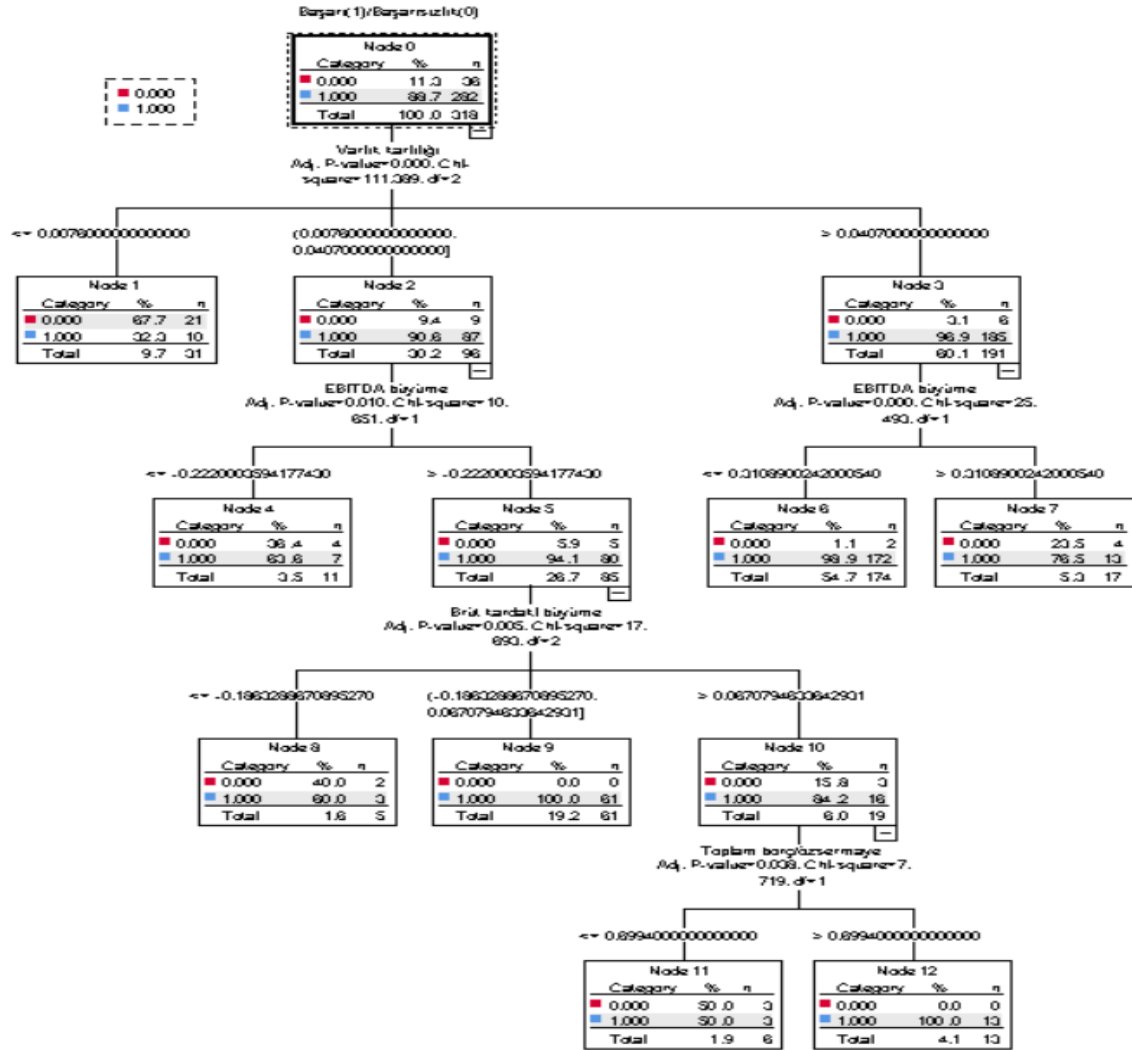
a. Under the nonparametric assumption

b. Null hypothesis: true area = 0.5

3.7.6.1 Gelişmiş ülkelerdeki işletmelerin analizi

Finansal başarısızlığın 2 yıl önceden tahminine yönelik, gelişmiş ülkelerdeki 318 işletmenin verilerine dayanarak CHAID algoritmasıyla yapılan analiz sonucu oluşan ağaç Şekil 3.15’tedir.

Şekil 3.15 Gelişmiş ülkelerdeki işletmeler için karar ağaçları ile finansal başarısızlığın 2 yıl önceden tahmini



Şekil 3.15'e göre, karar ağacının kökünde “varlık kârlılığı” bulunmaktadır ($p=0,000$). Varlık kârlılığı %0,7'nin altında olan 31 işletmeden (Node 1) 21 tanesi başarısız, 10 tanesi başarılı olarak belirlenmiş olup, işletmelerin başarısızlık oranı %67,7'dir. Varlık kârlılığı %0,7 ile %4,07 arasında bulunan 96 işletmeden (Node 2) 9 tanesi başarısız 87 tanesi başarılıdır. Burada başarısızlık oranının %67,7'den %9,4'e düştüğü gözlemlenmektedir. Yanı sıra, %4,07'den yüksek varlık kârlılığına sahip 191 işletmeden (Node 3) 6 tanesi başarısız, 185 tanesi başarılı olup, bu gruptaki işletmelerin başarısızlık oranı %3,1'dir. Genel olarak incelendiğinde, işletmelerin varlık kârlılıkları arttıkça başarısızlık ihtimallerinin azaldığı görülmektedir.

Varlık kârlılıkları %0,7 – %4,07 arasında bulunan işletmeler, FAVÖK rakamlarındaki büyüme oranları bakımından iki alt gruba bölünmüşlerdir. Dolayısıyla, “FAVÖK büyüme

oranı” işletmelerin finansal başarı sağlamaları hususunda önem teşkil eden bir başka oran olarak ortaya çıkmaktadır ($p<0,01$). Sonuçlara göre, FAVÖK büyümesi $-%22,2$ ’nin altında olan yani FAVÖK daralması yaşayan 11 işletmeden (Node 4), 4 tanesi başarısız, 7 tanesi başarılıdır. $-%22,2$ ’nin üzerinde FAVÖK büyümesine ulaşan 85 işletmeden (Node 5) ise, 5 işletme başarısız, 80 işletme başarılı olarak tespit edilmiştir. Bu grupta işletmelerin başarısızlık oranı $\%5,9$ ’dur.

Varlık kârlılıkları $\%4,07$ ’nin üzerindeki işletmeler, FAVÖK rakamlarındaki büyüme oranları bakımından iki alt gruba ayrılmışlardır ($p = 0,000$). FAVÖK büyümesi $\%31,08$ ’in altında olan 174 işletmeden (Node 6), 2 tanesi başarısız, 172 tanesi başarılıdır. $\%31,08$ ’in üzerinde FAVÖK büyümesine ulaşan 17 işletmeden (Node 7), 4 işletme başarısız, 13 işletme başarılı olarak tespit edilmiştir.

Varlık kârlılıkları $\%0,7$ ile $\%4,07$ arasında yer alıp, FAVÖK büyümesi $-%22,2$ ’den yüksek olan işletmeler brüt kârda sağladıkları büyüme oranına göre tekrar gruplandırılmışlardır. Bu nedenle, işletmelerin finansal başarıları üzerinde etkiye sahip oranlardan bir diğerinin “brüt kârdaki büyüme” olduğu tespit edilmektedir ($p<0,01$). Bu işletmelerden brüt kârları $\%18,63$ ’ten daha fazla düşen 5 işletmeden (Node 8) 2 tanesi başarısız, 3 tanesi başarılıdır. Brüt kâr rakamlarında $-%18,63 - \%6,7$ arasında büyüme kaydeden 61 işletmenin (Node 9) hepsi başarılıdır. Bu noktada göze çarpan husus, işletmelerin brüt kârdaki büyüme oranları $\%6,7$ ’nin üzerine çıktığında, başarısız işletmelerin oranında meydana gelen artıştır. Brüt kârda sağladıkları büyüme $\%6,7$ ’nin üzerinde olan 19 işletmeden (Node 10) 3 tanesi başarısız ve 16 tanesi başarılıdır.

Varlık kârlılıkları $\%0,7$ ile $\%4,07$ arasında yer alırken aynı zamanda FAVÖK büyümesi $-%22,2$ ’den yüksek olup, brüt kârdaki büyüme oranı da $\%6,7$ ’nin üzerinde olan işletmeler toplam borç / özsermaye oranına göre iki alt kategoriye ayrılmışlardır ($p<0,05$). Söz konusu işletmelerden toplam borç / özsermaye oranı 0,6994’e eşit ya da 0,6994’ten düşük olan 6 işletmeden (Node 11) 3’ü başarısızken 3’ü de başarılıdır. Toplam borç / özsermaye rasyosu 0,6994’ten yüksek olan 13 işletmenin (Node 12) ise tümü başarılıdır. Anılan durumlar bir bütün olarak Tablo 3.75’de gösterilmektedir.

Tablo 3.75 Gelişmiş ülkelerdeki işletmeler için karar ağaçlarıyla oluşturulan profiller II

Profil	Node	Varlık kârlılığı	FAVÖK büyüme	Brüt kâr büyüme	Toplam borç / özsermaye
1	1	$\leq 0,007$			
2	2	$0,007 - 0,040$			
3	3	$> 0,040$			
4	4	$0,007 - 0,040$	$\leq -0,2220$		
5	5	$0,007 - 0,040$	$> -0,2220$		
6	8	$0,007 - 0,040$	$> -0,2220$	$\leq -0,1863$	
7	9	$0,007 - 0,040$	$> -0,2220$	$-0,1863 - 0,067$	
8	10	$0,007 - 0,040$	$> -0,2220$	$> 0,067$	
9	11	$0,007 - 0,040$	$> -0,2220$	$> 0,067$	$\leq 0,6994$
10	12	$0,007 - 0,040$	$> -0,2220$	$> 0,067$	$> 0,6994$
11	6	$> 0,040$	$\leq 0,3108$		
12	7	$> 0,040$	$> 0,3108$		

Oluşturulan modele ait sınıflandırma istatistikleri Tablo 3.76’dadır. 36 başarısız işletmeden 21 tanesi model tarafından model tarafından doğru tahmin edilmiştir. 15 işletme ise hatalı biçimde başarılı olarak belirlenmiştir. 282 başarılı işletmenin ise, 10 tanesi başarısız ve 272 tanesi başarılı işletme grubuna atanmıştır. Bu sonuçları referans alarak, modelin başarısız işletmeleri %58,3 ve başarılı işletmeleri %96,5 doğrulukla tahmin ettiği belirlenmiştir. Genel tahmin yüzdesi ise %92,1 olarak gerçekleşmiştir.

Tablo 3.76 Gelişmiş ülkelerdeki işletmeler için karar ağaçları ile kurulan ikinci modele ait sınıflandırma tablosu

Observed	Predicted		
	,0000	1,0000	Percent Correct
,0000	21	15	58,3%
1,0000	10	272	96,5%
Overall Percentage	9,7%	90,3%	92,1%

Growing Method: CHAID; Dependent Variable: Başarı(1)/Başarısızlık(0)

Modelin genel performansını belirten AUC değerleri Tablo 3.77’de verilmektedir. Buna göre AUC değeri 0,940 olduğundan ($p=0,000$), genel çerçevede yüksek bir model performansından bahsetmek mümkündür.

Tablo 3.77 Gelişmiş ülkelerdeki işletmeler için karar ağaçları ile kurulan ikinci modele ait AUC değerleri

Area	Std. Error ^a	Asymptotic Sig. ^b	Asymptotic 95% Confidence Interval	
			Lower Bound	Upper Bound
,940	,019	,000	,902	,978

The test result variable(s): Predicted Probability for Başarı | Başarısızlık 0=0 has at least one tie between the positive actual state group and the negative actual state group. Statistics may be biased.

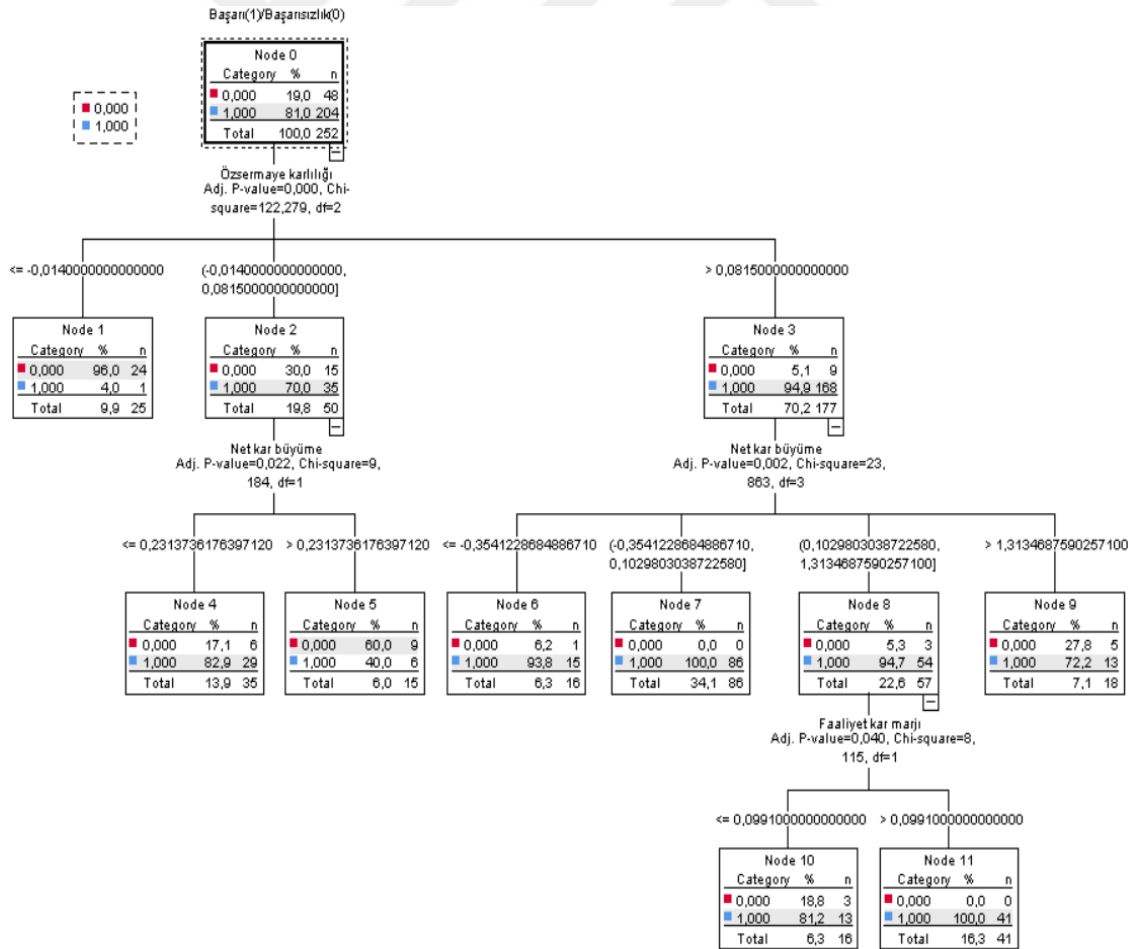
a. Under the nonparametric assumption

b. Null hypothesis: true area = 0.5

3.7.6.2 Gelişmekte olan ülkelerdeki işletmelerin analizi

Gelişmekte olan ülkelerde bulunan 252 işletmenin verileri kullanılarak yapılan uygulama neticesinde oluşan karar ağacı Şekil 3.16’da verilmektedir.

Şekil 3.16 Gelişmekte olan ülkelerdeki işletmeler için karar ağaçları ile finansal başarısızlığın 2 yıl önceden tahmini



Şekil 3.16'ya göre, karar ağacının kökünde “özsermaye kârlılığı” bulunmaktadır ($p=0,000$). Özsermaye kârlılığı $-%1,4$ 'nün altında olan 25 işletmeden (Node 1) 24 tanesi başarısız, 1 tanesi başarılı olarak tespit edilmiştir. Özsermaye kârlılığı $-%1,4$ ile $\%8,15$ arasında bulunan 50 işletmeden (Node 2) 15 tanesi başarısız 35 tanesi başarılıdır. Dolayısıyla, işletmelerin başarısızlık oranı $\%30$ 'dur. Ayrıca, $\%8,15$ 'den yüksek özsermaye kârlılığına sahip 177 işletmeden (Node 3) 9 tanesi başarısız, 168 tanesi başarılı olup, bu gruptaki işletmelerin başarısızlık oranı $\%5,1$ 'dir. Görüldüğü üzere, işletmelerin özsermaye kârlılıkları yükseldikçe başarısızlık ihtimalleri düşmektedir.

Özsermaye kârlılıkları $-%1,4$ ile $\%8,15$ arasında olan işletmeler, net kâr rakamlarındaki büyüme oranları bakımından iki alt kategoriye ayrılmışlardır ($p<0,05$). Buna göre, net kâr büyümesi $\%23,13$ 'e eşit veya $\%23,13$ 'ün altında olan 35 işletmeden (Node 4), 6'sı başarısız, 29'u başarılıdır. $\%23,1$ 'in üzerinde net kâr büyümesi sağlayan 15 işletmeden (Node 5) ise, 9 işletme başarısız, 6 işletme başarılı olarak tespit edilmiştir.

Özsermaye kârlılıkları $\%8,15$ 'in üzerindeki işletmeler, net kâr rakamlarındaki büyüme oranları bakımından dört alt grupta sınıflandırılmışlardır ($p<0,01$). Net kârda kaydettiği büyüme $-%35,41$ 'in altında olan, başka bir deyişle net kârında daralma yaşayan 16 işletmeden (Node 6), 1 tanesi başarısız, 15 tanesi başarılıdır. $-%35,41$ ile $\%10,29$ arasında net kâr büyümesi kaydeden 86 işletmenin (Node 7) hepsinin başarılı işletmeler sınıfında yer aldıkları görülmektedir. Net kâr rakamlarında $\%10,29$ - $\%131,34$ arasında büyüme sağlayan 57 işletmenin (Node 8) 3'ü başarısız ve 54'ü başarılı iken, $\%131,34$ 'ün üzerinde net kâr büyümesine ulaşan 18 işletmeden (Node 9) 5'inin başarısız ve 13'ünün başarılı olduğu gözlenmektedir. Dikkatle incelendiğinde, net kârda büyüme oranı yükseldikçe, başarısız grupta yer alan işletme sayısının da arttığı görülmektedir.

Özsermaye kârlılıkları $\%8,15$ 'in üzerine olup, net kârda sağladıkları büyüme $\%10,29$ - $\%131,34$ arasında gerçekleşen işletmeler faaliyet kâr marjlarına göre iki alt grupta toplanmışlardır ($p<0,05$). Bu işletmelerden faaliyet kâr marjları $\%9,91$ 'e eşit ya da $\%9,91$ 'den düşük 16 işletmeden (Node 10) 3 tanesi başarısız, 13 tanesi başarılıdır. Faaliyet kâr marjı $\%9,91$ 'den yüksek olan 41 işletmenin (Node 11) hepsi başarılıdır. Görüldüğü gibi faaliyet kâr marjı yükseldiği zaman başarısız grupta yer alan işletme oranı sıfıra inmiştir. Bahsedilen durumlar Tablo 3.78'de özetlenmektedir.

Tablo 3.78 *Gelişmekte olan ülkelerdeki işletmeler için karar ağaçlarıyla oluşturulan profiller II*

Profil	Node	Özsermaye kârlılığı	Net kâr büyüme	Faaliyet kâr marjı
1	1	$\leq -0,014$		
2	2	$-0,014 - 0,081$		
3	3	$> 0,081$		
4	4	$-0,014 - 0,081$	$\leq 0,2313$	
5	5	$-0,014 - 0,081$	$> 0,2313$	
6	6	$> 0,081$	$\leq -0,3541$	
7	7	$> 0,081$	$-0,3541 - 0,1029$	
8	8	$> 0,081$	$0,1029 - 1,3134$	
9	9	$> 0,081$	$> 1,3134$	
10	10	$> 0,081$	$0,1029 - 1,3134$	$\leq 0,0991$
11	11	$> 0,081$	$0,1029 - 1,3134$	$> 0,0991$

Kurulan modelin sınıflandırma performansına ilişkin veriler Tablo 3.79’da sunulmaktadır. Buna göre, 48 başarısız işletmeden 33 tanesi model tarafından doğru tahmin edilmiştir. 204 başarılı işletmeden ise 197 tanesi doğru gruba atanırken, 7 işletme hatalı biçimde başarısız olarak sınıflanmışlardır. Dolayısıyla, modelin başarısız işletmeleri tahmin doğruluğu %68,8 ve başarılı işletmeleri tahmin doğruluğu %96,6 olmuştur. Gelişmiş ülkelerdeki işletmeler için kurulan modelde olduğu gibi, başarısız işletmelerin sınıflanma yüzdesi başarılı işletmelerin sınıflanma yüzdesinden düşük kalmıştır. Modelin genel tahmin yüzdesi ise %91,3’tür.

Tablo 3.79 *Gelişmekte olan ülkelerdeki işletmeler için karar ağaçları ile kurulan ikinci modele ait sınıflandırma tablosu*

Observed	Predicted		
	,0000	1,0000	Percent Correct
,0000	33	15	68,8%
1,0000	7	197	96,6%
Overall Percentage	15,9%	84,1%	91,3%

Growing Method: CHAID; Dependent Variable: Başarı(1)/Başarısızlık(0)

Modelin sergilediği genel performansı ortaya koyan AUC değerleri Tablo 3.80’de aktarılmakta olup, AUC değeri 0,944 olarak gerçekleştiği ($p=0,000$) için iyi bir model performansından söz edilebilmektedir.

Tablo 3.80 Gelişmekte olan ülkelerdeki işletmeler için karar ağaçları ile kurulan ikinci modele ait AUC değerleri

Area	Std. Error ^a	Asymptotic Sig. ^b	Asymptotic 95% Confidence Interval	
			Lower Bound	Upper Bound
,944	,015	,000	,914	,974

The test result variable(s): Predicted Probability for BaşarılıBaşarısızlık0=0 has at least one tie between the positive actual state group and the negative actual state group. Statistics may be biased.

a. Under the nonparametric assumption

3.7.7 Kullanılan tekniklerin performanslarının karşılaştırılması

Çalışmada G20 ülkeleri analizlerin esasını oluşturmaktadır. Söz konusu ülkelerin hisse senedi piyasalarında işlem gören ve gösterge niteliğindeki hisse senedi endekslerinde yer alan işletmeler, finansal başarısızlık tahminine yönelik model / modeller oluşturabilmek gayesiyle irdelenmişlerdir. Bu çerçevede, veri madenciliği tekniklerinden lojistik regresyon, yapay sinir ağları ve karar ağacı yöntemleri kullanılarak finansal başarısızlığı 1 yıl ve 2 yıl önceden kestirebilecek modeller kurulmuş ve modellerin kestirim kabiliyetleri test edilmiştir. Oluşturulan modellerin başarılı ve başarısız işletmeleri sınıflama doğrulukları Tablo 3.81’de sunulmaktadır.

Tablo 3.81 Yöntemlerin sınıflama doğruluklarının karşılaştırılması

	N	1 yıl önceden			2 yıl önceden		
		Lojistik Regresyon	Yapay Sinir Ağları	Karar Ağaçları	Lojistik Regresyon	Yapay Sinir Ağları	Karar Ağaçları
Başarısız İşletmeler	84	%92,9	%91,3	%94,0	%73,8	%57,9	%53,6
Başarılı İşletmeler	486	%95,1	%100,0	%96,5	%86,2	%99,0	%97,5
Genel Yüzde	570	%94,7	%98,1	%96,1	%84,4	%92,5	%91,1
Gelişmiş Ülkelerdeki Başarısız İşletmeler	36	%91,7	%87,5	%97,2	%69,4	%75,0	%58,3

Tablo 3.81 (Devam) *Yöntemlerin sınıflama doğruluklarının karşılaştırılması*

Gelişmiş Ülkelerdeki Başarılı İşletmeler	282	%94,7	%100,0	%95,7	%91,8	%98,2	%96,5
Genel Yüzde	318	%94,3	%98,6	%95,9	%89,3	%96,6	%92,1
Gelişen Ülkelerdeki Başarısız İşletmeler	48	%97,9	%85,7	%87,5	%79,2	%75,0	%68,8
Gelişen Ülkelerdeki Başarılı İşletmeler	204	%97,1	%100,0	%96,1	%80,9	%97,8	%96,6
Genel Yüzde	252	%97,2	%97,9	%94,4	%80,6	%94,4	%91,3

Yukarıdaki tabloya göre, 1 yıl önceden yapılan tahminler açısından en başarılı yöntemin yapay sinir ağları olduğu görülmektedir. Başarısız işletmelerin sınıflanması yönünden en yüksek doğruluğu karar ağaçları sağlamasına rağmen, yapay sinir ağlarının başarılı işletmeleri %100 doğrulukla sınıflandırdığı ve ayrıca yapay sinir ağları ile kurulan her üç modelin de genel doğruluklarının diğer yöntemlerden yüksek gerçekleştiği dikkat çekmektedir. Bunlarla beraber, yöntemlerin tümünün genel olarak iyi performanslara ulaştıkları belirlenmiştir.

İşletmelerin başarısızlıktan 2 yıl önceki verileri kullanılarak uygulanan analizler, yapay sinir ağlarının diğer yöntemlerden daha yüksek başarı sergilediğini ortaya koymaktadır. Yapay sinir ağları örneklemin tümü açısından başarılı işletmeleri %99 ve başarısız işletmeleri ise %57,9 doğrulukla sınıflandırmıştır. Modelin genel başarısı ise %92,5 olmuştur. Yapay sinir ağlarından sonra sırasıyla karar ağaçları ve lojistik regresyon yöntemleri gelmektedir. Karar ağaçlarından faydalanılarak elde edilen modelin genel başarısı %91,1 ve lojistik regresyon ile kurulan modelin genel başarısı %84,4 olarak gerçekleşmiştir. Üç yöntemle de oluşturulan modellerin sınıflama doğrulukları yüksek seyretmeye devam ederken, başarısız işletmelerin sınıflanma doğrulukları düşüş göstermiştir. Öyle ki, yapay sinir ağları başarısız işletmeleri 1 yıl öncesinden kurulan model ile %91,3 doğrulukla gruplarken, iki yıl öncesi için kurulan modelin başarısız

iřletmeleri sınıflama doęruluęu %57,9’da kalmıřtır. Bu bakımdan, modellerin başarılı iřletmeleri sınıflama konusunda başarısız iřletmelere nazaran daha iyi performans sergiledikleri sonucuna varılmıřtır.

Başarısızlık yöntemlerinin performanslarını ölçmeye yarayan ROC eğrisi ve bu eğrinin altında kalan alanı gösteren AUC deęerini incelemek, yöntemlerin kıyaslanması hususunda izlenebilecek bir dięer yoldur. Bu doęrultuda oluřturulan Tablo 3.82 ařaęıda verilmiřtir.

Tablo 3.82 Yöntemlerin AUC deęerlerinin karřılařtırılması

		AUC	Std. Hata	p	%95 C.I
1 yıl önceden	Lojistik regresyon	0,986	0,004	0,000	0,977 – 0,994
	<u>Geliřmiř ülkeler</u>	0,986	0,006	0,000	0,974 – 0,998
	<u>Geliřen ülkeler</u>	0,997	0,003	0,000	0,992 – 1,000
	Yapay sinir aęları	0,994	0,002	0,000	0,990 – 0,998
	<u>Geliřmiř ülkeler</u>	0,996	0,002	0,000	0,995 – 0,997
	<u>Geliřen ülkeler</u>	0,999	0,001	0,000	0,998 – 0,999
	Karar aęaçları	0,989	0,003	0,000	0,982 – 0,995
	<u>Geliřmiř ülkeler</u>	0,982	0,007	0,000	0,969 – 0,995
	<u>Geliřen ülkeler</u>	0,988	0,005	0,000	0,979 – 0,997
	Lojistik regresyon	0,873	0,023	0,000	0,827 – 0,918
2 yıl önceden	<u>Geliřmiř ülkeler</u>	0,869	0,032	0,000	0,806 – 0,933
	<u>Geliřen ülkeler</u>	0,904	0,026	0,000	0,853 – 0,954
	Yapay sinir aęları	0,933	0,012	0,000	0,898 – 0,974
	<u>Geliřmiř ülkeler</u>	0,993	0,003	0,000	0,991 – 0,995
	<u>Geliřen ülkeler</u>	0,945	0,009	0,000	0,906 – 0,984
	Karar aęaçları	0,898	0,018	0,000	0,863 – 0,933
	<u>Geliřmiř ülkeler</u>	0,940	0,019	0,000	0,902 – 0,978
	<u>Geliřen ülkeler</u>	0,944	0,015	0,000	0,914 – 0,974

Eęri altında kalan bölgenin alanı yani dięer deyiřle “AUC” deęeri ne kadar büyük olursa, modelin performansının o denli iyi olduęu kabul edilmektedir. Yukarıda yer alan tabloya

göre, örneklemin tamamı kullanılarak işletmelerin finansal başarısızlıklarını 1 yıl önceden tahmin etmek için kurulan modeller arasından yapay sinir ağları ile elde edilen model en iyi performansa sahiptir. Bu modelin AUC değeri 0,994 olup, ilgili değer “mükemmel” denilebilecek bir sonuca işaret etmektedir. Yapay sinir ağlarından sonra en başarılı yöntem ise karar ağaçları olmuştur. Lojistik regresyon bu üç yöntem arasında nispeten en düşük performansı sergilemesine rağmen, esasen genel çerçevede bu yöntemin de başarısı yüksek gözükmemektedir.

Başarısızlıktan 2 yıl öncesi için oluşturulan modeller incelendiğinde, yine yapay sinir ağlarının en başarılı teknik olduğu dikkat çekmektedir. Yapay sinir ağlarını sırasıyla karar ağaçları ve lojistik regresyon izlemektedir. 1 yıl öncesi için oluşturulan modellere nazaran yöntemlerin performanslarında düşüş gözlenirse de, bütün olarak bakıldığında “iyi” denilebilecek sonuçlara ulaşıldığı söylenebilmektedir.

Çeşitli ülkelerden 570 işletmenin verileri kullanılarak kurulan modeller doğrultusunda, işletmelerin finansal başarısızlık yaşıyıp yaşamayacaklarına ilişkin sinyaller veren ve finansal sağlıkları açısından önem teşkil eden finansal rasyolar Tablo 3.83’de yer almaktadır.

Tablo 3.83 Yöntemler bazında öne çıkan finansal oranlar

	1 yıl önceden	2 yıl önceden
Lojistik regresyon	<i>Net kâr marjı</i> , özsermaye kârlılığı, faiz kazanç gücü, faaliyet kâr marjı	<i>Varlık kârlılığı</i> , brüt kâr marjı, brüt kârdaki büyüme
<u>Gelişmiş ülkelerdeki işletmeler</u>	<i>Net kâr marjı</i> , <i>varlık kârlılığı</i> , faiz kazanç gücü, özsermaye kârlılığı	<i>Varlık kârlılığı</i> , net kârdaki büyüme
<u>Gelişen ülkelerdeki işletmeler</u>	<i>Net kâr marjı</i> , faiz kazanç gücü	<i>Varlık kârlılığı</i> , net kâr marjı, brüt kârdaki büyüme
Yapay sinir ağları	<i>Net kâr marjı</i> , özsermaye kârlılığı, net kâr büyüme, FAVÖK büyüme	Net kâr marjı, <i>varlık kârlılığı</i> , net kârdaki büyüme, hisse başına kâr
<u>Gelişmiş ülkelerdeki işletmeler</u>	<i>Net kâr marjı</i> , varlık kârlılığı, satışlardaki büyüme, FAVÖK büyüme	Brüt kârdaki büyüme, <i>varlık kârlılığı</i> , cari oran, faiz kazanç gücü

Tablo 3.83 (Devam) *Yöntemler bazında öne çıkan finansal oranlar*

<u>Gelişen ülkelerdeki işletmeler</u>	<i>Net kâr marjı</i> , özsermaye kârlılığı, satışlardaki büyüme, FAVÖK büyüme	<i>Varlık kârlılığı</i> , net kâr marjı, toplam borç / özsermaye, brüt kârdaki büyüme
Karar ağaçları	<i>Net kâr marjı</i> , faiz kazanç gücü, hisse başına kâr, FAVÖK büyüme	<i>Varlık kârlılığı</i> , faiz kazanç gücü, brüt kârdaki büyüme
<u>Gelişmiş ülkelerdeki işletmeler</u>	<i>Net kâr marjı</i> , hisse başına kâr, faaliyet kâr marjı	<i>Varlık kârlılığı</i> , FAVÖK büyüme, brüt kârdaki büyüme, toplam borç /
<u>Gelişen ülkelerdeki işletmeler</u>	<i>Net kâr marjı</i> , brüt kâr marjı, hisse başına kâr	Özsermaye kârlılığı, net kârdaki büyüme, faaliyet kâr marjı

Finansal başarısızlıktan 1 yıl öncesi için elde edilen modeller mercek altına alındığı zaman, her üç yöntemle kurulan modellerin tümünde “net kâr marjı”nın bulunduğu göze çarpmaktadır. Dolayısıyla net kâr marjının, işletmelerin finansal başarısızlıkları bakımından en kritik rasyo olarak öne çıktığı belirtilebilmektedir. Genel olarak bakılırsa, net kâr marjıyla birlikte özsermaye kârlılığı, hisse başına kâr, faaliyet kâr marjı gibi kârlılık oranlarının ön planda yer aldıkları görülmektedir. Bunlara ek olarak net kâr ve FAVÖK büyüme oranlarının ve ayrıca finansal yapı oranlarından faiz kazanç gücünün önem arz ettikleri belirlenmiştir.

İşletme başarısızlıklarını 2 yıl önceden kestirebilmek amacıyla kurulan modellere göre, “varlık kârlılığı” üç yöntemde de yer almaktadır. Varlık kârlılığından sonra, net kâr marjı, brüt kâr marjı ve hisse başına kâr oranları gelmekte olup, brüt kârdaki büyüme ve net kârdaki büyüme oranları da finansal başarısızlık açısından önemli rol oynamaktadırlar. Yöntemler ve modeller bir bütün olarak ele alındığında, kârlılık oranlarının, büyüme oranlarının ve finansal yapı oranlarının ön plana çıktıkları gözlemlenmektedir.

SONUÇ

Küreselleşme ile beraber ülkelerin arasındaki sınırların giderek kaybolduğu ve rekabet koşullarının ağırlaştığı bir dünyada, çeşitli iş kollarında faaliyetlerini sürdüren işletmelerin finansal başarısızlık olasılıklarını önceden tahmin edebilmek üzere gerçekleştirilen çalışmalar ve oluşturulan modeller, devletlere, yatırımcılara, düzenleyicilere, diğer paydaşlara ve özellikle de işletmelerin kendilerine yol gösterici olabilecek ve finansal başarısızlık riskinin mevcut olduğu durumlarda bu riskin erken dönemde saptanması sayesinde çeşitli tedbirlerin alınmasına katkıda bulunabilecektir.

Literatürdeki araştırmalar incelendiğinde, “finansal başarısızlık” için farklı tanımlamalar benimsenebildiği ve farklı kriterler belirlenebildiği görülmektedir. Her ne şekilde tanımlanırsa tanımlansın, işletmelerin finansal başarısızlık ihtimallerine yönelik erken uyarı sistemlerinin geliştirilmesi, ülkelerin kalkınmaları ve ekonomilerin sağlıklı büyüme rakamlarına ulaşmaları açısından kritik öneme sahiptir. Öyle ki, bir ülkede başarısızlığa uğrayan ve bu başarısızlık neticesinde iflas eden işletme sayısının artması ekonomilerde bozulmalara yol açacak ve kaynakların etkin kullanılmasının önünde bir engel teşkil edebilecektir. Kapanan işletmeler dolayısıyla işsizlik rakamları yükselecek ve ekonomide durgunluk meydana gelebilecektir. Diğer yandan, söz konusu işletmelerin sermaye piyasalarında işlem görüyor olmaları durumunda, bu işletmelerin hisselerinde yatırımları bulunan gerek kurumsal gerek bireysel yatırımcılar, oluşabilecek aşağı yönlü fiyat hareketleri sebebiyle kayıplara uğrayabileceklerdir. Düzenleyici konumunda bulunan yapılar, finansal başarısızlık modelleri ve çalışmalarından faydalanarak, denetmekle mesul oldukları işletmeler üzerinde kontrol ve denetim maharetlerini arttırmak suretiyle problem yaşama riski bulunan işletmeler veya sektörler özelinde çeşitli düzenlemeler yapabileceklerdir. İşletmeler ise, finansal başarısızlık modellerinden yola çıkarak farklı denetim ve iç kontrol faaliyetleri vasıtasıyla işletmenin bir bütün olarak finansal sağlığına ilişkin fikir sahibi olabilecek ve olası risklere karşı bazı önlemler ve aksiyonlar alabileceklerdir. Konu tüm bu açılardan ele alındığı zaman, finansal başarısızlık modellerinin arz etmiş olduğu önem daha iyi anlaşılabilir. Bu alanda günümüze değin çeşitli çalışmalar hayata geçirilmiş olmasına rağmen, “kusursuz” olarak nitelenebilecek, her işletme özelinde kullanılabilecek ve her duruma uyarlanabilecek bir modelin halen var olmaması, finansal başarısızlık çalışmalarının olanca hızıyla devam etmesinin sebeplerinden birisidir. Mevcut araştırmanın ana motivasyonu da bu noktadan kaynaklanmaktadır. Çalışmanın temel amacı, pek çok farklı ülkeden çok sayıda işletmenin finansal verilerinden faydalanmak suretiyle işletmelerin finansal başarısızlıklarını 1 ve 2 yıl öncesinden kestirebilecek model/modeller kurarak, yukarıda adı zikredilen paydaşlara rehberlik edebilecek nitelikte fikirler sunmaktır. Çalışmadaki bir diğer amaç ise, kullanılan yöntemler arasında karşılaştırmalar yapmak ve hangi yöntemin finansal başarısızlık çalışmaları bakımından daha başarılı sonuçlar sağladığını ortaya koymaktır.

Teoride işletmelerin ömürlerinin “sonsuz” olduğu ifade edilse de, işletmelerin etkileşimde ve faaliyette bulundukları çevrenin etkisiyle işletmelerde finansal

başarısızlıklar meydana gelebilmektedir ve söz konusu başarısızlıklar değişik etmenlerden kaynaklanabilmektedir. Kimi durumlarda politik riskler, ekonomik faktörler vb. faktörlerden ileri gelen finansal başarısızlıklar, bazı koşullarda ise temelde işletme yöneticilerinin basiretsiz yönetim anlayışları dolayısıyla vücut bulabilmektedir. İster içsel ister dışsal unsurlardan kaynaklansın, başarısızlığın önceden tahmin ve tespiti yoluyla ileride hem işletmenin kendisi hem de ekonominin geneli için oluşabilecek büyük ölçekli kayıplardan kaçınmak mümkün olabilmektedir. Bu aşamada pek tabii ki, başarısızlığın neden ya da nedenlerini kesin olarak tespit edebilmek önem teşkil etmektedir. Nedenler belirlendikten sonra, bu nedenleri bertaraf edebilmek maksadıyla uygun aksiyonlar alınmalı ve tedbirler hayata geçirilmelidir.

Finansal başarısızlık alanında yapılan çalışmaların kronolojik gelişimleri izlendiğinde, erken dönemlerde tek değişkenli istatistiksel yöntemlerin hakimiyeti göze çarpmaktadır. Sonraki zamanlarda ise, tek bir değişkenden hareketle finansal başarısızlığı tahmin etmenin yanı sıra ve yanıltıcı sonuçlara yol açabileceği düşüncesi ortaya çıkmış ve birden fazla değişkenin analizlerde kullanıldığı çok değişkenli metodolojiler geliştirilmiştir. Bilgisayar biliminde ve teknolojik alanda meydana gelen ilerlemelerin bir sonucu olarak, “makine öğrenmesi” şeklinde ifade edilen teknikler, diğer disiplinlerde ve çalışma alanlarında olduğu gibi, finansal başarısızlığa yönelik tahmin modellerinin kurulmasında da etkin ve sıklıkla başvurulan yöntemler olmuşlardır. Son yıllarda literatüre kazandırılan araştırmalar inceleme altına alındığında, makine öğrenmesi tekniklerinin, geleneksel olarak nitelendirilebilecek diskriminant ve regresyon modellerine kıyasla çok daha fazla tercih edilir konuma geldikleri görülmektedir. Bu durumun en önemli sebeplerinden biri, söz konusu tekniklerin başarı ve doğruluk oranlarının geleneksel yöntemlere nazaran daha yüksek olmasıdır. Şunu da belirtmek gerekecektir ki, “derin öğrenme” adı verilen ileri makine öğrenmesi tekniğinin, son zamanlarda finansal başarısızlık üzerine yapılan çalışmalara iyiden iyiye adapte edilmiş olduğu gözlemlenmektedir.

Bu tez çalışmasında işletmelerin finansal başarısızlık risklerini tahminleyebilmek için, G20 ülkeleri çalışmanın merkezine alınmıştır. Gelişmiş ve gelişmekte olan ülkelere oluşturulacak bir veri seti ile, farklı ekonomik ve politik atmosferlerde faaliyetlerini devam ettiren işletmelerin çalışmaya dahil edilmeleri ve böylece değişik koşullar altında da yüksek performans ortaya koyabilecek modellerin kurulması amaçlanmıştır. G20 oluşumu içerisinde yer alan 19 ülkenin gösterge niteliğindeki hisse senedi endekslerinde

işlem gören şirketler, finansal tablolarından hesaplanan rasyolar aracılığıyla incelemeye tabi tutulmuşlardır. Bu noktada, faaliyetleri itibarıyla karakteristikleri ve tabloları diğer şirketlerden ayrılan ve dolayısıyla bazı finansal rasyoları hesaplanamayan finansal sektör işletmeleri, yazılım şirketleri, atık yönetimi şirketleri, hizmet sektöründe faaliyet gösteren çeşitli şirketler çalışma kapsamından çıkarılmışlardır. Ayrıca, verilerinde noksan bulunan işletmeler de çalışma dışında bırakılmışlardır. 2008 Küresel Krizi'nin ve 2020 yılının başlarında kendisini hissettirmeye başlayan COVID-19 salgınının tüm finansal ve ekonomik düzenlerde açtığı yaraların etkilerinden sakınabilmek gayesiyle, çalışma döneminin 1 Ocak 2010 – 31 Aralık 2019 şeklinde belirlenmesinin uygun olacağı düşünülmüş ve bahsedilen dönemde verilerine tam olarak erişim sağlanabilen işletmeler mercek altına alınmışlardır. Çalışma dönemi süresince en az 2 yıl üst üste net zarar açıklayan işletmeler “başarısız”, diğerleri ise “başarılı” olarak benimsenmişlerdir. Böylelikle, 19 farklı ülkeden toplam 570 işletme 16 finansal oran kullanılarak lojistik regresyon, yapay sinir ağları ve karar ağaçları yöntemleriyle analiz edilmişlerdir. Elde edilen sonuçlara göre, lojistik regresyon 1 yıl önceden başarısız işletmeleri %92,9 ve başarılı işletmeleri %95,1 doğrulukla ayırırken, modelin genel sınıflandırma doğruluğu %94,7 olarak gerçekleşmiştir. Ayrıca, işletmelerin finansal başarısızlık risklerini ortaya koyma açısından net kâr marjı, özsermaye kârlılığı, varlık kârlılığı, faaliyet kâr marjı ve faiz kazanç gücünün en önemli oranlar oldukları tespit edilmiştir. Örnekleme bulunan işletmeler gelişmiş ve gelişmekte olan ülkelerdeki işletmeler şeklinde iki alt grup halinde incelendiği zaman, gelişmiş ülkelerdeki başarısız işletmelerin %91,7 ve başarılı işletmelerin %94,7 doğrulukla sınıflandıkları görülmektedir. Gelişmiş ülkelerdeki işletmeler için kurulan modelin genel sınıflama yüzdesi ise %94,3 olurken, net kâr marjı, varlık kârlılığı ve faiz kazanç gücü oranlarının başarı durumunun önemli belirleyicileri oldukları saptanmıştır. Lojistik regresyon analizi gelişmekte olan ülkelerdeki başarısız işletmeleri %97,9 ve başarılı işletmeleri %97,1 doğrulukla sınıflamış ve modelin genel yüzdesi %97,2 olarak belirlenmiştir. Bunlarla birlikte, lojistik regresyonun finansal başarısızlıktan 2 yıl öncesi için başarısız işletmeleri %73,8 ve başarılı işletmeleri ise %86,2 doğrulukla grupladığı gözlenmiştir. Kurulan söz konusu modelin genel doğruluğu ise %84,4 olurken, brüt kâr marjı ve varlık kârlılığı işletmelerin finansal başarılarına tesir eden oranlar olarak dikkat çekmektedir. Ayrıca, gelişmiş ülke endekslerinde işlem gören başarısız işletmeler %69,4 ve başarılı işletmeler %91,8'lik yüzdeyle doğru gruba atanmışlardır. Modelin genel sınıflama doğruluğu %89,3'tür. Gelişmekte olan

lkelerdeki başarısız iřletmeler %79,2 ve başarılı iřletmeler %80,9 doęrulukla gruplanmıřlardır. Bu modelin genel yzdesi %80,6 olarak bulunmuřtur.

Finansal başarısızlıęın 1 yıl nceden tahmini maksadıyla yapay sinir aęları kullanılarak gerekleřtirilen analizler neticesinde, eęitim setine atanan başarısız iřletmeler %86,9 ve başarılı iřletmeler %98,3 doęrulukla sınıflandırılmıřlardır. Genel doęruluk yzdesi ise %96,8'dir. Yanı sıra, test setinde yer alan başarısız iřletmelerin %91,3, başarılı iřletmelerin %100 doęrulukla ayrıldıkları ve genel yzdenin %98,1 olduęu grlmřtr. Bu anlamda modelin stn bir performans sergiledięini sylemek yanlıř olmayacaktır. Modelin, net kr marjı, zsermaye krlılıęı ve net krdaki bymeyi iřletmelerin finansal başarı ya da başarısızlık durumlarına en ciddi řekilde etki eden oranlar olarak ne ıkardıęı belirlenmiřtir. Geliřmiř lkelerdeki iřletmeler zelinde kurulan modele bakıldıęında, eęitim setindeki başarısız iřletmelerin %96,4 ve başarılı iřletmelerin %99,1 doęrulukla sınıflandıkları, genel yzdenin %98,8 olduęu belirlenmiřtir. Test setindeki başarısız iřletmeler %87,5 ve başarılı iřletmeler %100 doęrulukla sınıflanırken, genel yzde %98,6 olmuř ve net kr marjının en nemli oran olarak n plana ıktıęı grlmřtr. Geliřmekte olan lke endekslerinde bulunan iřletmelerin verileri kullanılarak oluřturulan modele gre, eęitim setindeki başarısız iřletmeler %100 ve başarılı iřletmeler %99,4 doęrulukla sınıflanmakta olup, genel yzde %99,5'tur. Test setindeki başarısız iřletmelerin doęru sınıflanma yzdesi 85,7 ve başarılı iřletmelerin doęru sınıflanma yzdesi 100'dr. Genel sınıflama doęruluęu %97,9'dur. Dięer yandan, 2 yıl nceden kurulan modele bakıldıęında eęitim setindeki başarısız iřletmeler %55,4 ve başarılı iřletmeler %99,2 doęrulukla gruplanmıřlardır. Dolayısıyla genel yzde %92,9 olmuřtur. Test setinde bulunan başarısız iřletmelerin %57,9 ve başarılı iřletmelerin %99,0 doęrulukla sınıflandıkları saptanırken, modelin genel sınıflama yzdesinin %92,5 olduęu ortaya konulmuřtur. Ek olarak, varlık krlılıęı, hisse bařına kr ve net krda meydana gelen bymenin, iřletmelerin finansal başarılarının dikkate deęer belirleyicileri oldukları bulunmuřtur. Geliřmiř lkelerdeki iřletmeler incelendięinde, eęitim setindeki başarılı iřletmelerin %81,3 ve başarısız iřletmelerin %99,6 doęrulukla sınıflandıkları grlrken, genel yzdenin 97,3 olarak gerekleřtięi belirlenmiřtir. Test setindeki başarısız iřletmelerin doęru sınıflanma yzdesi %75 iken, başarılı iřletmeler iin bu yzde %98,2 olmuřtur. Genel sınıflama doęruluęu ise %96,6'dır. Modele gre, brt krdaki byme ve varlık krlılıęının başarı – başarısızlık durumunun anahtar belirleyicileri oldukları gzlemlenmiřtir. Geliřmekte olan lkelerdeki iřletmelere

bakıldığında, eğitim setindeki başarısız işletmeler %65 ve başarılı işletmeler %98,7 doğrulukla sınıflanmışlardır. Genel yüzde %91,9 olmuştur. Test setindeki başarısız işletmelerin doğru gruba atanma yüzdesi %75 ve başarılı işletmelerin %97,8'dir. Genel yüzde %94,4 olmuştur.

Karar ağaçları yardımıyla finansal başarısızlığı 1 yıl önceden kestirebilmek için oluşturulan model, başarısız işletmeleri %94,0 ve başarılı işletmeleri %96,5 doğrulukla sınıflamıştır. Modelin genel doğruluk yüzdesi %96,1 olarak gerçekleşmiştir. Bununla beraber, net kâr marjı, faiz kazanç gücü, hisse başına kâr ve FAVÖK büyümesinin en kritik oranlar oldukları kaydedilmiştir. İlaveten, gelişmiş ülke endekslerindeki başarısız işletmelerin %97,2 ve başarılı işletmelerin %95,7 sınıflama doğruluğuna sahip oldukları belirlenirken, modelin genel yüzdesi 95,9 olarak kaydedilmiştir. Net kâr marjı, hisse başına kâr ve faaliyet kâr marjı değişkenlerinin, finansal başarısızlık tahmininde önemli oldukları saptanmıştır. Gelişmekte olan ülkelerdeki işletmeler mercek altına alındığında, başarısız işletmelerin %87,5 ve başarılı işletmelerin %96,1 doğrulukla sınıflandıkları dikkat çekerken, modelin genel olarak %94,4'lük bir sınıflama doğruluğu ortaya koyduğu tespit edilmiştir. İşletmelerin finansal başarısızlıklarını 2 yıl önceden tahmin eden modele göre, başarısız işletmeler %53,6 ve başarılı işletmeler %97,5 sınıflama doğruluğuna sahiptir. Genel doğruluk yüzdesi %91,1 olurken, varlık kârlılığı, faiz kazanç gücü ve brüt kârdaki büyüme, işletmelerin finansal açıdan başarılı ya da başarısız olma durumlarını etkileyen önemli oranlar olarak ön plana çıkmışlardır. Öte yandan, gelişmiş ülkelerdeki başarısız işletmelerin %58,3 ve başarılı işletmelerin %96,5 doğrulukla tahmin edildikleri ve modelin genel sınıflama doğruluğunun %92,1 olduğu belirlenmiştir. Varlık kârlılığı, FAVÖK büyüme, brüt kâr büyüme ve toplam borç / özsermaye oranlarının, işletmelerin finansal başarısızlıklarının tahmininde kritik rol üstlendikleri görülmüştür. Gelişmekte olan ülke endekslerindeki başarısız işletmelerin %68,8 ve başarılı işletmelerin %96,6 sınıflama doğruluğuna sahip oldukları bulunmuştur. Kurulan modelin genel doğruluk yüzdesi ise %91,3'tür.

Analizlerden sağlanan sonuçlar bütün olarak incelendiğinde, sınıflandırma açısından yapay sinir ağlarının en yüksek performansı sergileyen yöntem olduğu görülmektedir. Bu sonuç, literatürdeki çeşitli çalışmaların (Jo vd., 1997; Aktaş vd., 2003; Gregova vd., 2020) bulgularıyla paralellik taşımaktadır. Yapay sinir ağlarının ardından sırayla karar ağaçları ve lojistik regresyon gelmektedir. Finansal başarısızlığı 1 yıl önceden tahmin edebilmek

için oluşturulan modellere göre, başarısız işletmeleri sınıflama yönünden karar ağaçlarının en iyi performansı kaydeden yöntem olduğu belirlenirken, hem başarılı işletmeleri sınıflama yüzdesi hem de genel sınıflama yüzdesi bakımından yapay sinir ağları diğer iki yöntemi geride bırakmıştır. Başarısızlıktan 2 yıl öncesi için ise, gerek başarılı işletmeleri sınıflama yüzdesi gerek genel yüzde açısından yapay sinir ağları önde gelirken, başarısız işletmeleri sınıflama bakımından en yüksek performans sergileyen yöntem lojistik regresyondur. Bu bulgular, makine öğrenmesi tekniklerinin geleneksel yöntemlerden daha üstün sonuçlar ürettiklerini ve özellikle yapay sinir ağlarının finansal başarısızlık çalışmaları ve tahminleri için kullanışlı bir yöntem olduğunu ortaya koymaktadır. Teknolojideki ve bilgisayar bilimindeki gelişmelerin finansal araştırmalara olan yansımaları göz önüne alındığında, yapay zeka, destek vektör makineleri vb. makine öğrenmesi teknikleri ile algoritmaların finansal analizlerde kullanılmalarının üstün sonuçlar sağlayacakları düşünülmektedir. Öte yandan, oluşturulan modeller kârlılık oranlarının işletmelerin finansal başarı sağlayabilmeleri yönünden kritik değere sahip olduklarını göstermektedir. Ek olarak, büyüme oranları ve finansal yapı oranlarının işletmelerin finansal sağlıkları için önem teşkil ettiklerini söylemek yerinde olacaktır. Dolayısıyla, teorik olarak ömürleri sonsuz kabul edilen işletmelerin, finansal açıdan başarı sağlayabilmek ve bu başarıyı finansal olmayan diğer faktörlerle birleştirerek teoriyi gerçeğe dönüştürebilmek için, kâr marjlarına gerekli dikkati vermeleri lazımdır. Bu marjları, işletmenin doğasına, faaliyet gösterdiği ülkenin yapısına, ve sektör ortalamalarına göre en optimum düzeyde sağlamak ve bununla beraber kâr rakamlarında reel büyüme sağlayarak işletme faaliyetlerini geliştirmek başarının anahtarlarından. Ancak şunu da belirtmek gerekir ki, işletmelerin sadece kâr rakamlarına değil, nakit döngüsüne ve faaliyet döngüsüne de ihtimam göstermeleri kritik bir husus olarak ortaya çıkmaktadır. Özellikle büyüme evresinde işletmeler, büyümeyi finanse edebilmek için fazla borçlanmaya gidebilmektedirler. Bu noktada, finansal giderler işletmelerin kârlılıkları üzerinde bir baskı oluşturabilmektedir lakin işletmeler nakit döngüsünü etkin bir şekilde tesis etmek ve nakitlerinin, alacaklarının ve stoklarının en iyi düzeyde yönetimi için verimli politikalar uygulamak suretiyle faaliyetlerini aksatmadan ve geliştirerek sürdürdükleri takdirde, ilerleyen yıllarda çok daha iyi kâr rakamlarına ve kâr marjlarına ulaşabileceklerdir.

Çalışmaların genelinde olduğu gibi mevcut araştırmanın da birtakım kısıtlılıkları vardır. Şöyle ki, çalışmada genel itibarıyla üretim faaliyetlerinde bulunan işletmeler ele

alınmıştır. Finansal sektör işletmeleri (bankalar, sigorta şirketleri, aracı kurumlar vb.) başta olmak üzere, hizmet sektöründe faaliyet gösteren işletmeler kapsam dışında bırakılmışlardır. Bu sebeple, çalışmanın sonuçlarını genellemek yanıltıcı olabilir. Ayrıca, çalışmada benimsenen analizlerin özü finansal rasyolara dayanmakta olup, söz konusu rasyolar finansal tablolardan elde edilmektedir. Finansal tabloların “makyajlanmış” olabilme ihtimalleri düşünüldüğünde, rasyoların işletmenin gerçek durumunu yansıtmayabilecekleri göz önünde bulundurulmalıdır. Paydaşlar, işletme yöneticilerine kıyasla işletme hakkında daha az bilgiye sahip olduklarından ve dolayısıyla bilgi asimetrisi bulunduğundan, analizlerden elde edilen sonuçların dikkatle değerlendirilmeleri büyük önem arz etmektedir. Diğer taraftan, çalışmanın gerçekleştirildiği dönemin küresel anlamda ve genel olarak istikrarlı bir döneme tekabül etmesi, çalışmanın değerli yönlerinden birisidir. Buna ek olarak, çalışma kapsamında pek çok farklı ülkeden farklı dinamiklere sahip işletmelerin yer alması ve analizlerde büyüklük vb. etkilerin bulunmaması oluşturulan modellerin “evrensel” nitelik taşıdıklarını işaret etmektedir.

Gerçekleştirilen uygulamalar, tip-2 hatanın (başarısız işletmelerin başarılı olarak sınıflanmaları) tip-1 hataya (başarılı işletmelerin başarısız olarak sınıflanmaları) kıyasla çok daha yüksek olduğunu ortaya koymaktadır. Diğer bir deyişle, yöntemlerin başarılı ve başarısız işletmeleri aynı derecede doğru tahmin edemedikleri ve başarılı işletmelerin daha doğru sınıflandıkları gözlenmektedir. Dolayısıyla yatırımcılar başarısızlık ihtimali olan işletmeye yatırım yapmaktan tamamen kaçınmamaktadırlar. Başarısız durumda olan veya başarısızlık riski bulunan işletmelerin başarılı olarak gruplandırılmaları, diğer duruma göre daha kritik bir konudur. Çünkü, böylesi bir hata sonucunda başarısızlık ihtimali olan işletmeler bakımından gerekli tedbirler alınamayabilecek ya da geç kalınması söz konusu olabilecektir. Dolayısıyla, gelecekte yapılacak çalışmalarda tip-2 hatanın minimize edilebilmesini sağlayacak teknikler üzerine yoğunlaşılması öneri olarak sunulabilmektedir. Bununla beraber, farklı ve daha fazla sayıda finansal oran kullanılarak ve hatta çeşitli makroekonomik göstergelerden faydalanılarak çalışmalar gerçekleştirilebilir. Finansal oranların yanı sıra, işletmenin büyüklüğü, yaşı, sahiplik yapısı, çalışan sayısı vb. finansal olmayan değişkenler de çalışmaya dahil edilerek kurulan modellerin tahmin becerileri ve açıklayıcılıkları artırılabilir. Ayrıca, destek vektör makineleri, rassal orman, derin öğrenme gibi farklı yöntemler yoluyla, başka ülkeler ve işletmeler çalışma kapsamına alınarak ve daha uzun bir çalışma dönemi

benimsenerek mevcut çalışmanın bulguları genişletilebilir. Söz konusu tekniklerin hepsi birlikte kullanılarak her yöntemin güçlü yönlerinden faydalanılabilir ve birbirlerini destekler nitelikte sonuçlara erişilebilir.

İşletmelerin devamlılıklarını sağlayabilmek ve ülke ekonomilerinin güçlü kalmalarını temin edebilmek için, devletler ve hükümetler işletmelerin durumlarını yakından takip etmelidir. Ayrıca işletmeler kendilerini izlemeli ve iç kontrol sistemlerine gereken dikkati vermelidir. Bu sayede etkinlik artırılarak kaynakların verimli kullanımı mümkün olabilecektir.

KAYNAKÇA

- Akgüç, Ö. (1998). Finansal Yönetim, Muhasebe Enstitüsü Eğitim ve Araştırma Vakfı Yayınları, 7.Baskı.
- Aksoy, B. ve Boztosun, D. (2021). Comparison of classification performance of machine learning methods in prediction financial failure: evidence from Borsa İstanbul. *Hitit Sosyal Bilimler Dergisi*, 14(1), 56-86.
- Aktan, S. (2011). Application of machine learning algorithms for business failure prediction. *Investment Management and Financial Innovations*, 8(2), 52-65.
- Aktaş, R. (1997). Mali Başarısızlık (İşletme Riski) Tahmin Modelleri, Türkiye İş Bankası Kültür Yayınları, 2. Baskı
- Aktaş, R., Doğanay, M. M. ve Yıldız, B. (2003). Mali başarısızlığın öngörülmesi: istatistiksel yöntemler ve yapay sinir ağı karşılaştırması. *Ankara Üniversitesi SBF dergisi*, 58(4), 1-24.
- Altaş, D. ve Giray, S. (2005). Mali başarısızlığın çok değişkenli istatistiksel yöntemlerle belirlenmesi: tekstil sektörü örneği. *Anadolu Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 13-28.
- Altınırnak, S. ve Karamaşa, Ç. (2016). Comparison of machine learning techniques for analyzing banks' financial distress. *Balıkesir Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 19(36), 291-303.
- Altman, E. I. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The Journal of Finance*, 23(4), 589-609.

- Altman, E. I., Haldeman, R. G. ve Narayanan, P. (1977). Zeta tm analysis a new model to identify bankruptcy risk of corporations. *Journal of Banking & Finance*, 1(1), 29-54.
- Altman, E. I. (2000). Predicting financial distress of companies: revisiting the Z-score and ZETA models. *Stern School of Business, New York University*, 9-12.
- Altunöz, U. (2013). Bankaların finansal başarısızlıklarının yapay sinir ağı modeli çerçevesinde tahmin edilebilirliği. *Dokuz Eylül Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 28(2), 189-217.
- Atiya, A. F. (2001). Bankruptcy prediction for credit risk using neural networks: A survey and new results. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 12(4), 929-935.
- Bae, J.K. (2012). Predicting financial distress of the South Korean manufacturing industries. *Expert Systems with Applications*, 39(10), 9159-9165.
- Beaver, W. H. (1966). Financial ratios as predictors of failure. *Journal of Accounting Research*, 71-111.
- Beaver, W. H. (1968). Market prices, financial ratios, and the prediction of failure. *Journal of Accounting Research*, 179-192.
- Benli, Y. K. (2005). Bankalarda mali başarısızlığın öngörülmesi lojistik regresyon ve yapay sinir ağı karşılaştırması. *Gazi Üniversitesi Endüstriyel Sanatlar Eğitim Fakültesi Dergisi*, 16, 31-46.
- Benzer, S. ve Benzer, R. (2017). Examination of international Pisa test results with artificial neural networks and regression models. *Savunma Bilimleri Dergisi*, 16(2), 1-13.
- Bircan, H. (2004). Lojistik regresyon analizi: tıp verileri üzerine bir uygulama. *Kocaeli Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 185-208.
- Blum, M. (1974). Failing company discriminant analysis. *Journal of Accounting Research*, 1-25.
- Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine Learning*, 45(1), 5-32.

- Büyükarıkın, B. ve Büyükarıkın, U. (2018). Kimya sektörü işletmelerinde finansal başarısızlığın tahmini. *Hacettepe Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 36(3), 29-50.
- Canbaz, M. (1998). Erken uyarı göstergeleri olarak finansal oranlar ve çok değişkenli model önerisi. Doktora tezi.
- Cengiz, D. T., Turanlı, M., Kalkan, S. B. ve Köse, İ. (2015). Türkiye’deki işletmelerin finansal başarısızlığının faktör analizi ve diskriminant analizi ile incelenmesi. *Ekonometri ve İstatistik e-Dergisi*, (23), 62-78.
- Chung, K. C., Tan, S. S. ve Holdsworth, D. K. (2008). Insolvency prediction model using multivariate discriminant analysis and artificial neural network for the finance industry in New Zealand. *International Journal of Business and Management*, 39(1), 19-28.
- Civelek, C. ve Armaneri, Ö. (2006). Bir şirket grubuna bağlı olan ve olmayan firmaların çok boyutlu istatistiksel teknikler kullanılarak finansal açıdan değerlendirilmesi. *Anadolu Üniversitesi Bilim ve Teknoloji Dergisi*, 7(1), 179-194.
- Cortes, C. ve Vapnik, V. (1995). Support – vector networks. *Machine Learning*, 20(3), 273-297.
- Çelik, M. K. (2010). Bankaların finansal başarısızlıklarının geleneksel ve yeni yöntemlerle öngörüsü. *Yönetim ve Ekonomi: Celal Bayar Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 17(2), 129-143.
- Çöllü, D.A., Akgün, L. ve Eydurhan, E. (2020). Karar ağacı algoritmalarıyla finansal başarısızlık tahmini: dokuma, giyim eşyası ve deri sektörü uygulaması. *Uluslararası Ekonomi ve Yenilik Dergisi*, 6(2), 225-246.
- Deakin, E. B. (1972). A discriminant analysis of predictors of business failure. *Journal of Accounting Research*, 167-179.
- Doğan, O. (2016). Uyarlamalı sinirsel bulanık çıkarım sisteminin (ANFIS) talep tahmini için kullanımı ve bir uygulama. *Dokuz Eylül Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 31(1), 257-288.
- Doğanay, M. M., Ceylan, N. B. ve Aktaş, R. (2006). Predicting financial failure of the Turkish banks. *Annals of Financial Economics*, 2(01), 0650005, 97-117.

- Doğrul, Ü. (2009). Finansal başarısızlık ve finansal başarısızlığın tahmini : hisse senetleri İstanbul Menkul Kıymetler Borsasında işlem gören sınai işletmeleri üzerinde bir uygulama. Yüksek Lisans Tezi.
- Edmister, R. O. (1972). An empirical test of financial ratio analysis for small business failure prediction. *Journal of Financial and Quantitative analysis*, 7(02), 1477-1493.
- Fausset, L. (1994). Fundamentals of Neural Networks. Architecture, Algorithm and Application. Prentice Hall.
- Gepp, A. ve Kumar, K. (2008). The role of survival analysis in financial distress prediction. *International Research Journal of Finance and Economics*, (16), 12-34.
- Gogas, P., Papadimitriou, T. ve Agrapetidou, A. (2018). Forecasting bank failures and stress testing: a machine learning approach. *International Journal of Forecasting*, 34(3), 440-455.
- Gregova, E., Valaskova, K., Adamko, P., Tumpach, M. ve Jaros, J. (2020). Predicting financial distress of Slovak enterprises: comparison of selected traditional and learning algorithms methods. *Sustainability*, 12(10), 1-17.
- Gujarati, D.N. (2004). Basic Econometrics, The McGraw – Hill Companies, 4. Baskı.
- Halim, Z., Shuhidan, S.M. ve Sanusi, Z.M. (2021). Corporation financial distress prediction with deep learning: analysis of public listed companies in Malaysia. *Business Process Management Journal*, 27(4), 1163-1178.
- Huang, Y.P. ve Yen, M.F. (2019). A new perspective of performance comparison among machine learning algorithms for financial distress prediction. *Applied Soft Computing*, 83, 1-33.
- Hui, X.F. ve Sun, J. (2006). An application of support vector machine to companies' financial distress prediction. *Proceedings Modeling Decisions for Artificial Intelligence 3rd International Conference*, [V. Torra, Y. Narukawa, A. Valls ve J. Domingo-Ferrer (Eds.)], Tarragona, İspanya, 3 – 5 Nisan 2006.

- İçerli, M.Y. ve Akkaya, G.C. (2006). Finansal açıdan başarılı olan işletmelerle başarısız olan işletmeler arasında finansal oranlar yardımıyla farklılıkların tespiti. *Atatürk Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi*, 20(1), 413-421.
- İşseveroğlu, G. ve Gücenmez, Ü. (2007). Prediction the financial success in Turkish insurance companies. *Ankara Üniversitesi SBF Dergisi*, 62(04), 125-140.
- Jan, C.I. (2021). Financial information asymmetry: using deep learning algorithms to predict financial distress. *Symmetry*, 13(3), 1-22.
- Jo, H., Han, I. ve Lee, H. (1997). Bankruptcy prediction using case-based reasoning, neural networks, and discriminant analysis. *Expert Systems with Applications*, 13(2), 97-108.
- Karacan, S. ve Savcı, M. (2011). Kriz dönemlerinde işletmelerin mali başarısızlık nedenleri. *Kocaeli Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 21(1), 39-54.
- Karagöz, Y. ve Ekici, S. (2004). Sosyal bilimlerde yapılan uygulamalı araştırmalarda kullanılan istatistiksel teknikler ve ölçekler. *CÜ İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi*, 5(1), 25-43.
- Klecka, W.R. (1980). Discriminant Analysis Volume 19, Sage Publications.
- Koyuncugil, A.S. ve Özgülbaş, N. (2008). İMKB’de işlem gören KOBİ’lerin güçlü ve zayıf yönleri: CHAID karar ağacı uygulaması. *Dokuz Eylül Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 23(1), 1-21.
- Kulalı, İ. (2016). Altman Z-skor modelinin BİST şirketlerinin finansal başarısızlık riskinin tahmin edilmesinde uygulanması. *Uluslararası Yönetim İktisat ve İşletme Dergisi*, 12(27), 283-292.
- Le, H.H. ve Viviani, J.L. (2018). Predicting bank failure: an improvement by implementing a machine – learning approach to classical financial ratios. *Research in International Business and Finance*, 44, 16-25.
- Li, Y. (2006). Predicting materials properties and behavior using classification and regression trees. *Materials Science and Engineering: A*, 433(1), 261-268.
- Lin, T. H. (2009). A cross model study of corporate financial distress prediction in Taiwan: multiple discriminant analysis, logit, probit and neural networks models. *Neurocomputing*, 72(16), 3507-3516.

- Malakauskas, A. ve Lakstutiene, A. (2021). Financial distress prediction for small and medium enterprises using machine learning techniques. *Engineering Economics*, 32(1), 4-14.
- Meyer, P. A. ve Pifer, H. W. (1970). Prediction of bank failures. *The Journal of Finance*, 25(4), 853-868.
- Min, J.H. ve Lee, Y.C. (2005). Bankruptcy prediction using support vector machine with optimal choice of kernel function parameters. *Expert Systems with Applications*, 28(4), 603-614.
- Moisen, G. G. ve Frescino, T. S. (2002). Comparing five modelling techniques for predicting forest characteristics. *Ecological modelling*, 157(2), 209-225.
- Mselmi, N., Lahiani, A. ve Hamza, T. (2017). Financial distress prediction: the case of French small and medium-sized firms. *International Review of Financial Analysis*, 50, 67-80.
- Muzır, E. ve Çağlar, N. (2009). The accuracy of financial distress prediction models in Turkey: a comparative investigation with simple model proposals. *Anadolu University Journal of Social Sciences*, 9(2), 15-48.
- Noviantoro, T. ve Huang, J.P. (2021). Comparing machine learning algorithms to investigate company financial distress. *Review of Business, Accounting & Finance*, 1(5), 454-479.
- Odom, M. D. and Sharda, R. (1990). A neural network model for bankruptcy prediction. In 1990 IJCNN International Joint Conference on neural networks. 163-168.
- Ohlson, J.A. (1980). Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 109-131.
- Oktay Fırat, S.Ü. ve Demirhan, A. (2003). Ticaret bankalarının 1999 ve 2000 yıllarındaki finansal performanslarının faktör analizi ve diskriminant analizi kullanılarak karşılaştırılması. *İstanbul Üniversitesi İşletme Fakültesi Dergisi*, 32(2), 9-27.
- Oribel, T. ve Hanggraeni, D. (2021). An application of machine learning in financial distress prediction cases in Indonesia. *International Journal of Business and Technology Management*, 3(2), 98-110.

- Özdamar, K. (2002). Paket Programlar ile İstatistiksel Veri Analizi 2, Kaan Kitabevi, 4. Baskı.
- Özdemir, F.S. (2011a). Finansal raporlama sistemlerinin bilginin ihtiyaca uygunluğu açısından değerlendirilmesi: İMKB şirketlerinde finansal başarısızlık tahminleri yönüyle bir uygulama. Doktora tezi.
- Özdemir, F.S. (2011b). Finansal Başarısızlık ve Finansal Tablolara Dayalı Tahmin Yöntemleri, Siyasal Kitabevi, 1. Baskı.
- Petropoulos, A., Siakoulis, V., Stavroulakis, E., Vlachogiannakis, N.E. (2020). Predicting bank insolvencies using machine learning techniques. *International Journal of Forecasting*, 36(3), 1092-1113.
- Pompe, P. P. M. ve Feelders, A. J. (1997). Using machine learning, neural networks, and statistics to predict corporate bankruptcy. *Microcomputers in Civil Engineering*, 12(4), 267-276.
- Qian, H., Wang, B., Yuan, M., Gao, S. ve Song, Y. (2022). Financial distress prediction using a corrected feature selection measure and gradient boosted decision tree. *Expert Systems with Applications*, 190, 1-17.
- Ravi, V. ve Pramodh, C. (2008). Threshold accepting trained principal component neural network and feature subset selection: application to bankruptcy prediction in banks. *Applied Soft Computing*, 8(4), 1539-1548.
- Selimoğlu, S. ve Orhan, A. (2015). Finansal başarısızlığın oran analizi ve diskriminant analizi kullanılarak ölçülmesi: BİST’de işlem gören dokuma, giyim eşyası ve deri işletmeleri üzerine bir araştırma. *Muhasebe ve Finansman Dergisi*, (66), 21-40.
- Shirata, C. Y. (1998). Financial ratios as predictors of bankruptcy in Japan: an empirical research. In *Proceedings of The Second Asian Pacific Interdisciplinary Research in Accounting Conference*, 1-17.
- Sinkey, J. F. (1975). A multivariate statistical analysis of the characteristics of problem banks. *The Journal of Finance*, 30(1), 21-36.
- Svetnik, V., Liaw, A., Tong, C., Culberson, J.C., Sheridan, R.P. ve Feuston, B.P. (2003). Random forest: a classification and regression tool for compound classification

- and QSAR modeling. *Journal of Chemical Information and Computer Sciences*, 43(6), 1947-1958.
- Tamari, M. (1966). Financial ratios as a means of forecasting bankruptcy. *Management International Review*, 15-21.
- Tang, X., Li, S., Tan, M. ve Shi, W. (2020). Incorporating textual and management factors into financial distress prediction: a comparative study of machine learning methods. *Journal of Forecasting*, 39(5), 769-787.
- Terzi, S. (2011). Finansal rasyolar yardımıyla finansal başarısızlık tahmini: gıda sektöründe ampirik bir araştırma. *Çukurova Üniversitesi İİBF Dergisi*, 15(1), 1-18.
- Torun, T. (2007). Finansal başarısızlık tahmininde geleneksel istatistiki yöntemlerle yapay sinir ağlarının karşılaştırılması ve sanayi işletmeleri üzerinde uygulama. Doktora tezi.
- Ural, K., Gürarda, Ş. ve Önemli, M.B. (2015). Lojistik regresyon modeli ile finansal başarısızlık tahminlemesi: Borsa İstanbul'da faaliyet gösteren gıda, içki ve tütün şirketlerinde uygulama. *Muhasebe ve Finansman Dergisi*, (67), 85-100.
- Ünsal, A. (2001). Mali başarılı ve mali başarısız şirketlerin ayırımını sağlayan diskriminant fonksiyonunun bulunması. *Çukurova Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 7(7), 214-234.
- Vieira, A.S., Duarte, J., Riberio, B. ve Neves, J.C. (2009). Accurate prediction of financial distress of companies with machine learning algorithms. *Proceedings 9th International Conference on Adaptive and Natural Computing Algorithms*, [M. Kolehmainen, P. Toivanen ve B. Beliczynski (Eds.)], Kuopio, Finlandiya, 23 – 25 Nisan 2009.
- Vuran, B. (2009). Prediction of business failure: a comparison of discriminant and logistic regression analyses. *Istanbul University Journal of the School of Business Administration*, 38(1), 47-65.
- Wilcox, J. W. (1971). A simple theory of financial ratios as predictors of failure. *Journal of Accounting Research*, 389-395.

- Wu, D. D., Liang, L. ve Yang, Z. (2008). Analyzing the financial distress of Chinese public companies using probabilistic neural networks and multivariate discriminate analysis. *Socio-Economic Planning Sciences*, 42(3), 206-220.
- Yakut, E. ve Elmas, B. (2013). İşletmelerin finansal başarısızlığının veri madenciliği ve diskriminant analizi modelleri ile tahmin edilmesi. *Afyon Kocatepe Üniversitesi, İİBF Dergisi*, 15(1), 237-254.
- Yap, B. C. F., Yong, D. G. F. ve Poon, W. C. (2010). How well do financial ratios and multiple discriminant analysis predict company failures in Malaysia. *International Research Journal of Finance and Economics*, 54, 166-175.
- Yıldız, B. (2001). Finansal başarısızlığın öngörülmesinde yapay sinir ağı kullanımı ve halka açık şirketlerde ampirik bir uygulama. *İMKB Dergisi*, 17, 51-67.
- Yohannes, Y. ve Hoddinott, J. (1999). Classification and regression trees: an introduction. *International Food Policy Research Institute*, 2033.
- Yousaf, U.B., Jebran, K. ve Wang, M. (2022). A comparison of static, dynamic and machine learning models in predicting the financial distress of Chinese firms. *Romanian Journal of Economic Forecasting*, 25(1), 122-138.
- Yurtoğlu, H. (2005). Yapay sinir ağları metodolojisi ile öngörü modellemesi: bazı makroekonomik değişkenler için Türkiye örneği. DPT uzmanlık tezi.
- Zmijewski, M. E. (1984). Methodological issues related to the estimation of financial distress prediction models. *Journal of Accounting Research*, 59-82.

http-1: <https://www.mfa.gov.tr/g-20-tr.tr.mfa>

http-2: <https://www.imf.org/external/pubs/ft/weo/2017/01/weodata/groups.htm>