



**İFLAS ÖNGÖRÜSÜNDE DEĞİŞKEN SEÇİMİ: BORSA
İSTANBUL ÖRNEĞİ**

(Doktora Tezi)

Sinan AYDIN

Kütahya - 2016

T.C.
DUMLUPINAR ÜNİVERSİTESİ
SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ
İşletme Anabilim Dalı

Doktora Tezi

**İFLAS ÖNGÖRÜSÜNDE DEĞİŞKEN SEÇİMİ: BORSA İSTANBUL
ÖRNEĞİ**

Danışman
Doç. Dr. Soner AKKOÇ

Hazırlayan:
Sinan AYDIN

Kütahya - 2016

Kabul ve Onay

Sinan AYDIN'ın hazırladığı “İflas Öngörüsünde Değişken Seçimi: Borsa İstanbul Örneği” başlıklı Doktora tez çalışması, jüri tarafından lisansüstü yönetmeliğinin ilgili maddelerine göre değerlendirilip oybirliği / oyçokluğu ile kabul edilmiştir.

.../... /2016

Tez Jürisi	İmza	
	Kabul	Red
Prof. Dr. Mustafa Mesut KAYALI		
Prof. Dr. Seyfettin ÜNAL		
Prof. Dr. Yıldız AYANOĞLU		
Doç. Dr. Soner AKKOÇ (Danışman)		
Doç. Dr. Kemal VATANSEVER		

Doç. Dr. Niyazi KURNAZ

Sosyal Bilimler Enstitüsü Müdürü

Yemin Metni

Doktora tezi olarak sunduđum “İflas Öngörüsünde Deđişken Seçimi: Borsa İstanbul Örneđi” adlı çalışmamın, tarafımdan bilimsel ahlak ve geleneklere aykırı düşecek bir yardıma başvurmaksızın yazıldığını ve yararlandığım kaynakların kaynakçada gösterilenlerden oluştuđunu, bunlara atıf yapılarak yararlanılmış olduđunu belirtir ve bunu onurumla doğrularım.

...../...../2016

Sinan AYDIN

Özgeçmiş

05.10.1970 Artvin doğumludur. İlk ve Orta eğitimini Artvin’de, lise öğrenimini 1985 yılında Kırşehir’de tamamladı. Lisans eğitimini ise 1986-1991 yılları arasında Gazi Üniversitesi Mesleki Eğitim Fakültesi, İşletme, Muhasebe ve Ticaret Eğitimi Bölümünde tamamladı.

Yüksek lisans eğitimini Gazi Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü’nde 1993-2007 yılları arasında “Muhasebe Eğitiminin İşletme Beklentilerini Karşılama Derecesinin Ölçülmesi Ve Uluslararası Muhasebe Eğitimi Standartlarına Uygunluğunun Değerlendirilmesi” adlı çalışmayla tamamladı. 2010-2011 eğitim yılında Dumlupınar Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü’nde İşletme Doktora programına başladı.

30.05.2002 tarihinde halen yürütmekte olduğu öğretim görevlisi kadrosuna atandı. Dumlupınar Üniversitesi Kütahya Sosyal Bilimler Meslek Yüksekokulu’ndaki bu görevini sürdürmektedir.

Fransızca ve İngilizce bilmektedir, Evli ve İki çocuk babasıdır.

ÖZET

İFLAS ÖNGÖRÜSÜNDE DEĞİŞKEN SEÇİMİ: BORSA İSTANBUL ÖRNEĞİ

AYDIN, Sinan
Doktora Tezi, İşletme Anabilim Dalı
Tez Danışmanı: Doç. Dr. Soner AKKOÇ
Haziran, 2016, 179 sayfa

Finans literatüründe iflas öngörü çalışmaları ile erken uyarı sistemi olarak kullanılabilecek modeller geliştirilmeye çalışılmıştır. Yapay Zeka teknolojilerinden biri olan Yapay Sinir Ağları bir çok alanda olduğu gibi finans alanında da yüksek öngörü gücü ile dikkat çekmektedir. İşletmeleri iflasa sürükleyen nedenler farklı olduğundan, öngörü modelleri birçok değişkeni dikkate almak durumundadır. Ancak değişken sayısının fazlalığı model geliştirme sürecini ve öngörü modellerinin performansını olumsuz yönde etkileyebilir. Bundan dolayı çeşitli veri indirgeme yöntemlerinin bu alanda kullanıldığı görülmektedir.

Bu çalışmada Türkiye veri seti üzerinde t-testi, diskriminant analizi, LRA analizi, korelasyon analizi ve faktör analizi veri indirgeme yöntemi olarak kullanılarak alt veri setleri oluşturulmuştur. Sonrasında Yapay Sinir Ağları ile her bir veri seti için standart öngörü modelleri geliştirilmiştir. Böylece hem iflas öngörüsünde hangi değişken seçim yönteminin daha başarılı olduğu hem de Yapay Sinir Ağlarının iflas öngörüsündeki performansı araştırılmıştır. Elde edilen bulgular söz konusu değişken seçim yöntemlerinden en başarılısının logistik regresyon analiz yöntemi olduğunu ortaya koymaktadır. Logistik regresyon analizi ile oluşturulan alt veri seti üzerinde %94,44 oranında öngörü başarısı elde edilmiştir. Bu oranın orijinal veri seti ve diğer veri indirgeme yöntemleri ile elde edilen oranlardan yaklaşık %2 ile %8,5 oranında daha yüksek olduğu belirtilebilir. Bu çalışma ile Yapay Sinir Ağları ile geliştirilen modellerin Türkiye veri seti üzerinde yüksek öngörü başarısı sağladığı, değişken seçim yöntemlerinin iflas öngörü modellerinin performansını arttırdığı ve en başarılı değişken seçim yönteminin LRA analizi olduğu sonucuna ulaşılmıştır.

Anahtar Kelimeler: İflas Öngörüsü, Değişken Seçimi, Yapay Sinir Ağları, Diskriminant Analizi, LRA Analizi

ABSTRACT**FEATURE SELECTION IN BANKRUPTCY PREDICTION: THE CASE OF
BORSA İSTANBUL****AYDIN, Sinan****PhD. Dissertation, Department of Business Administration****Instructor: Asst. Prof. Soner AKKOÇ****June, 2016, 179 pages**

In finance literature, models with high prediction power that can be used as an early warning system have been sought to be developed using bankruptcy prediction studies. As in other fields, artificial neural network (ANN), one of the artificial intelligence technologies, attracts attention with its high prediction power in this field as well because the models developed with artificial intelligence have better performance. Because there are many reasons for the bankruptcy of businesses, prediction models have to consider a lot of variables. However, when the number of variables is numerous, model developing process is affected negatively and the performance of prediction models decreases. Therefore, many data reduction methods have recently been used in this field in order to overcome this problem.

In this study, such statistical techniques as t-test, discriminant analysis, logistics regression analysis, correlation analysis and factor analysis were used as data reduction methods on Turkey data set. In this way, the sub data sets were obtained. Afterwards, standard prediction models were developed with ANN for each data set. Thus, both which variable selection method was more successful in bankruptcy prediction and the performance of ANN in bankruptcy prediction were investigated. According to the results obtained, it is seen that the most successful method of variable selection is logistics regression analysis. On the sub data set constituted by logistics regression analysis, 94,44% prediction success was obtained, which is about 2%-8,5% higher than the other data reduction methods. It is concluded in this study that models developed by ANN have high prediction success on Turkey data set, variable selection methods increase the performance of bankruptcy prediction and the most successful variable selection method is logistics regression analysis method.

Key Words: Bankruptcy Prediction, Variable Selection, Artificial Neural Networks, Discriminant Analysis, Logistics Regression Analysis

İÇİNDEKİLER

	<u>Sayfa</u>
ÖZET.....	v
ABSTRACT	vi
İÇİNDEKİLER	vii
TABLolar LİSTESİ.....	xi
ŞEKİLLER LİSTESİ.....	xiii
KISALTMALAR	xiv
GİRİŞ	1

BİRİNCİ BÖLÜM GENEL DEĞERLENDİRME

1.1. TEMEL KAVRAMLAR.....	4
1.1.1. Finansal Başarısızlık	4
1.1.2. Finansal Başarısızlık Türleri	9
1.1.2.1. Negatif veya Düşük Kar	9
1.1.2.2. Teknik Acizlik.....	9
1.1.2.3. İflas.....	10
1.1.3. Finansal Başarısızlığın Nedenleri	11
1.1.4. Finansal Başarısızlığı Önleme Yolları.....	11
1.1.5. Finansal Başarısızlığın Tahmin Edilmesinin Önemi	13
1.2. ARAŞTIRMA HAKKINDA	14
1.2.1. Araştırmanın Problemi.....	14
1.2.2. Araştırmanın Amacı.....	15
1.2.3. Araştırmanın Önemi	15
1.2.4. Araştırmanın Varsayımları	16
1.2.5. Araştırmanın Kısıtları ve Sınırlılıkları.....	16
1.2.6. Araştırmanın Verileri.....	17
1.2.7. Araştırmanın Yöntemi	18
1.2.8. Araştırmanın Planı	18

İKİNCİ BÖLÜM VERİ İNDİRGEME YÖNTEMLERİ

2.1. GİRİŞ.....	20
2.2. LİTERATÜR TARAMASI	20
2.2.1. Veri İndirgeme Yöntemleri İle Yurtdışında Yapılan Çalışmalar	21
2.2.2. Veri İndirgeme Yöntemleri İle Türkiye’de Yapılan Çalışmalar.....	36
2.3. METODOLOJİ	40

2.3.1. Araştırmanın Verileri.....	40
2.3.2. Araştırmada Kullanılan Değişkenlerin Belirlenmesi.....	46
2.3.3. Veri İndirgemedede Kullanılan Yöntem ve Analizler.....	49
2.3.3.1. T-testi	49
2.3.3.2. Korelasyon Analizi.....	51
2.3.3.3. Faktör Analizi.....	52
2.3.3.4. Diskriminant Analizi (DA).....	55
2.3.3.5. Lojistik Regresyon Analizi (LRA).....	58
2.4. BULGULAR VE DEĞERLENDİRME.....	60
2.4.1. T-testi Bulguları.....	60
2.4.2. Korelasyon Analizi Bulguları.....	62
2.4.2.1. Korelasyon Analizi 1 Bulguları.....	63
2.4.2.2. Korelasyon Analizi 2 Bulguları.....	64
2.4.3. Faktör Analizi Bulguları	65
2.4.3.1. Faktör Analizi 1 Bulguları.....	65
2.4.3.2. Faktör Analizi 2 Bulguları.....	71
2.4.4. Diskriminant Analizi Bulguları	75
2.4.5. LRA Analizi Bulguları	79
2.5. VERİ İNDİRGEME YÖNTEMLERİ SONUCU	85
ÜÇÜNCÜ BÖLÜM	
YAPAY SİNİR AĞLARI VE İFLASIN ÖNGÖRÜLMESİNDE KULLANIMI:	
BORSA İSTANBUL FİRMALARI ÜZERİNE BİR UYGULAMA	
3.1. GİRİŞ.....	93
3.2. BİYOLOJİK NÖRON	94
3.2.1. Soma (Hücre Gövdesi)	94
3.2.2. Dendrit	95
3.2.3. Akson.....	95
3.3. YAPAY ZEKA.....	95
3.3.1. Yapay Zeka Teknolojileri	96
3.3.1.1. Uzman Sistem	96
3.3.1.2. Yapay Sinir Ağı.....	97
3.3.1.3. Bulanık Mantık ve Bulanık Kümeler	97
3.3.1.4. Zeki Etmenler	97
3.3.1.5. Genetik Algoritmalar.....	97
3.3.1.6. Melez Teknolojiler	97
3.4. YAPAY SİNİR AĞLARI.....	98

3.4.1. Yapay Sinir Hücresi (Proses Elemanı)	99
3.4.1.1. Yapay Sinir Hücresi Bileşenleri	101
3.4.1.1.1. Girdiler	101
3.4.1.1.2. Ağırlıklar	101
3.4.1.1.3. Toplama Fonksiyonu	101
3.4.1.1.4. Aktivasyon Fonksiyonu	102
3.4.1.1.5. Hücrenin Çıktısı	102
3.4.2. Yapay Sinir Ağının Yapısı	102
3.4.2.1. Girdi Katmanı	103
3.4.2.2. Ara Katmanlar	103
3.4.2.3. Çıkış Katmanı	103
3.4.3. Yapay Sinir Ağının Özellikleri	104
3.4.3.1. Doğrusal Olmama	104
3.4.3.2. Öğrenme	104
3.4.3.3. Genelleme	105
3.4.3.4. Uyarlanabilirlik	105
3.4.3.5. Hata Toleransı	105
3.4.3.6. Dağınık Belleğe Sahip Olması	105
3.4.4. Yapay Sinir Ağı Türleri	106
3.4.5. Yapay Sinir Ağının Avantajları ve Dezavantajları	106
3.5. LİTERATÜR TARAMASI	107
3.5.1. Yapay Sinir Ağı İle Yurtdışında Yapılan Çalışmalar	107
3.5.2. Yapay Sinir Ağı İle Türkiye’de Yapılan Çalışmalar	110
3.6. METODOLOJİ	112
3.7. ARAŞTIRMANIN VERİLERİ	112
3.8. ARAŞTIRMADA KULLANILAN DEĞİŞKENLERİN BELİRLENMESİ	114
3.9. YAPAY SİNİR AĞI ANALİZDEN ELDE EDİLEN BULGULAR VE DEĞERLENDİRME	114
3.9.1. T-testinden Elde Edilen Değişkenlerle YSA Modeli İflas Öngörüsü	115
3.9.2. Korelasyon Analizi Tarafından Belirlenen Değişkenlerle YSA Modeli İflas Öngörüsü	119
3.9.2.1. Korelasyon Analizi 1 Tarafından Belirlenen Değişkenlerle YSA Modeli İflas Öngörüsü	119
3.9.2.2. Korelasyon Analizi 2 Tarafından Belirlenen Değişkenlerle YSA Modeli İflas Öngörüsü	122
3.9.3. Faktör Analizi Tarafından Belirlenen Değişkenlerle YSA Modeli İflas Öngörüsü	125
3.9.3.1. Faktör Analizi 1 Tarafından Belirlenen Değişkenlerle YSA Modeli İflas Öngörüsü	125

3.9.3.2. Faktör Analizi 2 Tarafından Belirlenen Değişkenlerle YSA Modeli İflas Öngörüsü	128
3.9.4. Diskriminant Analizi Tarafından Belirlenen Değişkenlerle YSA Modeli İflas Öngörüsü	131
3.9.5. LRA Analizi Tarafından Belirlenen Değişkenlerle YSA Modeli İflas Öngörüsü	134
3.9.6. Orijinal Veri Seti İle YSA Modeli İflas Öngörüsü	136
3.9.7. Öğrenme Oranı, Momentum Katsayısı ve Düğüm Sayısının YSA Modelinin Ortalama Öngörü Başarısına Etkisi	139
3.10. YAPAY SİNİR AĞI ANALİZİ SONUCU	141
SONUÇ VE ÖNERİLER.....	143
EKLER.....	150
KAYNAKÇA	164
DİZİN	179

TABLOLAR LİSTESİ

Sayfa

Tablo 1.1: Literatürdeki Finansal Başarısızlık Tanım ve Kriterleri	5
Tablo 2.1: Yıllara Göre Analize Dahil Edilen Finansal Başarısız ve Finansal Başarısız Olmayan İşletme Sayıları	42
Tablo 2.2: Örneklem Dahil Edilen Şirketlerin Sektörlere Göre Dağılımı	44
Tablo 2.3: Finansal Başarısızlık Kriterleri	45
Tablo 2.4: Çalışmada Kullanılan Finansal Oranlar	47
Tablo 2.5: Finansal Oranlar Hakkında İstatistiksel Bilgiler.....	61
Tablo 2.6: Korelasyon Analizi 1 Sonucundaki Değişkenler	64
Tablo 2.7: Korelasyon Analizi 2 Sonucundaki Değişkenler	65
Tablo 2.8: KMO ve Bartlett's Testi	66
Tablo 2.9: Faktör Analizi 1 Faktör Varyansları	67
Tablo 2.10: Döndürülmüş Faktör Matrisi (Rotated Component Matrix).....	69
Tablo 2.11: Faktörler (Faktör Analizi 1)	70
Tablo 2.12: Uygun Bulunan Faktörler	72
Tablo 2.13: Döndürülmüş Faktör Matrisi (Rotated Component Matrix).....	73
Tablo 2.14: Faktörler (Faktör Analizi 2)	74
Tablo 2.15: Diskriminant Analizinin Tüm Veri Seti Üzerindeki Doğru Sınıflandırma Oranı.....	77
Tablo 2.16: Diskriminant Analizine İlişkin Değerler.....	77
Tablo 2.17: Diskriminant Analizinden Elde Edilen Fonksiyon	78
Tablo 2.18: Başarısız ve Başarısız Olmayan İşletmelerin Grup Ortalamaları	79
Tablo 2.19: Denklemdaki Değişkenler.....	80
Tablo 2.20: Denklemdaki Değişkenler.....	80
Tablo 2.21: Model Summary	81
Tablo 2.22: Hosmer and Lemeshow Test.....	82
Tablo 2.23: Classification Tablea.....	83
Tablo 2.24: Yanlış Tahmin Edilen Örnekler Listesi	84
Tablo 2.25: Omnibus Tests of Model Coefficients	84

Tablo 2.26: Veri İndirgeme Yöntemleri İle Anlamlı Bulunan Finansal Oranlar	86
Tablo 2.27: Veri İndirgeme Yöntemleri Toplu Sonuçlar	90
Tablo 3.1: Biyolojik ve Yapay Sinir Sistemlerinin Karşılaştırılması	98
Tablo 3.2: Yapay Sinir Ağının Avantajları	107
Tablo 3.3: Yapay Sinir Ağlarının Dezavantajları.....	107
Tablo 3.4: T-Testinden Elde Edilen Finansal Oranlar	116
Tablo 3.5: T-test’i Tarafından Belirlenen Değişkenlerle YSA Modeli Finansal Başarısızlık Öngörüsü	117
Tablo 3.6: Korelasyon Analizi 1 İle Belirlenen Değişkenlerle YSA Modeli Finansal Başarısızlık Öngörüsü	121
Tablo 3.7: Korelasyon Analizi 2 İle Belirlenen Değişkenlerle YSA Modeli Finansal Başarısızlık Öngörüsü	124
Tablo 3.8: Faktör Analizi 1 İle Belirlenen Değişkenlerle YSA Modeli Finansal Başarısızlık Öngörüsü	127
Tablo 3.9: Faktör Analizi 2 İle Belirlenen Değişkenlerle YSA Modeli Finansal Başarısızlık Öngörüsü	130
Tablo 3.10: Diskriminant Analizi tarafından belirlenen değişkenlerle YSA modeli finansal başarısızlık öngörüsü	133
Tablo 3.11: LRA tarafından belirlenen değişkenlerle YSA modeli finansal başarısızlık öngörüsü	135
Tablo 3.12: Orijinal Veri Seti İle YSA Modeli Finansal Başarısızlık Öngörüsü.....	138
Tablo 3.13: Öğrenme Oranı, Momentum Katsayısı ve Düğüm Sayısının YSA Modelinin Ortalama Öngörü Başarısına Etkisi	140
Tablo 3.14: Veri İndirgeme Yöntemlerinden Elde edilen Değişkenlerle Geliştirilen YSA Modellerinin Performanslarının Karşılaştırılması.....	142

ŞEKİLLER LİSTESİ

	<u>Sayfa</u>
Şekil 1.1: Başarısızlığın Oluşum Süreci ve Çözüm Yolları	12
Şekil 2.1: Faktör Sayısı (Faktör Analizi 1).....	68
Şekil 3.1: Biyolojik Sinir Hücresi (Nöron)'nin Yapısı.....	94
Şekil 3.2: Yapay Sinir Hücresi	99
Şekil 3.3: Yapay Sinir Ağı Yapısı	103
Şekil 3.4: YSA'ların Sınıflandırılması	106
Şekil 3.5: Deneysel Süreç	113



KISALTMALAR

DA	Diskriminant Analizi
LRA	LRA
SPK	Sermaye Piyasası Kurumu
s.	Sayfa
ss.	Sayfalar
TMSF	Tasarruf Mevduatı Sigorta Fonu
YSA	Yapay Sinir Ağı
YSH	Yapay Sinir Hücresi



TEZ METNİ

GİRİŞ

İşletmenin mali durum ve faaliyetlerinin sonucuyla ilgilenen çıkar grupları; ilgili oldukları ve kendi kararlarına esas olacak bilgileri finansal tablolardan elde edebilirler. Finansal tablolar işletmelere ait bilgi vermelerinin yanında geleceğe yönelik öngörülerde bulunmada da bir araç olarak literatürde kullanılmaktadır. Finansal tablolardan çeşitli yöntemlerle elde edilen bilgiler, işletmelerin gelecekte ortaya koyacakları performansın öngörülmesinde kullanılmaktadır. Başka bir ifade ile işletmelerin finansal olarak başarılı ya da başarısız olacakları öngörülebilmektedir. Öngöründe bulunulması hissedarlar, yöneticiler, çalışanlar, yatırımcılar, potansiyel yatırımcılar, tedarikçiler, devlet, bankalar, kredi kurumları, alıcılar, sendikalar vb. çıkar grupları korunabileceği gibi kaynakların etkin kullanımı da sağlanabilecektir.

Literatürde yer alan ampirik çalışmaların bazılarında iflas, bazılarında ise finansal başarısızlık terimi kullanılmaktadır. Finansal olarak başarısız sayılan her işletme iflas etmemektedir. İflas, finansal sorunlarını çözemeyen işletmeler için en son başvurulacak bir yoldur. Dolayısıyla, çalışmalarda iflas teriminin kullanılması, finansal başarısızlığın dar kapsamda ele alınmasına neden olabilmektedir. Kullanılacak şirket sayısını kısıtlamasına rağmen, çalışmamızda iflas terimini kullanmamızın amacı iflas göstergeleri bulunan şirketin tespit edilip iflasının önlenmesini sağlamaktır. Çünkü iflas hem şirket için hem de ülke ekonomisi için ilave maliyetler getirmektedir (Warner, 1977).

Finansal başarısızlık; işletme politikalarında, alınan finansal kararlarda ve işletmenin diğer alanlarında olan başarısızlıkların sonucunda ortaya çıkan hedeflere ulaşamama durumudur (Okka, 2009: 928). Finansal başarısızlık “iflas etme, acze düşme” olarak da tanımlanmaktadır (Gratzer, 2001: 2). İşletme varlıklarının değerinin, borçların değerinin altına düşmesi, borçların vadesi geldiğinde ödenememesi işletmenin dönen ve duran varlıkları toplamının vadesi gelen borçlarının toplamının altına düşmesi ile acze düşme gerçekleşecektir. İflas ise; işletmenin varlıklarının defter değerinin, borçların defter değerinin altına düşmesi, zorunlu ödemelerin yerine getirilememesi ya da borçların vadesinde ödenememesi, işletme sahipliğinin, sermayedarlardan alacaklılara devredilmesi nedeniyle gerçekleşecektir.

Finansal başarısızlık işletme içi sebeplerle ortaya çıkabileceği gibi küresel krizler, ülkeler arası rekabet, yasal ve politik sebeplere dayalı dışsal faktörlerin etkisi ile de kendini gösterebilmektedir. İşletmeler için finansal başarısızlığa neden olan faktörlerin bir kısmı kontrol edilebilirken bazıları ise işletmelerin kontrolleri dışında gelişmektedir.

Bu çalışmada ilgili literatüre iki açıdan katkı sunulması planlanmaktadır. İlk önce veri indirgeme yöntemlerinde kullanılan istatistiksel metotların iflas öngörüsündeki performansları karşılaştırmalı olarak değerlendirilmektedir. İkinci olarak ise, öngörü çalışmalarında son yirmi yılda yoğun bir şekilde kullanıldığı görülen yapay sinir ağlarının (YSA) Borsa İstanbul pay piyasasında payları işlem gören işletmelerin iflas öngörüsündeki başarısı deneysel olarak incelenmektedir.

Çalışmanın ikinci bölümünde, veri indirgeme yöntemlerinden bahsedilmekte ve bu yöntemler kullanılarak önemli görülen değişkenler belirlenmektedir. Üçüncü bölümde ise, veri indirgemek için kullanılan analizlerden elde edilen yeni veri setindeki değişkenler kullanılarak yapay sinir ağ modeli ile iflas öngörüsü gerçekleştirilmektedir.

Küreselleşme ile birlikte rekabetin yoğun yaşandığı ticari hayatta diğer işletmelerden önde olmak için hem işletme içi hem de işletme dışı verilerin toplanması ve değerlendirilmesi gerekmektedir. Bu verilerin ölçülmesi ve değerlendirilmesi ile yönetim süreçlerinde farklı stratejiler geliştirilebilir.

Büyük veri (big data), yüzbinlerce makinenin oluşturduğu milyonlarca veriden oluşan ve geleneksel yöntemlerle analiz edilmesi oldukça zor olan veriler bütünü olarak tanımlanıyor.

Büyük veri, doğru analiz edildiğinde işletmelerin doğru stratejik kararlar almalarını sağlıyor. Büyük veri analizleri sonucunda pek çok farklı sektörde çok daha verimli yaklaşımlar hayata geçiyor



BİRİNCİ BÖLÜM

GENEL DEĞERLENDİRME

1.1. TEMEL KAVRAMLAR

1.1.1. Finansal Başarısızlık

Finansal Başarısızlık (Kurumsal İşletme Başarısızlığı); belirli bir risk düzeyinde yatırılan sermayeden beklenen getirinin elde edilememesi, finansal yükümlülüklerini nakit akışlarının yetersizliği nedeniyle yerine getirememesi ve işletmenin varlıklarının tasfiye edilmesiyle sonuçlanan iflas halini kapsamaktadır. İşletmelerin aşağıdaki durumlardan birini yaşıyor olması finansal başarısızlık olarak sayılmaktadır (Altman ve Hotchkiss, 2006: 4).

- a. İşletmenin devam eden faaliyetlerinin durdurulması veya iflası,
- b. İşletmenin icra, haciz veya mülkiyete rehin gibi olaylara maruz kalması,
- c. İşletmenin isteğe bağlı olarak faaliyetine son verilmesi ve henüz yerine getirilmemiş yükümlülüklerini yerine getirmekten kaçınması, kayyum atanması veya yeniden yapılandırma gibi mahkeme süreçleri içinde bulunması,
- d. İşletmenin kendisine borç verenler ile yükümlülüklerin vadesi ve ödenmesi konusunda gönüllü olarak uzlaşmaya gitmesi.

Finansal başarısızlık literatüründe işletme başarısızlığını ifade eden farklı terimler kullanılmaktadır. Bu terimler; finansal başarısızlık (business failure) başlığı altında; yükümlülükleri karşılamadaki yetersizlik (insolvency), borç ve/veya faizlerinin ödenememesi (default) ve iflas (bankruptcy) terimleridir (Altman ve Hotchkiss, 2006:4).

Ayrıca likidite yetersizliği (illiquidity) de kimi kaynaklarda finansal başarısızlığı niteleyen farklı bir kavram gibi kullanılmaktadır. Ancak likidite yetersizliği, farklı bir finansal başarısızlık kavramı değil, yükümlülükleri karşılamadaki yetersizliğin, akış temelinde tanımlanması ve işletme sermayesi ile ölçülmesi durumuna verilen ad olarak tanımlanmıştır (Özdemir vd., 2012: 24).

İflas, finansal başarısızlığın dar anlamdaki karşılığı olarak ifade edilmektedir. Yükümlülüklerin karşılanamaması, borç ve/veya faizlerinin ödenememesi gibi durumlar da işletmenin finansal başarısızlık içinde olduğunu gösteren haller olarak kabul edilmektedir (Aktaş, 1997: 5). Finansal başarısızlığı belirten kavramlardan biri de iflastır.

İflas finansal başarısızlığın daha dar anlamda kullanıldığı ve objektif olduğu için işletmelerin finansal riskini tahmin etmeye yönelik çalışmalarda kullanılmaktadır.

İflas ile ilgili literatürde öne çıkan araştırmacıların çalışmalarında finansal başarısızlığı tanımlama biçimleri Tablo 1.1’de verilmiştir.

Tablo 1.1: Literatürdeki İflas İçin Kullanılan Kavram ve Kriterler

Çalışma	Kullanılan Kavram	Kriter
Beaver (1966)	Başarısızlık	İşletmenin Vadesi gelen finansal yükümlülükleri yerine getirememesi. Başarısızlık tanımı içinde kabul edilen olaylar ise; iflas, tahvil faizlerinin ödenememesi, karşılıksız çek yazılması, imtiyazlı hisse senetlerine temettü dağıtılmaması.
Altman (1968)	İflas	Yasal olarak iflas başvurusunda bulunmuş olma ve kayyum atanmış ya da ulusal iflas kanunları hükümlerince reorganizasyon hakkı verilmiş işletmeler.
Wilcox (1970)	Başarısızlık	Belirlenen iki nokta arasında işletmenin varlıklarında meydana gelen azalma.
Edminister (1972)	Başarısızlık	Vadesi gelen finansal yükümlülükleri ödeyememe Başarısızlık tanımı içinde kabul edilen olaylar ise; iflas, tahvil faizlerinin ödenememesi, karşılıksız çek yazılması, imtiyazlı hisse senetlerine temettü dağıtılmaması.
Blum (1974)	Başarısızlık	Vadesi gelmiş olan borçların vadesinde ödenememesi, alacaklılar ile borçların azaltılması konusunda anlaşma talebinde bulunma ve iflas sürecine girme.
Elam (1975)	İflas	İflas Kanunu hükümlerine göre iflas etmiş sayılan firmalar
Deakin (1976)	Başarısızlık	İflas etme, aciz hali veya alacaklıların talebi ile tasfiyeye gitme.
Altman vd. (1977)	İflas	Yasal olarak iflas başvurusunda bulunmuş olmak
Ohlson (1980)	İflas	Yasal olarak iflas başvurusunda bulunmuş olmak
Göktan (1981)	Başarısızlık	İşletmenin borcunu ödeyemeyecek duruma düşmesi

Tablo 1.1: (devam) Literatürdeki İflas İçin Kullanılan Kavram ve Kriterler

Zavgren (1982)	İflas	Yasal olarak iflas başvurusunda bulunmuş olmak
Taffler (1982)	Başarısızlık iflas	Tasfiye, alacaklıların isteği üzerine tasfiye ve mahkeme kararıyla faaliyete son vermiş olmak
Zmijewski (1983)	İflas	Yasal olarak iflas başvurusunda bulunmuş olmak
Casey ve Bartczak (1985)	İflas	Yasal olarak iflas başvurusunda bulunmuş olmak
Aktaş (1993)	Başarısızlık	Üç yıl üst üste zarar etme veya yaşanan mali kriz nedeniyle üretimin durdurulması
Altman vd. (2007)	Başarısızlık	Çin'e özel bir tanımlama yapılmış: a) Son iki yılda üst üste zarar etme veya hisse başına düşen net aktif değerinin hisse başına düşen defter değerinin altına düşmesi, b) Son yılda zarar eden fakat özkaynaklar toplamı, kayıtlı sermayenin altına düşen işletmeler, c) Bağımsız denetim raporunda işletmenin sürekliliğine dair endişeye yer verilmiş olan işletmeler
Beaver vd. (2009)	İflas	Bir yıl içinde yasal olarak iflas başvurusunda bulunmuş olmak
Wu vd. (2010)	İflas	Bir yıl içinde yasal olarak iflas başvurusunda bulunmuş olmak
Özdemir (2011)	Başarısızlık	Son iki yıl içinde üst üste zarar etmiş olma durumunu, defter değeri esaslı; hisse senedi fiyatının son iki yıl içindeki değişiminin, hisse senedinin işlem gördüğü borsanın genel endeksindeki değişim karşısındaki bağıl durumunu, piyasa değeri esaslı başarısızlık kriteri olarak almaktadır.

Kaynak: Özdemir Serkan, Choi ve Bayazıtlı, (2012), “Finansal Başarısızlık Tahminleri Yönüyle UFRS ve Bilginin İhtiyaca Uygunluğu”, **Mali Çözüm Dergisi**, Sayı: 130, İSSMO, İstanbul, 2012, ss.26-27

Türk Ticaret Kanununun 376. Maddesine göre şirketin mali durumunun bozulmasına ilişkin halleri aşağıdaki gibidir:

- Son yıllık finansal durum tablosu (bilanço)’ndan, şirket sermayesi ile kanuni yedek akçeler toplamının yarısının zarar sebebiyle karşılıksız kalması

- b. Son yıllık finansal durum tablosuna göre, şirket sermayesi ile kanuni yedek akçeler toplamının üçte ikisinin zarar sebebiyle karşılıksız kalması
- c. Şirketin borca batık durumda bulunduğu şüphesini uyandıran işaretler varsa yani şirket aktiflerinin borçların ödenmesinde yetersiz kalmasıdır.

İcra İflas Kanunu'nun "Sermayenin kaybı, borca batık olma durumu" başlıklı 179. Maddesine göre; sermaye şirketleri ile kooperatiflerin borçlarının aktifinden fazla olduğu idare ve temsil ile vazifelendirilmiş kimseler veya şirket ya da kooperatif tasfiye hâlinde ise tasfiye memurları veya bir alacaklı tarafından beyan ve mahkemece tespit edilirse, önceden takibe hacet kalmaksızın bunların iflasına karar verilir denilmektedir. İdare ve temsil ile vazifelendirilmiş kimseler ya da alacaklılardan biri, şirket veya kooperatifin malî durumunun iyileştirilmesinin mümkün olduğuna dair bir iyileştirme projesini mahkemeye sunarak iflasın ertelenmesini isteyebilir. Mahkeme projeyi ciddi ve inandırıcı bulursa, iflasın ertelenmesine karar verir. İyileştirme projesinin ciddi ve inandırıcı olduğunu gösteren bilgi ve belgelerin de mahkemeye sunulması zorunludur. Mahkeme, gerekli görürse idare ve temsille vazifelendirilmiş kimseleri ve alacaklıları dinleyebilir. İflasın ertelenmesi talepleri öncelikle ve ivedilikle sonuçlandırılır.

6362 sayılı Sermaye Piyasası Kanunu tedbirler başlığı altındaki 97. maddesine göre (www.spk.gov.tr, 2016);

- a. Sermaye piyasası kurumlarının sermaye yeterliliği yükümlülüklerini sağlayamadığı,
- b. Sermaye piyasası faaliyetlerinden kaynaklanan nakit ödeme ve finansal araç teslim yükümlülüklerini yerine getiremediği veya kısa sürede yerine getiremeyeceği,
- c. Bunlardan bağımsız olarak mali yapılarının ciddi surette zayıflamakta olduğu,
- d. Mali durumunun taahhütlerini karşılayamayacak kadar zayıflamış olması şirketin mali durumunun bozulması olarak kabul edilmiştir

5411 sayılı Bankacılık Kanunu 67. maddesine göre; önlem alınmasını gerektiren haller başlığında başarısızlığı aşağıdaki gibi saymıştır. Konsolide veya konsolide olmayan bazda yapılan denetimler sonucunda bir bankanın;

- a. Aktiflerinin vade itibarıyla yükümlülüklerini karşılayamama tehlikesiyle karşı karşıya gelmesi ya da likiditeye ilişkin düzenlemelere uymaması,
- b. Gelir ve giderleri arasındaki ilgi ve dengelerin bozulması nedeniyle kârlılığın faaliyetleri emin bir şekilde yürütecek yeterlilikte olmaması,
- c. Özkaynaklarının sermaye yeterliliğine ilişkin düzenlemelere göre yetersiz olması veya bu durumun gerçekleşmek üzere bulunması,
- d. Aktif kalitesinin malî bünyeyi zayıflatabilecek şekilde bozulması,
- e. Bu Kanuna ve ilgili düzenlemelere veya Kurulca alınan kararlara aykırı nitelikte karar, işlem ve uygulamalarının bulunması,
- f. İç denetim, iç kontrol ve risk yönetim sistemlerini kurmaması veya bu sistemleri etkin ve yeterli bir şekilde işletmemesi veya denetimi engelleyici herhangi bir hususun bulunması,
- g. Yönetiminin basiretsizliği nedeniyle bu Kanun ve ilgili mevzuat ile tanımlanmış risklerin önemli ölçüde artması veya mali bünyeyi zayıflatabilecek şekilde yoğunlaşması, hâllerinden herhangi birinin tespit edilmesi durumunda, tedbirlerin alınması istenmektedir.

Yapılan ampirik çalışmalar incelendiğinde finansal başarısızlığın farklı boyutları ile ele aldığı görülmektedir. Bu çalışmada ise aşağıdaki sayılan nedenlerden birinin gerçekleşmesi halinde ilgili işletme finansal açıdan başarısız kabul edilmiştir.

- a. Sermayesinin yarısını kaybetmiş olmak (dönem ve geçmiş yıllar zararlarının toplamı işletmenin sermayesinin yarısını aşması),
- b. Aktif tutarının %10'nu kaybetmiş olmak (dönem ve geçmiş yıllar zararlarının aktif toplamının %10'nu bulması),
- c. Üç yıl üst üste zarar etmiş olmak,
- d. Borç ödeme zorluğu içine düşmüş olmak,
- e. Üretimi durdurmak,
- f. Borçların aktif aşması,
- g. Borsa İstanbul'da işlem sırasının kapatılması,
- h. Borsa İstanbul'da kottan çıkarılma şartlarından birine uygunluk olarak belirlenmiştir.

1.1.2. Finansal Başarısızlık Türleri

İşletmeler faaliyetlerine başladıkları andan itibaren çeşitli finansal sorunlarla karşılaşabilmektedirler. Finansal başarısızlık; karlarda azalma ve zarar durumunun ortaya çıkması, teknik acizlik, negatif net değere sahip olma ve iflas olarak dört başlık altında toplanabilir.

1.1.2.1. Negatif veya Düşük Kar

İşletmeler kar elde etmek için kurulumlar fakat olumsuz şartlardan dolayı kısa süreli karını daha aza indirgeyerek düşük kar ile faaliyetlerine devam edebilirler. Bu durum uzun vadede başarısızlığı da beraberinde getirebilir. İşletme finansal zorluğa girmeye başlamasından sonra karının azaldığı, üretim faaliyetlerinin aksadığı, satış taahhütlerinin normal yürümediği ve bunların sonucunda önce karının azalmaya başlamasıyla, yeterli tedbirler alınmazsa, karların zarara dönüştüğü yani getirilerinin menfi hale geldiği görülür (Okka, 2009: 938). Eğer işletmenin faaliyetleri devamlı olarak zararlar sonuçlanıyorsa, işletmenin piyasa değerinin de düşmesine neden olacaktır (Aydın, 2013: 187).

1.1.2.2. Teknik Acizlik

Bir işletme finansal yapısının bozulmasıyla vadesi gelen kısa vadeli yükümlülüklerini karşılayamıyorsa teknik olarak borçlarını ödeyemez sayılmaktadır. İşletmenin teknik likiditesini kaybetmesi ya da teknik acizliği ve borçlarını vadesi geldiğinde ödeyememesi ve borç ödeme yeterliliğini kaybetmesi durumudur. Bu durumda işletmenin aktif toplamı borçlarından daha fazladır. Fakat işletme geçici olarak nakit sıkıntısı içerisine girmiştir. Bu nedenle de borçlarını zamanında ödeyememektedir. Bu durumda işletme, bazı varlıklarını uygun bir süre içinde nakde çevirebilirse, iflas etmekten kurtulabilecektir (Aydın, 2013: 187). Zorunlu ödemelerin yerine getirilememesi ya da borçların vadesinde ödenememesi likidite iflası olarak da adlandırılmaktadır. Böyle durumlarda bazen işletme sahipliği, sermayedarlardan alacaklılara geçebilmektedir.

1.1.2.3. İflas

Türk Dil Kurumu sözlüğünde iflas;

- a. Borçlarını ödeyemediği mahkeme kararı ile tespit ve ilan olunan iş adamının durumu, batkî, batkînlık, müflislik,
- b. Yenilgiye uğrama, değerini yitirme,
- c. İşlevini veya görevini yapamama olarak tanımlanmaktadır (www.tdk.gov.tr, 2016).

İşletmeler yaşanan finansal sıkıntıları giderememesi durumunda, iflasla yüzleşebilmektedir. İflas işletmenin yükümlülüklerinin toplam varlıklarının değerini; varlıklarının ise, borçlarını karşılayamaz duruma gelmesi şeklinde tanımlanmaktadır (Weston ve Brigham, 1974).

İflas, işletmenin borçlarının tamamını ödeyememe, yani toplam borçların toplam aktifleri aştığı durumdur. Toplam yükümlülüklerinin defter değeri, varlıklarının gerçek değerinden daha fazla olan işletme negatif net değere sahiptir. Bu teknik acizlikten daha önemli bir durumdur. Çünkü negatif net değere sahip olma genellikle ekonomik başarısızlığın bir işaretidir ve sıklıkla işletmenin tasfiyesiyle sonuçlanır (Torun, 2007: 6).

Zorunlu ödemelerin yerine getirilememesi ya da borçların vadesinde ödenememesi "likidite iflası" olarak adlandırılmaktadır. İflas etmiş bir işletmenin öz sermayesi negatiftir. Başka bir ifade ile işletme varlıklarının defter değerinin borçların defter değerinin altına düşmesi durumudur. Bu durum "borç ödeme gücü iflası" olarak da adlandırılmaktadır (Okka, 2009: 939). İşletme sahipliğinin, sermayedarlardan alacaklılara geçmesi de iflas sayılmaktadır.

İşletmenin borçlarını ödeyememesi sonucunda menfaat gruplarının talepleriyle iflas süreci başlamaktadır. İflas halinde borçlunun bütün mal varlığına el konulmaktadır. İflas kararını iflas edenin veya alacaklıların talebi üzerine ticaret mahkemesi vermektedir. Ticaret mahkemesi tarafından iflasına karar verilen bir borçlunun (müflisin), haczedilebilen bütün mal varlığı, cebri icra yoluyla paraya çevrilmektedir. Elde edilen gelirden bütün alacaklıların alacakları ödenmeye çalışılmaktadır. İşletmenin borçlarını ödeyememesi sonucunda farklı menfaat gruplarının talepleriyle iflas süreci

başlamaktadır. Bazen, iflas kavramı başarısız bir işletmeyi belirtmek için kullanılsa da, mahkeme tarafından ilan edilmedikçe hiçbir işletme hukuki olarak iflas etmiş sayılmaz.

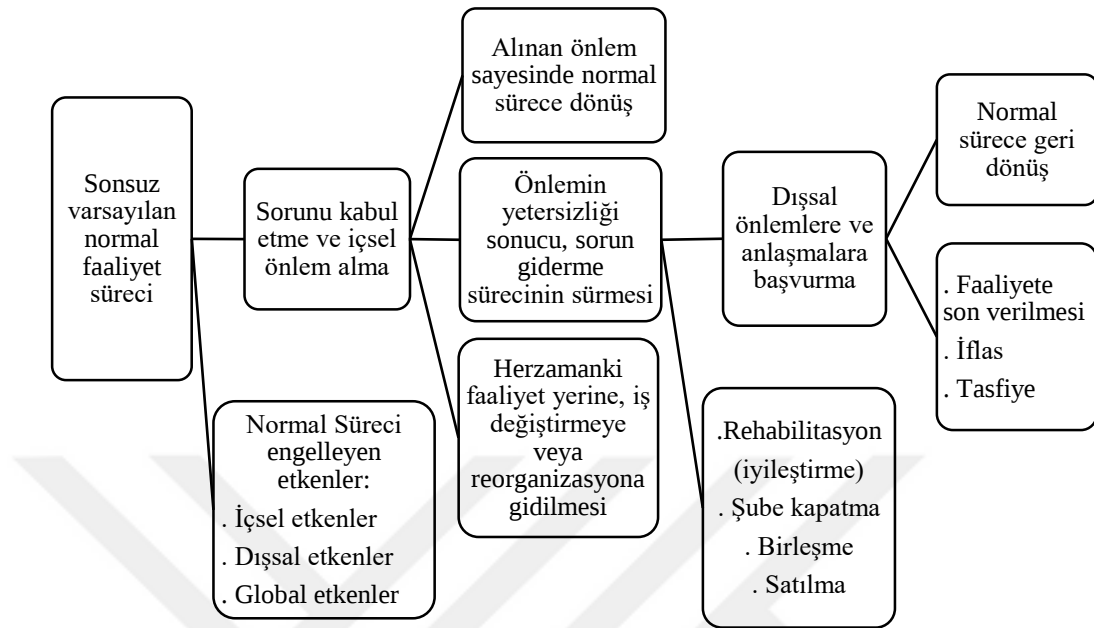
1.1.3. Finansal Başarısızlığın Nedenleri

İşletmelerde başarısızlık, işletme yönetiminin kontrol altına alabileceği işletme içi değişkenlerden kaynaklanabileceği gibi, işletme yönetiminin müdahale edemeyeceği işletme dışı nedenlerden de ortaya çıkabilmektedir. İşletmenin kontrolü altındaki işletme içi faktörler ise; yönetim, yatırım, üretim, pazarlama, finans, insan kaynakları yönetimi, halkla ilişkiler olarak sayılabilir. İşletmeler, içinde faaliyet gösterdikleri çevreden etkilenen ve bu çevreyi etkileyen iktisadi birimlerdir. Bundan dolayı, işletme başarısızlığına neden olabilecek faktörlerden bazıları işletmenin kontrolü dışındaki çevresel faktörlerdir. Bunlar; toplumsal çevre, yasal çevre, politik çevre, ekonomik çevre ve doğal çevre olarak sayılabilir.

1.1.4. Finansal Başarısızlığı Önleme Yolları

Finansal başarısızlıklar genellikle bir süreç şeklinde ve çeşitli nedenlerle ortaya çıkmaktadır. İç ve dış nedenlerden dolayı işletmenin büyümesi durmakta ve dolayısıyla buna yönelik alınabilecek önlemlerde sorunların türüne göre farklılık göstermektedir. Bu nedenle başarısız işletmelerde başarısızlık nedenleri doğru şekilde tespit edilmelidir. Çünkü işletmelerin başarısızlıklardan kurtuluş yöntemleri başarısızlık nedenlerine ve işletmelerin meslek kollarına göre farklılık göstermektedir. Sorunun ortaya çıktığı andan itibaren gerekli önlemler alınarak işletmenin normal faaliyetlerine dönmesi sağlanabilmektedir. Başarısızlığın oluşum sürecini ve işletmenin karşılaştığı soruna karşı aldığı önlemleri ve ulaşılabilecek sonuçları şekil 1.2'deki gibi göstermek mümkündür.

Şekil 1.1: Başarısızlığın Oluşum Süreci ve Çözüm Yolları



Kaynak: Nurhan Aydın, (2013), **Finansal Yönetim II**, Anadolu Üniversitesi Yayınları, Ankara, s.186.

Finansal yapısı bozulmuş, yükümlülüklerini yerine getirme gücü zayıflamış bir işletmenin finansal durumunu güçlendirmek amacıyla; borçların vadesini uzatmak, borçları konsolide etmek veya yeniden yapılandırmak, alacaklıların anlaşma sonucunda alacaklarının bir bölümünden vazgeçmeleri, işletmelerin sermaye yapısının yeniden düzenlenmesi ve sermaye yapısının güçlendirilmesi, varlıkların yeniden değerlendirilmesi, maddi duran varlıkların satılarak uzun süreli olarak kiralanması, mali duran varlıkların kısmen veya tümüyle paraya çevrilmesi, borçların menkul kıymet haline dönüştürülmesi ve konkordato önerilmesi gibi önlemlere başvurulabilir (Akgüç, 1998: 949).

Ürün ve hizmet maliyetleri fazla ise maliyetlerin azaltılması, gereksiz maliyetlerin elenmesi, gerekli maliyetlerin ise dengelenmesi gerekmektedir. Gereksiz maliyetlerin elenmesindeki amaç, işletmenin ürettiği ürünlerin kalitesini ve piyasa değerini düşürmeden kaynakların en etkin kullanılması ve ortadan kaldırılacak faaliyetlerin saptanması ve bunların maliyetlerinde bir tasarruf sağlanmasıdır (Karacan ve Savcı, 2011).

Yönetimden kaynaklanan başarısızlığı gidermek için yönetimin yeniden yapılandırılabilir. Başarısızlık çalışanlardan kaynaklanıyorsa mevcut çalışanlara iş eğitimi sağlanabilir, yeni alınacak elemanlarında kalifiye eleman olmasına dikkat edilebilir.

Borçlardan kaynaklanan başarısızlıklarda; borçlar vadesinde ödenmeli veya vadeleri uzatılmalıdır. İyi bir pazarlama ağının kurulması gerekir. İşletmenin çalışanlarına ve menfaat gruplarına yönelik iyi bir iletişim ağının kurularak olumlu imaj yaratılması, olumsuzlukların giderilmesi sağlanabilir. İç pazarların daralmasıyla dış pazarlara açılıp satış sonrası garanti ve servis ağını kurarak burada devamlılığı sağlanabilir. Ürün çeşitlemesi yoluna gidilebilir. Gerekirse yeni teknoloji geliştirilebilir, üretim süreçleri ve teknolojileri geliştirilerek ürün kalitesi artırılabilir.

1.1.5. Finansal Başarısızlığın Tahmin Edilmesinin Önemi

Başarısızlık tahmin modelleri; şirketlerin geleceğini tahmin edebilmek için finansal tablolardan alınan bilgileri kullanır. Bu bilgilerin yayınlanması, ekonomik karar alıcıların tablolarda yer alan finansal bilgilere kolaylıkla ulaşılabilmesini sağlamaktadır (Zaif, 2007: 114). İşletme başarısızlıkları, işletme içi ve işletme dışı pek çok çıkar grubunu yakından ilgilendirmektedir. Gelir kaybı ve ödemelerin zamanında yapılmaması; çalışanlar, hissedarlar, kredi verenler ve tedarikçiler üzerinde ciddi bir etkiye sahip olabilir. Şirketin kendi yatırımlarında ki başarısızlık hissedarlar ile yöneticileri karşı karşıya getirebilir. Başarısızlığın önceden tahmin edilmesiyle başarısızlığı önlemek için alternatif stratejiler uygulanabilir.

İşletmenin başarısı, hissedarları, yöneticileri, çalışanları, borç verenleri, tedarikçileri, müşterileri, toplum ve devleti yakından ilgilendirmektedir. Finansal başarısızlığın tahmin edilmesi, ülke ekonomisi ve toplum üzerinde yarattığı sosyo-ekonomik sorunlar nedeniyle son derece önemlidir. Gerek gelecekte başarısız olacağı tahmin edilen işletmelerde koruyucu ve düzeltici önlemler alabilmek, gerekse kötü performans gösteren işletmeleri tespit edebilmek açısından da önemlidir.

Başarısızlığı önceden doğru olarak tahmin edilmesi bir erken uyarı sistemi olarak ileride ortaya çıkabilecek sorunların önceden belirlenmesine ve yöneticilerin başarısızlığı önleyecek tedbirleri almalarını sağlayacaktır. Bunun yanı sıra, hızlı ve

istikrarlı karar vermeye yardımcı olduğundan işletmelerde aktif yönetim anlayışını geliştirecektir. Yöneticiye kendi işletmesinin durumu hakkında tarafsız bir bilgi sağlayacağı gibi, iş ilişkisi içerisinde bulunduğu işletmeler hakkında da doğru kararlar vermesine yardımcı olacaktır.

Günümüzde işletmeler, sermaye ihtiyaçlarını finansal kuruluşlardan ya da çeşitli menkul kıymetler aracılığıyla çok sayıda yatırımcıdan karşılamaktadırlar. Gerek bir işletmeye yatırım yapmış olan mevcut yatırımcılar, gerekse yatırım yapmayı düşünen potansiyel yatırımcılar kararlarını verirken işletme ile ilgili bilgilerden yararlanmaktadırlar. Başarısızlığın doğru olarak tahmin edilmesi yatırım kararlarının doğru olarak verilmesini sağlayacaktır. İflas tahmin modelleri yardımıyla yatırımların verimli ve uygun alanlara kanalize edilmesi, ülke ekonomisi açısından da önemli yararlar sağlayacaktır (Akkoç, 2007).

Kredi kullandıran kuruluşlar açısından da işletmenin mali başarısızlıklarının önceden tahmini önem arz eder. Mali başarısızlık riskinin önceden bilinmesi bu kuruluşların kredi verdikleri işletmeleri seçmesinde büyük kolaylık sağlayacaktır. Mali analistlerin yanında dış denetçiler için de mali başarısızlık tahmin çalışmaları yardımcı bir araç olarak kullanılabilir.

1.2. ARAŞTIRMA HAKKINDA

Bu bölümde, araştırmanın yapılmasındaki amaç, araştırmanın ulusal ve uluslararası literatürdeki yeri ve önemi, araştırmanın kısıtları, sınırlılıkları ve planı ile araştırmada kullanılan veriler ve yöntemden bahsedilmektedir.

1.2.1. Araştırmanın Problemi

Bu çalışmada araştırmanın problemi olarak aşağıdaki sorulara cevap aranacaktır.

- a. Araştırma kapsamındaki işletmeleri, bir erken uyarı modeliyle başarılı veya başarısız gruplara ayırmak mümkün müdür? YSA kullanılarak başarı veya başarısızlığı tahmin edecek iyi bir model geliştirilebilir mi?
- b. Mali tablolardan elde edilen finansal oranlar işletmelerin iflasının öngörüsünde kullanılabilir mi?

- c. Değişken sayısının istatistiksel modeller kullanılarak azaltılması iflas öngörü modellerinin başarısını arttırabilir mi?
- d. Bu grupların özellikleri ile işletmelerin finansal açıdan başarı veya başarısızlığında etkili faktörler veya değişkenler nelerdir?
- e. İflas eden veya etmeyen işletmeleri birbirinden ayıran farklılıklar var mıdır?
- f. Finansal başarısızlığın öngörülmesi ile başarısızlıkların olumsuz etkileri azaltılabilir mi?
- g. Elde edilecek istatistik modellerin ülke ekonomisi için kaynak israfına yol açan işletme iflas veya başarısızlıkların önceden tahmin etmede kullanılabilmesi mümkün müdür?

1.2.2. Araştırmanın Amacı

Bu çalışmanın iki temel amacı bulunmaktadır. İlk olarak istatistiksel teknikler kullanılarak iflas eden ve iflas etmeyen işletmeleri birbirinden ayırabilecek finansal oranlar tespit edilecektir. Böylece önemli olduğu düşünülen finansal oranlar tespit edilecek ve iflas öngörüsünde en başarılı olan değişken seçim yöntemi belirlenecektir. Sonrasında iflas öngörüsü modelleri YSA ile kurulacaktır. Böylece de YSA'nın iflas öngörüsündeki başarısı değerlendirilecektir. Literatür incelendiğinde değişken seçiminde çeşitli istatistiksel yöntemlerin kullanıldığı görülmektedir. Bu yöntemler çoklu diskriminant analizi, çoklu regresyon analizi, logistik regresyon analizi, faktör analizi, t testi, diskriminant analizi, kümeleme analizi, temel bileşenler analizi v.b. olarak sıralanabilir. Bu çalışma ile Borsa İstanbul'da işlem gören/görmüş işletmelere dönük olarak yapılacak öngörülerde hangi istatistiksel tekniğin daha başarılı olduğu ortaya konulmaya çalışılmaktadır.

1.2.3. Araştırmanın Önemi

Erken uyarı görevini yerine getirecek olan bu model, tüm bilgi kullanıcılarını yakından ilgilendirmektedir. İşletmelerin ileride karşılaşacakları iflas için, zamanında önlemler alabilmek için önem taşımaktadır.

İflasın öngörülmesi; iflasa düşmelerin altında yatan nedenleri ortaya çıkardığı kadar, işletmelerin başarısızlıklarını öngörerek başta yatırımcılar olmak üzere, kredi

verenler, devlet, denetçiler, düzenleyici görevler üstlenen kuruluşlar ve doğal olarak yöneticilere gerekli olan önlemlerin alınmasını sağlar.

Küreselleşme süreci ile birlikte işletmeler, ağırlaşan rekabet koşullarında yaşam mücadelesi veren birimler haline dönüşmüştür. Rekabet koşullarını iyi analiz edip, belirsizlikle mücadelede esnek planlara sahip işletmeler başarılı olabilirler. Yatırım kararlarında da ilk tercih başarılı işletmeler lehine olacaktır. Yatırım kararlarının verilmesinde yatırımcıların sahip olduğu veri seti genellikle işletmelere ilişkin mali tablo verileridir. Ancak mali tablo bilgilerine dayalı olarak yapılacak yatırım kararları, çok fazla değişkenin göz önünde bulundurulmasını gerektirmektedir (Vatansever ve Aydın, 2014).

1.2.4. Araştırmanın Varsayımları

Bu tez çalışmasında finansal başarısızlığı öngörmek üzere, Sermaye Piyasası Kanunu'na tabi ve/veya Borsa İstanbul'da işlem gören işletmelere ait finansal tabloların işletmelere ait bilgileri doğru bir şekilde yansıttığı varsayılarak, İflas öngörü çalışması gerçekleştirilmiştir. Diğer bir varsayım ise, finansal tablolardan elde edilen oranların işletmelerin finansal durumunu öngörmede kullanılabileceğidir.

1.2.5. Araştırmanın Kısıtları ve Sınırlılıkları

Çalışmanın kapsamına Sermaye Piyasası Kurumu (SPK) ve Borsa İstanbul'da işlem gören şirketlerin alınmasındaki temel etken Türkiye'de iflas eden işletmelere ait bilgilerin bulunmasındaki zorluktur. Sektör ayrımı yapılmamasının nedeni ise, iflas eden işletme sayısının az olması ve analiz tekniklerinin daha genel sonuçlara ulaşmasını sağlamaktır. Bu tür veri bulma zorlukları çalışmada, kamuya açık nitelikteki SPK ve Borsa İstanbul'a tabi işletmelerin finansal tablolarıyla yetinilmesi sonucunu doğurmuştur.

İşletmelerin başarısızlığının öngörülmesinde; işletme içi ve işletme dışındaki ekonomik veriler, finansal veriler ve finansal olmayan veriler doğruluk oranını artıracığından dolayı kullanılabilir. Başarısızlığın analizinde finansal ve operasyonel bilgiler yanında, niteliksel bilgilerinin de incelenmesi gerekmektedir (Çakır 2005). Operasyonel ve niteliksel bilgilere kolaylıkla ulaşılamamakta, ulaşılan bilgilerse işletmeler arasında standart bir yapı sergilememekte ve bilgilerin kullanımı

zorlaşmaktadır. Dolayısıyla bu çalışmada işletmelerle ilgili finansal, operasyonel ve niteliksel bilgilerin farklı yöntemlerle elde edilmesi ve analiz tekniklerinin farklı olmasından dolayı sadece finansal bilgiler kullanılmaktadır. Yapılan çalışmada seçilen şirketlerin sadece finansal durum tablosu ve gelir tabloları esas alınmış olup, şirketlerin nakit akım ve diğer finansal tablo verileri analize dahil edilmemiştir.

1.2.6. Araştırmanın Verileri

Bu çalışmanın kapsamını, Türkiye'de 1983-2012 yılları arasındaki dönemlerde Sermaye Piyasası Kanunu'na tabi ve/veya Borsa İstanbul'da işlem gören sanayi, ticaret ve hizmet işletmeleri oluşturmaktadır. Veriler, işletmelerin dönem sonu finansal durum tabloları (bilanço) ve dönem sonu kapsamlı gelir tablolarından elde edilmiştir.

Araştırma evrenini iflas eden işletmeler ve iflas etmeyen işletmeler oluşturmaktadır. Ancak araştırma evreninde yer alan tüm işletmelere ulaşılması zaman, emek ve maliyet bakımından güç olduğundan örneklem seçimine gidilmiştir.

SPK ve Borsa İstanbul'da işlem gören İşletmelere ait muhasebe sistemlerinin ve bilgilerinin SPK ve Borsa İstanbul tarafından sıkı takip altında olması, bağımsız denetimden geçmesi nedeniyle taşıdıkları güvenilirlik, bu işletmelerin finansal durumunun ülkedeki çok sayıda bilgi kullanıcılarını yakından ilgilendiriyor olması, işletmelerin verilerini kullanmada belirleyici rol oynamıştır.

İşletmelerin seçiminde sanayi, ticaret ve hizmet sektörü ayrımı yapılmamıştır. Elde edilen modelin, sadece bir sektörde başarılı sonuçlar üreten modele göre daha genel ve geçerli sonuçlar üreteceği düşünülmüştür.

Bu kapsam ve kriterler bazında 108'i iflas eden, 108'i iflas etmeyen, toplam 216 işletmeden oluşan bir örneklem kullanılmıştır.

Çalışmada geliştirilen modeller bağımsız değişken olarak finansal oranları kullanmaktadır. Yazında üzerinde birleşilen, önemli olduğu kabul edilen, yaygın olarak kullanılan, kolay hesaplanabilir oranlar seçilmiştir. Bunlar Likidite Oranları, Mali Yapı Oranları (Finansal Kaldıraç Oranları), Faaliyet Oranları (Varlık Kullanım Etkinliği Oranları) ve Karlılık Oranları olarak dört gruba ayrılmıştır.

Örneklemede yer alan işletmelerin tamamı için oranların hesaplanmasında Windows Excel 2010 yazılımı kullanılmıştır. Böylelikle hemen hemen tüm yazılımlar tarafından okunabilen bir veri tabanı oluşturulmuştur.

1.2.7. Araştırmanın Yöntemi

Bu çalışmanın yöntem kısmı iki başlıktan oluşmaktadır. İlk olarak veri setinin tamamı üzerinde boyut indirgeme çalışması yapılmıştır. Bu noktada t-testi, diskriminant analizi, logistik regresyon analizi, faktör analizi ve korelasyon analizi, yöntemleri veri indirgeme için kullanılmıştır. Böylece veri indirgemedede kullanılan her bir yöntemin önemli olarak belirlediği finansal oranlar tespit edilmiştir. Veri indirgeme yöntemlerinin analizi IBM SPSS Statistics Versiyon 20 paket programıyla gerçekleştirilmiştir. Daha sonra bu oranlar kullanılarak yapay sinir ağ modeli ile iflas öngörüsü gerçekleştirilmiştir. Böylece yapay sinir ağlarının iflas öngörüsünde ne derece başarılı olduğu ortaya konulduğu gibi aynı zamanda veri indirgeme konusunda hangi yöntem ve yöntemlerin başarılı olduğu da tespit edilmiştir. Yapay sinir ağı modelinin geliştirilmesinde, ağı eğitimi ve test aşamasındaki performansının ölçülmesinde ThinksPro-Network for Windows yazılımından yararlanılmıştır.

1.2.8. Araştırmanın Planı

Çalışma üç bölümden oluşmaktadır. Birinci bölümde çalışmayla ilgili giriş ve genel değerlendirmeler yapılmaktadır. İkinci bölümde, veri indirgeme yöntemlerinden bahsedilmekte ve bu yöntemler kullanılarak veri indirgemesi yapılmaktadır. Üçüncü bölümde ise, veri indirgeme analizlerinden elde edilen değişkenler kullanılarak yapay sinir ağ modeli ile iflas öngörü modelleri geliştirilmiştir.



İKİNCİ BÖLÜM

VERİ İNDİRGEME YÖNTEMLERİ

2.1. GİRİŞ

Küreselleşme süreci ile birlikte işletmeler, ağırlaşan rekabet koşullarında yaşam mücadelesi veren birimler haline dönüşmüştür. Rekabet koşullarını iyi analiz edip, belirsizlikle mücadelede esnek planlara sahip işletmeler bu süreçte başarılı olarak yer almaktadırlar. Yatırım kararlarında da ilk tercih başarılı işletmeler lehine olacaktır. Yatırım kararlarının verilmesinde yatırımcıların sahip olduğu veri seti genellikle işletmelere ilişkin mali tablo verileridir. Ancak mali tablo bilgilerine dayalı olarak yapılacak yatırım kararları, çok fazla değişkenin göz önünde bulundurulmasını gerektirmektedir. Bu doğrultuda bu çalışmanın ilk amacı çok fazla sayıdaki mali tablo verisini, daha az sayıda ve anlamlı verilere indirgemektir. Bu amaçla çalışmada veri indirgeme için t-testi, diskriminant analizi (DA), LRA analizi (LRA), faktör analizi ve korelasyon analizi kullanılmıştır. Çalışmanın bir diğer amacı ise, bu analizlerin iflas öngörüsündeki başarılarını ortaya koyarak karşılaştırmaktır.

2.2. LİTERATÜR TARAMASI

İflas öngörü çalışmaları 1960'lı yıllara kadar dayanmaktadır (Akkoç vd., 2015: 26). Ancak son yıllarda bu alanda veri indirgeme yöntemleri kullanılarak önemli değişkenlerin seçimi gerçekleştirildikten sonra İflas öngörü çalışmaları yapılmaya başlanmıştır. Böylece daha yüksek öngörü performansı ortaya koyan çalışmalar literatürde bulunmaktadır. Aynı zamanda İflas öngörüsünde daha önemli bilgi sunan finansal oranları en iyi tespit eden veri indirgeme yöntemleri de ortaya konulmuştur. Çalışmanın bu kısmında veri indirgeme yöntemlerini kullanarak gerçekleştirilen İflas öngörü çalışmalarına yer verilmiştir.

Literatürde iflasın öngörülmesinde kullanılacak değişkenlerin seçimine yönelik çok sayıda çalışmanın yer aldığı görülmektedir. İflas öngörü literatürü incelendiğinde, model kurulurken bağımsız değişken olarak genelde finansal oranlar kullanılmıştır. Bunun yanında işletmeye ilişkin diğer bilgilerden de yararlanan çalışmalar mevcuttur.

İflası tahmin etmeye yönelik tek boyutlu ve çok boyutlu tahmin modellerini kullanan çalışmalar yapılmıştır. Tek boyutlu modeller ile finansal oranlar ayrı ayrı ele alınarak İflas tahmin edilmeye çalışılmıştır. Dolayısıyla bu modellerde İflas tek bir

değişkene bağlı olarak öngörülmeyle çalışılmıştır. Çok boyutlu modellerde ise birden çok finansal oran ile öngörü yapılmaya çalışılmıştır.

2.2.1. Veri İndirgem Yöntemleri İle Yurtdışında Yapılan Çalışmalar

İflas tahmini alanında yapılan ilk çalışmalar; Ramser ve Foster (1931), Fitzpatrick (1932), Winakor ve Smith (1935), Merwin (1942) olarak bilinmektedir (Torun, 2007). Bu çalışmalar, hiçbir istatistiksel yöntem kullanmaksızın sadece başarısız ve başarısız olmayan işletmelerin finansal oranlarını karşılaştırmaktadırlar (Uğurlu ve Aksoy, 2006).

1935 yılında Smith ve Winakor tarafından gerçekleştirilen bir çalışmada, Amerika Birleşik Devleti (ABD)'nde 1923-1931 yıllarında faaliyette bulunan ve finansal başarısızlık yaşayan aynı zamanda 1931 yılında finansal başarısız olan 133 işletmeyi ele almışlardır. Bu çalışmada net işletme sermayesi oranının, finansal başarısızlığı öngören en önemli oran olduğu belirtilmiştir (Altman, 1988: 14-15).

Finansal başarısızlık konusunda yapılan ilk çalışmalardan biri de Merwin tarafından 1942 yılında gerçekleştirilmiştir. 1926-1936 yıllarında faaliyette bulunan 900'ün üzerinde işletme faaliyetlerine devam eden ve faaliyetlerini sonlandıran olmak üzere iki gruba ayrılarak incelenmiştir. İşletmelere ilişkin veriler 6 yıl öncesine kadar uzanmaktadır. Yazar finansal oranların öngörü gücünün bulunduğunu ve üç oranın başarılı sonuçlar verdiğini belirtmiştir. Söz konusu oranlar; cari oran, net varlıkların toplam borçlara oranı ve net işletme sermayesinin toplam varlıklara oranıdır (Altman, 1988: 15-16).

Beaver (1966: 71-111) yaptığı çalışmada istatistiksel bir teknik kullanarak finansal başarısızlık tahminini inceleyen ilk araştırmacıdır. Çalışmasında 79 başarısız işletme ve 79 başarısız olmayan işletmeyi kullanmıştır. İşletmelerin sektör bazında ve varlıklarının büyüklüğüne göre eşleştirme işlemi yapılmıştır. Beaver, yöntem olarak, tek değişkenli diskriminant analizini kullanmıştır. Çalışmada finansal oranları tek tek incelemeye ve her bir oran için bir kopuş değeri bulunmaya çalışılmıştır. Beaver, 30 finansal oran kullanılarak bu oranlar 6 grupta toplamış ve her gruptan yalnızca bir oran alınmıştır. Çalışma sonucunda, başarısız işletmeleri başarısız olmayan işletmelerden ayırmada 5 oranın önemli olduğunu bulmuştur. Bu oranlardan, (Nakit Akışı/Toplam

Borç) oranı, finansal başarısızlığı bir yıl önceden %87, iki yıl önceden %79, üç yıl önceden %77, dört yıl önceden %76 ve beş yıl önceden %78 doğrulukla tahmin etmiştir. (Beaver, 1966: 70-79). Beaver finansal oranları kullanarak gerçekleştirmiş olduğu çalışmada, başarısız ve başarısız olmayan işletmelerin oran ortalamalarının birbirinden farklı olduğunu belirlemiş ve finansal başarısızlık yılı yaklaştıkça bu farklılaşmanın arttığını belirtmiştir. Tüm işletmelere ilişkin oranlar hesaplandıktan sonra yanlış sınıflandırmayı minimize eden bir kırılma noktası seçilmiş ve öngörüler buna göre yapılmıştır. Beaver finansal başarısızlık yaşanmadan önceki yılda işletmelerin durumunu %87 oranında doğru bir şekilde sınıflandırmıştır.

Beaver (1968)'de yaptığı ikinci çalışmada, finansal oranlar ve hisse senetlerinin piyasa değerindeki değişimleri kullanarak işletmelerin finansal başarısızlıklarını tahmin etmeye çalışmıştır. Çalışma ile, hisse senedi fiyatlarının finansal oranlardan daha kısa sürede finansal başarısızlığı tahmin ettiği, ancak bu süre farkının çok az olduğu bulunmuştur (Beaver, 1968: 180-190).

Finansal başarısızlık tahmini alanında, dönüm noktası olarak görülen çalışma ise Altman (1968)'in yaptığı çalışmadır. Çalışmada finansal başarısızlık kriteri olarak iflas kavramı kullanılmıştır. 1946-1965 yılları arasında, üretim işletmeleri üzerinde yapılan çalışmada 33 iflas etmiş ve 33 iflas etmemiş işletmenin finansal verilerini kullanmıştır. 22 finansal oranı değişken olarak kullanılan analiz sonucunda 5 değişkenli diskriminant modeli elde edilmiştir. Bu modele göre, İflasın bir yıl öncesi için %95 oranında doğru sınıflandırma yapılmıştır. Tip I hata %6, Tip II hata oranı ise %3 olarak tespit edilmiştir. İki yıl öncesi için %83 oranında doğru sınıflama yapılmıştır. Tip I hata %28, Tip II hata oranı ise %6 olarak tespit edilmiştir. (Altman, 1968: 600). Ortaya konulmuş olan model ise aşağıdaki gibidir;

$$Z = 0,012 X1 + 0,014 X2 + 0,033 X3 + 0,06 X4 + 0,999 X5$$

Burada;

X1; Net İşletme Sermayesi / Toplam Varlıklar

X2; Dağıtılmayan Karlar / Toplam Varlıklar

X3; Faiz ve Vergi Öncesi Kar / Toplam Varlıklar

X4; Öz Kaynaklar / Toplam Borçlar

X5; Net Satışlar / Toplam Varlıkları göstermektedir.

Altman, bu finansal oranların ağırlıklarına ve karşılıklı ilişkilerine bağlı kalarak iki işletme grubunu birbirinden en iyi şekilde ayıran bir diskriminant fonksiyonu elde etmeye çalışmıştır. Altman'ın çalışmasında kullanılan kopuş değerleri 1,81 ve 2,675'tir. Diskriminant skoru 1,81'in altında olan işletmeler iflas eden işletmeler grubuna, 2,675'in üzerinde olan işletmeler ise başarılı işletmeler grubunda gösterilmektedir. 1,81 ve 2,675 arasındaki alan ise gri bölgeyi temsil etmektedir. Bu çalışmada, finansal başarısızlığın 5 yıl öncesinden, finansal oranları bağımsız değişken olarak kullanarak öngöründe bulunmuştur. İşletmeler finansal başarısızlıktan önceki ilk yıl için %95, iki yıl öncesi için %72, üç yıl öncesi için %48, dört yıl öncesi için %29 ve 5 yıl öncesi için %36 oranında doğru gruplara ayırabilmiştir. İflasların tahmini iki yıl önceden oldukça güvenilir bir biçimde yapılmasına karşın bu güven üçüncü yıldan başlamak üzere oldukça azalmaktadır (Altman, 1968: 604). Çalışmada geliştirilen fonksiyon, 24 başarısız, 79 adette başarısız olmayan işletmeden oluşan farklı bir örneklem üzerinde uyguladığında ise başarısız işletmeleri %96 oranında, başarısız olmayan işletmeleri ise %79 oranında doğru sınıflandırmıştır.

Altman aşağıda belirtilen nedenlerden dolayı diskriminant fonksiyonunu geliştirme ihtiyacı duymuş ve ortaya 7 finansal oranın kullanıldığı ZETA modeli olarak adlandırılan fonksiyonu geliştirmiştir. Söz konusu nedenler (Aktaş, 1997: 39);

- Z modeli geliştirilirken, örneğe daha çok küçük işletmeler alınmıştır. Ama, bugün işletmelerin ölçeği geçmişe kıyasla daha büyüdüğünden, Z modeli yetersiz kalabilmektedir.
- Z modeli geliştirilirken, örneğe sadece imalat sektöründeki işletmeler alınmış ve dolayısıyla ticaret ve hizmet sektörüne modelin genelleştirilmesi sorunu ortaya çıkmıştır.
- Yeni muhasebe düzenlemelerinin yapılması Z modelinin güvenilirliğini sarsmıştır.

7 finansal oran kullanılarak geliştirilmiş olan modelde, başarısız 53 işletme ile 58 başarısız olmayan işletmeyi örnekleme dahil etmiştir. Zeta modelinde kullanılan değişkenler aşağıda belirtildiği gibidir (Altman, 1993: 212-214).

- Varlıklar üzerinden getiri,
- Karlılığın istikrarı,
- Faizi karşılama oranı,
- Kümülatif karlılık,
- Likidite,
- Özsermayenin toplam varlıklara oranı,
- İşletme büyüklüğü

Tamari (1968), İsrail’de 16 adet iflasını isteyen ve 12 tanede iflas etmiş işletme üzerinde çalışma yapmıştır. Söz konusu işletmeler 1956-1960 yılları arasında faaliyette bulunan işletmelerin, geleneksel tek değişkenli yöntemler yerine, birden fazla finansal oran aynı anda kullanılarak finansal açıdan başarısızlığı tahmin edilmeye çalışılmıştır. İşletmelerin risk durumunu tek bir değişken yerine, çok sayıda orandan meydana gelen bir indeksle tespit etmenin daha etkin olacağını savunarak risk indeksini önermiştir. Araştırmada altı finansal orana sübjektif bir değerlendirmeye katsayılar verilmiştir. Finansal başarısızlık yaşayan işletmelerin finansal oranlarının iflastan 5 yıl öncesinde sinyal vermekte olduğu ve oranların aynı endüstrideki işletmenin oranlarından daha düşük olduğu aynı zamanda iflas yaklaştıkça söz konusu oranların daha da düştüğü sonucuna ulaşılmıştır.

Meyer ve Pifer (1970), çok değişkenli regresyon analizini finansal başarısızlığın öngörüsünde ilk defa kullanan araştırmacılarıdır. DA’dan farklı fakat aynı sonucu veren 0-1 regresyon tekniğini bankalar üzerinde uygulamışlardır. Ticari bankaların iflaslarını öngörmeyi amaçlayan modelde, 1948 - 1965 yılları arasında A.B.D.’de iflas etmiş 55 bankadan 39 tanesi araştırma kapsamına alınmış ve eşlemeli örnekleme yöntemi kullanılarak toplam 78 banka üzerinde analiz yapılmıştır. Eşlemede bankaların aynı şehirden, aynı aktif büyüklerine sahip, aynı yaşam süresinde ve aynı denetim organlarınca denetlenmiş olmasına dikkat edilmiştir. Bağımsız değişken olarak finansla durum tablosu, gelir tablosu ve banka müfettişlerinin raporlarından elde edilen 32 finansal oran

kullanılmıştır. Çoklu regresyon modeliyle çalışmanın sonucunda, iflas tarihinden 1 ve 2 yıl öncesi için doğru tahmin oranı %80 olarak bulunmuştur. Yalnız iflas tarihinden 2 yıldan geriye gidildikçe bağımsız değişkenlerin bankaları doğru gruplara ayırmada yetersiz kaldığı saptanmıştır.

Orgler (1970) yaptığı çalışmada, 75 zarara neden olan kredi ile 225 tahsil edilen krediye ait değişkenlere, çoklu regresyon analizi uygulamıştır. Likidite, faaliyet, kaldıraç ve karlılığın ölçülmesinde kullanılan çok sayıda oranla birlikte şirketin son yıl finansal durum tablosunun tasdik edilmiş olması, ödeme gücü ve banka denetçisinin kredi ile ilgili görüşleri gibi bilgileri de kapsayan göstergeler bağımsız değişken olarak kullanılarak bir model oluşturulmaya çalışılmıştır. Bu çalışmada, kötü kredilerin %16'sını marjinal kötü kredi olarak kabul etmiş ve bu kredilerin kötü kredi olarak nitelendirilmesi gerektiği belirtilmiştir. Çalışmada, 40 kötü kredi ve 80 iyi kredi seçilerek aynı fonksiyon test edilmiştir. Fonksiyonunun test edilmesi ile daha iyi sonuçlar elde edildiğini ve kötü kredilerin %2,5'inin yanlış bir şekilde iyi kredi olarak sınıflandırıldığını belirtmiştir.

Deakin (1972: 167-179) yaptığı çalışmada Beaver ve Altman'ın modellerini bir araya getirmeye çalışmıştır. Beaver'in kullandığı 14 oranı almış ve bunların doğrusal kombinasyonlarını saptamayı hedeflemiştir. Çalışmada 1964-1970 yılları arasında başarısızlığa uğramış 32 işletme ile rasgele seçilen 32 başarısız olmayan işletme analiz edilmiştir. İşletmeler seçilirken aynı büyüklükte ve sektörde olmaları sağlanmıştır. Çalışmada beş yıllık finansal durum tablosu kalemleri ortalamaları karşılaştırılmıştır. Başarılı işletme ortalamaları ile başarısız işletme ortalamaları arasındaki farklar tespit edilmiştir. Bu kalemler, satışlar, net kar, nakit akım ve satılabilir menkul kıymetler, alacaklar, dönen varlıklar, stoklar, çalışma sermayesi, toplam varlıklar, kısa vadeli borçlar ile net değer şeklindedir. Aynı zamanda model, Beaver'in oranlarının özelliklerine göre gruplama testlerini ve Altman'ın kullandığı DA'yı kullanmıştır. Beaver'in yaptığı çalışmada geliştirdiği modelinin doğru sınıflandırma oranı %78'dir. Bu çalışmada Beaver'in uyguladığı yöntemin tahmin gücünün Altman'ın modelinden daha yüksek olduğunu belirtmiştir. Bu çalışmada Beaver'in modeli finansal başarısızlığı 5 yıl önceden tahmin etmede başarılı bulunmuştur. Altman'ın modelinin öngörü gücünün 2. yıldan itibaren düştüğü belirtilmiştir. Altman'ın diskriminant fonksiyonu ile ilk yılda %95

oranında doğru sınıflandırma gerçekleştirmiştir. Beaver'ın modelinin öngörüsünün Altman'ın modelinden daha yüksek olduğunu belirtmiştir.

Edmister (1972: 1477-1493) yapmış olduğu çalışmada 42 başarısız ve 562 başarılı şirketten oluşan küçük işletmelerin finansal başarısızlığını ölçmek üzere bir model geliştirmiştir. Küçük işletmeler olarak ABD'deki küçük işletmeler idaresi adlı organizasyona borçlu olan işletmeler dikkate alınmıştır. Önemli görülen 19 adet finansal oran bağımsız değişken olarak kullanılmıştır. Modelin ayırt etme gücü %74 bulunmuştur. Modele göre z değeri 0,530 ve daha aşağı ise işletme başarısız, yüksekse başarılı kabul edilmiştir. Modelin güvenilirlik oranı %93 bulunmuştur. Edmister aşağıdaki regresyon modelini geliştirmiştir.

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

Bu modelde yer alan 7 değişken ise;

X1; Yıllık Fonlar/Cari Pasifler

X2; Öz sermaye/Satışlar

X3; Net İşletme Sermayesi/Satışlar

X4; Cari Borçlar/Öz Sermaye

X5; Stoklar/Satışlar

X6; Likidite Oranı/Sektör Likidite Trendi

X7; Likidite Oranı/Sektör Likidite oranı

Bu çalışmada kurulan modelle dört değişik hipotez test edilmiştir. Bu hipotezler:

- Finansal başarısızlığın öngörüsünde oranların katkı oranı
- Finansal başarısızlığın öngörüsünde oranların üç yıllık trendlerinin etkisi
- Finansal başarısızlığın öngörüsünde oranların üç yıllık ortalamalarının etkisi
- Finansal başarısızlığın öngörüsünde oranların endüstrideki trendlerle kombinasyonu

Altman (1973), 1968 yılında yaptığı çalışmanın sonuçlarını desteklemek amacıyla, demiryolu sektörüne yönelik bir çalışma yapmıştır. Bu çalışmada 1939-1970

yılları arasında, 21 başarısızlığa uğramış işletme ile 21 başarılı işletme verilerini kullanmıştır. Finansal başarısızlıktan iki yıl önceki muhasebe verilerinden elde edilen 14 finansal oranı kullanarak, bir erken uyarı sistemi kurmaya çalışmıştır. Araştırmaya konu edilen işletme verileri, bu dönem içindeki sektör ortalamalarıyla karşılaştırılmıştır. Bu çalışma ile finansal başarısızlığın %97 oranında öngörülebileceği sonucuna varılmış ve daha önce gerçekleştirilen çalışmanın sonucunu güçlendirmiştir.

Sinkey (1975: 21-36) yaptığı çalışmada, 1972 yılında Federal Mevduat Sigorta Kurumu tarafından tanımlanan problemlili banka sınıfına giren 90 banka ile 1975 yılındaki 20 banka olmak üzere 110 banka verilerini kullanmıştır. Model iflastan 1 yıl öncesini %80 doğru sınıflandırırken, daha sonraki yıllarda 6. yıla kadar olan dönemde % 50'lik bir başarı oranı ile doğru sınıflandırma başarısı göstermiştir.

Altman ve Loris (1976: 1207) yılında gerçekleştirdikleri çalışmada kuadrantik DA'yı kullanmıştır. Bu çalışmada 1971-1973 yılları arasındaki 40 başarısız ve 113 başarısız olmayan borsa aracı kurumu örnekleme dahil edilmiştir. Önceki çalışmadan farklı olarak 30 adet finansal oran kullanılarak başlanmış ve bu sayı sonraki aşamalarda 6 adete indirilmiştir. Aşağıdaki finansal oranlar değişken olarak kullanılmıştır.

- Vergiden Sonraki Net Kar/Toplam Varlıklar
- (Toplam Borç + Teminatlar)/Toplam Varlıklar
- Toplam Varlıklar / Düzeltilmiş Net Sermaye
- (Son Sermaye - Sermaye Eklemeleri) / Başlangıç Sermayesi
- Ölçeklendirilmiş Yaş
- Bileşik Değişken (On değişkenin bileşkesidir).

Bu model başarısız olmayan işletmeleri %90,3 ve başarısız işletmeleri %90 oranında doğru sınıflandırmıştır. Daha önce kullanmış olduğu doğrusal diskriminant analizinin ve kuadrantik diskriminant analizinin grupları ayırmada doğruluk açısından önemli fark yaratmadığı belirtilmiştir.

Moyer (1977: 11-17) yaptığı çalışmada, adımsal diskriminant yöntemini kullanarak Altman (1968) tarafından geliştirilen modelin öngörü oranından daha yüksek sınıflandırma başarısı elde edilmiştir.

Gordon ve Springate tarafından yapılan çalışma ile Altman'ın Z-değer modeli geliştirilmiştir Okka (2009). 40 işletme üzerinde model uygulanmış ve başarı oranı %92,5 bulunmuştur. Modelde dört temel oran kullanılmıştır. Burada yer alan değişkenler şöyledir;

- X1; İşletme sermayesi/Aktif Toplamı
- X2; FVÖK/Aktif Toplamı
- X3; FVÖK/Kısa Vadeli Borçlar
- X4; Satışlar/Aktif Toplamı

Modele göre Z değeri 0,862 ve daha aşağı ise işletme başarısız olacaktır. Model 1979 yılında Bothras tarafından 50 işletme üzerinde denenmiş güvenilirlik oranı %88 bulunmuştur. 1980 yılında Sands tarafından 24 işletme üzerinde denenmiş güvenilirlik oranı %83 bulunmuştur.

Dambolena ve Khoury (1980) çalışmalarında kullanmak üzere 23 iflas etmiş ve 23 başarılı 46 işletmeye ait 8 yıllık finansal oranları analiz etmişlerdir. Finansal oranlardaki istikrarsızlığın diskriminant analizine olan etkisinin ölçülmesi için, öncelikle 1, 3 ve 5 yıl öncesi için sadece finansal oranları kullanan doğrusal diskriminant fonksiyonları geliştirilmiştir. Daha sonra ikinci bir modelde standart sapma, diskriminant analizine dahil edilmiştir. Sonuçta standart sapmanın diskriminant analizi ile geliştirilen modele katkısı ilk yıl için önemli oranda olmazken; 3. ve 5. yıllar için işletmeleri doğru sınıflandırmada önemli katkısı olduğu saptanmıştır. Bu çalışmada bağımsız değişken olarak sadece finansal oranların kullanılmasıyla finansal başarısızlıktan önceki ilk yıl için %94,4 oranında doğru öngörü başarıları sağlanmıştır. Söz konusu oran finansal başarısızlıktan önceki 3. ve 5. yıl için sırasıyla %79,7 ve %70,3 olarak belirlenmiştir. Bağımsız değişken olarak finansal oranların yanında standart sapmanın kullanılmasıyla, finansal başarısızlıktan 1 yıl önce %95,7 oranında doğru öngörü başarıları elde edilmiştir. Finansal başarısızlıktan önceki 3. ve 5. yıl için doğru öngörü başarıları sırasıyla %89,1 ve 82,6 olarak belirlenmiştir.

Collins (1980) çalışmasında, Altman (1968) ve Meyer ve Piffer (1970)'in çalışmalarında kurulan modelin performanslarını karşılaştırmalı olarak incelemiştir. Bu

araştırmada Altman'ın modeli nispeten daha başarılı bulunsada, her iki modelinde finansal başarısızlığı öngörmekte başarılı sonuçlar ürettiği belirtilmiştir.

Ohlson (1980) tarafından LRA ilk kez A.B.D.'de kullanılmıştır. 1970-1976 yılları arasındaki 105 iflas etmiş ve 2058 iflas etmemiş işletmenin iflastan üç yıl öncesine kadar ki verileri kullanılarak, LRA ile iflas öngörü modeli oluşturulmuştur. İşletmelerin seçiminde sermaye piyasasında faaliyette bulunmaları esas alınmıştır. Finansal başarısızlığı yasal kriterlere dayandırarak, sadece iflas etmiş veya bu konuda yasal işlem görmüş işletmeler örnekleme dahil edilmiştir. İflastan bir yıl öncesi, iflastan iki yıl öncesi ve iflastan bir ve iki yıl öncesini birleştirerek 119 farklı model geliştirmiştir. Modeller, sırasıyla % 96,12; % 95,55 ve % 92,84 oranında başarıyla tahminde bulunmuştur. Çalışmada, daha önce yapılan çalışmalara bazı açılardan eleştiriler getirmiştir. Söz konusu eleştiriler önceki çalışmaların veri toplama teknikleri ve kullandıkları istatistiksel yöntemlerden kaynaklanmaktadır. Daha önceki çalışmalarda kullanılan istatistiksel yöntemlerin bazı varsayımlarının gerçekleşmediğini belirtmiştir. Ohlson, çok değişkenli diskriminant analizinin sorunlarından kaçınmak için LRA tekniğini kullanmıştır.

LRA tekniği kullanılarak iflastan önceki 1., 2. ve 3. yıllar için 3 ayrı model kurulmuştur. Bu modellerde aşağıdaki oranlar değişken olarak kullanılmaktadır.

- İşletme Büyüklüğü,
- Toplam Yükümlülük / Toplam Varlık,
- Çalışma Sermayesi / Toplam Varlık,
- Cari Borçlar / Cari Varlıklar,
- Toplam borçların toplam varlıkları aştığı durumda 1, aksi durumda 0 değerini alan değişken,
- Net Kar / Toplam Varlıklar,
- Faaliyetlerden elde edilen fonlar / Toplam Borçlar,
- Son iki yılda net kar rakamı negatif olduğunda 1, aksi durumda 0 değerini alan değişken,
- $(NK_t - NK_{t-1}) / (INK_t + INK_{t-1})$ burada NK_t son döneme ait net karı ifade etmektedir. Bu oran işletmenin net kar rakamındaki değişmeyi ölçmeyi amaçlamaktadır.

İlk modelde %96,12, ikinci modelde %95,55 ve üçüncü modelde %92,84 oranında başarılı sınıflandırma yapılmıştır. Kullanılan değişkenler ise işletme büyüklüğü, finansal yapıyı yansıtan toplam borç / toplam varlıklar, işletme performansını yansıtan net kar / toplam varlıklar ve faaliyetlerden elde edilen fon / toplam borç, likidite ölçütleri olan çalışma sermayesi / toplam varlıklar ve çalışma sermayesi / toplam varlık ile cari borç / cari varlıklardan oluşmaktadır.

Whittred ve Zimmer (1984), Avustralya işletmeleri üzerinde finansal başarısızlığı öngörmek üzere diskriminant analizi yapılmıştır. İşletmelerin finansal başarısızlığını 5 yıl öncesinden öngörebilmek için 37 işletme benzer işletmelerle eşleştirilerek örneklem oluşturulmuştur. Finansal oranların bağımsız değişken olarak kullanıldığı modelde, finansal başarısızlıktan 1 ile 5 yıl öncesi için sırasıyla %82,4, %79,7, %71,6, %74,3 ve %74,3 doğru sınıflandırma oranına ulaşılmıştır.

Gentry vd. (1985) ABD’de 1970-1981 yılları arasında finansal başarısızlık yaşayan 33 işletmenin 1 ve 3 yıl öncesinden öngörülerini gerçekleştirmek üzere LRA modelinden yararlanmışlardır. Çalışmada eşlemeli örneklem yöntemi kullanılarak 33 başarısız işletme, sektör ve işletme büyüklükleri göz önünde bulundurularak eşleştirilmiştir. LRA yöntemiyle kurulan modelin 1 yıl öncesindeki doğru öngörü başarısı %93,33 olarak bulunurken bu değer üç yıl öncesi için %77,27 olarak bulunmuştur.

Gentry vd. (1987) yılında finansal başarısızlığın öngörüsünde fon akımlarını, finansal oranları ve her iki değişkeni birlikte kullandıkları çalışmalarında probit modelinden yararlanmışlardır. Araştırmanın sonuçlarına göre probit modelinde bağımsız değişken olarak fon akımlarının kullanılmasıyla, başarısız işletmeler üzerinde, %57 oranında doğru sınıflandırma başarısı sağlanmıştır. Bu oran finansal oranların bağımsız değişken olarak kullanılmasıyla %25 olarak bulunmuştur. Her iki grup bağımsız değişkenin birlikte kullanımıyla ise doğru sınıflandırma başarısı %30 olarak tespit edilmiştir. Probit modelinde fon akımlarını bağımsız değişken olarak kullanılarak başarılı işletmeler üzerinde %83 oranında doğru sınıflandırma başarısı elde edilmiştir. Finansal oranların bağımsız değişken olarak kullanılmasıyla doğru sınıflandırma başarısı %13 bulunmuştur. Her iki bağımsız değişken grubunun birlikte kullanılması ile başarısız olmayan işletmeler üzerinde doğru sınıflandırma başarısı %83 olarak bulunmuştur. Bu çalışmada fon akımlarının finansal başarısızlığı öngörmeye daha başarılı sonuçlar ürettiği

belirtilmiştir. Fon akımları ile birlikte finansal oranların kullanılmasının modelin öngörü gücünü arttırmadığı belirtilmiştir.

Keasey ve Watson (1987) tarafından, 1970 -1983 yılları arasında İngiltere’de 73 başarısız ve 73 başarısız olmayan küçük işletmeler üzerinde LRA ile iflas öngörü çalışması yapılmış, finansal oranlar bağımsız değişken olarak kullanılmıştır. Analiz sonucunda %76,6 oranında doğru sınıflandırma başarısı elde edilirken, finansal olmayan bilgilerin kullanımıyla doğru sınıflandırma başarısı %75,3 olarak bulunmuştur. Finansal oranların ve finansal olmayan bilgilerin birlikte kullanımıyla ise doğru sınıflandırma oranı %82,2 olarak gerçekleşmiştir. Bu bağlamda, finansal başarısızlığın öngörülmesinde finansal oranların yanı sıra finansal olmayan kriterlerin de göz önünde bulundurulması önerilmektedir.

(Targan, 1988) 1979-1984 yılları arasında gıda sektöründe başarısız olan 33 adet işletme inceleme kapsamına alınmıştır. Çalışmada, çok değişkenli bir model kullanılmıştır. İşletmelerin finansal tablolarından 6 adet finansal oran belirlenmiş ve diskriminant analizine tabi tutulmuştur. Başarısızlıktan bir yıl önceki %97, iki yıl önceki tahmin gücü %91 olarak bulunmuştur.

Namara (1988) diskriminant analiziyle finansal başarısızlığı bir yıl önceden öngörebilmek amacıyla 6 finansal oranı bağımsız değişken olarak kullanmıştır. Bu çalışmanın geçerlilik veri setinde bulunan 18 başarısız ve 22 başarısız olmayan işletme üzerindeki doğru sınıflandırma başarısı diskriminant analizinden elde edilen fonksiyon ile %85 olarak bulunmuştur. Bu çalışma da (net kar / toplam varlık) ve (toplam borç / toplam varlık) oranlarının önemli bir ayırt edici değişken olduğu belirtilmiştir.

Chesser modeli olarak bilinen başka bir modelde krediler üzerinde durulmuş, açılan krediler donuk krediler haline gelmişse tehlikenin başladığı belirtilmiştir. Modelin öngördüğü önemli oranlar aşağıdaki gibidir (Okka, 2009);

- X1; Hazır Değerler/Aktif Toplamı
- X2; Hazır Değerler/Net Satışlar
- X3; FVÖK/Aktif Toplamı
- X4; Borçlar/Aktif Toplamı
- X5; İşletme Sermayesi/Satışlar

Shirata (1998) Japon şirketleri üzerinde, 61 tane finansal oran değişken olarak kullanılarak finansal başarısızlık riskini incelemiştir. Çalışmada Seçilen değişkenler veri madenciliği yöntemi ile analiz edilmiştir. Oluşturulan modelin doğru sınıflandırma başarısı %86,14 olarak tespit edilmiştir.

Aziz vd. (1988) tarafından işletmelerin finansal başarısızlığını 5 yıl öncesinden öngörebilmek üzere, nakit akımlarının bağımsız değişken olarak kullanıldığı çalışmada LRA ve diskriminant analiz yöntemleri kullanılmış ve LRA diskriminant analizinden daha başarılı bulunmuştur. Kurulan model finansal başarısızlıktan 1 yıl önce işletmeleri %91,8 oranında doğru gruplara atamayı başarmıştır. Bu çalışmada başarısız işletmeleri yanlış öngörmenin maliyeti, başarısız olmayan işletmeleri yanlış öngörmenin maliyetinden daha yüksek olduğuna işaret edilerek, LRA modelinin 4. ve 5. yıllarda başarısız işletmeler için yüksek oranda doğru sınıflandırma başarısı gösterdiği belirtilmiştir.

Altman ve Narayanan (1997) yaptıkları çalışmada, finansal başarısızlık alanında 21 farklı ülkede yapılmış olan çalışmaları ayrıntılı bir şekilde incelemiştir. O'Leary (1998) yaptığı çalışmada finansal başarısızlık tahmini alanında yapılmış 15 çalışmanın ayrıntılı bir karşılaştırmasını yapmıştır. Aziz ve Dar (2004) sundukları bildiride, finansal başarısızlık alanında yapılmış ampirik uygulamaların bir analizini sunmuşlardır. Ravi ve Ravi (2007: 1-28) 1968-2005 yılları arasında finansal başarısızlık tahmini alanında yapılmış 128 çalışmayı inceleyen kapsamlı bir analizi yapmışlardır.

Hunter ve Isachenkova (1999) Rusya ve İngiltere'de eşlemeli örneklem tekniğini kullanarak 40 işletmeleri üzerinde finansal başarısızlığı bir yıl önceden öngörebilmek amacıyla LRA modelini kullanmışlardır. LRA modeliyle geliştirilen fonksiyon Rusya işletmeleri için %95, İngiliz işletmeleri için de %85 oranında başarısızlık öngörüsünde bulunmuştur. Bu çalışmada işletmeleri gruplara atamada; İngiliz işletmeleri için karlılık göstergeleri en önemli ayırt edici değişken olarak bulunurken, Rusya işletmeleri için en iyi ayırt edici değişken işletme büyüklüğü olarak tespit edilmiştir.

Sung vd. (1999: 63-85) tarafından yapılan çalışmada, karar ağacı ve çoklu ayırım analizi yöntemlerinin başarı öngörüsü karşılaştırılmış, her iki modelde de normal ekonomik şartlar ve ekonomik kriz dönemleri için yapılan modellerde kullanılan

değişkenler arasında istatistiksel anlamlılık yönünden farklı sonuçlar elde edilmiştir. Bu çalışma ile karar ağacının işletme başarısızlığını öngörmeye en yüksek yorumlama gücüne sahip yöntem olduğu sonucuna ulaşılmıştır.

Grice ve Ingram (2001) ABD'deki 148 adet finansal başarısız ve 824 adet ise finansal başarısız olmayan toplam 972 işletmeden oluşan örneklem üzerinde Altman (1968)'in modelinin geçerliliğini test etmişlerdir. Çalışmada, diskriminant analizi uygulanmış ve modelin doğru sınıflandırma başarısı % 83,5 olarak bulunmuştur. Bu çalışmada Altman'ın modelinin son zamanlarda, geliştirildiği zamanki kadar başarılı olmadığı sonucuna ulaşılmıştır. Aynı zamanda modelin imalat sektörü dışında faaliyette bulunan işletmeler üzerinde iyi sonuçlar üretmediği de belirtilmiştir.

Gu (2002) ABD'de 1986-1998 yılları arasında faaliyette bulunan restoran işletmeleri üzerinde 12 finansal oran bağımsız değişken olarak kullanılarak, finansal başarısızlıklarını öngörmek amacıyla çoklu diskriminant analizi uygulanmıştır. Compustat veri tabanı kullanılarak, 18 başarısız olan işletme, 18 başarısız olmayan işletme ile toplam varlıkları göz önünde bulundurularak eşleştirilmiştir. Çoklu diskriminant analiziyle toplam 36 işletmeden 33'ü doğru gruplara atanmıştır. Modelin doğru öngörü başarısı %92 olarak bulunurken, başarısız işletmelerden 2'i başarısız olmayan gruba, başarısız olmayan 1 işletmede başarısız olan gruba atanmıştır.

Foreman (2003) ABD'de 2000-2001 yılları arasında iletişim sektöründe faaliyette bulunan ve finansal başarısızlık yaşayan 14 işletme ve finansal başarısızlık yaşamayan 63 işletme için LRA'yı kullanarak 2 yıl öncesinden finansal başarısızlık öngörü çalışması yapmıştır. Kurulan model, toplam 77 işletmeden oluşan örneklem üzerinde %97,4 doğru sınıflandırma başarısı göstermiştir.

Drapeau vd. (2004) yaptıkları çalışmada 1999 - 2003 yılları arasında 60 başarısız işletme eşlemeli örneklem yöntemiyle toplam varlık değişkeni göz önünde bulundurularak eşleştirilmiştir. Diskriminant analiziyle başarısız işletmelerin doğru sınıflandırma oranı %71, başarısız olmayan işletmelerin doğru sınıflandırma oranı %85 olarak bulunmuştur. Diskriminant fonksiyonunun tüm örneklem üzerindeki doğru sınıflandırma başarısının ise %78 olduğu belirtilmiştir.

Tseng ve Lin (2005) yaptıkları çalışma ile 77 İngiliz işletmesinin finansal verilerini kullanarak LRA ile finansal başarısızlık öngörüsünde bulunmuşlardır. İşletmeler üzerinde %78 oranında doğru sınıflandırma yapılmıştır. Doğru gruba atanamayan 17 işletmenin 11'i başarısız olmayan işletmelerden oluşurken, 6'sı başarısız işletmelerden oluşmaktadır. Bu bağlamda başarısız işletmelerin doğru sınıflandırma başarısı %81,25 olarak bulunurken, başarısız olmayan işletmelerin doğru sınıflandırma başarısı %75,55 olarak bulunmuştur.

Geep ve Kumar (2008) yaptıkları çalışmada, AMEX ve NYSE'de işlem gören üretim ve perakende şirketlerinin finansal tablolarından elde edilen 27 tane finansal oran değişken olarak analizde kullanılmıştır. Şirket finansal başarısızlıklarının belirlenmesinde Cox, diskriminant analizi ve LRA kullanmıştır. Bunun için Uygulanan üç yöntemin ilk yıl için doğru sınıflandırma oranı %96 olarak bulunmuştur.

Yang vd. (2009) tarafından, Tayvan menkul kıymetler borsasına kayıtlı şirketlerin verilerinden elde edilen 24 finansal oran değişken olarak kullanılıp, DA ve LRA yöntemleri ile analiz edilerek finansal başarısızlık tahmin modeli oluşturulmuştur. Yapılan çalışmada oluşturulan finansal başarısızlık tahmin modeli, özellikle ekonomik resesyon döneminde şirketlerin riskini düşürdüğü, karlılığını arttırdığı belirtilmiştir.

Salehi ve Abedini (2009) yaptıkları çalışmada, Tahran Menkul Kıymetler Borsası'nda kayıtlı şirketlerin finansal başarısızlık riskinin belirlenmesi için finansal oranların etkisini araştırmışlardır. Bunun için çoklu regresyon yöntemini kullanmışlardır. Oluşturulan modelin doğru sınıflandırma başarısı %77 olarak hesaplanmıştır.

Sori ve Jalil (2009) Singapur şirketleri için 64 tane finansal oran değişken olarak kullanılarak, finansal başarısızlık riskini belirlemeye yönelik bir model geliştirmişlerdir. Değişkenlerin analizinde diskriminant analizi yöntemi kullanılmıştır. Oluşturulan modelin doğru sınıflandırma oranı ise %80 olarak hesaplanmıştır.

Wei vd. (2010) yaptıkları çalışmada, Tayvan'daki 1990 ve 2008 yılları arasındaki 163 başarısız işletmenin, üçer aylık finansal oranları kullanılarak işletmelerin özellikleri belirlenmiştir. Başarısız ve başarısız olmayan işletmeleri ayırmadan ziyade işletmelerin özelliklerini araştıran bir yöntem önermektedir. Bu amaca yönelik olarak,

otomatik kümeleme teknikleri (WEKA veri madenciliği) ve özellik seçimi teknikleri kullanılmaktadır.

Wong ve Ng (2010) finansal ve makroekonomik değişkenlerden oluşturulan bir model yardımıyla finansal başarısızlık öngörüsünde bulunmuşlardır. Çoklu diskriminant analizi sonucu dört değişkenin başarısızlık öngörüsünde önemli olduğu sonucuna ulaşmıştır.

Yap vd. (2010) yaptıkları çalışmada, Malezya'daki şirketlerin 16 tane finansal oranını kullanarak finansal başarısızlık riskini belirlemek için diskriminant analizi ile model geliştirmişlerdir. Diskriminant fonksiyonu için yedi değişken seçilmiş olup, oluşturulan modelin beş yıllık her bir dönem için doğru sınıflandırma başarıları %88 ile %94 arasında hesaplanmıştır.

Halim vd. (2010) Malezya'daki işletmelerin finansal verilerinden elde edilen 17 tane finansal oran ile yaptıkları çalışmada, finansal başarısızlık riskinde etkili olan faktörleri belirlemeyi amaçlanmıştır. Finansal oranlar, likidite, karlılık, borçlanma ve etkinlik olmak üzere dört gruba ayrılmış ve analize tabi tutulmuştur. Çalışmanın sonucunda finansal oranların şirketlerin başarısızlık riskini belirlemede kullanılabileceği belirlenmiştir.

Lin vd (2011) Tayvan'daki 2000 ve 2008 yılları arasındaki 120 finansal başarısız, 120 finansal başarılı işletme üzerinde 74 finansal oranla öngörü çalışması yapmışlardır. Çalışmada Altman, Beaver, Zmijewski ve Ohlson'un önerdiği modeller ile kendi modellerini karşılaştırmışlardır. Kendi modellerinin başarı oranının %85,05 ile diğerlerinden daha yüksek çıktığını belirlemişlerdir.

Abbas ve Rashid (2011) Pakistan'da 1996-2006 yıllarındaki 52 işletmenin verileri ile elde edilen yirmi dört tane finansal oranları kullanarak beş yıl öncesine kadar finansal olmayan işletmelerin iflas tahmininde bulunmaya çalışmışlardır. Diskriminant analizi kullanılarak üç değişkenli bir model elde edilmiştir. Bu değişkenler satışların toplam aktiflere oranı, toplam yükümlülüklerin faiz ve vergiden önceki kara oranı, nakit akım oranıdır. Tahmin doğruluk oranı %76,9 olarak bulunmuştur. Yüksek borç, düşük likidite, düşük karlılık, düşük etkinlik oranları iflas eden şirketleri göstermiştir.

2.2.2. Veri İndirgeme Yöntemler İle Türkiye’de Yapılan Çalışmalar

Göktan (1981) Türkiye’de finansal başarısızlık alanındaki ilk çalışmayı yapmıştır. Çok boyutlu DA’nın kullanıldığı bu araştırmada eşleştirilmemiş örnekleme yöntemi kullanılmıştır. Bu yöneme uygun olarak, Türkiye için en iyi modeli oluşturmak amacıyla 14 iflas eden işletme ile 35 başarılı işletmenin 1976-1980 dönemi içindeki üçer yıllık finansal tablolarından 19 finansal oran kullanılmıştır. İflastan 4 yıl öncesine kadar incelemenin genişletildiği bu çalışmada her yıl için ayrı diskriminant fonksiyonu hesaplanmış ve bu fonksiyonlar esas alınarak her yıla ilişkin öngörü yapılmıştır. İflastan 1, 2, 3 ve 4 yıl öncesi için bulunan modellerin içerik olarak değiştiğinin gözlemlendiği bu çalışmada, iflastan 1 yıl öncesi %92,9, 2 yıl öncesi %89,74, 3 yıl öncesi 84,6 ve 4 yıl öncesi de %85,29 oranında doğrulukla öngörülmüştür.

Keskin ve Özselçuk (1984) yaptıkları araştırmaya 300 imalatçı işletme ile başlanmış, bunların 1980-1983 yıllarına ait mali tablolarından tespit edilen veriler ile 19 başarılı işletme ve 19 başarısız işletme, sektör ve aktif büyüklüğü dikkate alınarak diskriminant analizi yapılmıştır. Başlangıçta 41 olan finansal oran sayısı, çalışmanın sonraki aşamasında işletme başarısını etkisi dikkate alınarak 5’e düşürülmüştür. Bunlar;

- a. Dönem karı+Amortisman/Özsermaye
- b. Dönem Karı/Özsermaye,
- c. Uzun Vadeli Krediler/Aktif Toplamı,
- d. Cari Borçlar/Özsermaye,
- e. Net Sabit Kıymetler/Net Satışlar

Analiz sonucunda; elde edilen diskriminant fonksiyonu, başarısız işletmeleri, başarısızlık yılından bir yıl öncesi için %100, iki yıl öncesi için ise %79 oranında doğru sınıflandırma yapılmıştır.

(Aktaş, 1991) tarafından Türkiye’de ilk kez çok değişkenli mali başarısızlığı belirleyici model kurulmuştur. Yapılan çalışmada çoklu regresyon analizi, doğrusal ve kuadratik diskriminant analizi, lojit ve probit modeller oluşturulmuştur.

Aktaş (1995a) tarafından gıda, hizmet, ticaret, kimya, makine ve tekstil sektöründe bulunan 711 adet başarılı, 174 adet de başarısız olmak üzere toplam 885 işletme üzerinde, her sektör için ayrı ayrı öngörü modeli geliştirilmiştir. Bağımsız

değişken olarak 26 finansal oran kullanılarak, finansal başarısızlık 1, 2 ve 3 yıl önceden öngörülme çalışılmıştır. Aynı zamanda LRA'yla karşılaştırılmak üzere aynı örneklem üzerinde doğrusal diskriminant analiziyle de modeller geliştirilmiş ve LRA'nın doğrusal diskriminant analizinden daha başarılı bir şekilde işletmeleri doğru gruplara atadığı belirtilmiştir.

Aktaş (1995b) LRA'yı kullanarak Türkiye ve İtalya işletmeleri üzerinde finansal başarısızlık öngörü çalışmasını gerçekleştirmiştir. Bu çalışmada her ülke için ayrı ayrı model geliştirildiği gibi aynı zamanda bir ülke için geliştirilen modelin diğer ülke üzerindeki performansı da incelenmiştir. Türkiye örnekleminde 25 başarısız işletme yer alırken 35 başarılı işletme yer almaktadır. İtalya örnekleminde ise 19 başarısız, 31'de başarılı işletme yer almaktadır. İtalya örneklemini için kurulan modelin doğru sınıflandırma başarısı %100 olarak bulunurken Türkiye örneklemini için doğru sınıflandırma başarısı %91,6 olarak bulunmuştur. İki ülke arasında bu farklılık İtalya'nın enflasyon oranı ve finansal tabloların güvenilirliği gibi konularda daha iyi olmasına bağlanmıştır. İtalya örneklemini üzerinde geliştirilen model, Türkiye örneklemini üzerinde uygulandığında modelin doğru sınıflandırma başarısı %68,3 olarak bulunmuştur. Türkiye için geliştirilen modelin, İtalya örneklemini üzerinde uygulanmasıyla elde edilen doğru sınıflandırma başarısı ise %72 olarak gerçekleşmiştir.

Bolak (1987) yaptığı çalışmada 1979-1983 yıllarında Sermaye Piyasası Kurulundan 50 adet doküman, 34 adet çimento ve 50 adet metal eşya sektörü işletmeleri incelemeye dahil edilmiştir. Sektör bazında performans indeksi hesaplaması yapılmıştır. 8 adet finansal oran ve Toplam Varlıklar değişkeni ile analiz yapılmış ve likidite oranları önemli değişken olarak bulunmuştur.

Canbaz (1998) yaptığı çalışmada, 1984-1988 yılları arasındaki 5 yıllık dönemde Sermaye Piyasası Kurulunun denetimine tabi 60 adet anonim şirket çalışmanın kapsamını oluşturmaktadır. Bu çalışmada bağımsız değişken olarak 15 finansal oran kullanılmıştır. İlgili dönemde zarar eden işletmeler finansal açıdan başarısız olarak tanımlanırken, dönemi karla kapatan şirketler ise başarılı olarak kabul edilmiştir. Çok boyutlu diskriminant analizinin tüm örneklem üzerindeki doğru sınıflandırma başarısı %95,7 olarak bulunmuştur. Bağımsız değişken olarak kullanılan finansal oranlar faktör analizine tabi tutularak faktör skorları elde edilmiştir. Faktör analizinden elde edilen faktör skorları

çoklu diskriminant analizinde bağımsız değişken olarak kullanıldıklarında ise işletmeleri doğru sınıflandırma başarısı %91,7 olarak bulunmuştur. Aynı örneklem üzerinde çok boyutlu regresyon modelinin kullanılması ile elde edilen doğru sınıflandırma başarısı ise %92 olarak bulunmuştur.

Altaş ve Giray (2005) tekstil sektöründe faaliyette bulunan İMKB' ye kayıtlı işletmeler üzerinde yapılan çalışmada işletmelerin finansal oranları kullanılarak dönem sonu kar/zarar durumu üzerinden, dönemsel bazda finansal başarılı ve başarısız şeklinde sınıflandırma yapılmıştır. Öncelikle bu işletmelerin 2001 yılına ait finansal durum tabloları yardımıyla finansal oranlar belirlenmiş, dönem sonu kar-zarar durumuna bakılarak da finansal başarısız ya da başarılı ayırım yapılmıştır. Sonrasında mali oranlara faktör analizi uygulanıp, elde edilen faktör skorları LRA modelinde bağımsız değişken olarak yer almıştır. Çalışma sonucunda finansal başarısızlığı etkileyen faktörler ortaya konmuştur. Araştırmacıların geliştirdiği modelin doğru sınıflandırma başarısı %74 olarak hesaplanmıştır.

İçerli ve Akkaya (2006), 1990-2003 yılları arasındaki dönemlerde İMKB'de işlem gören üretim şirketleri üzerinde yapılan çalışmada 10 tane finansal oran değişken olarak kullanılmıştır. Çalışmanın yöntemi olarak, Z testi kullanılmıştır. Bu çalışmanın sonucunda, başarılı ve başarısız şirketlerin, ilgili dönem ve sektörlerde, arasındaki farklılıkların çok az ve sınırlı olduğu başarılı işletmelerin iyi bir yönetime sahip olmaması durumunda başarısızlığa çok çabuk düşebilecekleri, başarısız şirketlerin ise, eğer yasal olarak iflasa düşmemişlerse, daha etkin bir yönetimle finansal başarıya ulaşabilecekleri ifade edilmiştir.

Kılıç (2006: 117-154) yaptığı çalışmada Türk Bankacılık sistemi için çok kriterli karar alma analizine dayalı bir erken uyarı modeli geliştirmiştir. Çalışmada öncelikle finansal başarılı ve başarısız bankaları ayırt etmek için 10 finansal oran belirlenmiştir. Sonrasında bu oranlar çalışmada geliştirilen ELECTRE TRI modelinde kriter olarak kullanılarak bankalar sınıflandırılmıştır.

Terzi (2011) çalışmasında, 2009 ve 2010 yıllarındaki İstanbul Menkul Kıymetler Borsası (İMKB) gıda sektöründe faaliyet gösteren 22 şirketin finansal başarısızlık riskini belirlemek amacıyla Altman Z Score kriterini esas almıştır. Şirketlerin finansal

başarısının incelenmesi amacıyla 19 tane finansal oran tekli ve çoklu istatistiksel analize tabi tutularak modelde kullanılarak 6 oran belirlenmiştir. 10 şirket başarısız, 12 şirket başarılı olarak alınmıştır. Geliştirilen modelin %90,9 doğruluk oranına sahip olduğu saptanmıştır. Çalışmada uygulanan diskriminant analizine göre gıda sektöründe faaliyet gösteren şirketlerin finansal başarısının belirlenmesinde aktif karlılık oranı ile borç-özkaynak oranının etkin olduğu tespit edilmiştir.

Munzir ve Çağlar (2009) Türkiye’de ki işletmeler üzerinde, uygulamada yaygın olarak kullanılan sekiz adet finansal başarısızlık modelini test etmişlerdir. Finansal başarısızlık öncesi ilk yıl için tahmin performanslarının karşılaştırılmasını amaçlamışlardır. Modellerin karşılaştırıldığı çalışmada, F-Score Modelleri adını taşıyan ve dört farklı istatistik tekniğin kullanılması neticesinde ortaya konulan dört yeni ve basit model önerisinin detayları ile zenginleştirilmiştir. Uygulamada yer alan mevcut modellerin hiçbirinin %90 düzeyinde veya daha yüksek bir doğru sınıflandırma oranına sahip olamadığı ortaya konulmuştur. Ohlson tarafından önerilen O-Score modelinin, %81 doğru sınıflandırma oranı ile diğer mevcut modellere kıyasla daha başarılı olduğu tespit edilmiştir.

Ekşi (2011) Borsa İstanbul'daki şirketlerin 4 yıllık finansal verilerinden finansal başarısızlık riskini belirlemek için regresyon ağaçları (CART) ve sınıflandırma modellerini kullanmıştır. Oluşturulan CART modelinin doğru sınıflandırma oranı %88 olarak hesaplanmıştır.

Ünvan ve Tatlıdil (2011) 2000-2008 yıllarındaki Türk bankacılık sektöründe faaliyet gösteren 70 banka üzerinde yaptıkları çalışmada, LRA, probit regresyon ve diskriminant analizi ile analiz yapılmış, DA modelinin doğru sınıflandırma oranı diğer modellerden daha başarılı bulunmuştur.

(Yüzbaşıoğlu, Yörük, Demir, Bezirci, & Arslan, 2011) yaptıkları çalışmada, İMKB'de işlem gören şirketler üzerinde yaptıkları çalışmada finansal başarısızlık riskini belirlemek için bir model geliştirmişlerdir. Bunun için 22 tane finansal oranyu değişken olarak belirlemişler ve bunları faktör analizi ile LRA'ya tabi tutmuşlardır. Araştırma yapılan ilk yılında modelin sonucunda 8 faktörün, ikinci döneminde de 7 faktörün %85'lik oranda açıklama gücü olduğu belirlenmiştir.

Tükenmez vd. (2012: 195-218) tarafından yapılan çalışmada ege bölgesinde faaliyet gösteren 1500 adet küçük ve orta ölçekli işletmenin mali verileri kullanılarak 180 başarılı ve 180 başarısız işletme üzerinde mali başarısızlık tahmininde diskriminant, LRA, CHAID karar ağacı modelleri kullanılmıştır. Çalışmada kullanılan finansal başarısızlık kriteri borç ödeme gücünün olmaması, düşük kredi notu, kredi talebinin reddedilmesi ve gelecek dönem riski için erken uyarı sinyali almış olmak olarak belirlenmiştir. Diskriminant analizi %71,1, LRA %78,3, CHAID karar ağacı yöntemi ile %71,9 oranında öngöründe bulunulmuştur.

Vatansever ve Aydın (2014) yapmış oldukları çalışma da Borsa İstanbul'da Gıda, İçki ve Tütün sektöründe faaliyette bulunan işletmelerin 2012 yılı mali tablolarından elde edilen verilere dayalı olarak İflas öngörüsünde bulunulmuştur. Çalışmada 43 finansal oran üzerinde öncelikle diskriminant analizi uygulanmış ve İflas öngörüsü için 5 istatistiksel anlamlı finansal oran elde edilmiştir. Sonrasında bu oranlar, çok kriterli karar verme yaklaşımlarından ELECTRE TRI modelinde kriter olarak kullanılarak, İflas öngörüsünde bulunmuşlardır. İşletmeleri sınıflandırmada kullanılan ELECTRE TRI tekniğinin İflas öngörüsünde kullanılabileceğini belirtmektedirler.

2.3. METODOLOJİ

Türkiye'de 1983-2012 yılları arasındaki dönemlerde Sermaye Piyasası Kanunu'na tabi ve/veya Borsa İstanbul'da işlem gören sanayi, ticaret ve hizmet işletmelerinin verilerine dayalı olarak yapılan İflas öngörüsü çalışmasına ait metodolojik bilgiler açıklanmaktadır.

2.3.1. Araştırmanın Verileri

Çalışmanın kapsamını, Türkiye'de 1983-2012 yılları arasındaki dönemlerde Sermaye Piyasası Kanunu'na tabi ve/veya Borsa İstanbul'da işlem gören sanayi, ticaret ve hizmet işletmeleri oluşturmaktadır. SPK ve Borsa İstanbul'da işlem gören işletmelere ait muhasebe sistemlerinin ve bilgilerinin SPK ve Borsa İstanbul tarafından sıkı takip altında olması, bağımsız denetimden geçmesi nedeniyle taşıdıkları güvenilirlik, bu işletmelerin finansal durumunun ülkedeki çok sayıda bilgi kullanıcılarını yakından

ilgilendiriyor olması gibi nedenler, söz konusu işletmelerin verilerini kullanmada belirleyici rol oynamıştır.

Çalışmanın 1983-1997 yılları arasındaki verileri Yıldız (1999)'un, 2000-2004 yılları arasındaki veriler Akkoç (2007)'nin çalışmasında kullanmış olduğu verilerden oluşmaktadır. 2005-2012 yılları arasındaki veriler ise Borsa İstanbul ve Kamuyu Aydınlatma Platformu'nun (KAP) internet sitelerinden elde edilmiştir. Çalışmada kullanılan finansal oranlar işletmelerin dönem sonu finansal durum tabloları ve dönem sonu kapsamlı gelir tabloları dikkate alınarak hesaplanmaktadır.

2007 yılından sonraki verilerin düzenlenmesi aşamasında Borsa İstanbul'a kote tüm işletmeler ele alınmaktadır. Yapılan araştırma sonucunda 168 iflas eden ve 181 iflas etmeyen toplam 349 işletmenin mali tablolarındaki bilgilere ulaşılmıştır. Bu aşamada eksik verisi bulunan işletmeler veri setinden çıkarılmıştır. Başka bir ifadeyle stoklar, satılan malın maliyeti, brüt satış karı, satışlar, ticari alacaklar, uzun vadeli yükümlülükler, finansal giderler, maddi duran varlıklar gibi finansal tablo kalemlerine ulaşamayan işletmeler analizden çıkarılmıştır. Bu nedenle çalışmada kullanılan işletme sayısı her yıl değişmektedir. Tablo 2.1'de analize dahil edilen yıllar ve şirket sayıları yer almaktadır.

Tablo 2.1: Yıllara Göre Analize Dahil Edilen İflas eden ve İflas Etmeyen İşletme Sayıları

YILLARA GÖRE İŞLETME SAYILARI			
Yıl	Başarısız	Başarısız Olmayan	Toplam
1983	1	1	2
1984	5	3	8
1985	9	7	16
1986	4	1	5
1987	3	2	5
1988	0	1	1
1989	0	0	0
1990	6	0	6
1991	6	0	6
1992	1	9	10
1993	5	6	11
1994	3	4	7
1995	1	4	5
1996	2	1	3
1997	0	2	2
1998	1	1	2
1999	2	1	3
2000	3	6	9
2001	13	16	29
2002	5	2	7
2003	1	1	2
2004	3	0	3
2005	5	1	6
2006	1	2	3
2007	3	6	9
2008	2	0	2
2009	4	1	5
2010	3	3	6
2011	4	6	10
2012	12	21	33
TOPLAM	108	108	216

Yukarıda yer alan tabloda yıllara göre iflas eden olan ve iflas etmeyen işletmeler yer almaktadır. Tablo incelendiğinde iflasların en çok yaşandığı yıl cumhuriyet tarihinin

en büyük yerel krizi olarak adlandırılan 2001 yılında gerçekleşmiştir. Yine 2012 yılında da finansal başarısız olan işletme sayısı yüksektir. Başarısız ve başarısız olmayan işletme sayıları yıllara ve sektörler göre eşleştirilmiştir. Böylece 108'i iflas eden yine 108 tanesi de iflas etmeyen işletmeden oluşan veri setine ulaşılmıştır.

Başarısız işletmelerle, başarısız olmayan işletmelerin eşit sayıda ele alınmasında iki faktör rol oynamıştır. Birincisi ayırma analizinde başarısız işletmelerle, başarısız olmayan işletmelerin önsel olasılıklarının bilinmesi gerekmektedir. Ancak ülkemizde iflas eden işletmelerle ilgili herhangi bir sağlıklı istatistik tutulmadığı için, bu önsel olasılıklar bilinmemektedir. Böyle durumlarda, önsel olasılıkların %50-%50 alınabilmesi için, başarısız işletmelerle, başarısız olmayan işletmelerin sayısı eşitlenmektedir. İkinci önemli faktör ise yapay sınır ağlarıyla ilgilidir. Yapay sınır ağları en iyi öğrenmeyi gerçekleştirebilmeleri için, eğitim verileri içindeki değişik durumların eşit olarak temsil edilmesi gerekmektedir (Yıldız 1999).

Bu kapsam dahilinde değerlendirilen işletmeler arasından özellikle finansal kuruluşlar ve holdingler çok farklı finansal karakteristikler göstermelerinden dolayı örneklem dışı bırakılmıştır. İşletme büyüklüğü açısından çok küçük aktif toplamına sahip işletmelerle, satış yapamayan veya çok az satış yapan işletmeler de kapsamdan çıkartılmıştır. Bu yıllar içerisinde birden fazla iflas eden veya iflas etmeyen işletmeler sadece bir defa analize dahil edilmiştir. Başarılı işletmelerden de eşleştirmenin sağlanması için yıllar ve sektörler göz önüne alınarak rastgele örnekleme dahil edilmiştir. Literatürde, sektör ve varlık büyüklüğü göz önüne alınarak eşleştirme yapılmasının daha iyi olacağını belirten çalışmalar bulunmaktadır (Beaver 1966: 71-111), (Gentry vd.,1985), (Hunter ve Isachenkova, 1999), (Gu, 2002), (Drapeau, 2004).

Tablo 2.2: Örnekleme Dahil Edilen Şirketlerin Sektörlere Göre Dağılımı

Sektör Adı	Başarısız	Başarısız Olmayan	Toplam
Bilişim	1	2	3
Değerli Maden	1	1	2
Dokuma, Giyim, Deri	23	13	36
Eğitim, Sağlık, Spor Ve Diğer Sosyal Hizmetler	2	1	3
Elektrik, Gaz, Su	3	3	6
Gayrimenkul YO	1	0	1
Gıda, İçki	19	14	33
İmalat	3	3	6
İnşaat ve Bayındırlık	1	1	2
Kağıt ve Kağıt Ürünleri, Basım ve Yayım	5	8	13
Kimya, Petrol, Kauçuk	10	13	23
Lokanta ve Otel	3	2	5
Metal Ana Sanayii	4	7	11
Metal Eşya, Makine ve Gereç Yapımı	16	17	33
Orman Ürünleri ve Mobilya	2	2	4
Taş ve Toprağa Dayalı	7	11	18
Toptan ve Perakende Ticaret	5	8	13
Ulaştırma	2	2	4
Toplam	108	108	216

İşletmelerin seçiminde sanayi, ticaret ve hizmet sektörü ayrımı yapılmamıştır. Elde edilen modelin, sadece bir sektörde başarılı sonuçlar üreten modele göre daha genel ve geçerli sonuçlar üreteceği düşünülmektedir. İflasların en çok görüldüğü sektörler dokuma, giyim ve deri (36), gıda ve içki(33), metal eşya, makine ve gereç yapımı (33), kimya, petrol ve kauçuk (23) şeklinde sıralanabilir.

İflas eden işletmelerin seçiminde, aşağıdaki kriterler kabul edilmektedir. Başka bir ifade ile iflas eden işletmelerin seçiminde aşağıda belirtilen ölçütlerden bir ya da birden fazlasına uygun olması göz önünde bulundurulmamaktadır. Ancak ele alınan işletmelerin çoğunun bu kriterlerden birden fazlasına girdiği gözlemlenmiştir.

Tablo 2.3: İflas Kriterleri

1.	İşletmenin iflas etmesi,
2.	Sermayesinin yarısını kaybetmiş olması (dönem ve geçmiş yıllar zararlarının toplamı işletmenin sermayesinin yarısını aşması),
3.	Varlık toplamının %10'nu kaybetmiş olması (dönem ve geçmiş yıllar zararlarının aktif toplamının %10'nu bulması),
4.	Üç yıl arka arkaya zarar etmiş olmak,
5.	İşletmenin borçlarını vadesinde ödeyememesi,
6.	İşletmenin faaliyetini (üretimi) durdurması,
7.	İşletmenin toplam borçlarının aktifi aşması,
8.	Borsa İstanbul'da işlem sırasının kapatılması,
9.	Borsa İstanbul'da kottan çıkarılma şartlarından birine uygunluk

Kaynak: Soner Akkoç, (2007), **Finansal Başarısızlığın Öngörülmesinde Sinirsel Bulanık Ağ Modelinin Kullanımı ve Ampirik Bir Çalışma**, s.111.

İflas etmeyen işletmelerin seçimi, yukarıdaki İflas kriterlerine uymayan işletmeler arasından yapılmıştır. Bu nedenle, bir yıl zarar etmiş ancak sonrasında faaliyetini normal olarak sürdürmüş işletmeler de veri kümesinde bulunmaktadır. Veriler arasında bu tür işletmelerin bulunması, geliştirilecek modellerin herhangi bir yılda zarar etmiş işletmelerle, İflas durumundaki işletmeleri daha hassas biçimde ayırabilmesine de olanak tanımaktadır. Bu kapsam ve kriterler bazında 108'i iflas eden, 108'i iflas etmeyen, toplam 216 işletmeden oluşan bir örneklem elde edilmiştir.

Başarısız işletmelerle, başarılı olmayan işletmelerin eşit sayıda ele alınmasında iki faktör rol oynamıştır. Birincisi diskriminant analizinde başarısız işletmelerle, başarılı olmayan işletmelerin önsel olasılıklarının bilinmesi gerekmektedir Akkoç (2007). Böyle durumlarda, önsel olasılıkların %50-%50 alınabilmesi için, başarısız işletmelerle, başarılı olmayan işletmelerin sayısı eşitlenmektedir. İkinci önemli faktör ise yapay sinir ağlarıyla ilgilidir. Yapay sinir ağları en iyi öğrenmeyi gerçekleştirebilmeleri için, eğitim verileri içindeki değişik durumların eşit olarak temsil edilmesi gerekmektedir.

Çalışmada geliştirilen modellerin, işletmeleri iflas etmeden 1 yıl öncesinde belirlemeleri amaçlanmıştır. Bu nedenle iflas eden işletmelerin, iflastan 1 yıl önceki finansal tablo bilgileri, verilerin hesaplanmasında temel alınmıştır. Bununla birlikte İflas

kriterlerinden "üç yıl üst üste zarar etme" kriterine uyan işletmelerin, ancak üçüncü yılda kritere tam uygunluk göstermeleri nedeniyle, üst üste zarar ettikleri ikinci yıl verileri temel alınmıştır.

2.3.2. Araştırmada Kullanılan Değişkenlerin Belirlenmesi

Çalışmada geliştirilen modeller bağımsız değişken olarak finansal oranları kullanmaktadır. Yazında üzerinde mutabık kalınan, önemli olduğu kabul edilen, yaygın olarak kullanılan, kolay hesaplanabilir, oranlar seçilmiştir. Özellikle Okka (2009), Akgüç (1998), Gücenme (2005), Şamiloğlu ve Akgün (2010), Gürsoy (2012), Akoç (2007), Aktaş vd. (2003), Yıldız (1999) ve Akdoğan ve Tenker (2007)'in çalışmalarında kullandıkları oranlar seçilmiştir. Bu oranların genel bilgi üreten, ayrıca sektör farklılıklarından, işletme büyüklüğünden ve işletme politikalarından etkilenmeyen oranlar olmalarına dikkat edilmiştir. YSA modellerinde kullanılacak olan finansal oranlar veri indirgeme yöntemleri ile azaltılacağı için, önceki çalışmalara kıyasla bu çalışmada daha fazla finansal oran hesaplanmıştır. Önemsiz görülebilen bir finansal oran belki de analizlerde önemli bir değişken olarak çıkabilir. Kullanılan finansal oran sayısı 42'dir. Bunlar Likidite Oranları, Mali Yapı Oranları (Finansal Kaldıraç Oranları), Faaliyet Oranları (Varlık Kullanım Etkinliği Oranları) ve Karlılık Oranları olarak dört gruba ayrılmıştır. Akkoç (2007) ve Yıldız (1999)'ın çalışmalarında kullandıkları finansal oran sayısı sırasıyla 15, 23 iken bu çalışmada veri seti genişletilmiş ve tüm işletmeler için aşağıdaki tablo 2.4'te belirtilen 42 finansal oran hesaplanmıştır.

Tablo 2.4: Çalışmada Kullanılan Finansal Oranlar

Değişken Kodu	Değişken Adı	Finansal Oranlar
A. Likidite Oranları		
X1	Cari Oran	Dönen Varlıklar/Kısa Vadeli Yükümlülükler
X2	Asit-Test Oranı	(Dönen Varlıklar-Stoklar)/Kısa Vadeli Yükümlülükler
X3	Nakit Oranı	Nakit Ve Benzerleri/Kısa Vadeli Yükümlülükler
X4	Net Çalışma Sermayesinin Varlıklara Oranı	Net Çalışma Sermayesi/Varlıklar
X5	Stokların Varlıklara oranı	Stoklar/Varlıklar
X6	Kısa Vadeli Ticari Alacakların Varlıklara oranı	Kısa Vadeli Ticari Alacaklar/Varlıklar
X7	Devamlı Sermayenin Bağımlılığı	((Stoklar+K.V.T.Alacaklar)-Kısa Vadeli Yükümlülükler)/Devamlı Sermaye
X8	Stok Bağımlılık	(Kısa Vadeli Yükümlülükler-Nakit ve Benzerleri)/Stoklar
X9	Net Çalışma Sermayesi Oranı	Net Çalışma Sermayesi/Satış Gelirleri
B. Mali Yapı Oranları (Finansal Kaldıraç Oranları)		
X10	Öz Sermaye Karlılığı	(Net Dönem Karı/Satış Gelirleri)*(Satış Gelirleri/Varlıklar)*(Varlıklar/Özkaynaklar)
X11	Borç Oranı (Finansal Kaldıraç)	Yükümlülükler/Varlıklar
X12	Finansman Oranı	Yükümlülükler/Özkaynaklar
X13	Uzun Vadeli Yükümlülüklerin Varlıklara Oranı	Uzun Vadeli Yükümlülükler/Varlıklar
X14	Faiz Karşılama Oranı	Faaliyet Karı/Finansman Giderleri
X15	Kısa Vadeli Yükümlülüklerin Kaynaklara Oranı	Kısa Vadeli Yükümlülükler/Kaynaklar
X16	Kısa Vadeli Borçlar Ağırlığı	Kısa Vadeli Yükümlülükler/Yükümlülükler
X17	Kısa Vadeli Yükümlülüklerin Uzun Vadeli Yükümlülüklere Oranı	Kısa Vadeli Yükümlülükler/Uzun Vadeli Yükümlülükler
X18	Duran Varlıkların Özkaynaklara Oranı	Duran Varlıklar/Özkaynaklar
X19	Duran Varlıkların Devamlı Sermayeye Oranı	Duran Varlıklar/Devamlı Sermaye
X20	Maddi Duran Varlıkların Özkaynaklara Oranı	Maddi Duran Varlık/Özkaynaklar
X21	Maddi Duran Varlıkların Varlıklara Oranı	Maddi Duran Varlık/Varlıklar
X22	Dönen Varlıkların Varlıklara Oranı	Dönen Varlık/Varlıklar
X23	Duran Varlıkların Dönen Varlıklara Oranı	Duran Varlık/Dönen Varlık
X24	Kısa Vadeli Yükümlülüklerin Özkaynaklara Oranı	Kısa Vadeli Yükümlülükler/Özkaynaklar
X25	Özsermaye Çarpanı	Varlıklar/Özkaynaklar

Tablo 2.4: (devam) Çalışmada Kullanılan Finansal Oranlar

C. Faaliyet Oranları (Varlık Kullanım Etkinliği Oranları)		
X26	Varlık Devir Hızı	Satış Gelirleri/Varlıklar
X27	Maddi Duran Varlık Devir Hızı	Satış Gelirleri/Maddi Duran Varlıklar
X28	Stok Devir Hızı	Satışların Maliyeti/Stoklar
X29	Alacak Devir Hızı	Satış Gelirleri/Kısa Vadeli Ticari Alacaklar
X30	Hazır Değerler Devir Hızı	Satış Gelirleri/Nakit Ve Benzerleri
X31	Duran Varlık Devir Hızı	Satış Gelirleri/Duran Varlık
X32	Öz Sermaye Devir Hızı	Satış Gelirleri/Özkaynaklar
X33	Dönen Varlık Devir Hızı	Satış Gelirleri/Dönen Varlık
D. Karlılık Oranları		
X34	Faaliyet Kar Marjı	Faaliyet Karı/Satış Gelirleri
X35	Net Kar Marjı	Net Dönem Karı/Satış Gelirleri
X36	Brüt Satış Karının Varlıklara Oranı	Brüt Satış Karı/Varlıklar
X37	Ekonomik Rantabilite Oranı	Faaliyet Karı/Varlıklar
X38	Varlıkların Karlılığı	Net Dönem Karı/Varlıklar
X39	Brüt Kar Marjı	Brüt Satış Karı/Satış Gelirleri
X40	Satış Gelirlerinin Devamlı Sermayeye Oranı	Satış Gelirleri/Devamlı Sermaye
X41	Net Dönem Karının Devamlı Sermayeye Oranı	Net Dönem Karı/Devamlı Sermaye
X42	Finansman Giderlerinin Satış Gelirlerine Oranı	Finansman Giderleri/Satış Gelirleri

Örnekleme yer alan işletmelerin tamamı için oranların hesaplanmasında Windows Excel 2010 yazılımı kullanılmıştır. Böylelikle hemen hemen tüm yazılımlar tarafından okunabilen bir veri tabanı oluşturulmuştur. Ayrıca bu çalışmada iflası öngörmede yararlanılacak değişkenlerin belirlenmesinde istatistik yazılımı programı IBM SPSS Statistics Versiyon 20 paket programından yararlanılmıştır.

Oranların hesaplanmasında kullanılan verilerin bulunduğu finansal tablolar SPK tarafından bir örneklige kavuşturulduğu için verilerde fazla düzenleme yapma gereği ortaya çıkmamıştır. Ancak 1988 yılından önceki finansal tablolarda brüt satış karından faaliyet giderleri düşüldükten sonra bulunan "işletme karı" kalemi ve Borsa İstanbul tarafında yayınlanan Borsa İstanbul'a tabi işletmelerin yıllık finansal tablolarındaki "Esas Faaliyet Karı veya Zararı" kalemi, Tekdüzen Hesap Planı'na uygun olarak "Faaliyet Karı

veya Zararı" olarak düzeltilmiştir. Bazı işletmelerin sadece özet finansal tabloları bulunabildiği için; finansal analizdeki tutarlılık ilkesine sadık kalınarak, tüm işletmelerin özet finansal tabloları kullanılmıştır. Bu durum oranların hesaplanmasında net değerlerin kullanılması sonucunu doğurmuştur.

2.3.3. Veri İndirgemedede Kullanılan Yöntem ve Analizler

2.3.3.1. T-testi

T testi iki örneklem grubu arasında ortalamalar açısından fark olup olmadığını araştırmak için kullanılır (Tsai, 2009). T testi, bir gruptaki ortalamanın diğer gruptaki ortalamadan önemli derecede fark olup olmadığını belirler. T-testi her zaman iki farklı ortalamayı ya da değeri karşılaştırır. Aralıklı yada oranlı ölçek düzeyinde ölçülen veriler gerektirir (Yurtseven vd., 2013: 55). Özellikle, örneklemin büyüklüğünün çok fazla olmadığı, örneklemin alındığı anakütlenin standart sapmasının bilinmediği ve anakütlenin parametrelerinin hipotez testinde kullanılmadığı durumlarda tercih edilir (Kalaycı, 2010: 74). Testin uygulanması için aşağıdaki varsayımların gerçekleşmesi zorunludur (Bayram, 2012: 94).

- a) Örneklemelerin birbirinden bağımsız olarak seçilmesi
- b) Örneklem için seçilen her birimin diğerinden bağımsız olarak örnekleme alınması
- c) Bağımlı değişkene ilişkin ölçümlerin dağılımı her iki grupta da normaldir.
- d) Verilerin en azından eşit aralıklı ve oranlı ölçek düzeyinde (sürekli değişkenler) olması
- e) Her iki gruptaki ölçümlerin dağılımlarına ait varyanslar eşittir.

İki ilişkili örneklem ortalaması arasındaki farkın anlamlılığına ilişkin t-istatistiği aşağıda verilen formül ile hesaplanır ve serbestlik derecesi, $sd=n-1$ 'dir. Formülde geçen d ilişkili iki ölçüme ait fark puanını, $\bar{d}$ fark puanların ortalamasını; $SH_{\bar{d}}$ fark puanların ortalaması için standart hata değerini, n örneklem büyüklüğünü göstermektedir (Büyüköztürk 2012, 63).

$$t = \frac{\bar{d}}{SH_{\bar{d}} / \sqrt{n}} \quad (2.1)$$

$$SH_{\bar{d}} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (d_i - \bar{d})^2}{n-1}} \quad (2.2)$$

İki ilişkisiz örneklem ortalaması arasındaki farkın anlamlılığına ilişkin t-istatistiği aşağıda verilen formül ile hesaplanır ve serbestlik derecesi, $sd=n_1+n_2-2$ 'dir. Formülde geçen $\bar{X}_1$ ve $\bar{X}_2$ örneklem ortalamalarını, $SH_{\bar{X}_1 - \bar{X}_2}$ ise ortalamalar arası farkın standart hatasını göstermektedir (Büyüköztürk, 2012: 39).

$$t = \frac{(\bar{X}_1 - \bar{X}_2) - (\mu_1 - \mu_2)}{SH_{\bar{X}_1 - \bar{X}_2}} \quad (2.3)$$

$$t = \frac{\bar{X}_1 - \bar{X}_2}{SH_{\bar{X}_1 - \bar{X}_2}} \quad (2.4)$$

Analizde “iki örneklemin ait oldukları evren ortalamaları arasında fark yoktur ya da fark sıfırdır” şeklinde oluşturulan null hipotezi test edildiğinden yukarıda verilen ilk formülün pay kısmında yer alan $(\mu_1 - \mu_2)$ terimi sıfıra eşit olacağı için eşitlikten çıkartılır.

Formülün paydasında yer alan ortalamalar arası fark için standart hata değerinin hesaplanmasında, grupların ait oldukları evrenlerin varyanslarının eşit olması durumunda, ortak varyans tahminine dayalı şu formül kullanılır.

$$SH_{\bar{X}_1 - \bar{X}_2} = \sqrt{\left(\frac{(n_1 - 1)S_1^2 + (n_2 - 1)S_2^2}{(n_1 - 1) + (n_2 - 1)} \right) \left(\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2} \right)} \quad (2.5)$$

Formülde geçen S_1^2 birinci örneklemin; S_2^2 ise ikinci örneklemin varyansını göstermektedir. İlişkisiz iki örneklem için evren varyansları eşit değil ise ortalamalar arası farkın standart hatası için aşağıda verilen formül kullanılır.

$$SH_{\bar{x}_1 - \bar{x}_2} = \sqrt{(S_1^2/n_1) + (S_2^2/n_2)} \quad (2.6)$$

2.3.3.2. Korelasyon Analizi

Korelasyon analizi, iki değişken arasındaki doğrusal ilişkiyi veya bir değişkenin iki veya daha çok değişken ile olan ilişkisini test etmek, varsa bu ilişkinin derecesini ölçmek için kullanılır. Korelasyon analizinde amaç; bağımsız değişken (X) değiştiğinde, bağımlı değişkenin (Y) ne yönde değişeceğini görmektir. Değişkenler arasındaki ilişkiyi göstermenin en iyi yolu, ilişkinin derecesini sayı ile belirlemektir (Tekin, SPSS Uygulamalı İstatistik Teknikleri 2006, 102). Korelasyon analizi sonucunda, doğrusal ilişki olup olmadığı ve varsa bu ilişkinin derecesi korelasyon katsayısı ile hesaplanır. Korelasyon katsayısı “r” ile gösterilir ve -1 ile +1 ($-1 \leq r \leq +1$) arasında değerler alır (Kalaycı, 2010: 115). Korelasyon araştırmalarında ilişkinin varlığı (ya da yokluğu), derecesi ve yönü ortaya konmakla birlikte, neden bu ilişkinin olduğu çözümlenmez. Bir başka deyişle, korelasyon çözümlerinde değişkenler arası neden-sonuç ilişkisi ortaya konamaz. Değişkenler arası ilişkiler büyük, orta ya da zayıf olabileceği gibi, hiçbir ilişki de olmayabilir (Aziz, 2010: 154).

Korelasyon analizi varsayımları aşağıdaki gibidir (İslamoğlu, 2011: 259).

- a) Örnekler birbirinden bağımsızdır
- b) Ölçümler birbirinden bağımsızdır
- c) Veriler en azından aralıklı ölçekle ölçülmüştür
- d) Değişkenler arasında doğrusal ilişki vardır
- e) Örnek verileri normal dağılım göstermektedir.

İki değişken arasındaki ilişki serpilme grafiği ve korelasyon katsayısıyla gösterilebilir. Korelasyon katsayısı iki farklı şekilde hesaplanır. Bunlardan birisi, pearson korelasyon katsayısı diğeri spearman korelasyon katsayısıdır (Tekin 2006, 104).

Pearson korelasyon katsayısı doğrusal ilişkiler için geliştirilmiştir (Durmuş vd., 2011: 146). Aralıklı/oranlı iki değişken arasındaki doğrusal ilişkinin derecesini ölçmek için korelasyon katsayısı r kullanılır. Pearson korelasyon katsayısının formülü aşağıdaki gibidir (Tekin, 2006: 104).

$$r = \frac{n(\sum XY) - (\sum X) \cdot (\sum Y)}{\sqrt{(n(\sum X^2) - (\sum X)^2) \cdot (n(\sum Y^2) - (\sum Y)^2)}} \quad (2.7)$$

Formüldeki simgeler:

n : Gözlem çiftlerinin sayısı

$\sum X$: X değişkeninin toplamı

$\sum Y$: Y değişkeninin toplamı

$\sum XY$: X ve Y değişkeninin toplamı

$(\sum X^2)$: Kareli X değişkeninin toplamı

$(\sum X)^2$: X değişkenin toplamının karesi

$(\sum Y^2)$: Kareli Y değişkeninin toplamı

$(\sum Y)^2$: Y değişkeninin toplamının karesi

Spearman korelasyon katsayısı ise iki sıralı ölçek serisi arasındaki ilişkinin derecesinin ölçülmesinde kullanılır ve formülü aşağıdaki gibidir.

$$r_s = 1 - \frac{6\sum d^2}{n(n^2 - 1)} \quad (2.8)$$

Formüldeki simgeler:

d : İki serinin sıralaması arasındaki fark

n : Eşleştirilmiş gözlem sayısı

2.3.3.3. Faktör Analizi

Faktör analizinin başlıca amacı aralarında ilişki bulunduğu düşünülen çok sayıda değişken arasındaki ilişkilerin anlaşılmasını ve yorumlanmasını kolaylaştırmak için daha az sayıdaki temel boyuta indirgemek veya özetlemek olan bir grup çok değişkenli analiz

tekniğine verilen genel bir isimdir. Başka bir ifade ile faktör analizi, aralarında ilişki bulunan çok sayıda değişkenden oluşan bir veri setine ait temel faktörlerin (ilişkinin yapısının) ortaya çıkarılarak araştırmacı tarafından veri setinde yer alan kavramlar arasındaki ilişkilerin daha kolay anlaşılmasına yardımcı olmaktır.

Faktör analizi birbirleriyle ilişkili p değişkenden oluşan veri setini birbirinden bağımsız ve daha az sayıda yeni değişkenler içeren veri setlerine dönüştürmek, oluşturulan bu veri setindeki değişkenleri gruplayarak bir oluşumu ya da olayı açıkladıkları varsayılan ortak faktörleri ortaya koymak, oluşumu etkileyen değişken gruplarından majör ve minör faktörleri tanımlamak amacıyla başvuru bir yöntemdir (Özdamar, 2010: 223). Bu boyut ya da kümelerden her birine faktör adı verilir (Balcı, 2011: 285).

Faktör analizinde temel mantık, karmaşık bir olgunun daha az sayıda faktörler (temel değişkenler) yardımıyla açıklanabileceği düşüncesidir. Faktör Analizi; birimlerin çok sayıdaki birbirleriyle ilişkili özellikleri arasından, birlikte ele alınabilen, birbirleriyle ilişkisiz fakat bir oluşumu açıklamakta yararlanılabilecek olanlarını bir araya toplayarak yeni bir isimle faktör olarak tanımlamayı sağlayan bir yöntemdir.

Faktör Analizi gözlenen ve aralarında korelasyon bulunan x veri matrisindeki p değişkenden gözlenemeyen fakat değişkenlerin bir araya gelmesi ile ortaya çıkan, sınıflamayı yansıtan rasgele faktörleri ortaya çıkarmayı amaçlar. Faktör analizi bir faktörleşme ya da ortak faktör adı verilen yeni kavramları (değişkenleri) ortaya çıkarma ya da maddelerin faktör yük değerlerini kullanarak kavramların işlevsel tanımlarını elde etme süreci olarak da tanımlanmaktadır (Büyüköztürk, 2012: 117). Faktör analizi bağımsızlaştırma ve boyut indirgeme amacıyla uygulanır. İyi bir faktörleştirmede;

- a) Değişken azaltma olmalı
- b) Üretilen yeni değişken ya da faktörler arasında ilişkisizlik sağlanmalı
- c) Ulaşılan sonuçlar, yani eldi edilen faktörler anlamlı olmalıdır.

Uygulamada faktör analizi çeşitli amaçlar için kullanım alanı bulmaktadır. Birincisi, çeşitli sayıda değişkenden oluşan bir değişkenler setinin (grubunun) temelini teşkil eden temel boyutların (faktörlerin) ortaya konulmasında faktör analizi yaygın şekilde kullanılmaktadır. İkincisi, bir kavramın ölçülmesinde kullanılan değişkenlerden

açıklayıcılığı yüksek olanların faktörler şeklinde tespit edilmesi ve araştırma bağlamında yapılacak olan diğer çok değişkenli analizlere girdi değişken olarak oluşturmada da faktör analizinden yararlanılmaktadır. Üçüncüsü, bir değişkenler setinde yer alan değişkenlerden ilişkisiz olanların veya zayıf ilişkide olanların belirlenmesinde özellikle ölçek geliştirme bağlamında yararlı olmaktadır. Dördüncüsü ise çok sayıda değişken içinden belirgin veya öne çıkanların belirlenmesinde kullanılmaktadır. Belirlenen bu değişkenler regresyon veya diskriminant türü analizlerde bağımlı veya bağımsız değişken olarak kullanılabilir.

Faktör analizinin uygunluğunu araştırmanın yollarından birisi korelasyon matrisini toplu olarak sınamasıdır. Bunun için Bartlett küresellik testi (Bartlett test of sphericity) kullanılmaktadır. Bartlett küresellik testi, $p(p-1)/2$ serbestlik derecesi ile ki-kare dağılımına uymaktadır. Ki-kare (x^2) değeri aşağıdaki gibi hesaplanmaktadır.

$$x^2 = - \left[n - 1 - \left(\frac{1}{6} \right) (2p + 5) \right] \ln |R| = \frac{(11 + 2p - 6N)}{6} \ln |R|^{10} \quad (2.9)$$

Değişkenler arasındaki korelasyonları ve faktör analizinin uygunluğunu ölçen diğer bir test Kaiser-Meyer-Olkin örnek uygunluk testi (KMO)'dir. KMO testi basit korelasyon katsayılarının kısmi korelasyon katsayıları ile karşılaştırılmasıyla hesaplan formül aşağıdaki gibidir;

$$KMO = \frac{\sum_{i \neq j} r_{ij}^2}{\sum_{i \neq j} r_{ij}^2 + \sum_{i \neq j} a_{ij}^2} \quad (2.10)$$

Förmülde KMO, kaiser-meyer-olkin örnek uygunluk testini; r_{ij} , i. ve j. değişken arasındaki basit korelasyon katsayısını; a_{ij} , i. ve j. değişken arasındaki kısmi korelasyon katsayısını göstermektedir (Albayrak, 2006: 131).

Faktör analizi kendi içinde açıklayıcı (exploratory) faktör analizi ve doğrulayıcı (sonfirmatory) faktör analizi olmak üzere ikiye ayrılmaktadır. Matematiksel açıdan faktör analizi modeli aşağıdaki gibi yazılabilir (Bayram 2012, 199):

$$\begin{aligned}
x_1 &= \lambda_{11} f_1 + \lambda_{12} f_2 + \cdots + \lambda_{1k} f_k + u_1 \\
x_2 &= \lambda_{21} f_1 + \lambda_{22} f_2 + \cdots + \lambda_{2k} f_k + u_2 \\
&\vdots \\
&\vdots \\
&\vdots \\
x_q &= \lambda_{q1} f_1 + \lambda_{q2} f_2 + \cdots + \lambda_{qk} f_k + u_q
\end{aligned} \tag{2.11}$$

2.3.3.4. Diskriminant Analizi (DA)

Bir istatistik yöntemi olarak diskriminant analizi ilk kez 1936 yılında Ronald A. Fisher tarafından tanıtılmıştır. Belirli sayıdaki özelliği bilinen birimleri bu özelliklere göre bazı gruplara ayırmak, elde edilecek somut özetleyici bilgiler açısından istatistikte önemli bir konudur (Albayrak, 2006: 309). Diskriminant analizi, iki ya da daha çok sayıdaki grubu birbirinden ayıran özellikleri (değişkenleri) ve bunların ayırma üzerindeki ağırlıklarını belirlemeye hizmet eden çoklu analiz tekniğidir. Ayrıca, bir grup içinde tanımlanmış olan bir örneğin başka bir gruba atanıp atanamayacağını da bu analizle görmek mümkündür (İslamoğlu, 2011: 276). Diskriminant analizi, sayıtlarının karşılanması durumunda, kategorik bir bağımlı değişkenin düzeylerine ilişkin üyeliği yordayan bağımsız değişkenlerin neler olduğunun belirlenmesine yönelik kavramsal ve matematiksel temelleri güçlü bir istatistiktir (Çokluk vd., 2012: 105). Ayrıca, bir grup içinde tanımlanmış olan bir örneğin başka bir gruba atanıp atanamayacağını da bu analizle görmek mümkündür (İslamoğlu, 2011: 276).

DA'nın iki temel görevi vardır. Birincisi grupları birbirlerinden ayırmayı sağlayan fonksiyonları bulmak, ikincisi hesaplanan fonksiyonlar aracılığı ile yeni gözlenen bir birimi sınıflama hatası minimum olacak biçimde g gruptan herhangi birine atamaktır (Özdamar, 2010: 342).

DA'nın amaçları ve kullanım yerleri aşağıdaki gibi özetlenebilir (Alpar, 2011: 691);

- a. Grupları birbirinden ayırmayı sağlayacak olan doğrusal kombinasyonları bulmak,
- b. Bulunan kombinasyonlar/fonksiyonlar yardımıyla, yeni bir gözlemi en az hata ile gruplardan birine atamak,
- c. Çalışmaya alınan değişkenlerin hangilerinin grup üyeliğini kestirmekteki katkısının daha fazla olduğunu belirlemek.

Diskriminant analizi için her birey, bir ya da daha fazla nicel değişkene ilişkin puan ya da puanlara ve grup üyeliğini gösteren sınıflamalı (kategorik) değişkene ilişkin bir değere sahip olmalıdır. Diskriminant analizinde nicel değişkenler çoğunlukla “bağımsız değişken”, “ayırıcı değişken” ya da “yordayıcı değişken” olarak adlandırılırken, grup üyeliğini gösteren değişken “bağımlı değişken” ya da “ölçüt değişken” olarak adlandırılmaktadır.

İki gruplu diskriminant analizi, birimlerin çok sayıdaki değişkene göre iki anakütleyi birbirinden ayırma problemi üzerinde durmaktadır. İki gruplu diskriminant analizinde anakütle grupları önceden belirlendikten sonra, bu iki anakütle ile ilgili özellikler ölçülmektedir. Bazen birimler için ölçülen çok sayıdaki özelliklerden bazıları diğer özellikler yardımıyla tahmin edilebildiği (bağımlı değişkenler) halde bazıları tahmin edilemezler (bağımsız değişkenler).

Çoklu diskriminant analizinin sahip olduğu model aşağıdaki gibidir (Akkoç, 2007: 116).

$$Z_j = B_0 + B_1X_{i1} + B_2X_{i2} + \dots + B_mX_{im} \quad (2.12)$$

Z_i : Ayırma değerini

B_0 : Sabit değeri

B_m : Ayırma katsayılarını

X_{im} : Bağımsız değişkenleri göstermektedir.

Bir gözlemin hangi gruba düştüğünü belirlemek için kesişim noktasının bilinmesi gerekmektedir. Bir gözlemin hangi gruba düştüğünü belirlemek için aşağıdaki formüllerden yararlanılır.

Gruplar eşitse;

$$Z_{CE} = \frac{Z_A + Z_B}{2} \quad (2.13)$$

Z_{CE} : Eşit grup büyüklükleri için kritik kesme puanı

Z_A : Birinci grubun merkezi (centroidi)

Z_B : İkinci grubun merkezi

Gruplar eşit değilse;

$$Z_{CU} = \frac{N_A Z_A + N_B Z_B}{N_A + N_B} \quad (2.14)$$

Z_{CU} : Eşit olmayan grup büyüklükleri için kritik kesme puanı

N_A : A grubunun büyüklüğü

N_B : B Grubunun büyüklüğü

Verileri ayırma fonksiyonuna yerleştirdikten sonra Z_j değeri 0'dan büyük olan değişkenler 1. Gruba, 0'dan küçük olanlar 2. gruba düşecektir.

Diskriminant Analizinin amaçları aşağıdaki gibidir (Albayrak, 2006: 311):

- Ayırıcı değişken setine göre önceden belirlenmiş iki veya daha çok grubun ortalamalarının anlamlı farklılık gösterip göstermediğini belirlemektir. Analiz öncesi yapılan gruplandırmalar, birimlerin gruplandırılmasına etkili olabileceği düşünülen değişkenlere göre yapılmalıdır. Diskriminant analizi ile böyle bir gruplama yapılıp yapılmayacağı veya grupların farklı olup olmayacağına karar verilmektedir.
- İki veya daha fazla sayıdaki grubu birbirinden ayıran en önemli değişkenleri saptamak.
- Ayırıcı değişkenlere göre birimleri diskriminant değerlerine göre sınıflandırmak için prosedürler geliştirmek. Analiz gruplar arası varyans gruplar içi varyans oranını maksimize ederek bu amacı gerçekleştirir. Bu oranın maksimum olması gruplar arası varyansın en büyük, gruplar içi varyansın ise en küçük olması durumunda olanaklıdır. Bu durumda birimler birbirinden farklılık gösterecek şekilde sınıflandırılmaktadır.
- Bağımsız değişkenler tarafından şekillendirilen gruplar arasındaki ayırım boyutlarının kompozisyonunun ve sayısını belirlemektir. Böylece diskriminant

analizi ile aynı özelliklerin ölçüldüğü yeni bir birimin hangi gruba atanacağı belirlenebilmektedir.

- e. Sınıflandırma uygunluğunun değerlendirilmesi
- f. Bireylerin ya da birimlerin tahminlere dayalı olarak sınıflanıp sınıflanamayacağına ilişkin teorileri test etmek,
- g. Bağımsız değişkenlerin aritmetik ortalamalarının gruplar arasında nasıl değiştiğini tespit etmek,
- h. Grupları ayırmadaki en tutucu yolu belirlemek
- i. Bağımlı değişkenin varyansının ne kadarının bağımsız değişkenler tarafından açıklanabildiğini belirlemek,
- j. Bağımlı değişkene göre yapılan sınıflamada, bağımsız değişkenlerin göreceli önem sırasını değerlendirmek,
- k. Grupları ayırmada çok az önemi olan (ya da önemsiz olan) değişkenleri belirlemek.

2.3.3.5. Lojistik Regresyon Analizi (LRA)

Regresyon analizi bir bağımlı değişkenin bir veya daha çok diğer açıklayıcı değişkenlere bağımlılığının araştırır. Regresyon analizi; bir bağımlı değişkenin bağımsız değişkenlerle olan bağımlılığını, birincinin ortalama değerini, ikincilerin bilinen ya da değişmeyen değerleri cinsinden tahmin etme amacıyla inceler (Gujarati, 2003: 16).

LRA'da bağımlı değişken kategorik iken bağımsız değişkenler kategorik veya kategorik olmayabilirler. Bu analizde tahminleyen ve tahmin edilen değerler arasındaki ilişkinin doğrusal olmadığı varsayılır. Analizin geçerli ve güvenilir olabilmesi için bazı varsayımların sağlanması gerekmektedir. Bu varsayımların ilki, bağımlı değişken için 0-1 kategorik değişkenlerinin kullanıldığı bir analizde, herhangi bir gözlemin 1 ile kodlanan gruba ait olma olasılığı P_1 ise, 0 ile kodlanan gruba ait olma olasılığı $P_0=1-P_1$ olmalıdır. İkincisi gözlemler birbirinden bağımsız olmalıdır. Üçüncü varsayım, modelin bağımlı değişkeni açıklayacak tüm bağımsız değişkenleri içermeli ve gözlem sayısı mümkün olduğunca büyük tutulmalıdır. (Gürsoy, 2009: 101).

LRA modelleri, İflas tahminlerinde en sık başvurulan modellerden biri olmaktadır. Bu modellerde normal dağılım yerine, lojistik kümülatif yoğunluk dağılımını

kullanılmaktadır. Başka bir ifadeyle, lojit birikimli olasılık fonksiyonu veya diğer adıyla LRA fonksiyonu doğrusal olasılık fonksiyonunun hata kavramı olan “U” nun birikimli lojistik dağılım gösterdiğini varsaymaktadır (Aktaş, 1997: 46).

Bağımlı ve bağımsız değişken ayrımının yapıldığı çok değişkenli bir modelde, bağımlı değişken nominal ölçekli bir değişken olduğunda Enküçük Kareler (EKK) tekniğiyle elde edilen tahminler yetersiz kalmaktadır. EKK tekniği bağımlı değişkenin normal dağılıma uyduğunu varsaymaktadır. Bağımlı değişken nominal ölçekli olduğunda ise, bu varsayım sağlanamamaktadır.

LRA modelinin parametreleri, analitik olarak elde edilemediğinden, iteratif bir yöntem olan maksimum olabilirlik (Maximum Likelihood=ML) tekniğiyle tahmin edilmektedir (Kalaycı, 2010: 273).

LRA yönteminin amacı; bir ya da birden çok bağımsız değişken ile bağımlı değişken arasındaki ilişkiyi ortaya koymaktır.

LRA modelinin temel varsayımları aşağıdaki gibidir:

- a) LRA modelinin koşullu ortalaması 0 ile 1 arasında değer alır.
- b) LRA modelindeki hata terimleri binom dağılıma sahiptir.
- c) X değeri veri iken Y 'nin 1 olma olasılığı P_i 'dir.
- d) Bağımlı değişkene ilişkin n tane gözlem değeri istatistiksel olarak bağımsızdır.
- e) Açıklayıcı değişkenler birbirinden bağımsızdır.

LRA modeli aşağıdaki gibi yazılmaktadır (Albayrak, 2006: 439);

$$L = \ln \left[\frac{p_i}{1 - p_i} \right] = b_0 + b_1 X_i + e_i \quad (2.15)$$

L; LRA fonksiyonu,

P_i ; Verilen özellikler vektörü için herhangi bir durum olasılığı,

B_j ; j özelliğinin katsayısı ($j = 1, 2, \dots n$)

B_0 ; sabit,

X_{ij} ; i işletmesi için j özelliğinin değeri ($j = 1, 2, \dots, n$)

e; doğal logaritma tabanı

LRA modelinin parametreleri, analitik olarak elde edilemediğinden, iteratif bir yöntem olan maksimum olabilirlik (Maximum Likelihood=ML) tekniğiyle tahmin edilmektedir.

2.4. BULGULAR VE DEĞERLENDİRME

2.4.1. T-testi Bulguları

Veri kümesi içerisinde yer alan 42 finansal oran arasındaki farklılık %95 güven aralığı içinde t-testine tabi tutulmuştur (Pallant, 2005). %5 anlam düzeyinde 18 finansal oran başarısız ve başarısız olmayan işletmeleri ayırmada anlamlı bulunmuştur. İstatistiki analiz sonucuna göre anlamlı bulunan bu oranlar Tablo 2.5'te italik olarak belirtilmiştir.

Bu oranlar likidite oranları başlığı altındaki; X1; Dönen Varlıklar/Kısa Vadeli Yükümlülükler oranı, X2; (Dönen Varlıklar-Stoklar)/Kısa Vadeli Yükümlülükler oranı, X3; Nakit Ve Benzerleri/Kısa Vadeli Yükümlülükler oranı, X4; Net Çalışma Sermayesi/Varlıklar oranı, X6; Kısa Vadeli Ticari Alacaklar/Varlıklar oranıdır.

Mali yapı oranları başlığı altındaki; X11; Yükümlülükler/Varlıklar oranı, X13; Uzun Vadeli Yükümlülükler/Varlıklar oranı, X15; Kısa Vadeli Yükümlülükler/Kaynaklar oranı, X21; Maddi Duran Varlık/Varlıklar oranı, X22; Dönen Varlık/Varlıklar oranı, X23; Duran Varlık/Dönen Varlık oranıdır.

Faaliyet oranları başlığı altındaki; X26; Satış Gelirleri/Varlıklar oranı ile X31; Satış Gelirleri/ Duran Varlık oranıdır.

Karlılık oranları başlığı altındaki oranlar ise, X36; Brüt Satış Karı/Varlıklar oranı, X37; Faaliyet Karı/Varlıklar oranı, X38; Net Dönem Karı/Varlıklar oranı, X39; Brüt Satış Karı/Satış Gelirleri oranı ve X41; Net Dönem Karı/Devamlı Sermaye oranıdır.

Sig. (2 tailed) sonucu grupların ortalamaları arasında anlamlı bir fark olup olmadığına baktığımızda (%95 güven aralığı içinde sig. Değeri 0,05'ten küçük değişkenler bize ortalamalar arasında önemli bir farkın olduğunu göstermektedir. Diğer

bir deyişle, sig. (2 tailed) değeri 0,05'den küçük olan değişkenler önemli bulunmuştur. Bu değişkenler iflas öngörüsünde kullanılabilecektir.

Tablo 2.5: Finansal Oranlar Hakkında İstatistiksel Bilgiler

T-Test Ve Tanımlayıcı İstatistik Sonuçları											
Finansal Oranlar		Başarısız Olmayan				Başarısız				T	Sig.(2-Tail ed)
		Min.	Ma k.	Ort.	Std. Sap.	Min.	Mak.	Ort.	Std. Sap.		
A. Likidite Oranları											
X1	Dönen Varlıklar/Kısa Vadeli Yükümlülükler	0,46	23,91	2,77	3,70	0,00	13,30	1,15	1,42	- 4,245	0,000
X2	(Dönen Varlıklar-Stoklar)/Kısa Vadeli Yükümlülükler	0,21	21,92	2,01	2,98	0,00	4,25	0,71	0,69	- 4,429	0,000
X3	Nakit Ve Benzerleri/Kısa Vadeli Yükümlülükler	0,00	13,41	0,68	1,66	0,00	2,32	0,12	0,34	- 3,405	0,001
X4	Net Çalışma Sermayesi/Varlıklar	-0,42	0,78	0,25	0,21	- 14,08	0,64	-0,39	1,62	- 4,031	0,000
X5	Stoklar/Varlıklar	0,00	0,66	0,19	0,12	0,00	0,69	0,16	0,15	- 1,484	0,139
X6	Kısa Vadeli Ticari Alacaklar/Varlıklar	0,00	1,58	0,23	0,20	0,00	0,84	0,18	0,17	- 2,059	0,041
X7	((Stoklar+K.V.T.Alacaklar)-Kısa Vadeli Yükümlülükler)/Devamlı Sermaye	-2,04	0,76	0,03	0,37	- 15,18	49,62	0,15	5,67	0,211	0,833
X8	(Kısa Vadeli Yükümlülükler-Nakit ve Benzerleri)/Stoklar	- 14992,25	51,90	- 138,75	1442,83	- 16,12	11537,298	1099,14	11099,94	1,149	0,252
X9	Net Çalışma Sermayesi/Satış Gelirleri	-0,93	10,53	0,36	1,07	- 1690,59	126,09	- 25,08	197,85	- 1,336	0,183
B. Mali Yapı Oranları (Finansal Kaldıraç Oranları)											
X10	(Net Dönem Karı/Satış Gelirleri)*(Satış Gelirleri/Varlıklar)*(Varlıklar/Özkaynaklar)	-0,28	1,32	0,26	0,27	-3,52	11,75	0,18	1,51	- 0,551	0,582
X11	Yükümlülükler/Varlıklar	0,03	1,43	0,49	0,22	0,12	14,57	1,18	1,69	4,213	0,000
X12	Yükümlülükler/Özkaynaklar	0,03	24,56	1,46	2,46	- 162,11	16,34	-0,39	16,43	- 1,163	0,246
X13	Uzun Vadeli Yükümlülükler/Varlıklar	0,00	0,49	0,12	0,11	0,00	4,12	0,33	0,59	3,538	0,000

Tablo 2.5: (devam) Finansal Oranlar Hakkında İstatistiksel Bilgiler

X14	Faaliyet Karı/Finansman Giderleri	- 28,4 2	887080, 26	8435, 99	85359, 89	- 2603,4 0	173,14	- 43,53	272,56	- 1,03 2	0,3 03
X15	Kısa Vadeli Yükümlülükler/Kaynaklar	0,02	0,96	0,36	0,18	0,01	14,15	0,86	1,59	3,21 6	0,0 02
X16	Kısa Vadeli Yükümlülükler/Yükümlülükler	0,20	1,00	0,74	0,19	0,02	1,00	0,70	0,26	- 1,43 7	0,1 52
X17	Kısa Vadeli Yükümlülükler/Uzun Vadeli Yükümlülükler	0,26	12413,0 5	122,4 9	1193,7 7	0,02	202870, 64	1906, 16	19518, 82	0,94 8	0,3 44
X18	Duran Varlıklar/Özkaynaklar	0,03	5,33	0,87	0,69	-23,83	11,67	0,89	3,30	0,06 6	0,9 48
X19	Duran Varlıklar/Devamlı Sermaye	0,03	1,48	0,61	0,29	-40,08	12,61	0,68	4,49	0,15 9	0,8 73
X20	Maddi Duran Varlık/Özkaynaklar	0,00	2,39	0,66	0,45	-7,81	21,71	1,20	2,96	1,89 3	0,0 60
X21	Maddi Duran Varlık/Varlıklar	0,00	0,87	0,31	0,18	0,00	1,53	0,48	0,34	4,60 9	0,0 00
X22	Dönen Varlık/Varlıklar	0,22	1,00	0,62	0,18	0,02	0,97	0,47	0,27	- 4,62 4	0,0 00
X23	Duran Varlık/Dönen Varlık	0,00	3,58	0,83	0,78	0,03	49,18	3,03	5,75	3,94 3	0,0 00
X24	Kısa Vadeli Yükümlülükler/Özkaynaklar	0,02	24,56	1,13	2,39	- 128,46	11,36	-0,40	13,04	- 1,20 4	0,2 30
X25	Varlıklar/Özkaynaklar	1,03	25,56	2,45	2,46	- 161,11	17,34	0,61	16,43	- 1,15 3	0,2 50
C. Faaliyet Oranları (Varlık Kullanım Etkinliği Oranları)											
X26	Satış Gelirleri/Varlıklar	0,02	7,76	1,26	0,86	0,00	3,06	0,81	0,63	- 4,38 2	0,0 00
X27	Satış Gelirleri/Maddi Duran Varlıklar	0,09	231,22	11,28	29,47	0,00	1381,21	21,70	140,06	0,75 7	0,4 50
X28	Satışların Maliyeti/Stoklar	0,21	8787,98	89,94	844,91	0,01	16329,7 4	198,7 7	1588,8 3	0,62 8	0,5 30
X29	Satış Gelirleri/Kısa Vadeli Ticari Alacaklar	0,03	2156,89	34,67	217,83	0,01	1359,16	48,05	199,13	0,47 1	0,6 38
X30	Satış Gelirleri/Nakit Ve Benzerleri	0,09	6796,34	170,8 0	725,51	0,09	26929,7 6	485,0 6	2655,6 8	1,18 6	0,2 37
X31	Satış Gelirleri/Duran Varlık	0,09	86,75	5,48	9,31	0,00	29,21	3,04	4,73	- 2,42 3	0,0 16
X32	Satış Gelirleri/Özkaynaklar	0,06	14,82	2,76	1,96	- 108,16	24,16	0,65	12,10	- 1,78 4	0,0 76
X33	Satış Gelirleri/Dönen Varlık	0,02	8,52	2,06	1,12	0,00	30,28	2,23	3,14	0,51 0	0,6 10

Tablo 2.5: (devam) Finansal Oranlar Hakkında İstatistiksel Bilgiler

D. Karlılık Oranları											
X34	Faaliyet Karı/Satış Gelirleri	-0,20	1,80	0,17	0,23	-838,40	0,56	-9,43	80,90	-1,233	0,219
X35	Net Dönem Karı/Satış Gelirleri	-0,20	1,57	0,13	0,19	-865,01	0,24	-9,33	83,21	-1,181	0,239
X36	Brüt Satış Karı/Varlıklar	0,01	1,14	0,34	0,20	-0,34	0,84	0,13	0,19	-7,835	0,000
X37	Faaliyet Karı/Varlıklar	-0,18	1,81	0,18	0,22	-9,11	0,57	-0,20	0,96	-4,020	0,000
X38	Net Dönem Karı/Varlıklar	-0,18	0,70	0,14	0,16	-4,54	0,19	-0,24	0,59	-6,418	0,000
X39	Brüt Satış Karı/Satış Gelirleri	0,03	0,73	0,30	0,14	-1,59	0,84	0,11	0,34	-5,305	0,000
X40	Satış Gelirleri/Devamlı Sermaye	0,06	12,89	2,13	1,54	-80,62	38,43	0,74	10,92	-1,314	0,190
X41	Net Dönem Karı/Devamlı Sermaye	-0,26	1,07	0,21	0,23	-20,48	3,61	-0,48	2,76	-2,587	0,010
X42	Finansman Giderleri/Satış Gelirleri	0,00	0,60	0,09	0,11	0,00	578,73	7,18	56,82	1,297	0,196

2.4.2. Korelasyon Analizi Bulguları

Bu bölümde Korelasyon analizi iki defa korelasyon analizi 1 ve korelasyon analizi 2 olarak yapılmıştır. Korelasyon analizi 1 ile %95 güven düzeyinde aralarında korelasyon bulunan değişkenler, korelasyon analizi 2 ile de %99 güven düzeyinde aralarında anlamlı korelasyon bulunan değişkenler bulunarak veri setinden çıkarılmıştır.

2.4.2.1. Korelasyon Analizi 1 Bulguları

Bu aşamada aralarında yüksek düzeyde korelasyon bulunan değişkenlerin veri setinden çıkarılması gerçekleştirilmiştir. Korelasyon analizi ile iki farklı alt veri seti oluşturulmuştur. İlk olarak Tsai (2009)'un çalışmasına paralel olarak %95 güven düzeyinde aralarında anlamlı korelasyon bulunan değişkenler veri setinde çıkarılmıştır. Buna göre geriye 17 finansal oran kalmış böylece korelasyon analizi 1 ile ilk alt veri seti oluşturulmuştur. Söz konusu 17 bağımsız değişken aşağıda yer alan tablo 2.6'da sıralanmıştır.

Tablo 2.6: Korelasyon Analizi 1 Sonucundaki Değişkenler

Değişken Adı	Finansal Oranlar
X1	Dönen Varlıklar/Kısa Vadeli Yükümlülükler
X5	Stoklar/Varlıklar
X6	Kısa Vadeli Ticari Alacaklar/Varlıklar
X7	$((\text{Stoklar} + \text{K.V.T.Alacaklar}) - \text{Kısa Vadeli Yükümlülükler}) / \text{Devamlı Sermaye}$
X8	$(\text{Kısa Vadeli Yükümlülükler} - \text{Nakit ve Benzerleri}) / \text{Stoklar}$
X9	Net Çalışma Sermayesi/Satış Gelirleri
X10	$(\text{Net Dönem Karı} / \text{Satış Gelirleri}) * (\text{Satış Gelirleri} / \text{Varlıklar}) * (\text{Varlıklar} / \text{Özkaynaklar})$
X11	Yükümlülükler/Varlıklar
X14	Faaliyet Karı/Finansman Giderleri
X16	Kısa Vadeli Yükümlülükler/Yükümlülükler
X19	Duran Varlıklar/Devamlı Sermaye
X26	Satış Gelirleri/Varlıklar
X27	Satış Gelirleri/Maddi Duran Varlıklar
X28	Satışların Maliyeti/Stoklar
X34	Faaliyet Karı/Satış Gelirleri
X36	Brüt Satış Karı/Varlıklar
X40	Satış Gelirleri/Devamlı Sermaye

2.4.2.2. Korelasyon Analizi 2 Bulguları

Korelasyon analizine dayalı ikinci alt veri setini oluşturulurken %99 güven düzeyinde aralarında anlamlı korelasyon bulunan değişkenler veri setinde çıkarılmıştır. Buna göre geriye 9 finansal oran kalmış böylece korelasyon analizi 2 ile ikinci alt veri seti oluşturulmuştur. Söz konusu 9 bağımsız değişken tablo 2.7’de sıralanmıştır.

Tablo 2.7: Korelasyon Analizi 2 Sonucundaki Değişkenler

Değişken Adı	Finansal Oranlar
X1	Dönen Varlıklar/Kısa Vadeli Yükümlülükler
X5	Stoklar/Varlıklar
X6	Kısa Vadeli Ticari Alacaklar/Varlıklar
X7	((Stoklar+K.V.T.Alacaklar)-Kısa Vadeli Yükümlülükler)/Devamlı Sermaye
X8	(Kısa Vadeli Yükümlülükler-Nakit ve Benzerleri)/Stoklar
X9	Net Çalışma Sermayesi/Satış Gelirleri
X12	Yükümlülükler/Özkaynaklar
X14	Faaliyet Karı/Finansman Giderleri
X27	Satış Gelirleri/Maddi Duran Varlıklar

2.4.3. Faktör Analizi Bulguları

Bu çalışmada faktör analizinin uygulanmasındaki amaç 42 finansal orandan oluşan bağımsız değişken veri setini sınıflandırmak ve değişken sayısını azaltmaktır. Böylelikle elde edilen faktörler tüm değişkenlere ilişkin bilgileri kapsayacağından söz konusu faktörlerle ayırma analizi yapıldığında tüm değişkenlerden yararlanma imkanına kavuşulacaktır.

Daha önce de belirtildiği üzere 42 finansal orandan oluşan bağımsız değişkenler 4 başlık altında toplanmıştı. Bu başlıklar likidite oranları, mali yapı oranları, faaliyet oranları ve karlılık oranlarıydı. Faktör analizi faktör analizi 1 ve faktör analizi 2 olarak iki defa yapılmıştır. Faktör analizi 1 ile eigenvalues değeri 1 ve üstü olan faktörler bulunmaya çalışılmıştır. Faktör analizi 2 ile de dört grup finansal oran olduğundan dolayı faktörler dört faktör altında toplanmaya çalışılmıştır.

2.4.3.1. Faktör Analizi 1 Bulguları

Tüm işletmelere ait 42 orandan oluşan veri setimizin faktör analizine uygun olup olmadığını anlamak için KMO testine bakılmıştır. KMO testi için önerilen kriterlere göre faktör analizine başlamadan önce her değişken için örnek uygunluk testi yapılmış ve uygun olmayan değişkenler analizden çıkartılmış ve daha sonra KMO genel uygunluk testi değerlendirilerek analize devam edilmiştir (Hair, ve diğerleri 1998). Değişkenlerin

uygunluk testi yapılmış ve (X22) Dönen Varlıklar/Varlıklar ve (X25) Varlıklar/Özkaynaklar değişkenleri uygun bulunmayarak analizden çıkarılmış, diğer 40 değişkenle faktör analizine devam edilmiştir.

Tablo 2.8’den görüleceği üzere KMO testi sonucunda elde edilen değer 0,515’dir. Bu değer 0,50’den büyük ve Bartlett testinin sig. değerinin 0,05’in altında olması değişkenler arasında yüksek korelasyonlar mevcuttur. Dolayısıyla veri setimizin faktör analizine uygun olduğu anlamına gelmektedir.

Tablo 2.8: KMO ve Bartlett’s Testi

Kaiser-Meyer-Olkin Measure of Sampling Adequacy.		0,515
Bartlett's Test of Sphericity	Approx. Chi-Square	14458,282
	Df	780
	Sig.	,000

Faktöre ait Eigenvalues değeri 1 ve üstü olan faktörler araştırma için kullanılmıştır. Eigenvalues değeri toplam varyansın faktör tarafından açıklanan miktarını temsil etmektedir. “Tipik kök”(characteristic root) ya da “gizli kök” (latent root) olarak da adlandırılan ve “ λ ” (lambada) sembolü ile gösterilen öz değer kavramının tam olarak ne anlama geldiği, matris kuramına başvurulmaksızın açıklanamaz. Ancak, öz değer kavramına genel olarak bakıldığında, bu kavram, bir faktörle p kadar orijinal değişken arasındaki faktör yüklerinin kareleri toplamı olarak tanımlanabilir. Bir faktörün öz değeri, faktörle orijinal değişkenler arasındaki ilişkinin gücünü yansıtır. Öz değerler, faktörlerce açıklanan varyansı hesaplamada ve faktör sayısına karar vermede kullanılır. Faktör analizinde, sadece öz değerleri bir ve birin üzerinde olan faktörler kararlı olarak kabul edilir (Çokluk, Şekercioğlu ve Büyüköztürk 2012, 191). Faktör analizi sonucunda 40 finansal oran özdeğer istatistiği (Eigenvalues) 1’den büyük olan 11 faktör altında başarı ile toplanmıştır. Tablo 2.9’ da faktör varyansları ve toplam varyanslar italik olarak gösterilmiştir. Tabloda görüldüğü gibi birinci faktör toplam varyansın %12,789’unu, ikinci faktörle birlikte %24,906’sını açıklamaktadır. İlk beş faktör toplam varyansın

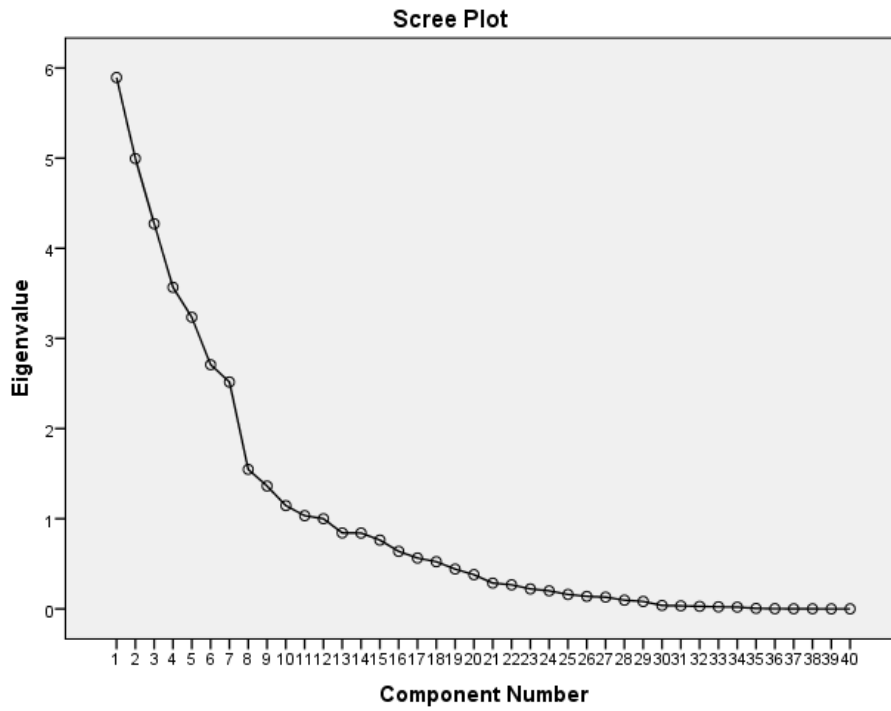
%50,688'ini açıkladığı görülmüştür. İlk onbir faktör ise toplam varyansın %80,695'ini açıklamaktadır.

Tablo 2.9: Faktör Analizi 1 Faktör Varyansları

Açıklanan Toplam Varyans									
Component	Initial Eigenvalues			Extraction Sums of Squared Loadings			Rotation Sums of Squared Loadings		
	Total	% of Variance	Cumulative %	Total	% of Variance	Cumulative %	Total	% of Variance	Cumulative %
1	5,894	14,736	14,736	5,894	14,736	14,736	5,115	12,789	12,789
2	4,995	12,489	27,225	4,995	12,489	27,225	4,847	12,117	24,906
3	4,272	10,680	37,905	4,272	10,680	37,905	3,772	9,429	34,335
4	3,567	8,917	46,821	3,567	8,917	46,821	3,550	8,876	43,211
5	3,235	8,087	54,909	3,235	8,087	54,909	2,991	7,476	50,688
6	2,709	6,772	61,680	2,709	6,772	61,680	2,796	6,989	57,677
7	2,516	6,291	67,971	2,516	6,291	67,971	2,582	6,454	64,131
8	1,547	3,868	71,839	1,547	3,868	71,839	2,335	5,837	69,968
9	1,363	3,408	75,247	1,363	3,408	75,247	1,834	4,586	74,554
10	1,145	2,863	78,110	1,145	2,863	78,110	1,357	3,392	77,946
11	1,034	2,585	80,695	1,034	2,585	80,695	1,100	2,749	80,695

Şekil 2.1. bize faktör sayısının belirlenmesinde yardımcı olmaktadır. Grafik her faktörle ilgili toplam varyansı göstermektedir. Grafiğin yatay şekil aldığı noktaya kadar olan faktörler, elde edilecek maksimum faktör sayısı olarak kabul edilir. Dikey ekseninde yer alan özdeğeri 1'den yüksek olan faktör sayısı 11'dir. Dolayısıyla 40 değişken 11 faktör altında toplanmıştır. Aynı zamanda grafiğin eğimine bakarak da faktör sayısını belirleyebiliriz. Grafiğe bakıldığında 11 faktör sonrasında çizgi grafiğin eğiminin önemli ölçüde azaldığı görülmektedir. Bu durum bize faktör sayısını 11 ile sınırlandırabileceğimizi göstermektedir.

Şekil 2.1: Faktör Sayısı (Faktör Analizi 1)



Faktör analizinde kullanılan 40 değişkenin hangi faktör altında toplanacağına ilişkin karar “döndürülmüş faktör matrisine” (Rotated Component Matrix) bakılarak verilir. Bu matriste yatay sütunlarda değişkenler dikey sütunda ise faktörler bulunmaktadır. Yatay olarak bakıldığında bir değişken en yüksek mutlak değere hangi sütunda sahip ise o faktör ile yakın ilişki içindedir.

Tablo 2.10’da bulunan döndürülmüş faktör matrisi incelendiğinde X8, X4, X15, X11, X28, X33, X29 değişkenlerinin birinci faktörle; X12, X24, X18, X32, X10, X20 değişkenlerinin ikinci faktörle; X42, X34, X35, X9 değişkenlerinin üçüncü faktörle; X37, X27, X38, X41, X13 değişkenlerinin dördüncü faktörle; X7, X19, X40 değişkenlerinin beşinci faktörle; X2, X1, X3 değişkenlerinin altıncı faktörle; X21, X16, X23 değişkenlerinin yedinci faktörle; X26, X31 değişkenlerinin sekizinci faktörle; X39, X36 değişkenlerinin dokuzuncu faktörle; X30, X6, X5 değişkenlerinin onuncu faktörle; X17, X14 değişkenlerinin onbirinci faktörle yakın ilişki içinde olduğu görülmektedir. Buna göre değişkenler yakın ilişki içinde bulundukları faktörler altında toplanmışlardır.

Faktör analizi sonucunda 40 değişken 11 faktör altında toplanmış aynı zamanda söz konusu faktörlere ilişkin Tablo 2.10’daki faktör skorları elde edilmiştir.

Ortak Varyans (Communality), bir değişkenin analizinde yer alan diğer değişkenlerle paylaştığı varyans miktarıdır (Hair, ve diğerleri 1998, 365). En yüksek ortak varyansa X42 (0,991) ve X7 (0,978) değişkenleri sahiptir.

Tablo 2.10: Döndürülmüş Faktör Matrisi (Rotated Component Matrix)

Değişken Adı	Faktörler (Component)										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
X8	,930										
X4	-,918										
X15	,917										
X11	,874										
X28	,850										
X33	,801										
X29	,502										
X12		,961									
X24		,948									
X18		,930									
X32		,924									
X10		-,896									
X20		,640									
X42			-,991								
X34			,977								
X35			,963								
X9			,756								
X37				,930							
X27				-,842							
X38				,816							
X41				,759							
X13				-,658							
X7					-,978						
X19					,968						
X40					,935						
X2						,970					
X1						,932					
X3						,900					
X21							-,778				
X16							,735				
X23							-,720				
X26								,903			
X31								,849			

Tablo 2.10: (devam) Döndürülmüş Faktör Matrisi (Rotated Component Matrix)

X39									,860		
X36									,750		
X30										,765	
X6										,532	
X5										-,530	
X17											,773
X14											-,448

Tablo 2.11: Faktörler (Faktör Analizi 1)

Birinci Faktör	
X8	(Kısa Vadeli Yükümlülükler-Nakit ve Benzerleri)/Stoklar
X4	Net Çalışma Sermayesi/Varlıklar
X15	Kısa Vadeli Yükümlülükler/Kaynaklar
X11	Yükümlülükler/Varlıklar
X28	Satışların Maliyeti/Stoklar
X33	Satış Gelirleri/Dönen Varlık
X29	Satış Gelirleri/Kısa Vadeli Ticari Alacaklar
İkinci Faktör	
X12	Yükümlülükler/Özkaynaklar
X24	Kısa Vadeli Yükümlülükler/Özkaynaklar
X18	Duran Varlıklar/Özkaynaklar
X32	Satış Gelirleri/Özkaynaklar
X10	(Net Dönem Karı/Satış Gelirleri)*(Satış Gelirleri/Varlıklar)*(Varlıklar/Özkaynaklar)
X20	Maddi Duran Varlık (Net)/Özkaynaklar
Üçüncü Faktör	
X42	Finansman Giderleri/Satış Gelirleri
X34	Faaliyet Karı/Satış Gelirleri
X35	Net Dönem Karı/Satış Gelirleri
X9	(Dönen Varlıklar-Kısa Vadeli Yükümlülükler)/Satış Gelirleri
Dördüncü Faktör	
X37	Faaliyet Karı/Varlıklar
X27	Satış Gelirleri/Maddi Duran Varlıklar
X38	Net Dönem Karı/Varlıklar
X41	Net Dönem Karı/Devamlı Sermaye
X13	Uzun Vadeli Yükümlülükler/Varlıklar
Beşinci Faktör	
X7	((Stoklar+K.V.T.Alacaklar)-Kısa Vadeli Yükümlülükler)/Devamlı Sermaye
X19	Duran Varlıklar/(Özkaynaklar+Uzun Vadeli Yükümlülükler)
X40	Satış Gelirleri/Devamlı Sermaye

Tablo 2.11: (devam) Faktörler (Faktör Analizi 1)

Altıncı Faktör	
X2	(Dönen Varlıklar-Stoklar)/Kısa Vadeli Yükümlülükler
X1	Dönen Varlıklar/Kısa Vadeli Yükümlülükler
X3	Nakit Ve Benzerleri/Kısa Vadeli Yükümlülükler
Yedinci Faktör	
X21	Maddi Duran Varlık/Varlıklar
X16	Kısa Vadeli Yükümlülükler/Yükümlülükler
X23	Duran Varlık/Dönen Varlık
Sekizinci Faktör	
X26	Satış Gelirleri/Varlıklar
X31	Satış Gelirleri/Duran Varlık
Dokuzuncu Faktör	
X39	Brüt Satış Karı/Satış Gelirleri
X36	Brüt Satış Karı/Varlıklar
Onuncu Faktör	
X30	Satış Gelirleri/Nakit Ve Benzerleri
X6	Kısa Vadeli Ticari Alacaklar/Varlıklar
X5	Stoklar/Varlıklar
Onbirinci Faktör	
X17	Kısa Vadeli Yükümlülükler/Uzun Vadeli Yükümlülükler
X14	Faaliyet Karı/Finansman Giderleri

Genel olarak bakıldığında birinci faktör altında Likidite, Mali Yapı, Faaliyet oranlarının bulunduğu, ikinci faktör altında mali yapı oranlarının, üçüncü faktör altında ağırlıklı olarak karlılık oranlarının, dördüncü faktör altında ağırlıklı olarak karlılık oranlarının, beşinci faktör altında likidite mali yapı ve karlılık oranlarının, altıncı faktör altında ise likidite oranlarının bulunduğu görülmektedir.

2.4.3.2. Faktör Analizi 2 Bulguları

Daha önce de belirtildiği üzere 42 finansal orandan oluşan bağımsız değişkenler 4 başlık altında toplanmıştı. Bu başlıklar likidite oranları, mali yapı oranları, faaliyet oranları ve karlılık oranlarıydı. Araştırmanın bu kısmında faktör analizi tekrarlanmış ve aynı veri seti kullanılarak değişkenlerin 4 faktör altında toplanması sağlanmıştır. Bu analiz sonucunda elde edilen bulgular aşağıdaki tabloda yer almaktadır.

Tablo 2.12: Uygun Bulunan Faktörler

Component	Açıklanan Toplam Varyans								
	Initial Eigenvalues			Extraction Sums of Squared Loadings			Rotation Sums of Squared Loadings		
	Total	% of Variance	Cumulative %	Total	% of Variance	Cumulative %	Total	% of Variance	Cumulative %
1	5,894	14,736	14,736	5,894	14,736	14,736	5,245	13,113	13,113
2	4,995	12,489	27,225	4,995	12,489	27,225	5,010	12,526	25,639
3	4,272	10,680	37,905	4,272	10,680	37,905	4,294	10,736	36,375
4	3,567	8,917	46,821	3,567	8,917	46,821	4,178	10,446	46,821

Faktör analizi 2 sonucunda 4 finansal oran 4 faktör altında başarı ile toplanmıştır. Tablo 2.12’de faktör varyansları ve toplam varyanslar italik olarak gösterilmiştir. Tablodan görüldüğü gibi birinci faktörün toplam varyansın %14,736’sını, ikinci faktörle birlikte %27,225’ini açıklamaktadır. İlk üç faktör toplam varyansın %37,905’ini açıklarken, ilk dört faktör toplam varyansın %46,821’ini açıkladığı görülmüştür.

Faktör analizi 2’de kullanılan 42 değişkenin hangi faktör altında toplanacağına ilişkin karar “döndürülmüş faktör matrisine” (Rotated Component Matrix) bakılarak verilir. Bu matriste yatay sütunlarda değişkenler dikey sütunda ise faktörler bulunmaktadır. Yatay olarak bakıldığında bir değişken en yüksek mutlak değere hangi sütunda sahip ise o faktör ile yakın ilişki içindedir.

Tablo 2.13’de bulunan döndürülmüş faktör matrisi incelendiğinde X4, X8, X15, X11, X33, X28, X29, X1, X2, X3, X14 değişkenlerinin birinci faktörle; X18, X12, X24, X32, X10, X20, X17, X40 değişkenlerinin ikinci faktörle; X26, X36, X21, X37, X31, X16, X13, X41, X6, X23, X5, X39, X27, X19, X7, X30 değişkenlerinin üçüncü faktörle; X42, X34, X35, X9, X38 değişkenlerinin dördüncü faktörle yakın ilişki içinde olduğu görülmektedir. Buna göre değişkenler yakın ilişki içinde bulundukları faktörler altında toplanmışlardır.

Faktör analizi 2 sonucunda 40 değişken 4 faktör altında toplanmış aynı zamanda söz konusu faktörlere ilişkin Tablo 2.13’teki faktör skorları elde edilmiştir. En yüksek ortak varyansa X18 (0,934) ve X42 (0,918) değişkenleri sahiptir.

Tablo 2.13: Döndürülmüş Faktör Matrisi (Rotated Component Matrix)

Değişken	Faktörler (Component)			
	1	2	3	4
X4	-,912			
X8	,903			
X15	,896			
X11	,871			
X33	,827			
X28	,824			
X29	,501			
X1	-,252			
X2	-,238			
X3	-,179			
X14	-,037			
X18		,934		
X12		,932		
X24		,919		
X32		,910		
X10		-,892		
X20		,666		
X17		-,226		
X40		,186		
X26			,666	
X36			,661	
X21			-,591	
X37			,587	
X31			,578	
X16			,569	
X13			-,566	
X41			,528	
X6			,489	
X23			-,454	
X5			,357	
X39			,338	
X27			-,314	
X19			-,290	
X7			,257	
X30			,122	
X42				-,918
X34				,908
X35				,892
X9				,705
X38				,571

Tablo 2.14: Faktörler (Faktör Analizi 2)

Birinci Faktör	
X4	Net Çalışma Sermayesi/Varlıklar
X8	(Kısa Vadeli Yükümlülükler-Nakit ve Benzerleri)/Stoklar
X15	Kısa Vadeli Yükümlülükler/Kaynaklar
X11	Yükümlülükler/Varlıklar
X33	Satış Gelirleri/Dönen Varlık
X28	Satışların Maliyeti/Stoklar
X29	Satış Gelirleri/Kısa Vadeli Ticari Alacaklar
X1	Dönen Varlıklar/Kısa Vadeli Yükümlülükler
X2	(Dönen Varlıklar-Stoklar)/Kısa Vadeli Yükümlülükler
X3	Nakit Ve Benzerleri/Kısa Vadeli Yükümlülükler
X14	Faaliyet Karı/Finansman Giderleri
İkinci Faktör	
X18	Duran Varlıklar/Özkaynaklar
X12	Yükümlülükler/Özkaynaklar
X24	Kısa Vadeli Yükümlülükler/Özkaynaklar
X32	Satış Gelirleri/Özkaynaklar
X10	(Net Dönem Karı/Satış Gelirleri)*(Satış Gelirleri/Varlıklar)*(Varlıklar/Özkaynaklar)
X20	Maddi Duran Varlık/Özkaynaklar
X17	Kısa Vadeli Yükümlülükler/Uzun Vadeli Yükümlülükler
X40	Satış Gelirleri/Devamlı Sermaye
Üçüncü Faktör	
X26	Satış Gelirleri/Varlıklar
X36	Brüt Satış Karı/Varlıklar
X21	Maddi Duran Varlık/Varlıklar
X37	Faaliyet Karı/Varlıklar
X31	Satış Gelirleri/Duran Varlık
X16	Kısa Vadeli Yükümlülükler/Yükümlülükler
X13	Uzun Vadeli Yükümlülükler/Varlıklar
X41	Net Dönem Karı/Devamlı Sermaye
X6	Kısa Vadeli Ticari Alacaklar/Varlıklar
X23	Duran Varlık/Dönen Varlık
X5	Stoklar/Varlıklar
X39	Brüt Satış Karı/Satış Gelirleri
X27	Satış Gelirleri/Maddi Duran Varlıklar
X19	Duran Varlıklar/Devamlı Sermaye
X7	((Stoklar+K.V.T.Alacaklar)-Kısa Vadeli Yükümlülükler)/Devamlı Sermaye
X30	Satış Gelirleri/Nakit Ve Benzerleri

Tablo 2.14: (devam) Faktörler (Faktör Analizi 2)

Dördüncü Faktör	
X42	Finansman Giderleri/Satış Gelirleri
X34	Faaliyet Karı/Satış Gelirleri
X35	Net Dönem Karı/Satış Gelirleri
X9	Net Çalışma Sermayesi/Satış Gelirleri
X38	Net Dönem Karı/Varlıklar

Genel olarak bakıldığında birinci faktör altında likidite, mali yapı ve faaliyet oranlarının bulunduğu, ikinci faktör altında ağırlıklı olarak mali yapı oranlarının bulunduğu, üçüncü faktör altında her gruptan oranların bulunduğu, dördüncü faktör altında karlılık oranlarının bulunduğu görülmektedir.

2.4.4. Diskriminant Analizi Bulguları

Bu çalışmanın diskriminant analizi bölümünde ilk etapta, 108 iflas eden 108 iflas etmeyen işletmeden oluşan veri setine yani tüm örneklem için model geliştirilmiştir. Bu çalışmada diskriminant analizi veri indirgeme yöntemi olarak kullanılmaktadır. Ancak diskriminant analizi iki grup arasında anlamlı farklılığı bulunan finansal oranları tespit ederken aynı zamanda sınıflandırma da yapmaktadır. Dolayısıyla tüm veri seti üzerinde DA'nın sınıflandırma performansı da değerlendirilecektir. Diskriminant analizinde finansal başarılı ve finansal başarılı olmayan işletmeleri ayırt etmede 42 finansal oran üzerinden anlamlı sonuçlar bulmaya çalışılmıştır.

216 işletmeye ait 42 orandan oluşan bağımsız değişkenler programa girildikten sonra diskriminant analizine geçilmiştir. Her işletmeye ait 42 orandan oluşan veri setine stepwise yöntemiyle diskriminant analizi uygulanmıştır. Stepwise yöntemi, en iyi tek değişken modelini ardından en iyi iki değişken modelini ardından en iyi üç değişken modelini diye devam ederek en iyi fonksiyona ulaşmayı amaçlayan bir yöntemdir. Modeldeki değişkenler çıkarma ölçütüne göre değerlendirildikten sonra modelin dışındaki değişkenler modele giriş için yeniden değerlendirilmektedir. Böylece değişkenler modelden çıkarma ölçütünü sağladıkları sürece modelden çıkartılmakta ve giriş ölçütünü sağladıkları sürece modele alınmaktadır. Modelin giriş ve çıkış ölçütlerini sağlayan değişken kalmadığı zaman değişken seçim işlemine son verilmektedir

(Albayrak 2006, 347). Böylece 42 finansal oran içinde istatistiksel olarak anlamlı ve yüksek öngörü gücü bulunan oranlar belirlenerek diskriminant fonksiyonu belirlenmiştir.

DA'nın başarısını değerlendirmede kullandığımız özdeğer (eigenvalue) 0,606 olarak bulunmuştur. Özdeğerin bir üst sınırı olmamakla birlikte 0,40'dan daha yüksek değerler için diskriminant analizi başarılı olarak kabul edilmektedir.

Tüm örneklemde elde edilen özdeğer bize DA'nın başarılı sonuçlar ürettiğini söylememize olanak sağlamaktadır.

42 bağımsız değişken kullanılarak gerçekleştirilen diskriminant analizinde stepwise yöntemi kullanılmıştır. Stepwise yöntemi 42 oran içinden ayıricılık gücü yüksek olan 5 bağımsız değişken seçerek aşağıda belirtilen fonksiyonu geliştirmiştir.

$$Z_i = 0,320X_3 - 1,245X_{21} + 2,960X_{36} - 1,011X_{37} + 2,454X_{38} - 0,201$$

Burada;

Z_i ; Diskriminant Skoru

X_3 ; Nakit ve Benzerleri/Kısa Vadeli Yükümlülükler,

X_{21} ; Maddi Duran Varlık/Varlıklar,

X_{36} ; Brüt Satış Karı/Varlıklar,

X_{37} ; Faaliyet Karı/Varlıklar

X_{38} ; Net Dönem Karı/Varlıklar oranıdır.

Diskriminant analizinden elde edilen fonksiyon tüm örnekleme uygulandığında 108 başarısız işletmeden 84'ünü yine aynı şekilde 108 başarısız olmayan işletmenin 91'ini doğru gruba atmayı başarmıştır. Böylelikle DA'nın tüm örneklem üzerindeki başarısı %81 olarak gerçekleşmiştir.

Başarısız işletmeleri, başarısız olmayan olarak sınıflandırma hatası olan Tip I hatası %22,2; başarısız olmayan işletmeleri, başarısız olarak sınıflandırma hatası olan Tip II hatası %15,7 olarak bulunmuştur. Bu sonuçlardan sonra diskriminant analizi ile geliştirilen modelin başarılı bir şekilde işletmeleri doğru gruplara atadığı söylenebilir.

Tablo 2.15: Diskriminant Analizinin Tüm Veri Seti Üzerindeki Doğru Sınıflandırma Oranı

Gerçek Grup	Tahmin Edilen Grup Üyeliği		Toplam
	Başarısız (0)	Başarısız Olmayan (1)	
Başarısız (0)	84	24	108
Başarısız Olmayan (1)	17	91	108
% (0)	77,8	22,2	100
% (1)	15,7	84,3	100
Grubu doğru sınıflandırma oranı %81			

DA'nın başarılı bulunup bulunmadığı "Summary of Canonical Discriminant Functions" başlığı altında verilen Canonical Correlation, Eigenvalue (özdeğer), Wilks' Lambda değerlerinden anlaşılabilir. Söz konusu değerler tablo 2.16'da verilmiştir.

Tablo 2.16: Diskriminant Analizine İlişkin Değerler

Diskriminant Analizine İlişkin Değerler				
Fonksiyon	Özdeğer	Canonical Correlation	Wilks' Lambda	Sig.
1	,606	,614	,622	,000

Canonical Correlation, diskriminant skoru ve gruplar arasındaki ilişkiyi ölçer ve açıklanan toplam varyansı gösterir. Bu analizde Canonical Correlation değeri (0,614) bulunmuştur. Bu değeri yorumlayabilmek için karesini almak gerekmektedir. Böylelikle 0,376996 değerine ulaşırız. Bunun anlamı, diskriminant analizi ile kurulan modelin bağımlı değişkendeki, yani başarısız ve başarısız olmayan işletmelerdeki varyansın %38'inin açıklanabildiğidir.

Özdeğer (Eigenvalue) istatistiği ne kadar büyükse, modelin ayırıcılık gücü o denli yüksek bulunur. Bu değer "0" olması modelin grupları birbirinden ayırıcı bir özelliğe sahip olmadığını gösterir. Söz konusu değer 0,40'dan büyük olması ise modelin ayırıcılık gücünün oldukça iyi olduğunu göstermektedir ve bu değer bir üst sınırı yoktur. Diskriminant analizinde öz değer 0,606 bulunmuştur. Bu değer 0,40'dan

daha yüksek olduğu için modelimizin ayıricılık gücünün oldukça iyi olduğunu söyleyebiliriz.

Wilk's Lambda istatistiği diskriminant skorlarındaki toplam varyansın gruplar arasındaki farklar tarafından açıklanmayan kısmını gösterir. Wilk's Lambda değeri modelimizde %62 (0,622) bulunmuştur. Bunun anlamı diskriminant modeli sonucu geliştirilen fonksiyonla toplam varyansın %62'sinin açıklanamadığıdır.

“Standart Canonical Discriminant Function Coefficients” başlığı altında bulunan yapı matrisinde 5 değişken öne çıkmaktadır. Bu değişkenler (X3) Nakit ve Benzerleri/Kısa Vadeli Yükümlülükler, (X21) Maddi Duran Varlık/Varlıklar, (X36) Brüt Satış Karı/Varlıklar, X37; Faaliyet Karı/Varlıklar, (X38); Net Dönem Karı/Varlıklar oranıdır.

Yani başarısız ve başarısız olmayan işletmeleri ayırmada söz konusu 5 değişkenin ayırt edici gücü yüksek ve anlamlı olarak bulunmuştur. Dolayısıyla bu 5 bağımsız değişken kullanılarak diskriminant fonksiyonu geliştirilecektir. Diğer 37 oran başarısız ve başarısız olmayan işletmeleri ayırmada etkili bir değişken olarak bulunmamıştır. Diğer bir ifadeyle söz konusu 37 oran iyi bir tahmin edici değişken değildir.

Tablo 2.17: Diskriminant Analizinden Elde Edilen Fonksiyon

Diskriminant Fonksiyonu	
X3	0,320
X21	-1,245
X36	2,960
X37	-1,011
X38	2,454
Sabit Değer	-0,201

Tablo 2.17’de model tarafından geliştirilen diskriminant fonksiyonu yer almaktadır. Elde edilen diskriminant fonksiyonu yeni işletmelerin finansal durumlarını öngörmede kullanılacaktır.

“Functions at Group Centroids” başlığı altında bulunan grup ortalamaları kritik değerın hesaplanmasında kullanılmaktadır. Bu tabloda bulunan grup ortalamalarının ortalaması kritik değeri vermektedir.

Tablo 2.18: Başarısız ve Başarısız Olmayan İşletmelerin Grup Ortalamaları

Durum	Fonksiyon
Başarısız (0)	-0,775
Başarısız Olmayan (1)	0,775

Kritik değer, işletmelerin başarısız ve başarısız olmayan olmak üzere gruplara atanmasında belirleyici bir role sahiptir. Tablo 2.18’de görüldüğü gibi söz konusu değerler başarısız ve başarısız olmayan işletmeler için sırasıyla -0,775 ve 0,775’dir. Dolayısıyla kritik değer “0” olarak alınacaktır. İşletmeler diskriminant skorlarına göre, kritik değer göz önünde bulundurularak, kritik değer “0”dan küçük işletmeler başarılı, “0” dan büyük işletmeler ise başarısız olarak ilgili gruplara atanması gerçekleştirilmiştir.

2.4.5. LRA Analizi Bulguları

108 başarısız ve 108 başarısız olmayan işletme veriler üzerinde, LRA yapılmıştır. 42 finansal oran bağımsız değişken olarak programa sunulmuş, aşamalı seçim (stepwise) yöntemi yardımıyla 4 değişkenli bir LRA modeli elde edilmiştir. Diskriminant analizinde olduğu gibi LRA’da da iki grup ayırmada başarılı olan değişkenler tespit edilirken aynı zamanda sınıflandırma da gerçekleştirilmektedir. Dolayısıyla LRA’nın tüm veri seti üzerindeki sınıflandırma başarısı da bu aşamada değerlendirilecektir. Elde edilen model:

$$Z_i = 8,223 - 5,103 X_{11} - 8,168 X_{21} - 4,301 X_{22} + 17,595 X_{38}$$

Burada;

Z_i ; LRA fonksiyonu,

X_{11} ; Yükümlülükler/Varlıklar,

X21; Maddi Duran Varlık/Varlıklar,

X22; Dönen Varlık/Varlıklar,

X38; Net Dönem Karı/Varlıklar

Tablo 2.19: Başlangıç Modelinde/Eşitlikte Yer Alan Değişkenler

		B	S.E.	Wald	Df	Sig.	Exp(B)
Step 0	Constant	,000	,136	,000	1	1,000	1,000

Elde edilen sonuçlarda sabit terimin standart hatası, değişkenin anlamlılığını test eden Wald istatistiğinin anlamlılık düzeyi ve ilgili değişken bir birim arttırıldığında zaman üstünlük oranındaki değişimi gösteren Exp (B) istatistiği verilmektedir.

Tablo 2.20: Amaçlanan Model Değişkenlerinin Katsayı Tahminleri

		B	S.E.	Wald	Df	Sig.	Exp(B)
Step 1 ^a	X36	5,760	,922	39,053	1	,000	317,478
	Constant	-1,273	,249	26,176	1	,000	,280
Step 2 ^b	X36	,659	1,224	,290	1	,590	1,933
	X38	18,615	3,449	29,127	1	,000	121478982,032
	Constant	-,415	,305	1,854	1	,173	,660
Step 3 ^b	X38	19,431	3,162	37,771	1	,000	274696394,491
	Constant	-,291	,197	2,179	1	,140	,748
Step 4 ^c	X21	-2,484	,878	8,003	1	,005	,083
	X38	18,765	3,134	35,849	1	,000	141168368,794
	Constant	,631	,368	2,946	1	,086	1,880
Step 5 ^d	X11	-5,062	1,326	14,579	1	,000	,006
	X21	-4,311	1,127	14,646	1	,000	,013
	X38	16,628	3,150	27,874	1	,000	16655190,406
	Constant	4,399	1,073	16,816	1	,000	81,382
Step 6 ^e	X11	-5,103	1,349	14,302	1	,000	,006
	X21	-8,168	2,183	13,998	1	,000	,000
	X22	-4,301	1,905	5,094	1	,024	,014
	X38	17,595	3,237	29,547	1	,000	43810779,299
	Constant	8,223	2,135	14,836	1	,000	3724,879

Wald testi, her bir bağımsız değişkenin önemi ya da katkısı hakkında bilgi verir. Wald değerleri arttıkça bağımsız değişkenlerin anlamlılığı da artar. Tablo 2.20'deki bakmamız gereken değer sig. değerleridir. Bu değer 0,05'den küçük olması beklenir. Modelin tahmininde anlamlı katkıda bulunan değişkenleri belirtir. Tablodaki B değerler ilişkinin yönünü (pozitif-negatif) ve gücünü gösterir. İncelenecek diğer bir konu Exp(B) değeridir. Bu her bir bağımsız değişken için göreceli olasılık oranı değerlerini verir. Bir çok değişkenli yöntemlerde de olduğu gibi, bir sonraki aşamada hangi değişkenin modele dahil edileceğine karar verilmektedir. İstatistiksel anlamda, algoritmalarından hiçbirisi en iyi modeli sağlamayı garanti edememektedir. Burada farklı modellerin denenip bu modeller arasında yorumlanabilirlik, anlamlılık, teoriye uygunluk kriterlerine göre seçim yapmak en iyi yaklaşım olarak kabul edilmektedir. Wald istatistiğine alternatif olarak kullanılan diğer istatistikler incelenerek, anlamlılık düzeyi en yüksek değişken bir sonraki adımda modele alınmaktadır (Kalaycı 2010, 288). Çalışmamızda X36 değişkeni, 39,053 değeriyle (sig.=0,000) birinci adımda modele dahil edilmektedir. İkinci adımda ise sig. Değeri 0,05'den büyük olduğu için modele dahil edilmemiştir. Modelde yer alan değişkenler X11, X21, X22, X38'dir.

Tablo 2.21: Amaçlanan Modelin Özeti

Step	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
1	243,254 ^a	,229	,305
2	165,614 ^b	,462	,616
3	165,906 ^b	,461	,615
4	156,741 ^b	,483	,645
5	136,186 ^b	,530	,707
6	130,360 ^c	,543	,724

Amaçlanan modelin özeti (model summary) tablosu modelin faydalılığı hakkında farklı bir bilgi verir. -2LogL istatistiği yaklaşık olarak ki-kare dağılımına uyduğundan, olabilirlik oranı 1 ise, -2LogL istatistiği sıfıra eşit olmaktadır. Her adımda modelin verileri nasıl temsil ettiğini gösteren tahmini olasılıklarla fiili olasılıklar arasındaki

ilişkinin yanında -2LogL istatistikleri özetlenmektedir. Bu istatistikler incelendiğinde, sonraki adımlarda elde edilen modellerin verileri daha iyi temsil ettiğini göstermektedir. LRA modellerindeki bağımlı değişkenlerle bağımsız değişkenler arasındaki ilişkinin derecesini gösteren Cox-Snel R^2 ve Nagelkerke R^2 değerlerinin daha büyük ve -2LogL istatistiğinin ise daha küçük olması bunu göstermektedir. Model verileri tam olarak temsil ederse olabilirlik 1 ve -2LogL istatistiği 0 olmaktadır. Bu nedenle daha küçük -2LogL istatistiği her zaman daha iyi bir modeli göstermektedir.

Cox-Snel R^2 ve Nagelkerke R^2 değerleri bağımlı değişkenin model tarafından ne kadar açıklandığını gösterir. Çalışmamızda Cox ve Snell R^2 istatistiği altıncı adımda (son modelde) %54,3'lük bir ilişkinin olduğunu göstermektedir.

Nagelkerke R^2 ; Cox ve Snell R^2 istatistiğinin 0-1 aralığında değerler almasını sağlamak amacıyla geliştirilmiştir. Nagelkerke R^2 istatistiği altıncı adımda %72,4 olarak elde edilmiştir. Bu istatistik, bağımlı değişken ile bağımsız değişkenler arasında %72,4'lük bir ilişkinin olduğunu göstermektedir.

Tablo 2.22: Hosmer ve Lemeshow Testi

Step	Chi-square	Df	Sig.
1	12,848	8	,117
2	25,667	8	,001
3	30,585	8	,000
4	13,768	8	,088
5	6,379	8	,605
6	5,762	8	,674

Hosmer ve Lemeshow istatistiği LRA modelini genel olarak test etmektedir. Bu testte sig. değerinin 0,05'den büyük olması istenir. Altıncı adımda Sig. değeri 0,674 olduğundan dolayı modelin uygun olduğunu söyleyebiliriz.

Tablo 2.23: LRA Modeli Sonucu Elde Edilen Sınıflandırma

Observed			Predicted		
			Durum		Percentage Correct
			Başarısız	Başarısız Olmayan	
Step 1	Durum	Başarısız	76	32	70,4
		Başarısız Olmayan	31	77	71,3
	Overall Percentage				70,8
Step 2	Durum	Başarısız	88	20	81,5
		Başarısız Olmayan	19	89	82,4
	Overall Percentage				81,9
Step 3	Durum	Başarısız	89	19	82,4
		Başarısız Olmayan	21	87	80,6
	Overall Percentage				81,5
Step 4	Durum	Başarısız	89	19	82,4
		Başarısız Olmayan	15	93	86,1
	Overall Percentage				84,3
Step 5	Durum	Başarısız	90	18	83,3
		Başarısız Olmayan	15	93	86,1
	Overall Percentage				84,7
Step 6	Durum	Başarısız	90	18	83,3
		Başarısız Olmayan	13	95	88,0
	Overall Percentage				85,6

Yukarıdaki tabloda kritik değer (cutoff value) ve tahmin edilen olasılıklar yardımıyla her adımdaki sınıflandırma sonuçları verilmektedir. Birinci aşamada başarısız işletmelerin 76'sını doğru, 32 tanesini de yanlış atamış, %70,4 başarı oranıyla sınıflandırma yapmıştır. Başarısız olmayan işletmelerinde 77 tanesini doğru, 31 tanesini de yanlış atayarak %71,3 başarı oranıyla sınıflandırma yapmıştır. Genelde ise %70,8 başarı oranıyla işletmeleri doğru sınıflara atamıştır. Altıncı aşamada ise başarısız işletmelerin 90 tanesini doğru, 18 tanesini de yanlış atamış, %83,3 başarı oranıyla sınıflandırma yapmıştır. Başarısız olmayan işletmelerinde 95 tanesini doğru, 13 tanesini de yanlış atayarak %88 başarı oranıyla sınıflandırma yapmıştır. Genelde ise %85,6 başarı oranıyla İflas öngörüsünde bulunmuştur.

Tablo 2.24: Yanlış Tahmin Edilen Örnek Listesi

Case	Selected Status ^a	Observed	Predicted	Predicted Group	Temporary Variable	
		Durum			Resid	ZResid
14	S	0**	,981	1	-,981	-7,272
18	S	0**	,904	1	-,904	-3,077
47	S	0**	,905	1	-,905	-3,088
55	S	0**	,922	1	-,922	-3,434
138	S	1**	,155	0	,845	2,337

Casewise List tablosu örneklemdaki olayların içinden modele uygun olmayan örnekleri gösterir. ZResid değeri belirli sınırlar içinde bulunur. Bu sınırın dışına çıkan örnekler uç değerlerdir.

Tablo 2.25: Model Katsayılarına İlişkin Omnibus Testi

		Chi-square	df	Sig.
Step 1	Step	56,186	1	,000
	Block	56,186	1	,000
	Model	56,186	1	,000
Step 2	Step	77,640	1	,000
	Block	133,826	2	,000
	Model	133,826	2	,000
Step 3 ^a	Step	-,292	1	,589
	Block	133,534	1	,000
	Model	133,534	1	,000
Step 4	Step	9,165	1	,002
	Block	142,698	2	,000
	Model	142,698	2	,000
Step 5	Step	20,555	1	,000
	Block	163,254	3	,000
	Model	163,254	3	,000
Step 6	Step	5,826	1	,016
	Block	169,080	4	,000
	Model	169,080	4	,000

Her adımda modelin parametrelerinin anlamlılığını test eden omnibus testleri verilmektedir. Her adımda elde edilen modellerin parametrelerinin %5 anlamlılık düzeyinde anlamlı olduğu görülmektedir.

2.5. VERİ İNDİRGEME YÖNTEMLERİ SONUCU

Tezin ikinci bölümünde t testi, korelasyon analizi, faktör analizi, diskriminant analizi ve LRA, veri indirgeme yöntemleri olarak kullanılmıştır. Böylece iflas eden ve iflas etmeyen işletmeleri birbirinden ayıran en önemli finansal oranlar tespit edilmeye çalışılmıştır. T-testi ile iki grup arasında istatistiksel olarak anlamlı farklılık bulunan finansal oranlar tespit edilmektedir. Korelasyon analizi ile aralarında yüksek korelasyon bulunan finansal oranlar elenerek veri indirgemesi yapılmaktadır. Faktör analizi ile birbirine benzer özellik taşıyan finansal oranlar belirli faktörler altında toplanmaktadır. Diskriminant analizi ve LRA ile iki grup arasında sınıflandırma yapılmış ve bu sınıflandırmayı en iyi şekilde yapan finansal oranlar tespit edilmiştir.

Bu çalışmanın kapsamını; Türkiye'de 1983-2012 arasındaki yıllarda, Sermaye Piyasası Kanunu'na tabi ve/veya Borsa İstanbul'da işlem gören sanayi, ticaret ve hizmet işletmeleri oluşturmaktadır. 108'i iflas eden, 108'i iflas etmeyen, toplam 216 işletmeden oluşan bir örneklem kullanılmıştır. Çalışmada geliştirilen modellerde bağımsız değişken olarak 42 finansal oranlar kullanılmıştır. Bunlar Likidite Oranları, Mali Yapı Oranları (Finansal Kaldıraç Oranları), Faaliyet Oranları (Varlık Kullanım Etkinliği Oranları) ve Karlılık Oranları olarak dört gruba ayrılmıştır.

Tablo 2.26: Veri İndirgeme Yöntemleri İle Anlamlı Bulunan Finansal Oranlar

Değişkenler (Finansal Oranlar)		Veri İndirgeme Yöntemleri						
		t-test	Diskriminant	LRA	Korelasyon 1	Korelasyon 2	Faktör 1	Faktör 2
A. Likidite Oranları								
X1	Dönen Varlıklar/Kısa Vadeli Yükümlülükler	X			X	X	6	1
X2	(Dönen Varlıklar-Stoklar)/Kısa Vadeli Yükümlülükler	X					6	1
X3	Nakit Ve Benzerleri/Kısa Vadeli Yükümlülükler	X	X				6	1
X4	Net Çalışma Sermayesi/Varlıklar	X					1	1
X5	Stoklar/Varlıklar				X	X	10	3
X6	Kısa Vadeli Ticari Alacaklar/Varlıklar	X			X	X	10	3
X7	((Stoklar+K.V.T.Alacaklar)-Kısa Vadeli Yükümlülükler)/Devamlı Sermaye				X	X	5	3
X8	(Kısa Vadeli Yükümlülükler-Nakit ve Benzerleri)/Stoklar				X	X	1	1
X9	Net Çalışma Sermayesi/Satış Gelirleri				X	X	3	4
B. Mali Yapı Oranları (Finansal Kaldıraç Oranları)								
X10	(Net Dönem Karı/Satış Gelirleri)*(Satış Gelirleri/Varlıklar)*(Varlıklar/Özkaynaklar)				X		2	2
X11	Yükümlülükler/Varlıklar	X		X	X		1	1
X12	Yükümlülükler/Özkaynaklar					X	2	2
X13	Uzun Vadeli Yükümlülükler/Varlıklar	X					4	3
X14	Faaliyet Karı/Finansman Giderleri				X	X	11	1
X15	Kısa Vadeli Yükümlülükler/Kaynaklar	X					1	1
X16	Kısa Vadeli Yükümlülükler/Yükümlülükler				X		7	3
X17	Kısa Vadeli Yükümlülükler/Uzun Vadeli Yükümlülükler						11	2
X18	Duran Varlıklar/Özkaynaklar						2	2
X19	Duran Varlıklar/Devamlı Sermaye				X		5	3
X20	Maddi Duran Varlık/Özkaynaklar						2	2
X21	Maddi Duran Varlık/Varlıklar	X	X	X			7	3
X22	Dönen Varlık/Varlıklar	X		X			Ç	Ç
X23	Duran Varlık/Dönen Varlık	X					7	3
X24	Kısa Vadeli Yükümlülükler/Özkaynaklar						2	2

Tablo 2.26: (devam) Veri İndirgeme Yöntemleri İle Anlamalı Bulunan Finansal Oranlar

X25	Varlıklar/Özkaynaklar						Ç	Ç
C. Faaliyet Oranları (Varlık Kullanım Etkinliği Oranları)								
X26	Satış Gelirleri/Varlıklar	X			X		8	3
X27	Satış Gelirleri/Maddi Duran Varlıklar				X	X	4	3
X28	Satışların Maliyeti/Stoklar				X		1	1
X29	Satış Gelirleri/Kısa Vadeli Ticari Alacaklar						1	1
X30	Satış Gelirleri/Nakit Ve Benzerleri						10	3
X31	Satış Gelirleri/Duran Varlık	X					8	3
X32	Satış Gelirleri/Özkaynaklar						2	2
X33	Satış Gelirleri/Dönen Varlık						1	1
D. Karlılık Oranları								
X34	Faaliyet Karı/Satış Gelirleri				X		3	4
X35	Net Dönem Karı/Satış Gelirleri						3	4
X36	Brüt Satış Karı/Varlıklar	X	X		X		9	3
X37	Faaliyet Karı/Varlıklar	X	X				4	3
X38	Net Dönem Karı/Varlıklar	X	X	X			4	4
X39	Brüt Satış Karı/Satış Gelirleri	X					9	3
X40	Satış Gelirleri/Devamlı Sermaye				X		5	2
X41	Net Dönem Karı/Devamlı Sermaye	X					4	3
X42	Finansman Giderleri/Satış Gelirleri						3	4

Tablo 2.26’da hangi analiz türünde hangi değişkenlerin yer aldığı belirtilmektedir. T-testi, DA, LRA, Korelasyon analizi 1 ve Korelasyon analizi 2 analizleri değişkenleri birebir seçtiğinden dolayı işaretlenmiştir. Faktör analizi 1 ve Faktör analizleri 2 ise sadece hangi değişkenlerin hangi faktör altında yer aldığını bulduğundan dolayı faktör numaraları ile belirtilmiştir. Bütün analiz sonuçlarının hepsinde yer alan bir değişken ortaya çıkmamıştır. Yapılan analizlerde; X17 Kısa Vadeli Yükümlülükler/Uzun Vadeli Yükümlülükler, X18; Duran Varlıklar/Özkaynaklar, X20; Maddi Duran Varlık/Özkaynaklar, X24; Kısa Vadeli Yükümlülükler/Özkaynaklar, X25; Varlıklar/Özkaynaklar, X29; Satış Gelirleri/Kısa Vadeli Ticari Alacaklar, X30; Satış Gelirleri/Nakit Ve Benzerleri, X32; Satış Gelirleri/Özkaynaklar, X33; Satış Gelirleri/Dönen Varlık, X35; Net Dönem Karı/Satış Gelirleri ve X42; Finansman Giderleri/Satış Gelirleri değişkenleri hiçbir analiz sonucunda çıkmamıştır. Diğer bir

değişle bu değişkenler analizlerde anlamlı bulunmamıştır. Faktör analizlerinin dışındaki değişkenleri seçen 5 analiz yönteminden 3'ünde X1; Dönen Varlıklar/Kısa Vadeli Yükümlülükler, X6; Kısa Vadeli Ticari Alacaklar/Varlıklar, X11; Yükümlülükler/Varlıklar, X21; Maddi Duran Varlık/Varlıklar, X36; Brüt Satış Karı/Varlıklar, X38; Net Dönem Karı/Varlıklar değişkenleri yer almıştır.

İki grup işletmenin finansal oranları arasında anlamlı bir farklılık olup olmadığı t-testi ile %5 anlamlılık düzeyinde analiz edilmiş, veri kümesi içerisinde 18 finansal oran; iflas eden ve iflas etmeyen işletmeleri ayırmada anlamlı bulunmuştur.

Korelasyon analizi ile iki farklı alt veri seti oluşturulmuştur. Korelasyon analizine dayalı birinci alt veri setini oluşturulurken %95 güven düzeyinde aralarında anlamlı korelasyon bulunan değişkenler veri setinden çıkarılmıştır. Birinci analiz sonucundaki 17 bağımsız değişken aşağıda sıralanmıştır.

- X1 Dönen Varlıklar/Kısa Vadeli Yükümlülükler
- X5 Stoklar/Varlıklar
- X6 Kısa Vadeli Ticari Alacaklar/Varlıklar
- X7 $((\text{Stoklar} + \text{K.V.T. Alacaklar}) - \text{Kısa Vadeli Yükümlülükler}) / \text{Devamlı Sermaye}$
- X8 $(\text{Kısa Vadeli Yükümlülükler} - \text{Nakit ve Benzerleri}) / \text{Stoklar}$
- X9 Net Çalışma Sermayesi/Satış Gelirleri
- X10 $(\text{Net Dönem Karı} / \text{Satış Gelirleri}) * (\text{Satış Gelirleri} / \text{Varlıklar}) * (\text{Varlıklar} / \text{Özkaynaklar})$
- X11 Yükümlülükler/Varlıklar
- X14 Faaliyet Karı/Finansman Giderleri
- X16 Kısa Vadeli Yükümlülükler/Yükümlülükler
- X19 Duran Varlıklar/Devamlı Sermaye
- X26 Satış Gelirleri/Varlıklar
- X27 Satış Gelirleri/Maddi Duran Varlıklar
- X28 Satışların Maliyeti/Stoklar
- X34 Faaliyet Karı/Satış Gelirleri
- X36 Brüt Satış Karı/Varlıklar
- X40 Satış Gelirleri/Devamlı Sermaye

Korelasyon analizine dayalı ikinci alt veri setini oluşturulurken %99 güven düzeyinde aralarında anlamlı korelasyon bulunan değişkenler veri setinde çıkarılmıştır. Buna göre geriye 9 finansal oran kalmış böylece korelasyon analizi 2 ile ikinci alt veri seti oluşturulmuştur. Söz konusu 9 bağımsız değişken aşağıda sıralanmıştır.

- X1 Dönen Varlıklar/Kısa Vadeli Yükümlülükler
- X5 Stoklar/Varlıklar
- X6 Kısa Vadeli Ticari Alacaklar/Varlıklar
- X7 ((Stoklar+K.V.T.Alacaklar)-Kısa Vadeli Yükümlülükler)/Devamlı

Sermaye

- X8 (Kısa Vadeli Yükümlülükler-Nakit ve Benzerleri)/Stoklar
- X9 Net Çalışma Sermayesi/Satış Gelirleri
- X12 Yükümlülükler/Özkaynaklar
- X14 Faaliyet Karı/Finansman Giderleri
- X27 Satış Gelirleri/Maddi Duran Varlıklar

Faktör analizi yapılmış, KMO testi sonucunda elde edilen değer 0,515 olarak bulunmuştur. Faktör analizi sonucunda 42 finansal oran özdeğer istatistiği (Eigenvalues) 1'den büyük olan 11 faktör altında toplanmıştır. Birinci faktörün toplam varyansın %12,789'unu, ikinci faktörle birlikte %24,906'sını açıklamaktadır. İlk beş faktörün toplam varyansın %50,688'ini açıkladığı görülmüştür. İlk onbir faktör ise toplam varyansın %80,695'ini açıklamaktadır. Finansal oranları 4 grup altında toplamak için faktör analizi tekrar yapılarak, 42 finansal oran 4 faktör altında toplanmıştır. İlk dört faktörün toplam varyansın %46,821'ini açıkladığı görülmüştür.

Diskriminant analizinde finansal başarılı ve finansal başarılı olmayan işletmeleri ayırt etmede stepwise yöntemi kullanılmıştır. Stepwise yöntemi ile 42 oran içinden ayırtıcılık gücü yüksek olan 5 bağımsız değişken seçilerek aşağıda belirtilen fonksiyon geliştirilmiştir.

$$Z_i = 0,320 X_3 - 1,245 X_{21} + 2,960 X_{36} - 1,011 X_{37} + 2,454 X_{38} - 0,201$$

X3: Nakit ve Benzerleri/Kısa Vadeli Yükümlülükler,

X21: Maddi Duran Varlık/Varlıklar,

X36: Brüt Satış Karı/Varlıklar,

X37: Faaliyet Karı/Varlıklar

X38: Net Dönem Karı/Varlıklar oranıdır.

Diskriminant analizinden elde edilen fonksiyon tüm örnekleme uygulandığında 108 başarısız işletmeden 84'ünü, 108 başarısız olmayan işletmenin 91'ini doğru gruba atamayı başarmıştır. DA'nın başarısını değerlendirmede kullandığımız özdeğer (eigenvalue) 0,606 olarak bulunmuştur. Böylelikle DA'nın tüm örneklem üzerindeki başarısı %81 olarak gerçekleşmiştir. Başarısız işletmeleri, başarısız olmayan olarak sınıflandırma hatası olan Tip I hatası %22,2; başarısız olmayan işletmeleri, başarısız olarak sınıflandırma hatası olan Tip II hatası %15,7 olarak bulunmuştur. Bu sonuçlardan sonra diskriminant analizi ile geliştirilen modelin başarılı bir şekilde işletmeleri doğru gruplara atadığı söylenebilir.

108 başarısız ve 108 başarısız olmayan işletme veriler üzerinde, LRA yapılmıştır. 42 finansal oran bağımsız değişken olarak programa sunulmuş, aşamalı seçim (stepwise) yöntemi yardımıyla 4 değişkenli bir LRA modeli elde edilmiştir. Modelin başarı oranı 85,6'dır. Başarısız işletmeden 90'nı doğru, 18'i yanlış tahmin edilmiştir. 83,3 oranında doğru tahmin edilmiştir. Başarısız olmayan işletmelerden 95'i doğru 13'ü yanlış tahmin edilmiştir. İşletmelerin mali başarıları %88 oranında doğru tahmin edilmiştir. LRA tarafından önemli bulunan değişkenler ise şunlardır; Yükümlülükler/Varlıklar (X11), Maddi Duran Varlık/Varlıklar (X21), Dönen Varlık/Varlıklar (X22) ve diğer oran Net Dönem Karı/Varlıklar (X38)'dir.

Tablo 2.27: Veri İndirgeme Yöntemleri Toplu Sonuçlar

Veri İndirgeme Yöntemi	Değişken Sayısı
Orjinal Veri Seti	42 Değişken
Diskriminant	5 Değişken
Faktör analizi 1	11 Faktör
Faktör analizi 2	4 Faktör
Lojistik Regresyon	4 Değişken
Korelasyon analizi 1	17 Değişken
Korelasyon analizi 2	9 Değişken
T-test	18 Değişken

Çalışmanın bu bölümünde YSA ile İflas öngörüsü yapılmadan önce hangi değişkenlerin kullanılacağına tespiti veri indirgeme yöntemi olarak da kullanılan 5 farklı istatistiksel teknikle gerçekleştirilmiştir. Yukarıdaki tabloda da görüldüğü gibi t testi ile 18 finansal oran tespit edilmiştir. Korelasyon analizi ile ilk aşamada 17 finansal oran, ikinci aşamada 9 finansal oran tespit edilmiştir. Diskriminant analizi ile 5 finansal oran, LRA ile ise 4 finansal oran başarılı ve başarısız işletmeleri birbirinden ayırmada önemli bulunmuştur. Böylece ilk veri testinden ayrı olmak üzere 7 farklı alt veri seti elde edilmiştir. Sonraki bölümde YSA ile her bir veri seti için standart modeller geliştirilecek ve hangi veri seti üzerinde en iyi başarının elde edildiği tespit edilecektir. Böylece İflas öngörüsünde en başarılı değişken seçim yöntemi veya veri indirgeme yöntemi tespit edilmiş olacaktır.



ÜÇÜNCÜ BÖLÜM

**YAPAY SİNİR AĞLARI VE İFLASIN ÖNGÖRÜLMESİNDE KULLANIMI:
BORSA İSTANBUL FİRMALARI ÜZERİNE BİR UYGULAMA**

3.1. GİRİŞ

Yapay sinir ağları (YSA), insan beyninin özelliklerinden olan öğrenme yolu ile yeni bilgiler türetebilme, yeni bilgiler oluşturabilme ve keşfedebilme gibi yetenekleri, herhangi bir yardım almadan otomatik olarak gerçekleştirebilmek amacı ile geliştirilen bilgisayar sistemleridir (Öztemel, 2003: 29).

Yapay sinir ağları; insan beyninden esinlenerek, öğrenme sürecinin matematiksel olarak modellenmesi uğraşı sonucu ortaya çıkmıştır. Bu nedenledir ki, bu konu üzerindeki çalışmalar ilk olarak beyni oluşturan biyolojik üniteler olan nöronların modellenmesi ve bilgisayar sistemlerinde uygulanması ile başlamış, daha sonraları bilgisayar sistemlerinin gelişimine de paralel olarak birçok alanda kullanılır hale gelmiştir.

YSA'ları, insanlar tarafından gerçekleştirilmiş örnekleri kullanarak olayları öğrenebilen, çevreden gelen olaylara karşı nasıl tepkiler üretebileceğini belirleyebilen bilgisayar sistemleridir. İnsan beyninin fonksiyonel özelliklerine benzer şekilde;

- a) Öğrenme,
- b) İlişkilendirme
- c) Sınıflandırma,
- d) Genelleme,
- e) Özellik belirleme
- f) Optimizasyon

gibi konularda başarılı bir şekilde uygulanmaktadır. YSA, örneklerden elde ettikleri bilgiler ile kendi deneyimlerini oluşturur ve daha sonra benzer konularda benzer kararlar verirler (Öztemel, 2003: 29).

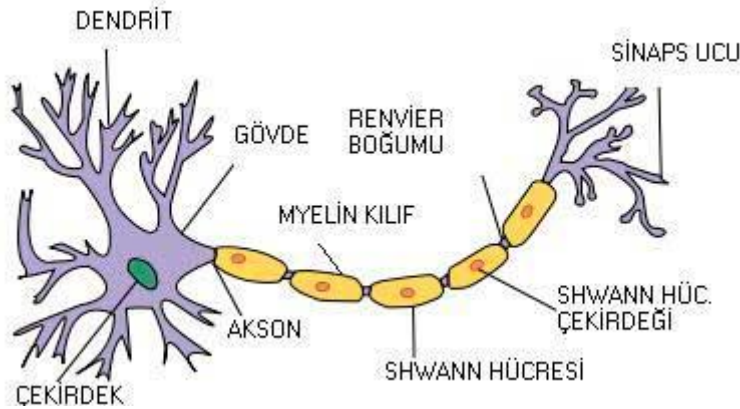
Yapay sinir ağları bilinen hesaplama yöntemlerinden farklı bir hesaplama yöntemi önermektedir. Bulundukları ortama uyum sağlayan, adaptif, eksik bilgi ile çalışabilen, belirsizlikler altında karar verebilen, hatalara karşı toleranslı olan bu hesaplama yönteminin hayatın hemen hemen her alanında başarılı uygulamalarını görmek mümkündür (Öztemel, 2003: 41).

Yapay sinir ağıyla aslında biyolojik sinir ağının bir modeli oluşturulmak istenmektedir. Bu amaçla da geleneksel bilgisayar donanım ve yazılımlarından yararlanılabileceği gibi YSA oluşturmak amacıyla geliştirilmiş paralel işlem yapan özel bilgisayarlardan da yararlanılabilmektedir.

3.2. BİYOLOJİK NÖRON

Beynin en küçük yapı taşı sinir hücreleridir. İnsan sinir hücresi Şekil 3.1’de gösterilmektedir. Bu sinir hücrelerine nöron adı verilmektedir. İnsan beyni, nöron olarak adlandırılan yaklaşık 10^{11} hesap elemanından oluşmaktadır. Nöronlar, büyüklük ve görünüş bakımından birbirlerinden önemli ölçüde farklı olsalar da, bazı ortak özellikler taşımaktadırlar. Biyolojik sinir ağını oluşturan nöronlar soma adı verilen hücre gövdesi, akson (axon), dendrit (dendrite) olmak üzere üç bölümden oluşmaktadır. Bu değişik bölgelerin her biri, bilgilerin girişinde ve iletiminde belirli rol oynamaktadır (Nabiyev, 2003: 576).

Şekil 3.1: Biyolojik Sinir Hücresi (Nöron)’nin Yapısı



3.2.1. Soma (Hücre Gövdesi)

Soma olarak adlandırılan hücre gövdesi, hücreyi denetler ve hücre etkinliklerinin tümünü yönetmekle sorumludur. Vücudumuzdaki diğer hücrelerin çekirdeklerinden farklıdır. Soma diğer hücre çekirdeklerinin yaptığı görevlerin yanında, sinir hücresinin

bilgi işleme yeteneğini oluşturan bir görev daha gerçekleştirir (Yıldız 2009). Metabolizma merkezi olarak, kendini oluşturan çeşitli bileşenlerin sentezi için gerekli tüm malzemeyi de içerir. Hücre gövdesinden dendrit ve akson olmak üzere iki çeşit uzantı çıkmaktadır (Nabiyev, 2003: 576).

3.2.2. Dendrit

Bir sinir hücresinin, diğer sinir hücrelerinden gelen uyarıları hücreye taşıyan uzantılarıdır. Bir hücrenin çok sayıda dendrit uzantısı bulunabilir (Yıldız 2009, 10). Dendritler, bilgiyi iletim hatları olarak kullanılan uzun fiberlerden oluşmuş aksonlar boyunca diğer nöronlardan alır ve hücre gövdesine taşırlar.

3.2.3. Akson

Gövdedeki bilgiyi diğer nöronların dendritlerine taşımakla sorumludur. Bir sinir hücresinde sadece bir akson bulunur. Aksonun son bölümü ağaçsal bir yapıya sahiptir. Bu dalların sonunda, sinaptik terminaller denilen küçük ve yuvarlaksı uçlar vardır. Bir nöron diğeri ile doğrudan temas etmez. Sinaptik terminal ve diğer hücre dendritleri arasında küçük sinaptik aralıklar vardır. Sıpanlar iletiyi karşısındaki alıcıya, nörotransmitter adı verilen bazı kimyasallar aracılığıyla gönderir (Yıldız. 2009: 11).

Bir sinir hücresinin aksonu, diğer sinir hücrelerinin dendritleri veya diğer sinir hücreleri ile sinaps (synaps) aracılığı ile bağlantı kurar. Bir sinir hücresinin ürettiği bir uyarı, diğer bir hücreye bu sinapstik bağlantılar aracılığıyla aktarılır.

3.3. YAPAY ZEKA

Yapay zeka, bir bilgisayarın ya da bilgisayar denetimli bir makinenin, genellikle insana özgü nitelikler olduğu varsayılan akıl yürütme, anlam çıkartma, genelleme ve geçmiş deneyimlerden öğrenme gibi yüksek zihinsel süreçlere ilişkin görevleri yerine getirme yeteneği olarak tanımlanmaktadır (Nabiyev, 2003: 29). Gardner 1983 yılında her bireyin birbirinden farklı pek çok zekasının olduğu ve bunların her birinin kendine özgü bir biçimde geliştiği ve çalıştığı tezini ortaya atmıştır. Yaptığı sınıflandırmaya göre 8 farklı zeka türü vardır (<https://tr.wikipedia.org> 2015). Bunlar;

- a) Sözel-dilsel zeka
- b) Sosyal zeka
- c) Mantıksal-matematiksel zeka
- d) Görsel-uzamsal zeka
- e) Müziksel-ritmik zeka
- f) Bedensel-kinestetik zeka
- g) İçedönük (kişinin kendine dönük) zeka
- h) Doğal zeka

İnsanı diğer canlılardan ayıran en önemli özelliği; sahip olduğu öğrenme, düşünme ve yorumlama yeteneklerinin farklılığıdır. İnsan bu yeteneklerini, temel yapı elemanı olan sinir hücrelerine sahip beynine borçludur. İnsanın akıllı makine yapma isteğinin temelinde bu sinir hücrelerini modelleyebilme ve kısmen de olsa insan beyninin bazı özelliklerini makineye kazandırma yatmaktadır (Nabiyev, 2003:576-577).

3.3.1. Yapay Zeka Teknolojileri

Yapay zeka çalışmaları ile bilgisayarların insanların karar verme ve problem çözme mekanizmalarını taklit etmesinin sağlanması değişik teknolojilerin doğmasına neden olmuştur.

3.3.1.1. Uzman Sistem

Bir problemi o problemin uzmanlarının çözdüğü gibi çözebilen bilgisayar programları geliştiren teknolojidir. Uzman kişinin bilgi birikimine sahip ve normal şartlarda ancak uzman kişi tarafından çözülebilecek problemleri çözmekte kullanılan bilgisayar sistemleridir. Uzmanlar problemleri çözerken bilgilerini ve deneyimlerini kullanırlar. Bilgi tabanında saklanan bu bilgileri kullanarak insan karar verme sürecine benzer bir süreç ile problemlere çözümler üretirler (Öztemel, 2003: 15).

3.3.1.2. Yapay Sinir Ağı

Olayların bilgisayarlara öğretilmesini sağlayan teknolojidir. Örnekler kullanılarak olayların girdi ve çıktıları arasındaki ilişkiler öğrenilir. Öğrenilen bilgiler ile benzer olaylar yorumlanarak kararlar verilmektedir (Öztemel, 2003: 17). Bu çalışmanın konusu olduğundan bu teknoloji daha sonra ayrıntılı olarak açıklanacaktır.

3.3.1.3. Bulanık Mantık ve Bulanık Kümeler

Birçok olay belirsiz koşullarda gerçekleşmektedir. Beklenmedik olaylar ortaya çıkmakta ve karar vermeyi etkilemektedir. Bulanık kümelerle dayalı bulanık mantık, insan düşüncesine özdeş işlemlerin gerçekleşmesini sağlamakla, gerçek dünyada sık sık meydana gelen belirsiz ve kesin olmayan verileri modellemede yardımcı olmaktadır (Nabiyev, 2003: 640).

3.3.1.4. Zeki Etmenler

Bağımsız karar verebilen bilgisayar sistemleridir. Hem donanım hem de yazılım olarak geliştirilmektedirler. Birden fazla yapay zeka tekniğini kullanabilirler. Öğrenme ve gerçek zamanlı çalışabilme özellikleri vardır (Öztemel, 2003: 20).

3.3.1.5. Genetik Algoritmalar

Karmaşık optimizasyon problemlerinin çözülmesinde kullanılan bir teknolojidir. Bir problemi çözebilmek için öncelikle rasgele başlangıç çözümleri belirlenmektedir. Daha sonra bu çözümler birbirleri ile eşleştirilerek performansı yüksek çözümler üretilmektedir. Bu aramalar iyi sonuç üretilinceye kadar devam etmektedir (Öztemel, 2003: 17).

3.3.1.6. Melez Teknolojiler

Yapay zeka teknolojilerinin bir kaçını bir arada kullanarak üstün yanlarından faydalanmayı ve zayıf yanlarını elimine etmeyi amaçlayan bir yöntemdir. Yapay sinir ağı ve bulanık mantık teknolojisi birleştirilerek elde edilen bulanık sinir ağları, genetik algoritma ile yapay sinir ağı teknolojisi birleştirilerek elde edilen evrimsel yapay sinir ağı,

uzman sistemlerle yapay sinir ağını birleştirerek elde edilen sinirsel uzman sistemler ve bulanık evrimsel sistemler olarak kullanılmaktadır.

3.4. YAPAY SİNİR AĞLARI

Yapay sinir ağları, basit biyolojik sinir sisteminin çalışma şeklini simüle etmek için tasarlanan programlardır. Simüle edilen sinir hücrelerini (nöronlar) içerirler ve bu nöronlar çeşitli şekillerde birbirlerine bağlanarak ağı oluştururlar. Bu ağlar öğrenme, hafızaya alma ve veriler arasındaki ilişkiyi ortaya çıkarma kapasitesine sahiptirler (Yurtoğlu, 2005). Diğer bir ifadeyle, YSA'lar, normalde bir insanın düşünme ve gözlemlemeye yönelik doğal yeteneklerini gerektiren problemlere çözüm üretmektedir. İnsan beyni yaşayarak veya deneyerek öğrenir. Biyolojik sistemlerde öğrenme, nöronlar arasındaki sinaptik bağlantıların ayarlanması ile olur.

Beynin ve sinir sisteminin bilgisayarlardan önemli farklılıkları olmasına rağmen bir benzerliğin olması ve nörona benzer modellerin oluşturulması önem arz etmektedir. Biyolojik ve yapay sinir sistemlerinin karşılaştırılması tablo 3.1'deki gibi yapılabilir.

Tablo 3.1: Biyolojik ve Yapay Sinir Sistemlerinin Karşılaştırılması

Biyolojik Sinirler	Yapay Sinirler
Hücre	Birim
Sinir eklemi (synapse)	Ara bağlantılı ağırlıklar
Destekleyici (excitatory) giriş	Pozitif ara bağlantı ağırlığı
Yasaklayıcı (inhibitory) giriş	Negatif ara bağlantı ağırlığı
Değişken uyarı girişi	DC uyarı seviyesi
Hücre fiziği ile sınırlı aktifleme aralığı	İşlemci karakteristiğiyle sınırlı aktifleme aralığı

Kaynak: Vasif V. Nahiye; Yapay Zeka, Seçkin Yayınevi, Ankara, 2003, s.580

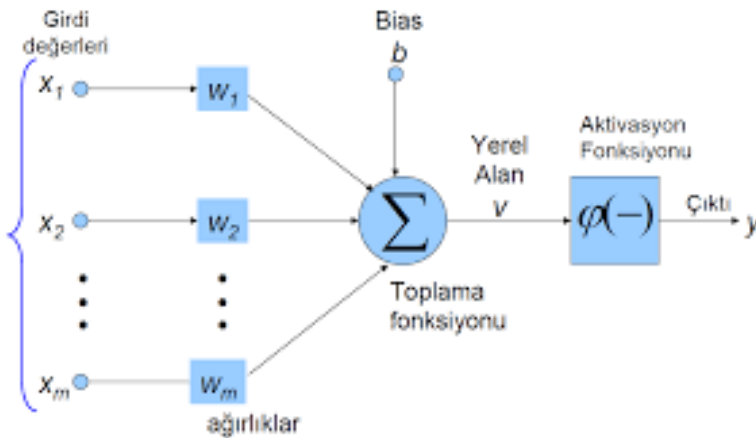
İnsanlar doğumlarından itibaren yaşayarak öğrenme süreci içerisinde olurlar. Dolayısıyla insan beyni sürekli öğrenme gerçekleştirir. Girdi/çıktı verilerinin işlenmesiyle, yani eğitime algoritmasının bu verileri kullanarak bağlantı ağırlıklarını (weights of synapses) bir yakınsama sağlanana kadar, tekrar tekrar ayarlanmasıyla olur.

YSA'lar, ağırlıklandırılmış şekilde birbirlerine bağlanmış bir çok işlem elemanlarından (nöronlar) oluşan matematiksel sistemlerdir.

3.4.1. Yapay Sinir Hücresi (Proses Elemanı)

Biyolojik sinir ağlarının sinir hücreleri olduğu gibi yapay sinir ağlarının da yapay sinir hücreleri vardır. Yapay sinir hücreleri mühendislik biliminde proses elemanları olarak da adlandırılmaktadır. Yapay sinir ağının temel elemanı yapay sinir hücresidir (nöron). Temelde yapay sinir hücresi yapı olarak doğal sinir hücresinin bir benzetimi şekil 3.2'de ki gibidir.

Şekil 3.2: Yapay Sinir Hücresi



Girdiler sinir hücresine girdikten sonra ilgili bağlantı ağırlıkları ile çarpılırlar. Daha sonra bir birleştirme fonksiyonu ile birleştirilirler ve böylece nöronun net girdisi elde edilir. Net girdi bir aktivasyon fonksiyonu tarafından işlenir. Aktivasyon fonksiyonunun çıktısı ise nöronun net çıktısını belirler. Doğal sinir hücresinde diğer sinir hücrelerinden gelen uyarıları toplayan ve hücre çekirdeğine ileten dentritler bulunurken, yapay sinir hücresinde de hücreye ulaşan bağlantılar (connections) vardır. Bu bağlantılar yapay sinir hücresine dış ortamdan veya diğer yapay sinir hücrelerinden girdileri (x_i) taşırlar. Bir yapay sinir hücresi çevreden aldığı bu girdileri işleyerek bir çıktı üretir (y_i). Bu çıktı bir başka yapay sinir hücresine girdi olabileceği gibi, içinde bulunduğu ağın dışına

da çıkartılabilir. Yapay sinir hücresine ulaşan tüm bağlantıların birer ağırlık değerleri vardır (w_i).

Yapay sinir hücresinde girdileri işleyen ve çıktı haline dönüşmesinde rol alan toplam ve geçiş olmak üzere iki fonksiyon vardır.

Öncelikle, toplam fonksiyonu girdilerin değerleri (x_i) ile girdilerin sinir hücresine ulaştıran bağlantıların ağırlık değerlerini (w_i) kullanarak ağırlıklı ortalamalarını alır.

Toplama fonksiyonu:

$$\sum x_i w_i = \alpha \quad (3.1)$$

Ardından yapay sinir hücresindeki diğer fonksiyon geçiş fonksiyonu ağırlıklı ortalama değerini genellikle 0-1 arasında bir çıktıya dönüştürür.

$$f(\alpha) = y \quad (3.2)$$

Bütün sinir ağ modellerinde x_i giriş değerleri w_i sinir eklemi ağırlıklarındırma katsayıları ile çarpılarak toplanır. Toplama birimi biyolojik nöronun gövdesine uygun olup ağırlıklandırılmış girişleri toplar ve net denilen çıkışı verir:

$$y = \text{net} = \sum_i x_i w_i = X \cdot W \quad (3.3)$$

Burada X ve W uygun girişlerin ve ağırlıkların vektörel ifadesi olarak kullanılmaktadır. Bu ağırlıklandırılmış girişlerin toplamı sentetik nöronun y çıkış değerini verir. Sinir ağı çıkışı ikili biçimde ifade edileceği zaman y değeri belli bir eşik değerinden geçirilerek, eşğin üstünde ise 1, altında ise 0 değeri üretilir.

$$y = \begin{cases} 1, & \sum x_i w_i \geq T \\ 0, & \sum x_i w_i < T \end{cases} \quad (3.4)$$

Burada, uyarma sinapsisi için $w_i = +1$, engelleme sinapsisi için $w_i = -1$ ve nöronu ateşlemek için gerekli olan eşik seviye değeri ise T olmaktadır.

3.4.1.1. Yapay Sinir Hücresi Bileşenleri

Her proses elemanının 5 temel elemanı bulunmaktadır. Bunlar girdiler, ağırlıklar, toplama fonksiyonu, aktivasyon fonksiyonu ve hücre çıktısıdır.

3.4.1.1.1. Girdiler

Biyolojik sinir ağlarında olduğu gibi yapay sinir ağlarında da temel unsur yapay neurondur (artificial neuron). Yapay neuron, bir ağın temel işlem elemanıdır. Bir yapay sinir hücresi dış dünyadan bilgi alır. Bu bilgiler ağın öğrenmesi istenen örnekler tarafından belirlenir. Ağ içinde yer alan tüm neuronlar bir veya birden fazla girdi alırlar ve tek bir çıktı verirler. Bu çıktı yapay sinir ağının dışına verilen çıktılar olabileceği gibi başka neuronlara girdi olarak da kullanılabilirler.

3.4.1.1.2. Ağırlıklar

Bir yapay sinir ağındaki en önemli unsurlardan biri de bağlantılardır. Neuronların karşılıklı veri aktarımını sağlayan bağlantılar aynı zamanda bir ağırlık (weight) değerine sahiptirler. Ağırlıklar bir yapay hücreye gelen bilginin önemini ve hücre üzerindeki etkisini gösterir. Ağırlıkların büyük yada küçük olması önemli veya önemsiz olduğu anlamına gelmez. Bir ağırlığın değerinin sıfır olması o ağ için en önemli olay olabilir. Eksi değerler önemsiz demek değildir. O nedenle artı veya eksi olması etkisinin pozitif veya negatif olduğunu gösterir. Sıfır olması ise herhangi bir etkinin olmadığını gösterir. Ağırlıklar değişken veya sabit değerler olabilirler.

Ağırlıklar bir neuronda girdi olarak kullanılacak değerlerin göreceli kuvvetini (matematiksel katsayısını) gösterir. Yapay sinir ağı içinde girdilerin neuronlar arasında iletimini sağlayan tüm bağlantıların farklı ağırlık değerleri bulunmaktadır. Böylelikle ağırlıklar her işlem elemanının her girdisi üzerinde etki yapmaktadır.

3.4.1.1.3. Toplama Fonksiyonu

Bu fonkiyon, bir hücreye gelen net girdiyi hesaplar. Bunun için değişik fonksiyonlar kullanılmaktadır. En yaygın olanı ağırlıklı toplamı bulmaktır. Burada her gelen girdi değeri kendi ağırlığı ile çarpılarak toplanır. Böylece ağa gelen net girdi bulunmuş olur.

3.4.1.1.4. Aktivasyon Fonksiyonu

Bu fonksiyon, hücreye gelen net girdiyi işleyerek hücrenin bu girdiye karşılık üreteceği çıktıyı belirler. Toplama fonksiyonunda olduğu gibi aktivasyon fonksiyonu olarak da çıktıyı hesaplamak içinde değişik formüller kullanılmaktadır. Günümüzde en yaygın olarak kullanılan çok katmanlı algılayıcı modelinde genel olarak aktivasyon fonksiyonu olarak sigmoid fonksiyonu kullanılmaktadır. Sigmoid fonksiyonunun çıktısı (0-1) aralığındadır. Bu fonksiyon şu formül ile gösterilmektedir (Öztemel, 2003: 50).

$$F(\text{NET}) = \frac{1}{1 + e^{-\text{NET}}} \quad (3.5)$$

Burada NET proses elemanına gelen NET girdi değerini göstermektedir. Bu değer toplama fonksiyonu kullanılarak belirlenmektedir.

3.4.1.1.5. Hücrenin Çıktısı

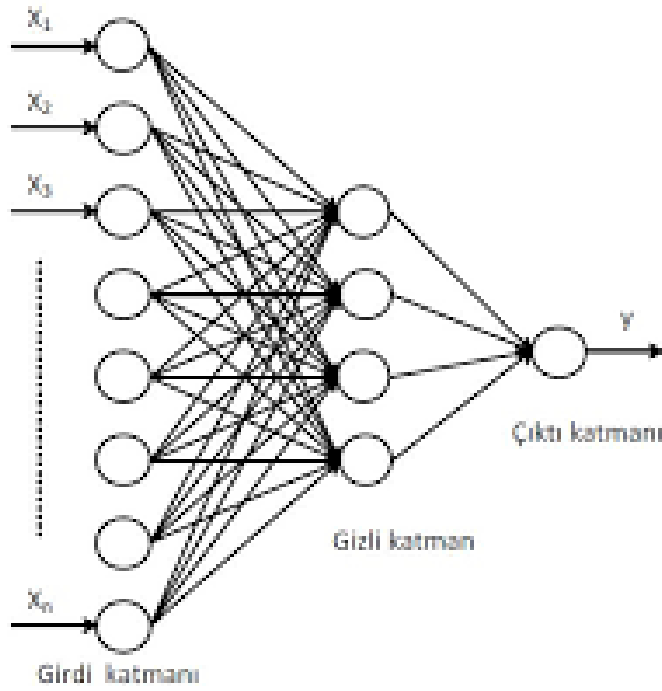
Aktivasyon fonksiyonu tarafından belirlenen çıktı değeridir. Üretilen çıktı dış dünyaya veya başka bir hücreye gönderilir. Hücre kendi çıktısını kendisine girdi olarak da gönderebilir.

Yapay sinir ağında ilk katman girdi katmanıdır ve dışarıdan verilerin yapay sinir ağına alınmasını sağlar. Diğer katman ise çıktı katmanıdır. Bu katmanda bilgilerin dışarıya iletildiği katmandır. Girdi ile çıktı katmanları arasında katman varsa bu katmanlara gizli katman (hidden layer) adı verilir. Bir yapay sinir ağında gizli katman olması gerekmediği gibi, birden fazla gizli katman da bulunabilir.

3.4.2. Yapay Sinir Ağının Yapısı

Genellikle yapay sinir ağında hücreler, katman adı verilen sıralar halinde bulunur. Genel olarak yapay sinir hücreleri giriş katmanı, ara katanlar ve çıkış katmanı halinde ve her katman içinde paralel olarak bir araya gelip yapay sinir ağını oluştururlar. Şekil 3.3 basit bir yapay sinir ağı yapısını göstermektedir.

Şekil 3.3: Yapay Sinir Ağı Yapısı



3.4.2.1. Girdi Katmanı

YSA'da dışarıdan girdilerin ağı alınmasını sağlayan hücrelerin bulunduğu ilk katman girdi katmanı olarak adlandırılır. Bu katmandaki yapay sinir hücreler (YSH) dış dünyadan bilgileri ara katmanlara transfer etmekle sorumludurlar. Bazı ağlarda girdi katmanında herhangi bir bilgi işleme olmaz.

3.4.2.2. Ara Katmanlar

Girdi katmanından gelen bilgiler işlenerek çıktı katmanına gönderilirler. Bu bilgilerin işlenmesi ara katmanlarda gerçekleştirilir. Bir ağ için birden fazla gizli katman/katmanlar olabilir.

3.4.2.3. Çıkış Katmanı

İşlenen verilerin ağına dışına çıkartılmasını sağlayan hücrelerin bulunduğu son katman ise çıktı katmanı olarak adlandırılır. Bu katmandaki YSH'ler ara katmandan gelen

bilgileri işleyerek ağı girdi katmanından sunulan girdi seti için üretmesi gereken çıktıyı üretirler.

3.4.3. Yapay Sinir Ağı'nın Özellikleri

YSA'nın karakteristik özellikleri uygulanan ağ modeline göre değişmektedir. Doğrusal olmayan yapıları modelleyebilmesi, paralel dağılmış yapısı, öğrenme ve genelleme yapma yeteneği, farklı problemler için uyarlanabilirliği, hata toleransına sahip olması en önemli özelliklerindendir.

3.4.3.1. Doğrusal Olmama

Geleneksel programlama ve yapay zeka yöntemlerinin uygulandığı bilgi işleme yöntemlerinden farklı bir bilgi işleme yöntemi vardır. YSA'yı meydana getiren yasal sinir hücresi için tercih edilen aktivasyon fonksiyonu sayesinde YSA'nın doğrusal ya da doğrusal olmayan modellemeyi gerçekleştirmesi sağlanır.

3.4.3.2. Öğrenme

YSA'nın olayları öğrenebilmesi için o olay ile ilgili örneklerin belirlenmesi gerekmektedir. Örnekleri kullanarak ilgili olay hakkında genelleme yapabilecek yeteneğe kavuşurlar. İnsan sinir sisteminin çalışmasını taklit eden YSA, eldeki probleme ilişkin verileri kullanarak veri yapısında saklı ilişkileri ortaya çıkarmaya çalışır. Bu işlem, ağı öğrenmesi olarak adlandırılır. Bilgisayarın bir olay ile ilgili bilgileri ve tecrübeleri öğrenerek gelecekte oluşacak benzeri olaylar hakkında kararlar verebilmesi ve problemlere çözümler üretebilmesi makine öğrenmesidir (Öztemel, 2003: 21). Öğrenme işlemi, YSA'yı meydana getiren YSH'leri arasındaki bağlantıların ağırlıklarının belirlenmesi işlemidir (Hamzaçebi, 2011: 18). YSA'ların güvenle çalıştırılabilmesi için önce eğitilmeleri ve performanslarının test edilmesi gerekmektedir. Ağı eğitilmesi demek, örneklerin ağına girilmesi ile ağı kendi mekanizmalarını çalıştırıp örnekteki olaylar arasındaki ilişkilerin belirlenmesidir.

3.4.3.3. Genelleme

YSA'nın, öğrenme işlemi gerçekleşirken kendisine tanıtılan verilerden farklı olarak yeni veriler için de anlamlı sonuçlar üretebilmesine genelleştirme yeteneği denilmektedir. Görülmemiş örnekler hakkında bilgi üretebilirler. Ağ kendisine gösterilen örneklerden genellemeler yaparak görmediği örnekler hakkında bilgiler üretebilirler. Genelleme yeteneği olmayan bir YSA'nın anlamlı olmayacağı açıktır. Tahmin, örüntü tanıma, sinyal işlem gibi birçok alanda, Genelleştirme yeteneğinin olmasından dolayı YSA başarılı sonuçlar verebilmektedir.

3.4.3.4. Uyarlanabilirlik

Belirli bir problem için eğitilen YSA, problem değiştiğinde yeni probleme göre uyarlanabilir ve yeniden eğitilebilir. Belirsiz bilgileri işleyebilme yetenekleri vardır. Olayları öğrendikten sonra belirsizlikler altında ağlar öğrendikleri olaylar ile ilgili ilişkileri kurarak kararlar verebilirler.

3.4.3.5. Hata Toleransı

YSA'ların eksik bilgilerle çalışabilme yetenekleri hatalara karşı toleranslı olmalarını sağlamaktadır. YSA'lar, paralel dağılmış YSH'lerinin birbirleriyle bağlanması sonucu oluşmuş bir bütündür. YSA'nın öğrenmesi bu bağlantı ağırlıklarının belirlenmesi işlemidir. Zaman zaman ağı eğitimi için kullanılan veri kümesinde gürültü etkisi (noise effect) olarak adlandırılan istenmeyen yanlışlıklar olabilir. Bu gürültü etkisi ağıdaki bütün ağırlıklara dağıtıldığından sonuç üzerindeki etkileri azaltılmış olur. Hangi hücrelerin sorumluluklarının önemli olduğuna ağ, eğitim esnasında kendisi karar verir. Bu sebeple YSA'ların hata toleransı geleneksel yöntemlere göre daha fazladır.

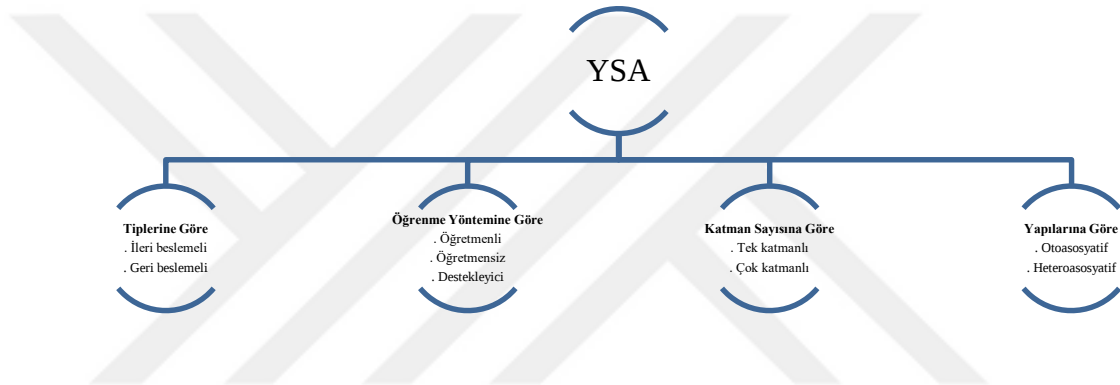
3.4.3.6. Dağınık Belleğe Sahip Olması

Bilgi ağı yayılmış durumdadır. Hücrelerin birbirleri ile bağlantılarının değerleri ağı bilgisini gösterir. Tek bir bağlantının bir anlamı yoktur. Bu ağlarda ağı tamamı öğrendiği olayın bütünü karakterize etmektedir. Bu nedenle bilgiler ağı dağıtılmış durumdadır. Bu ise, dağınık bir belleğin doğmasına neden olmaktadır (Öztemel, 2003: 33).

3.4.4. Yapay Sinir Ağı Türleri

Birçok YSA türü vardır. YSA'lar, tiplerine, katman sayılarına, yapılarına ve öğrenme algoritmalarına göre sınıflandırılabilirler. Şekil 3.4 bu sınıflandırmayı göstermektedir.

Şekil 3.4: YSA'ların Sınıflandırılması



3.4.5. Yapay Sinir Ağının Avantajları ve Dezavantajları

Vellido vd. (1999) inceledikleri çalışmalardaki YSA'nın kullanımının getirdiği avantajları tablo 3.2'de olduğu gibi belirtmişlerdir (Yıldız, 2009: 111).

Tablo 3.2: Yapay Sinir Ağının Avantajları

a)	Yapay sinir ağı herhangi bir kompleks doğrusal olmayan fonksiyonu haritalamış veya herhangi bir sürekli fonksiyona yaklaşıklık göstermiştir.
b)	Parametrik olmayan bir yöntem olarak, verilerin a priori olarak bir dağılıma sahip olduğunu varsaymaması
c)	Yapay sinir ağı eksik, kusurlu ve parazitli verilere karşı çok esnek, hata toleransı yüksek
d)	Yapay sinir ağı kolaylıkla güncellenmektedir, dinamik ortamlara uygundur
e)	Diğer istatistik modellerin genelleştirme ile ilgili problemlerini taşıyor
f)	İleri beslemeli yapay sinir ağlarında gizli katmandaki sinir hücreleri, eksik ve gözlemlenemeyen verilerin yerini dolduruyor
g)	Yapay sinir ağı daha yüksek doğruluk ve öğrenme hızının artmasını sağlamak için donanıma uyarlanabilir
h)	Yapay sinir ağının çalışması çok otomatize, insana gereksinim az
i)	Yapay sinir ağları tutucu olmayan alanlarda kullanılabilir

YSA'nın dezavantajları tablo 3.3'te olduğu gibi sıralanmıştır.

Tablo 3.3: Yapay Sinir Ağlarının Dezavantajları

a)	YSA kara kutu ve açıklama yetenekleri ile ilgili teorik yapı yok
b)	YSA'nın mimarisi ve parametrelerinin seçimi ile teorik yapı yok ve bu süreç deneme yanılma süreci
c)	YSA'nın öğrenme süreci çok zaman alabiliyor
d)	YSA genelleme yerine, verileri ezberleyebiliyor
e)	Uygun bir YSA paradigmasının ve öğrenme algoritmasının seçimi için açık kurallar yok
f)	Verilerin miktarına ve kalitesine çok bağımlı
g)	Yapay sinir ağları eğitim sırasında yerel minimumlara ve vadilere takılabilir
h)	YSA'ları hala gelişen ve evrimleşen ve henüz yeterince güvenilir ve güçlü değildir
i)	YSA'lar klasik istatistiksel özellikleri taşıyor. YSA'larına güven aralığı ve hipotez testi uygulanamıyor

3.5. LİTERATÜR TARAMASI

3.5.1. Yapay Sinir Ağı İle Yurtdışında Yapılan Çalışmalar

İflas tahmini alanında yapay sinir ağlarını kullanan ilk çalışma Odom ve Sharda (1990:163-168) tarafından yapılmıştır. Yapılan çalışmada, 1975-1982 yılları arasında 65

iflas etmiş ve 64 iflas etmemiş toplam 129 işletmeden oluşan bir örneklem oluşturmuşlardır. YSA modelinin doğru sınıflandırma performansını, diskriminant analizi sonuçları ile karşılaştırmışlardır. Söz konusu çalışmada geri yayılım algoritması kullanan bir YSA kullanılmıştır. Odom ve Sharda YSA'nın girdileri olarak, sadece Altman'ın modelinde yer alan beş finansal oranı kullanmışlardır. Çok değişkenli diskriminant analizi iflas etmiş işletmeleri % 59,26 - % 70,37 ve iflas etmemiş işletmeleri ise % 78,57 - % 89,29 aralığında doğru tahmin etmiştir. Buna karşılık yapay sinir ağları, eğitim setine bağlı olarak iflas etmiş işletmeler için % 77,78 - % 81,48 aralığında, iflas etmemiş işletmeler içinse % 78,57 - % 85,71 aralığında sınıflandırma doğruluğu elde etmiştir. Yapay sinir ağlarının iflas etmiş işletmelerin tahmininde diskriminant analizine göre daha başarılı olduğu tespit edilmiştir.

Raghupati vd. (1991) yaptıkları çalışmada, 51 başarısız, 51'de başarılı olmak üzere 102 işletme üzerinde geri yayılım algoritması kullanan bir YSA modeli kurmuşlardır. Yapay sinir ağlarının İflas tahmininde kullanılabileceği ortaya konulmuştur.

Cadden (1991) yaptığı çalışmada, 59 işletme üzerinde DA ve YSA kullanılarak tahmin modeli geliştirilmiştir. Yapılan karşılaştırma sonucunda, yapay sinir ağlarının diskriminant analizinden daha iyi performans gösterdiği tespit edilmiştir.

Altman vd. (1994) yaptıkları çalışmada, İtalya'daki 1000 işletme üzerinde başarısızlığın bir yıl öncesinden tahmini için YSA ve çok değişkenli DA uygulamışlardır. Çok değişkenli diskriminant analizi daha iyi performans göstermesine rağmen, sonuçlar birbirine yakın olarak bulunmuştur.

Jo ve Lee (1997) yaptıkları çalışmada Kore'deki 272 iflas etmiş ve 272 iflas etmemiş olmak üzere toplam 554 işletmeye ait verileri kullanarak 1990-1992 yıllarını kapsayan tahmin yöntemi geliştirmişlerdir. Çalışmada, yapay sinir ağları ile diskriminant analizi yöntemleri kullanılmıştır. Sonuç olarak, yapay sinir ağlarının performansı diğer modellerden istatistiksel olarak daha üstün olduğu saptanmıştır.

Zhang vd. (1999) 110 başarısız ve 110 başarılı olmayan işletme üzerinde yaptıkları çalışmada, YSA ile LRA'nın kıyaslaması yapılmış aralarında önemli farklılık olmadığı tespit edilmiştir.

Shah ve Murtaza (2000) iflas tahmini için daha kapsamlı bir YSA modeli geliştirilmesi gerektiğine inanarak bir çalışma yapmışlardır. Çalışmanın sonucunda elde edilen model, örneklem içi iflas etmiş ve etmemiş tüm işletmeleri % 73 oranında doğru olarak sınıflandırmıştır.

Atiya (2001), başarısızlık tahmini için 120 tane finansal oranı değişken olarak kullanarak, YSA yöntemi ile analize tabi tutmuştur. Modelin üç yıllık tahmin döneminde her bir dönem için doğru sınıflandırma oranı %81 ile %85 arasında bulunmuştur.

Pompe ve Bilderbeek (2005), Almanya'da faaliyette bulunan işletmeler üzerinde yapmış oldukları İflas öngörü çalışmasında diskriminant analizi ve yapay sinir ağ modelini kullanmışlar ve iki modelden de benzer sonuçlar elde etmişlerdir. Bu araştırmada 73 finansal oran bağımsız değişken olarak kullanılmış ve Beaver (1966) modelinde olduğu gibi finansal oranlar tek tek ele alınarak incelenmiştir. Çalışmada oranlar arasında ayrımcılık gücü açısından büyük farklılıkların olmadığı belirtilmiştir. Bu çalışmada küçük işletmelerin iflaslarının öngörülebilmesinin, büyük işletmelerin iflaslarının öngörülebilmesinden daha zor olduğu da belirtilmiştir.

Ravi ve Pramodh (2008), yaptıkları çalışmada İspanya ve Türkiye verileri üzerinde temel bileşenli yapay sinir ağları modeli ile banka İflaslarının öngörüsünü gerçekleştirmişlerdir. İspanya veri seti için 66, Türkiye veri seti için ise 40 banka çalışmaya alınmıştır. Çalışmada İspanya veri seti için 9, Türkiye veri seti için ise 12 finansal oran kullanılmıştır. Çalışma sonucunda kurulan modellerden en yüksek başarı oranı İspanya veri seti için %96.6, Türkiye veri seti için ise %100 olarak bulunmuştur.

Liou (2008) yaptığı çalışmada, İflas ile hileli finansal tabloların belirlenmesinde kullanılan modeller arasındaki benzerlik ve farklılıkları incelemiştir. Tayvan'da yapılan bu çalışmada, önceki çalışmalarda da kullanılan 52 değişken kullanılmıştır. Bu değişkenler, LRA, karar ağacı ve YSA yöntemleri ile analiz edilmiştir. Çalışmanın sonucunda, finansal tablo hileleri ile İflasların belirlenmesinde çok sayıda değişkenin etkisi olduğu belirlenmiştir. LRA yönteminin %99, YSA'nın %91, karar ağacı yönteminin %95 doğru sınıflandırma oranlarına sahip olduğu hesaplanmıştır.

Chung vd. (2010) Yeni Zelenda'da yaptıkları çalışmada, çoklu diskriminant analizi ile YSA yöntemleri kullanılmıştır. Şirketlerin İflas riski için 36 tane finansal oran

değişken olarak kullanılarak tahmin modeli oluşturulmuştur. Oluşturulan modelin doğru sınıflandırma oranı %62 olarak hesaplanmıştır.

3.5.2. Yapay Sinir Ağı İle Türkiye’de Yapılan Çalışmalar

Aktaş vd. (2003) mali başarısızlığın öngörülmesine yönelik yaptıkları çalışmada; 53’ü iflas eden, 53’ü iflas etmeyen, toplam 106 işletmeden oluşan bir örneklem üzerinde Çoklu Regresyon, Diskriminant, Logit gibi çok boyutlu istatistiksel teknikler ile yapay sinir ağlarının karşılaştırılması yapılmıştır. Mali başarısızlığı 1 yıl önceden öngörmeye çalışmışlardır. Çok boyutlu istatistiksel modeller arasında 70 işletmeden oluşan ve model oluşturmada kullanılan örneklem üzerinde en başarılı yöntem logit olarak bulunmuştur. Çoklu regresyon ve logit modelleri Diskriminant modeline göre daha başarılı bulunmuştur. Geliştirilen modellerden kontrol grubu üzerinde Çoklu Regresyon ve Logitin %78 öngörüye sahip olduğu bulunmuştur. Yapılan analiz sonucunda YSA’nın, deney grubunda %95,71, kontrol grubunda ise %86,11 doğrulukla ayırma gücüne sahip olduğu tespit edilmiştir.

Her üç modelde de 23 mali oran arasından sadece 4 mali oranın istatistiksel açıdan önemli olduğu bulunmuştur. Bu oranlar;

X1; Likidite Oranı,

X2; Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar/Özsermaye

X3; Uzun Vadeli Yabancı Kaynaklar/Toplam Varlıklar

X4; Dönem Karı/Özsermaye oranıdır.

Benli (2005) yaptığı çalışmada 1997-2001 yılları arasındaki 17 bankayı başarısız, 21 bankayı başarısız olmayan olarak belirlemiştir. Başarısızlığı düşmeden 1 yıl önceki finansal veriler analizde dikkate alınmıştır. Türkiye Bankalar Birliğinin belirlediği 49 finansal oran tek değişkenli varyans analizi testi uygulanarak 12 orana indirgenmiştir. LRA ve YSA modeli ile mali başarısızlık öngörü modelleri geliştirilmiştir. YSA modelinin doğru sınıflandırma oranı %87, LRA modelinin doğru sınıflandırma oranı ise %84,2 olarak bulunmuştur. YSA modelinin başarısız bankaları doğru tahmin etme gücü %82,4, LRA modelinin ise %76,5 olarak bulunmuştur. Çalışmanın sonucunda; mali

başarısızlığın öngörülmesinde YSA modelinin LRA modelinden daha üstün olduğu tespit edilmiştir.

Akkoç (2007) yaptığı çalışma ile Sermaye Piyasası Kanunu'na tabi ve/veya İstanbul Menkul Kıymetler Borsası'nda işlem gören, 1983-2004 yılları arasında faaliyet gösteren 142 işletme üzerinde, sinirsel bulanık ağ modeliyle öngöründe bulunmuştur. Çalışmada 15 adet finansal oranı bağımsız değişken olarak kullanarak çok boyutlu ayırma analizi ve yapay sinir ağ modelini uygulanmıştır. Çok boyutlu ayırma analizinin kontrol grubu üzerindeki doğru sınıflandırma başarısı %83,33, yapay sinir ağ modelinin kontrol grubu üzerindeki doğru öngörü başarısı ise %86,11 ve sinirsel bulanık ağ modeli başarısı da %80,56 olarak gerçekleşmiştir.

Akkaya vd. (2009) yaptıkları çalışmada yapay sinir ağları yöntemi ile Tekstil ve Kimya, Petrol ve Plastik Ürünleri sektörlerinde faaliyet gösteren; İMKB'de işlem gören işletmeler için bir yıl öncesinden İflas tahmin modeli geliştirilmiştir. Çalışmada 1998-2007 dönemini kapsayan 28 başarılı, 24 başarısız işletme kullanılmıştır. YSA ile geliştirilen model başarılı işletmeler yaklaşık % 82, başarısız işletmeler %80 oranında doğru tahmin edilmiştir.

Çelik (2010) yaptığı çalışmada, banka başarısızlıklarının tespitinde, diskriminant analizi ve yapay sinir ağları modellerinin tahmin güçleri karşılaştırılmıştır. Bu amaçla, 36 adet özel sermayeli ticaret bankasına ait finansal oranlar kullanılarak bankaların finansal başarısızlığa düşme olasılıkları 1 ve 2 yıl önceden ayrı ayrı tahmin edilmeye çalışılmıştır. Bir ve iki yıl önceleri için oluşturulan diskriminant modelinin doğru sınıflandırma başarısı %91'dir. YSA ile oluşturulan modelin bir yıl öncesi için %100, ikinci yıl öncesi için %88 olarak hesaplanmıştır.

Yıldız ve Akkoç (2010) yaptıkları çalışmada, 2000 yılındaki 55 banka verilerini kullanarak başarısızlık öngörüsünde bulunulmuştur. 6 başlık altında toplanan 36 finansal oran değişken olarak kullanılmıştır. 1 yıl öncesinden banka başarısızlığını, Bulanık Mantık ile %90,91 oranında öngörülmüştür. Çoklu diskriminant analizi ile %86,36, YSA Modeli ile %81,82'lik başarı ortaya konmuştur. Dolayısıyla Bulanık Mantık modeli ile daha başarılı öngöründe bulunulmuştur.

Elmas vd. (2011) yaptıkları çalışmada İMKB’de işlem gören 140 sanayi işletmesinin 2005-2008 yılları arasındaki mali başarısızlıklarını LRA modeli ve geri yayımlı yapay sinir ağları ile tahmin etmeye çalışmışlardır.

Akkoç vd. (2015) yaptıkları çalışma da Türkiye banka verisi üzerinde iflas riskinin değerlendirilmesi amacıyla diskriminant analizi, LRA ve temel bileşen analizi yöntemleri ile veri indirgemesi yapılarak elde edilen temsil gücü yüksek değişkenleri kullanarak YSA ile öngörü modelleri geliştirilmiş en yüksek doğru öngörü oranı %94,38 bulunurken en iyi veri indirgeme yöntemi LRA olarak tespit edilmiştir.

3.6. METODOLOJİ

Türkiye’de 1983-2012 yılları arasındaki dönemlerde Sermaye Piyasası Kanunu’na tabi ve/veya Borsa İstanbul’da işlem gören sanayi, ticaret ve hizmet işletmelerinin verilerine dayalı olarak yapılan İflas öngörüsü çalışmasında veri indirgeme yöntemleri ile belirlenen değişkenler kullanılarak YSA ile analiz yapılacaktır. YSA ile ilgili yapılacak analizdeki metodolojik bilgiler aşağıdaki başlıklarda açıklanmıştır.

3.7 ARAŞTIRMANIN VERİLERİ

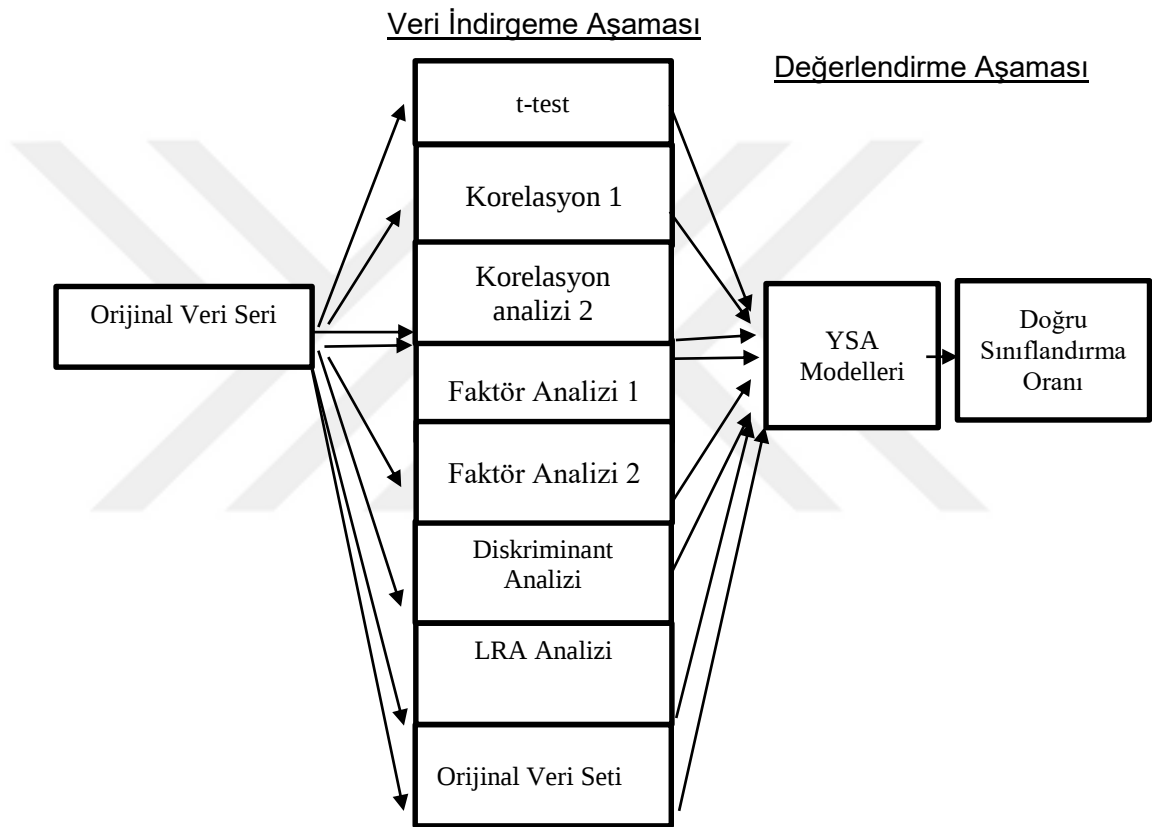
Araştırmada verileri kullanılan 216 işletmeden 81 iflas etmeyen, 81 iflas eden toplam 162 (%75) işletmeden oluşan deney grubu ve 27 iflas etmeyen, 27 iflas eden toplam 54 (%25) işletmeden oluşan kontrol grubu şeklinde iki alt veri kümesi oluşturulmuştur. Bunlardan birincisi YSA’nın eğitilmesi için kullanılırken; ikincisi YSA’nın testi için kullanılmıştır. Çalışmada kullanılan işletmelerin listesi Ek-1’de verilmiştir. Bu listede durum sütununda "0" ile gösterilen işletmeler iflas eden, "1" ile gösterilen işletmeler iflas etmeyen işletme grubuna aittirler.

YSA ile modelleme yapabilmek için veriler eğitim ve test seti olarak ikiye ayrılmıştır. Veriler rastgele olarak %75’i eğitim setine %25’i de test setine alınmıştır. Eğitim setinde 81 adet iflas eden ve 81 adet iflas etmeyen işletme bulunurken, test setinde 27 adet iflas eden ve 27 adet iflas etmeyen işletme bulunmaktadır.

Bu çalışmada, iflas eden ve iflas etmeyen işletmeleri birbirinden en iyi şekilde ayıran finansal oranların tespitinde; t-test, DA, LRA korelasyon analizi ve faktör analizi

veri indirgeme yöntemleri olarak kullanılmıştır. Bu yöntemler yardımıyla önemli finansal oranlar belirlenmiş böylece 7 farklı veri seti elde edilmiş sonrasında her bir veri seti için YSA modelleri geliştirilmiştir.

Şekil 3.5: Deneysel Süreç



Vellido vd. (1999) YSA kullanılarak gerçekleştirilen işletme uygulamalarının %75 geri yayılım algoritmasını kullandığını belirtmektedirler. Dolayısıyla bu çalışmada da sınıflandırma algoritmasında “ileri beslemeli çok katmanlı algılayıcı”, öğrenme algoritması olarak da “geri yayılım algoritması” kullanılmıştır. Zhang vd. (1998) karmaşık birçok problemin çözümünde tek gizli katmanın yeterli olduğunu belirtmektedirler. Geliştirilen YSA modellerinde gizli katman sayısı 1 olarak belirlenmiştir. Eğitim uzunluğu 2.000 devirle sınırlı tutulmuştur. Öğrenme oranı olarak

(0,001), (0,005), (0,01), (0,5), (0,1), (0,2), (0,3), (0,4), (0,5) olmak üzere 9 farklı oran kullanılırken, (0,7), (0,8) ve (0,9) olmak üzere 3 farklı momentum katsayısı modellerde kullanılmıştır. Momentum için (0,7), (0,8) ve (0,9) değerleri kullanılmıştır. Gizli katmandaki düğüm sayısı ise bağımsız değişken olarak kullanılan finansal oranlar dikkate alınarak $2n-2(+2)$ olarak belirlenmiştir (Hecht-Nielsen, 1990). Böylece orijinal veri seti ve 7 alt veri setinin her biri için 135 YSA modeli geliştirilmiştir.

3.8. ARAŞTIRMADA KULLANILAN DEĞİŞKENLERİN BELİRLENMESİ

Orijinal veri seti ve veri indirgeme yöntemleri ile belirlenen değişkenler yapay sinir ağlarında veri olarak kullanılacaktır. 42 orijinal değişkenlerle beraber, t-testi analizinden 18, diskriminant analizinden 5, LRA analizinden 4, korelasyon analizi 1’den 17, korelasyon analizi 2’den elde edilen 9 değişken analizde kullanılacaktır. Ayrıca faktör analizi 1’den 11 faktör ve faktör analizi 2’den 4 faktör analizde kullanılacaktır.

3.9. YAPAY SİNİR AĞI ANALİZDEN ELDE EDİLEN BULGULAR VE DEĞERLENDİRME

(Piramuthu, 1999; Vellido vd., 1999; Akkoç vd., 2015) gibi çalışmalara bakıldığında; sınıflandırma problemlerinin çoğunda “ileri beslemeli çok katmanlı algılayıcı”, işletme uygulamalarında öğrenme algoritması olarak da en çok “geri yayılım algoritması” kullanılmaktadır. Bu açıdan çalışmada tercih edilmişlerdir (Cybenko, 1989; Hornik vd., 1989; Zhang vd., 1998) gibi araştırmacılar birçok karmaşık sistem için “tek bir gizli katmanın” yeterli olduğunu belirtmelerinden dolayı geliştirilen YSA modellerinde gizli katman sayısı 1 olarak belirlenmiştir. Eğitim uzunluğu 2.000 devirle sınırlı tutulmuştur. Öğrenme oranı olarak (0,001), (0,005), (0,01), (0,5), (0,1), (0,2), (0,3), (0,4), (0,5) olmak üzere 9 farklı oran kullanılırken, (0,7), (0,8) ve (0,9) olmak üzere 3 farklı momentum katsayısı modellerde kullanılmıştır. Düğüm sayısı olarak ise $2n \pm 2$ dikkate alınarak 5 farklı düğüm sayısı modellerde kullanılmıştır. Böylece modellerin eğitim ve test veri seti için 135 model geliştirilmiştir.

3.9.1. T-testinden Elde Edilen Değişkenlerle YSA Modeli İflas Öngörüsü

Değişken seçiminde kullanılan t-testi analizi sonucunda iflas eden ve iflas etmeyen işletmeleri birbirinden en yüksek doğrulukla ayıran 18 finansal oran tespit edilmiştir. Bu oranlar likidite oranları başlığı altındaki; X1; Dönen Varlıklar/Kısa Vadeli Yükümlülükler oranı, X2; (Dönen Varlıklar-Stoklar)/Kısa Vadeli Yükümlülükler oranı, X3; Nakit Ve Benzerleri/Kısa Vadeli Yükümlülükler oranı, X4; Net Çalışma Sermayesi/Varlıklar oranı, X6; Kısa Vadeli Ticari Alacaklar/Varlıklar oranıdır.

Mali yapı oranları başlığı altındaki; X11; Yükümlülükler/Varlıklar oranı, X13; Uzun Vadeli Yükümlülükler/Varlıklar oranı, X15; Kısa Vadeli Yükümlülükler/Kaynaklar oranı, X21; Maddi Duran Varlık/Varlıklar oranı, X22; Dönen Varlık/Varlıklar oranı, X23; Duran Varlık/Dönen Varlık oranıdır.

Faaliyet oranları başlığı altındaki; X31; Satış Gelirleri/Duran Varlık oranı ile X26; Satış Gelirleri/Varlıklar oranıdır.

Karlılık oranları başlığı altındaki oranlar ise, X36; Brüt Satış Karı/Varlıklar oranı, X37; Faaliyet Karı/Varlıklar oranı, X38; Net Dönem Karı/Varlıklar oranı, X39; Brüt Satış Karı/Satış Gelirleri oranı ve X41; Net Dönem Karı/Devamlı Sermaye oranıdır.

Tablo 3.4: T-Testinden Elde Edilen Finansal Oranlar

Değişken Kodu	Finansal Oranlar
X1	Dönen Varlıklar/Kısa Vadeli Yükümlülükler
X2	(Dönen Varlıklar-Stoklar)/Kısa Vadeli Yükümlülükler
X3	Nakit Ve Benzerleri/Kısa Vadeli Yükümlülükler
X4	Net Çalışma Sermayesi/Varlıklar
X6	Kısa Vadeli Ticari Alacaklar/Varlıklar
X11	Yükümlülükler/Varlıklar
X13	Uzun Vadeli Yükümlülükler/Varlıklar
X15	Kısa Vadeli Yükümlülükler/Kaynaklar
X21	Maddi Duran Varlık/Varlıklar
X22	Dönen Varlık/Varlıklar
X23	Duran Varlık/Dönen Varlık
X26	Satış Gelirleri/Varlıklar
X31	Satış Gelirleri/Duran Varlık
X36	Brüt Satış Karı/Varlıklar
X37	Faaliyet Karı/Varlıklar
X38	Net Dönem Karı/Varlıklar
X39	Brüt Satış Karı/Satış Gelirleri
X41	Net Dönem Karı/Devamlı Sermaye

Aşağıda yer alan tabloda T testinden elde edilen finansal oranlar ile geliştirilen öngörü modellerinin performansları yer almaktadır. Yapılan t testi sonucunda 42 finansal orandan 18 tanesi gruplar arasında istatistiksel olarak anlamlı bulunmuştur. Öğrenme oranı olarak (0,001), (0,005), (0,01), (0,5), (0,1), (0,2), (0,3), (0,4), (0,5) olmak üzere 9 farklı oran kullanılırken, (0,7), (0,8) ve (0,9) olmak üzere 3 farklı momentum katsayısı modellerde kullanılmıştır. Düğüm sayısı olarak ise $2n \pm 2$ dikkate alınmış ve 34, 35, 36 37 ve 38 olmak üzere 5 farklı düğüm sayısı modellerde kullanılmıştır. Böylece t testi ile elde edilen alt veri seti için 135 model geliştirilmiştir. Bu modellerin eğitim ve test verisi için doğru sınıflandırma oranı aşağıda yer alan tablolarda bulunmaktadır.

Buna göre geliştirilen modellerden eğitim seti için en düşük doğru sınıflandırma oranı %93,83, en yüksek doğru sınıflandırma oranı %100 bulunurken, 135 modelin ortalama doğru sınıflandırma başarısı %99,16 olarak bulunmuştur. Geliştirilen 135 model

içinde en düşük doğru sınıflandırma oranına sahip tek bir model bulunmaktadır. Söz konusu modelin öğrenme oranı (0,001), momentum değeri (0,7) ve düğüm sayısı 34'dür. Geliştirilen 135 model içinde en yüksek doğru sınıflandırma oranına sahip olan 52 model bulunmaktadır. Başka bir ifade ile eğitim seti üzerinde 52 model %100 öngörü başarısı ortaya koymuştur. Bu modellerin öğrenme oranı, momentum değeri ve düğüm sayılarını belirten tablolar aşağıda yer almaktadır. (0,7), (0,8) ve (0,9) olmak üzere kullanılan bütün momentum değerlerinde öngörü oranı %100 olan model bulunmaktadır. 34, 35, 36, 37 ve 38 olmak üzere kullanılan bütün düğüm sayılarında da %100 öngörü oranına sahip model bulunmaktadır. Ancak kullanılan 9 öğrenme oranından 6'sında (0,05), (0,1), (0,2), (0,3), (0,4), (0,5) %100 öngörü oranına sahip model bulunurken, 3 öğrenme oranı (0,001), (0,005) ve (0,01) ile geliştirilen modellerde %100 öngörü oranı bulunmamaktadır.

Test veri seti için ise en düşük doğru sınıflandırma oranı %75,93 en yüksek doğru sınıflandırma oranı %92,59 bulunurken, 135 modelin ortalama doğru sınıflandırma başarısı %84,93 olmuştur. Test seti üzerinde en düşük öngörü oranına sahip modele ait öğrenme oranı (0,4), momentum katsayısı (0,8) ve düğüm sayısı 35'dir. Test seti üzerinde en yüksek öngörü oranına sahip modelin öğrenme oranı (0,05), momentum katsayısı (0,9) ve düğüm sayısı 34'tür.

Tablo 3.5: T-test'i Tarafından Belirlenen Değişkenlerle YSA Modeli İflas Öngörüsü

Öğrenme oranı	Momentum Katsayısı									
	0,7									
	Düğüm Sayısı									
	34		35		36		37		38	
	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test
0,001	93,83	81,48	94,44	83,33	94,44	81,48	94,44	79,63	94,44	85,19
0,005	97,53	87,04	98,77	83,33	98,15	83,33	98,15	85,19	99,38	85,19
0,01	98,77	88,89	99,38	83,33	99,38	88,89	99,38	88,89	99,38	88,89
0,05	99,38	85,19	100	87,04	99,38	88,89	99,38	85,19	99,38	85,19
0,1	99,38	87,04	100	85,19	99,38	85,19	99,38	85,19	99,38	87,04
0,2	100	85,19	100	79,63	100	85,19	99,38	83,33	100	85,19
0,3	100	83,33	100	85,19	100	87,04	99,38	79,63	99,38	85,19
0,4	100	85,19	100	85,19	100	85,19	99,38	79,63	100	83,33
0,5	100	87,04	100	85,19	99,38	85,19	99,38	77,78	99,38	88,89

Tablo 3.5: (devam) T-test'i Tarafından Belirlenen Değişkenlerle YSA Modeli İflas Öngörüsü

	Momentum Katsayısı									
	0,8									
Öğrenme oranı	Düğüm Sayısı									
	34		35		36		37		38	
	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test
0,001	95,06	81,48	95,68	85,19	95,68	81,48	96,91	81,48	96,30	85,19
0,005	98,15	88,89	98,77	81,48	98,77	85,19	98,15	90,74	99,38	87,04
0,01	99,38	87,04	99,38	85,19	99,38	88,89	99,38	85,19	99,38	85,19
0,05	99,38	87,04	100	88,89	99,38	88,89	99,38	83,33	99,38	85,19
0,1	99,38	87,04	100	87,04	100	85,19	99,38	88,89	100	81,48
0,2	100	87,04	100	85,19	100	85,19	99,38	81,48	100	85,19
0,3	100	85,19	100	88,89	99,38	85,19	99,38	79,63	100	81,48
0,4	99,38	85,19	100	75,93	99,38	87,04	99,38	79,63	100	79,63
0,5	100	83,33	99,38	85,19	99,38	87,04	99,38	81,48	100	85,19
	Momentum Katsayısı									
	0,9									
Öğrenme oranı	Düğüm Sayısı									
	34		35		36		37		38	
	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test
0,001	96,91	85,19	95,68	87,04	98,15	85,19	97,53	85,19	98,15	85,19
0,005	99,38	88,89	99,38	85,19	99,38	88,89	99,38	85,19	99,38	83,33
0,01	99,38	87,04	99,38	87,04	99,38	88,89	99,38	87,04	99,38	83,33
0,05	99,38	92,59	100	81,48	100	85,19	99,38	88,89	99,38	85,19
0,1	100	83,33	100	87,04	100	83,33	99,38	83,33	100	81,46
0,2	99,38	90,74	100	88,89	100	85,19	100	83,33	100	87,04
0,3	100	79,63	100	81,48	100	83,33	100	83,33	100	83,33
0,4	100	83,33	100	83,33	100	79,63	100	85,19	100	87,04
0,5	100	83,33	99,38	83,33	99,38	87,04	99,38	85,19	100	83,33

3.9.2. Korelasyon Analizi Tarafından Belirlenen Değişkenlerle YSA Modeli İflas Öngörüsü

3.9.2.1. Korelasyon Analizi 1 Tarafından Belirlenen Değişkenlerle YSA Modeli İflas Öngörüsü

Değişken seçiminde kullanılan korelasyon analizi sonucunda finansal başarısız ve finansal başarısız olmayan işletmeleri birbirinden en yüksek doğrulukla ayıran 17 finansal oran tespit edilmiştir.

Bu oranlar likidite oranları başlığı altındaki; X1; Dönen Varlıklar/Kısa Vadeli Yükümlülükler, X5; Stoklar/Varlıklar, X6; Kısa Vadeli Ticari Alacaklar/Varlıklar, X7; $((\text{Stoklar} + \text{K.V.T. Alacaklar}) - \text{Kısa Vadeli Yükümlülükler}) / \text{Devamlı Sermaye}$, X8; $(\text{Kısa Vadeli Yükümlülükler} - \text{Nakit ve Benzerleri}) / \text{Stoklar}$, X9; Net Çalışma Sermayesi/Satış Gelirleri oranıdır.

Mali yapı oranları başlığı altındaki; X10; $(\text{Net Dönem Karı} / \text{Satış Gelirleri}) * (\text{Satış Gelirleri} / \text{Varlıklar}) * (\text{Varlıklar} / \text{Özkaynaklar})$, X11; $\text{Yükümlülükler} / \text{Varlıklar}$, X14; $\text{Faaliyet Karı} / \text{Finansman Giderleri}$, X16; $\text{Kısa Vadeli Yükümlülükler} / \text{Yükümlülükler}$, X19; $\text{Duran Varlıklar} / \text{Devamlı Sermaye}$ oranıdır.

Faaliyet oranları başlığı altındaki; X26; $\text{Satış Gelirleri} / \text{Varlıklar}$, X27; $\text{Satış Gelirleri} / \text{Maddi Duran Varlıklar}$, X28; $\text{Satışların Maliyeti} / \text{Stoklar}$ oranıdır.

Karlılık oranları başlığı altındaki oranlar ise, X34; $\text{Faaliyet Karı} / \text{Satış Gelirleri}$ X36; $\text{Brüt Satış Karı} / \text{Varlıklar}$ X40; $\text{Satış Gelirleri} / \text{Devamlı Sermaye}$ oranıdır.

Aşağıda yer alan tabloda korelasyon analizi 1'den elde edilen finansal oranlar ile geliştirilen öngörü modellerinin performansları yer almaktadır. Yapılan korelasyon analizi 1 sonucunda 42 finansal orandan 17 tanesi gruplar arasında istatistiksel olarak anlamlı bulunmuştur. Öğrenme oranı olarak (0,001), (0,005), (0,01), (0,5), (0,1), (0,2), (0,3), (0,4), (0,5) olmak üzere 9 farklı oran kullanılırken, (0,7), (0,8) ve (0,9) olmak üzere 3 farklı momentum katsayısı modellerde kullanılmıştır. Düğüm sayısı olarak ise $2n \pm 2$ dikkate alınmış ve 32, 33, 34 35 ve 36 olmak üzere 5 farklı düğüm sayısı modellerde

kullanılmıştır. Böylece korelasyon analizi 1 ile elde edilen alt veri seti için 135 model geliştirilmiştir. Bu modellerin eğitim ve test verisi için doğru sınıflandırma oranı aşağıda yer alan tablolarda bulunmaktadır.

Buna göre geliştirilen modellerden eğitim seti için en düşük doğru sınıflandırma oranı %93,83, en yüksek doğru sınıflandırma oranı %100 bulunurken, 135 modelin ortalama doğru sınıflandırma başarısı %99,15 olarak bulunmuştur. Geliştirilen 135 model içinde en düşük doğru sınıflandırma oranına sahip tek bir model bulunmaktadır. Söz konusu modelin öğrenme oranı (0,001), momentum değeri (0,7) ve düğüm sayısı 35'dir. Geliştirilen 135 model içinde en yüksek doğru sınıflandırma oranına sahip olan 55 model bulunmaktadır. Başka bir ifade ile eğitim seti üzerinde 55 model %100 öngörü başarısı ortaya koymuştur. Bu modellerin öğrenme oranı, momentum değeri ve düğüm sayılarını belirten tablolar aşağıda yer almaktadır. (0,7), (0,8) ve (0,9) olmak üzere kullanılan bütün momentum değerlerinde öngörü oranı %100 olan model bulunmaktadır. 32, 33, 35 ve 36 düğüm sayılarında %100 öngörü oranına sahip model bulunmaktadır. 34. Düğüm sayısında %100 öngörü oranına sahip model bulunmamaktadır. Ancak kullanılan 9 öğrenme oranından 6'sında (0,05), (0,1), (0,2), (0,3), (0,4), (0,5) %100 öngörü oranına sahip model bulunurken, 3 öğrenme oranı (0,001), (0,005) ve (0,01) ile geliştirilen modellerde %100 öngörü oranı bulunmamaktadır.

Test veri seti için ise en düşük doğru sınıflandırma oranı %66,67, en yüksek doğru sınıflandırma oranı %87,04 bulunurken, 135 modelin ortalama doğru sınıflandırma başarısı %78,77 olmuştur. Test seti üzerinde en düşük öngörü oranına sahip modele ait öğrenme oranı 0,4 momentum katsayısı 0,7 ve düğüm sayısı 32'dir. Test seti üzerinde en yüksek öngörü oranına sahip 3 model vardır. 1. Modelin öğrenme oranı 0,05 momentum katsayısı 0,7 düğüm sayısı 34'tür. 2. Modelin öğrenme oranı 0,05 momentum katsayısı 0,8 düğüm sayısı 34'tür. 3. Modelin öğrenme oranı 0,01 momentum katsayısı 0,9 düğüm sayısı 34'tür.

Tablo 3.6: Korelasyon Analizi 1 İle Belirlenen Değişkenlerle YSA Modeli İflas Öngörüsü

	Momentum Katsayısı									
	0,7									
Öğrenme oranı	Düğüm Sayısı									
	32		33		34		35		36	
	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test
0,001	95,06	83,33	94,44	77,78	95,68	79,63	93,83	77,78	95,06	83,33
0,005	98,15	81,48	98,15	74,07	96,91	79,63	98,15	81,48	98,77	77,78
0,01	98,77	85,19	98,15	75,93	99,38	83,33	98,77	83,33	99,38	81,48
0,05	99,38	81,48	99,38	83,33	99,38	87,04	99,38	81,48	99,38	81,48
0,1	99,38	79,63	99,38	81,48	99,38	85,19	99,38	79,63	100	72,22
0,2	99,38	68,52	100	81,48	99,38	83,33	100	81,48	100	72,22
0,3	100	68,52	100	75,93	99,38	79,63	100	81,48	100	74,07
0,4	100	66,67	100	77,78	98,77	77,78	100	83,33	100	72,22
0,5	100	75,93	100	74,07	99,38	77,78	100	81,48	100	79,63
	Momentum Katsayısı									
	0,8									
Öğrenme oranı	Düğüm Sayısı									
	32		33		34		35		36	
	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test
0,001	95,68	81,48	96,91	79,63	96,30	79,63	96,91	79,63	96,30	81,48
0,005	98,15	85,12	98,15	75,93	98,15	79,63	98,77	83,33	99,38	77,78
0,01	99,38	81,48	98,77	77,78	99,38	83,33	98,77	81,48	99,38	83,33
0,05	99,38	77,78	99,38	83,33	99,38	87,04	99,38	81,48	99,38	75,93
0,1	99,38	74,07	100	81,48	99,38	81,48	100	79,63	100	72,22
0,2	100	70,37	100	77,78	99,38	74,07	100	81,48	100	70,37
0,3	100	74,07	100	75,93	99,38	77,78	100	77,78	100	72,22
0,4	100	77,78	100	77,78	99,38	77,22	99,38	74,07	100	77,78
0,5	100	75,93	99,38	81,48	99,38	79,63	100	74,07	100	81,48

Tablo 3.6: (devam) Korelasyon Analizi 1 İle Belirlenen Değişkenlerle YSA Modeli İflas Öngörüsü

	Momentum Katsayısı									
	0,9									
Öğrenme oranı	Düğüm Sayısı									
	32		33		34		35		36	
	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test
0,001	97,53	83,33	96,91	77,78	96,91	81,48	96,91	79,63	98,15	79,63
0,005	99,38	81,48	98,77	77,78	99,38	85,19	98,77	83,33	99,38	83,33
0,01	99,38	77,78	99,38	81,48	99,38	87,04	99,38	79,63	99,38	83,33
0,05	99,38	74,07	100	79,63	99,38	83,33	100	79,63	100	72,22
0,1	99,38	77,78	100	75,93	99,38	79,63	100	79,63	100	75,93
0,2	100	79,63	100	79,63	99,38	72,22	100	75,93	100	77,78
0,3	100	79,37	100	72,22	99,38	74,07	100	79,63	100	77,78
0,4	100	79,63	100	79,63	99,38	74,07	100	81,48	100	74,07
0,5	100	79,63	100	79,63	99,38	77,79	100	75,93	100	77,78

3.9.2.2. Korelasyon Analizi 2 Tarafından Belirlenen Değişkenlerle YSA Modeli İflas Öngörüsü

Değişken seçiminde kullanılan korelasyon analizi 2 sonucunda finansal başarısız ve finansal başarısız olmayan işletmeleri birbirinden en yüksek doğrulukla ayıran 9 finansal oran tespit edilmiştir. Bu oranlar likidite oranları başlığı altındaki; X1; Dönen Varlıklar/Kısa Vadeli Yükümlülükler oranı, X5; Stoklar/Varlıklar, X6; Kısa Vadeli Ticari Alacaklar/Varlıklar X7; ((Stoklar+K.V.T.Alacaklar)-Kısa Vadeli Yükümlülükler)/Devamlı Sermaye; X8; (Kısa Vadeli Yükümlülükler-Nakit ve Benzerleri)/Stoklar X9; Net Çalışma Sermayesi/Satış Gelirleri oranıdır.

Mali yapı oranları başlığı altındaki; X12; Yükümlülükler/Özkaynaklar ve X14; Faaliyet Karı/Finansman Giderleri oranıdır.

Faaliyet oranları başlığı altındaki; X27; Satış Gelirleri/Maddi Duran Varlıklar oranıdır. Karlılık oranlarından ise herhangi bir değişken analiz sonucunda çıkmamıştır.

Aşağıda yer alan tabloda korelasyon analizi 2’den elde edilen finansal oranlar ile geliştirilen öngörü modellerinin performansları yer almaktadır. Yapılan korelasyon analizi 2 sonucunda 42 finansal orandan 9 tanesi gruplar arasında istatistiksel olarak anlamlı bulunmuştur. Öğrenme oranı olarak (0,001), (0,005), (0,01), (0,5), (0,1), (0,2), (0,3), (0,4), (0,5) olmak üzere 9 farklı oran kullanılırken, (0,7), (0,8) ve (0,9) olmak üzere 3 farklı momentum katsayısı modellerde kullanılmıştır. Düğüm sayısı olarak ise $2n \pm 2$ dikkate alınmış ve 16, 17, 18 19 ve 20 olmak üzere 5 farklı düğüm sayısı modellerde kullanılmıştır. Böylece korelasyon analizi 2 ile elde edilen alt veri seti için 135 model geliştirilmiştir. Bu modellerin eğitim ve test verisi için doğru sınıflandırma oranı aşağıda yer alan tablolarda bulunmaktadır.

Buna göre geliştirilen modellerden eğitim seti için en düşük doğru sınıflandırma oranı %81,48 en yüksek doğru sınıflandırma oranı %98,77 bulunurken, 135 modelin ortalama doğru sınıflandırma başarısı %92,53 olarak bulunmuştur. Geliştirilen 135 model içinde en düşük doğru sınıflandırma oranına sahip 4 model bulunmaktadır. Söz konusu modellerin öğrenme oranı (0,001), momentum değeri (0,7) ve (0,8)’dir. Düğüm sayısı ise 18 ve 19’dur. Geliştirilen 135 model içinde en yüksek doğru sınıflandırma oranına sahip olan 5 model bulunmaktadır. Başka bir ifade ile eğitim seti üzerinde 5 model %98,77 öngörü başarısı ortaya koymuştur. Bu modellerin öğrenme oranı, momentum değeri ve düğüm sayılarını belirten tablolar aşağıda yer almaktadır. Başarısı yüksek olan birinci modelin öğrenme oranı 0,5 momentum değeri 0,7 düğüm sayısı 20’dir. Diğer 4 modelin ise öğrenme oranı (0,4) ve (0,5), momentum değeri (0,9), düğüm sayısı 16 ve 20’dir.

Test veri seti için ise en düşük doğru sınıflandırma oranı %62,96 en yüksek doğru sınıflandırma oranı %90,74 bulunurken, 135 modelin ortalama doğru sınıflandırma başarısı %76,35 olmuştur. Test seti üzerinde en düşük öngörü oranına sahip 2 model bulunmuştur. Öngörüsü düşük olan 1.modele ait öğrenme oranı 0,1 momentum katsayısı 0,8 düğüm sayısı 17’dir. Öngörüsü düşük olan 2.modele ait öğrenme oranı 0,5 momentum katsayısı 0,9 düğüm sayısı 17’dir. Test seti üzerinde en yüksek öngörü oranına sahip modelin öğrenme oranı 0,4 momentum katsayısı 0,7 ve düğüm sayısı 19’dur.

Tablo 3.7: Korelasyon Analizi 2 İle Belirlenen Değişkenlerle YSA Modeli İflas Öngörüsü

	Momentum Katsayısı									
	0,7									
Öğrenme oranı	Düğüm Sayısı									
	16		17		18		19		20	
	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test
0,001	81,48	70,37	83,33	77,78	81,48	75,93	81,48	72,22	82,10	72,22
0,005	82,72	74,07	85,19	77,78	83,95	70,37	83,95	70,37	85,80	72,22
0,01	84,57	70,37	88,27	75,93	86,42	79,63	85,80	72,22	87,65	77,78
0,05	91,98	79,63	91,98	70,37	93,83	83,33	87,65	79,63	91,36	68,52
0,1	94,44	77,78	94,44	66,67	95,06	79,63	93,83	77,78	93,21	77,78
0,2	94,44	77,78	96,91	64,81	95,68	79,63	94,44	81,48	96,30	75,93
0,3	96,91	87,04	96,30	66,67	96,91	81,48	96,91	85,19	96,91	72,22
0,4	96,91	85,19	95,68	70,37	96,91	77,78	96,91	90,74	96,91	74,07
0,5	97,53	77,78	98,15	70,37	96,91	79,63	96,91	87,04	98,77	68,52
	Momentum Katsayısı									
	0,8									
Öğrenme oranı	Düğüm Sayısı									
	16		17		18		19		20	
	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test
0,001	82,10	70,37	83,33	77,78	81,48	70,37	82,10	72,22	87,72	74,07
0,005	83,95	72,22	87,04	77,78	84,57	79,63	85,80	72,22	87,04	75,93
0,01	86,42	72,22	88,89	75,93	87,65	79,63	86,42	79,63	88,89	77,78
0,05	92,59	77,78	93,21	68,53	95,68	81,48	90,74	81,48	92,59	79,63
0,1	95,06	77,78	96,91	62,96	95,68	81,48	95,68	83,33	93,21	81,48
0,2	95,68	74,07	96,30	66,67	96,30	79,63	96,91	87,04	96,30	77,78
0,3	97,53	75,93	96,91	70,37	96,91	83,33	95,06	87,04	96,91	77,78
0,4	97,53	77,78	98,15	72,22	97,53	74,07	98,15	79,63	98,15	75,93
0,5	98,15	79,63	97,53	66,67	97,53	83,33	98,15	87,04	96,30	81,48

Tablo 3.7: (devam) Korelasyon Analizi 2 İle Belirlenen Değişkenlerle YSA Modeli İflas Öngörüsü

	Momentum Katsayısı									
	0,9									
Öğrenme oranı	Düğüm Sayısı									
	16		17		18		19		20	
	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test
0,001	82,10	72,22	85,19	77,78	82,10	68,52	82,72	72,22	84,57	74,07
0,005	86,42	72,22	90,12	75,93	87,65	77,78	85,80	79,63	88,89	75,93
0,01	91,36	74,07	90,12	75,93	91,36	79,63	86,42	81,48	90,12	75,93
0,05	95,68	81,48	92,59	66,67	95,68	77,78	92,59	77,78	95,68	75,93
0,1	96,30	85,19	93,83	66,67	98,15	81,48	94,44	79,63	96,30	81,48
0,2	94,44	79,63	97,53	66,67	96,91	75,93	95,68	79,63	96,91	75,93
0,3	96,30	77,78	96,30	70,37	95,06	83,33	98,15	81,48	98,77	79,63
0,4	98,77	79,63	97,53	68,52	98,15	83,33	98,15	64,81	98,77	77,78
0,5	98,77	77,78	98,15	62,96	98,15	79,63	95,68	70,37	95,68	79,63

3.9.3. Faktör Analizi Tarafından Belirlenen Değişkenlerle YSA Modeli İflas Öngörüsü

3.9.3.1. Faktör Analizi 1 Tarafından Belirlenen Değişkenlerle YSA Modeli İflas Öngörüsü

Değişken seçiminde kullanılan faktör analizi 1 sonucunda finansal başarısız ve finansal başarısız olmayan işletmeleri birbirinden en yüksek doğrulukla ayıran finansal oranlar faktörlere ayrılmıştır. Faktör analizi sonucunda 40 finansal oran özdeğer istatistiği (Eigenvalues) 1'den büyük olan yakın ilişki içinde bulundukları 11 faktör altında toplanmıştır. Analiz sonucunda; X8, X4, X15, X11, X28, X33, X29 değişkenlerinin birinci faktörle; X12, X24, X18, X32, X10, X20 değişkenlerinin ikinci faktörle; X42, X34, X35, X9 değişkenlerinin üçüncü faktörle; X37, X27, X38, X41, X13 değişkenlerinin dördüncü faktörle; X7, X19, X40 değişkenlerinin beşinci faktörle; X2, X1, X3 değişkenlerinin altıncı faktörle; X21, X16, X23 değişkenlerinin yedinci faktörle; X26, X31 değişkenlerinin sekizinci faktörle; X39, X36 değişkeninin dokuzuncu faktörle;

X30, X6, X5 değişkenlerinin onuncu faktörle; X17, X14 değişkeninin onbirinci faktörle yakın ilişki içinde olduğu görülmektedir.

Aşağıda yer alan tabloda faktör analizi 1’den elde edilen finansal oranlar ile geliştirilen öngörü modellerinin performansları yer almaktadır. Öğrenme oranı olarak (0,001), (0,005), (0,01), (0,5), (0,1), (0,2), (0,3), (0,4), (0,5) olmak üzere 9 farklı oran kullanılırken, (0,7), (0,8) ve (0,9) olmak üzere 3 farklı momentum katsayısı modellerde kullanılmıştır. Düğüm sayısı olarak ise $2n \pm 2$ dikkate alınmış ve 20, 21, 22, 23 ve 24 olmak üzere 5 farklı düğüm sayısı modellerde kullanılmıştır. Böylece faktör analizi ile elde edilen alt veri seti için 135 model geliştirilmiştir. Bu modellerin eğitim ve test verisi için doğru sınıflandırma oranı aşağıda yer alan tablolarda bulunmaktadır.

Buna göre geliştirilen modellerden eğitim seti için en düşük doğru sınıflandırma oranı %81,48 en yüksek doğru sınıflandırma oranı %100 bulunurken, 135 modelin ortalama doğru sınıflandırma başarısı %98,12 olarak bulunmuştur. Geliştirilen 135 model içinde en düşük doğru sınıflandırma oranına sahip tek bir model bulunmaktadır. Söz konusu modelin öğrenme oranı (0,1), momentum değeri (0,9) ve düğüm sayısı 24’tür. Geliştirilen 135 model içinde en yüksek doğru sınıflandırma oranına sahip olan 53 model bulunmaktadır. Başka bir ifade ile eğitim seti üzerinde 53 model %100 öngörü başarısı ortaya koymuştur. Bu modellerin öğrenme oranı, momentum değeri ve düğüm sayılarını belirten tablolar aşağıda yer almaktadır. (0,7), (0,8) ve (0,9) olmak üzere kullanılan bütün momentum değerlerinde öngörü oranı %100 olan model bulunmaktadır. 20, 21, 22, 23 ve 24 olmak üzere kullanılan bütün düğüm sayılarında da %100 öngörü oranına sahip model bulunmaktadır. Ancak kullanılan 9 öğrenme oranından 6’sında (0,5), (0,1), (0,2), (0,3), (0,4), (0,5) %100 öngörü oranına sahip model bulunurken, 3 öğrenme oranı (0,001, 0,005 ve (0,01) ile geliştirilen modellerde %100 öngörü oranı bulunmamaktadır.

Test veri seti için ise en düşük doğru sınıflandırma oranı %70,37 en yüksek doğru sınıflandırma oranı %88,89 bulunurken, 135 modelin ortalama doğru sınıflandırma başarısı %79,39 olmuştur. Test seti üzerinde en düşük öngörü oranına sahip 4 model bulunmuştur. Öngörüsü düşük olan 1. ve 2. Modele ait öğrenme oranı 0,3 ve 0,4 momentum katsayısı 0,7 düğüm sayısı 21’dir. Öngörüsü düşük olan 3. ve 4. modele ait öğrenme oranı 0,2 ve 0,4 momentum katsayısı 0,8 düğüm sayısı 20 ve 21’dir. Test seti

üzerinde en yüksek öngörü oranına sahip modelin öğrenme oranı 0,05 momentum katsayısı 0,9 ve düğüm sayısı 22'dir.

Tablo 3.8: Faktör Analizi 1 İle Belirlenen Değişkenlerle YSA Modeli İflas Öngörüsü

	Momentum Katsayısı									
	0,7									
Öğrenme oranı	Düğüm Sayısı									
	20		21		22		23		24	
	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test
0,001	90,74	83,33	88,89	81,48	88,89	81,48	90,74	83,33	93,21	81,48
0,005	95,68	81,48	95,68	74,07	95,06	83,33	95,68	81,40	95,06	79,63
0,01	96,30	79,63	96,91	75,93	95,68	79,63	97,53	81,48	95,68	79,63
0,05	99,38	83,33	99,38	81,48	99,38	81,48	99,38	77,78	98,77	79,63
0,1	100	75,93	99,38	74,07	99,38	81,48	99,38	81,48	99,38	85,19
0,2	100	79,63	99,38	83,33	100	85,19	100	85,19	100	79,63
0,3	100	75,93	99,38	70,37	99,38	81,48	99,38	83,33	99,38	77,78
0,4	100	75,93	100	70,37	100	77,78	99,38	85,19	100	79,63
0,5	100	72,22	100	74,07	100	74,07	100	75,93	100	79,63
	Momentum Katsayısı									
	0,8									
Öğrenme oranı	Düğüm Sayısı									
	20		21		22		23		24	
	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test
0,001	93,21	81,48	90,74	79,63	90,12	81,48	91,36	81,48	93,21	81,48
0,005	95,68	79,63	95,68	74,07	96,30	83,33	96,30	83,33	95,06	79,63
0,01	98,15	83,33	96,91	74,07	97,53	81,48	97,53	81,48	97,53	81,48
0,05	100	81,48	99,38	85,19	99,38	81,48	99,38	77,78	98,77	83,33
0,1	100	77,78	100	79,63	99,38	83,33	99,38	79,63	100	83,33
0,2	100	75,93	99,38	70,37	99,38	87,04	99,38	83,33	100	81,48
0,3	100	74,07	100	77,78	100	72,22	99,38	79,63	100	79,63
0,4	100	70,37	99,38	83,33	100	75,93	100	77,78	100	77,78
0,5	100	79,63	99,38	79,63	100	81,48	100	74,07	100	75,63

Tablo 3.8: (devam) Faktör Analizi 1 İle Belirlenen Değişkenlerle YSA Modeli İflas Öngörüsü

	Momentum Katsayısı									
	0,9									
Öğrenme oranı	Düğüm Sayısı									
	20		21		22		23		24	
	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test
0,001	93,83	81,48	93,83	79,63	92,59	81,48	94,44	79,63	93,83	79,63
0,005	98,15	83,33	96,91	74,07	97,53	81,48	97,53	81,48	97,53	79,63
0,01	99,38	83,33	99,38	79,63	98,15	81,48	99,38	85,19	98,77	79,63
0,05	100	77,78	100	75,93	99,38	88,89	99,38	79,63	100	81,48
0,1	100	72,22	100	77,78	99,38	85,19	99,38	74,07	81,48	83,33
0,2	100	74,07	100	77,78	100	74,07	100	79,63	100	72,22
0,3	100	77,78	99,38	77,78	100	83,33	100	79,63	100	72,22
0,4	100	81,48	100	77,78	100	77,78	100	75,93	100	75,93
0,5	100	85,19	98,77	75,93	100	75,93	99,38	83,33	100	79,63

3.9.3.2. Faktör Analizi 2 Tarafından Belirlenen Değişkenlerle YSA Modeli İflas Öngörüsü

Değişken seçiminde kullanılan faktör analizi 2 sonucunda finansal başarısız ve finansal başarısız olmayan işletmeleri birbirinden en yüksek doğrulukla ayıran finansal oranlar faktörlere ayrılmıştır. Faktör analizi sonucunda 40 finansal oran 4 faktör altında toplanmıştır. Analiz sonucunda; X4, X8, X15, X11, X33, X28, X29, X1, X2, X3, X14 değişkenlerinin birinci faktörle; X18, X12, X24, X32, X10, X20, X17, X40 değişkenlerinin ikinci faktörle; X26, X36, X21, X37, X31, X16, X13, X41, X6, X23, X5, X39, X27, X19, X7, X30 değişkenlerinin üçüncü faktörle; X42, X34, X35, X9, X38 değişkenlerinin dördüncü faktörle yakın ilişki içinde olduğu görülmektedir. Buna göre değişkenler yakın ilişki içinde bulundukları faktörler altında toplanmışlardır.

Aşağıda yer alan tabloda faktör analizi 2'den elde edilen finansal oranlar ile geliştirilen öngörü modellerinin performansları yer almaktadır. Öğrenme oranı olarak (0,001), (0,005), (0,01), (0,5), (0,1), (0,2), (0,3), (0,4), (0,5) olmak üzere 9 farklı oran kullanılırken, (0,7), (0,8) ve (0,9) olmak üzere 3 farklı momentum katsayısı modellerde kullanılmıştır. Düğüm sayısı olarak ise $2n \pm 2$ dikkate alınmış ve 6, 7, 8, 9 ve 10 olmak

üzere 5 farklı düğüm sayısı modellerde kullanılmıştır. Böylece faktör analizi ile elde edilen alt veri seti için 135 model geliştirilmiştir. Bu modellerin eğitim ve test verisi için doğru sınıflandırma oranı aşağıda yer alan tablolarda bulunmaktadır.

Buna göre geliştirilen modellerden eğitim seti için en düşük doğru sınıflandırma oranı %80,25 en yüksek doğru sınıflandırma oranı %93,83 bulunurken, 135 modelin ortalama doğru sınıflandırma başarısı %85,44 olarak bulunmuştur. Geliştirilen 135 model içinde en düşük doğru sınıflandırma oranına sahip 2 model bulunmaktadır. 1.modelin öğrenme oranı (0,001), momentum değeri (0,8) ve düğüm sayısı 6'dır. 2.modelin öğrenme oranı (0,001), momentum değeri 0,8 ve düğüm sayısı 7'dir. Geliştirilen 135 model içinde en yüksek doğru sınıflandırma oranına sahip olan tek model bulunmaktadır. Bu modelin öğrenme oranı 0,4 momentum değeri 0,8 ve düğüm sayısı 9'dur.

Test veri seti için ise en düşük doğru sınıflandırma oranı %64,81 en yüksek doğru sınıflandırma oranı %88,89 bulunurken, 135 modelin ortalama doğru sınıflandırma başarısı %81,85 olmuştur. Test seti üzerinde en düşük öngörü oranına sahip 2 model bulunmuştur. Öngörüsü düşük olan 1. modele ait öğrenme oranı 0,3 momentum katsayısı 0,7 düğüm sayısı 7'dir. Öngörüsü düşük olan 2. modele ait öğrenme oranı 0,2 momentum katsayısı 0,8 düğüm sayısı 7'dir. Test seti üzerinde en yüksek öngörü oranına sahip 9 model bulunmuştur. Başka bir ifade ile test seti üzerinde 9 model %88,89 öngörü başarısı ortaya koymuştur. (0,7), (0,8) ve (0,9) olmak üzere kullanılan bütün momentum değerlerinde öngörü oranı %88,89 olan model bulunmaktadır. 7, 8 ve 9 düğüm sayılarında %88,89 öngörü oranına sahip model bulunmaktadır. 6 ve 10 düğüm sayılarında yüksek öngörü ortaya konmamıştır. Kullanılan 9 öğrenme oranından 3'ünde (0,005), (0,01), (0,5) %88,89 öngörü oranına sahip model bulunurken, 6 öğrenme oranı (0,001), (0,05) ve (0,1) (0,2), (0,3), (0,4), ile geliştirilen modellerde yüksek öngörü oranı bulunmamaktadır.

Tablo 3.9: Faktör Analizi 2 İle Belirlenen Değişkenlerle YSA Modeli İflas Öngörüsü

	Momentum Katsayısı									
	0,7									
Öğrenme oranı	Düğüm Sayısı									
	6		7		8		9		10	
	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test
0,001	80,86	85,19	80,86	87,04	81,48	85,19	82,72	83,33	82,10	85,19
0,005	82,10	85,19	80,86	88,89	81,48	87,04	82,10	85,19	83,33	85,19
0,01	82,10	87,04	82,72	88,89	82,10	87,04	81,48	88,89	83,95	85,19
0,05	84,57	83,33	83,33	83,33	84,57	87,04	86,42	83,33	85,19	83,33
0,1	84,57	83,33	82,72	68,52	85,80	85,19	88,27	81,48	87,04	79,63
0,2	85,80	81,48	85,80	66,67	85,80	83,33	87,65	81,48	85,80	66,67
0,3	88,89	81,48	85,80	64,81	85,80	81,48	88,89	70,37	86,42	66,67
0,4	88,89	81,48	87,65	81,48	86,42	83,33	90,74	68,52	88,89	79,63
0,5	88,89	81,48	87,04	66,67	85,80	81,48	90,74	68,52	88,89	79,63
	Momentum Katsayısı									
	0,8									
Öğrenme oranı	Düğüm Sayısı									
	6		7		8		9		10	
	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test
0,001	80,25	85,19	80,25	87,04	81,48	85,19	82,72	85,19	82,10	85,19
0,005	82,10	87,04	87,72	88,89	81,48	87,04	81,48	88,89	82,72	85,19
0,01	82,10	87,04	83,95	85,19	82,72	88,89	83,33	83,33	83,95	83,33
0,05	84,57	83,33	82,72	75,93	85,80	85,19	85,80	81,48	85,80	83,33
0,1	84,57	81,48	85,80	70,37	86,42	81,48	87,04	83,33	85,80	68,52
0,2	88,89	81,48	85,19	64,81	86,42	77,78	89,51	72,22	87,65	70,37
0,3	88,89	81,48	87,65	79,63	85,80	81,48	90,12	68,52	89,51	81,48
0,4	89,51	81,48	88,89	83,33	86,42	87,04	93,83	81,48	86,42	85,19
0,5	90,12	81,48	86,42	77,78	86,42	87,04	90,12	81,48	85,80	87,04

Tablo 3.9: (devam) Faktör Analizi 2 İle Belirlenen Değişkenlerle YSA Modeli İflas Öngörüsü

	Momentum Katsayısı									
	0,9									
Öğrenme oranı	Düğüm Sayısı									
	6		7		8		9		10	
	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test
0,001	82,10	85,19	81,48	87,04	81,48	85,19	82,10	87,04	82,72	83,33
0,005	82,10	87,04	83,95	85,19	82,72	88,89	83,33	83,33	83,95	83,33
0,01	83,33	83,33	84,57	85,19	83,95	88,89	84,57	83,33	83,33	81,48
0,05	83,95	83,33	87,04	81,48	86,42	79,63	84,57	81,48	84,57	70,37
0,1	88,89	81,48	83,95	85,19	86,42	79,63	87,65	79,63	89,51	81,48
0,2	90,12	81,48	85,80	83,33	86,42	77,78	91,36	68,52	86,42	85,19
0,3	82,10	81,48	87,65	79,63	84,57	87,04	91,36	79,63	86,42	85,19
0,4	90,12	81,48	86,42	79,63	85,19	87,04	90,12	81,48	86,42	87,04
0,5	81,48	85,19	86,42	85,19	85,80	87,04	86,42	88,89	85,80	87,04

3.9.4. Diskriminant Analizi Tarafından Belirlenen Değişkenlerle YSA Modeli İflas Öngörüsü

Değişken seçiminde kullanılan diskriminant analizi sonucunda finansal başarısız ve finansal başarısız olmayan işletmeleri birbirinden en yüksek doğrulukla ayıran 5 finansal oran tespit edilmiştir. Bu oranlar likidite oranları başlığı altındaki; X3; Nakit Ve Benzerleri/Kısa Vadeli Yükümlülükler oranı, mali yapı oranları başlığı altındaki; X21; Maddi Duran Varlık/Varlıklar oranı, karlılık oranları başlığı altındaki oranlar ise, X36; Brüt Satış Karı/Varlıklar oranı, X37; Faaliyet Karı/Varlıklar oranı, X38; Net Dönem Karı/Varlıklar oranıdır.

Aşağıda yer alan tabloda diskriminant analizinden elde edilen finansal oranlar ile geliştirilen öngörü modellerinin performansları yer almaktadır. Yapılan diskriminant analizi sonucunda 42 finansal orandan 5 tanesi gruplar arasında istatistiksel olarak anlamlı bulunmuştur. Öğrenme oranı olarak (0,001), (0,005), (0,01), (0,5), (0,1), (0,2), (0,3), (0,4), (0,5) olmak üzere 9 farklı oran kullanılırken, (0,7), (0,8) ve (0,9) olmak üzere

3 farklı momentum katsayısı modellerde kullanılmıştır. Düğüm sayısı olarak ise $2n \pm 2$ dikkate alınmış ve 8, 9, 10, 11 ve 12 olmak üzere 5 farklı düğüm sayısı modellerde kullanılmıştır. Böylece t testi ile elde edilen alt veri seti için 135 model geliştirilmiştir. Bu modellerin eğitim ve test verisi için doğru sınıflandırma oranı aşağıda yer alan tablolarda bulunmaktadır.

Buna göre geliştirilen modellerden eğitim seti için en düşük doğru sınıflandırma oranı %82,72 en yüksek doğru sınıflandırma oranı %97,53 bulunurken, 135 modelin ortalama doğru sınıflandırma başarısı %93,28 olarak bulunmuştur. Geliştirilen 135 model içinde en düşük doğru sınıflandırma oranına sahip tek bir model bulunmaktadır. Söz konusu modelin öğrenme oranı (0,001), momentum değeri (0,7) ve düğüm sayısı 8'dir. Geliştirilen 135 model içinde en düşük doğru sınıflandırma oranına sahip tek bir model bulunmaktadır. Söz konusu modelin öğrenme oranı 0,001, momentum değeri 0,7 ve düğüm sayısı 8'dir. En yüksek doğru sınıflandırma oranına sahip tek bir model bulunmaktadır. Söz konusu modelin öğrenme oranı 0,4 momentum katsayısı 0,9 düğüm sayısı ise 12'dir.

Test veri seti için ise en yüksek doğru sınıflandırma oranı %92,06 bulunurken, 135 modelin ortalama doğru sınıflandırma başarısı %86,41 olmuştur. Test seti üzerinde en düşük öngörü oranına sahip 6 model bulunmuştur. Bu modellere ait öğrenme oranı (0,1), (0,05), (0,3) ve (0,5) momentum katsayısı (0,7), (0,8) ve (0,9), düğüm sayısı 10, 11,12'dir. Test seti üzerinde en yüksek öngörü oranına sahip 9 model %92,59 öngöründe bulunmuştur. B modellerin öğrenme oranı (0,005), (0,01) ve (0,4), momentum katsayısı (0,7), (0,8)ve (0,9), düğüm sayısı sırasıyla 8, 9, 11'dir.

Tablo 3.10: Diskriminant Analizi Tarafından Belirlenen Değişkenlerle YSA Modeli İflas Öngörüsü

	Momentum Katsayısı									
	0,7									
Öğrenme oranı	Düğüm Sayısı									
	8		9		10		11		12	
	Training	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test
0,001	82,72	83,33	87,04	90,74	85,8	88,89	85,8	90,74	86,42	88,89
0,005	87,04	90,74	88,27	92,59	86,42	90,74	87,65	90,74	87,04	90,74
0,01	89,51	90,74	88,89	92,59	87,04	90,74	88,27	90,74	87,65	87,04
0,05	92,59	90,74	91,98	90,74	91,36	83,33	89,51	85,19	90,12	81,48
0,1	92,59	88,89	91,98	87,04	92,59	83,33	92,59	79,63	92,59	79,63
0,2	93,21	87,04	93,21	87,04	93,83	83,33	93,21	83,33	95,68	83,33
0,3	93,21	88,89	95,06	83,33	95,06	83,33	95,06	85,19	96,3	81,48
0,4	93,21	90,74	95,68	83,33	95,06	85,19	94,44	83,33	96,3	81,48
0,5	93,21	90,74	95,68	85,19	96,3	85,19	93,83	83,33	96,91	85,19
	Momentum Katsayısı									
	0,8									
Öğrenme oranı	Düğüm Sayısı									
	8		9		10		11		12	
	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test
0,001	84,57	85,19	87,65	90,74	87,04	90,74	87,65	90,74	86,42	90,74
0,005	88,89	90,74	88,27	92,59	86,42	90,74	87,65	92,59	87,65	88,89
0,01	90,74	92,59	88,89	92,59	88,27	90,74	88,27	87,04	87,65	85,19
0,05	92,59	88,89	91,98	90,74	92,59	83,33	91,36	83,33	91,98	79,63
0,1	92,59	88,89	92,59	88,89	93,83	83,33	91,98	85,19	93,83	83,33
0,2	93,21	88,89	93,21	83,33	95,68	81,48	93,83	85,19	96,30	81,48
0,3	93,21	90,74	95,06	83,33	96,30	85,19	93,83	83,33	96,30	79,63
0,4	94,44	92,59	95,68	88,89	93,83	83,33	94,44	83,33	96,30	83,33
0,5	93,83	88,89	96,30	85,19	95,06	87,04	96,30	83,33	95,68	81,48

Tablo 3.10: (devam) Diskriminant Analizi Tarafından Belirlenen Değişkenlerle YSA Modeli İflas Öngörüsü

	Momentum Katsayısı									
	0,9									
Öğrenme oranı	Düğüm Sayısı									
	8		9		10		11		12	
	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test
0,001	86,42	90,74	87,65	90,74	87,65	90,74	86,42	90,74	87,04	90,74
0,005	90,74	92,59	88,89	92,59	88,27	90,74	88,27	87,04	88,27	85,19
0,01	91,36	90,74	90,74	90,74	88,89	83,33	89,51	87,04	89,51	83,33
0,05	93,83	87,04	92,59	81,48	93,83	83,33	91,98	81,48	93,83	83,33
0,1	92,59	88,89	93,21	83,33	94,44	85,19	94,44	79,63	94,44	83,33
0,2	93,21	90,74	95,68	83,33	95,68	83,33	95,06	83,33	95,06	83,33
0,3	95,68	83,33	95,06	83,33	95,68	81,48	93,83	85,19	95,68	79,63
0,4	94,44	87,04	96,30	83,33	95,68	83,33	95,06	85,19	97,53	85,19
0,5	95,06	81,48	92,59	87,04	95,68	79,63	96,91	83,33	95,68	90,74

3.9.5. LRA Analizi Tarafından Belirlenen Değişkenlerle YSA Modeli İflas Öngörüsü

Değişken seçiminde kullanılan LRAa analizi sonucunda finansal başarısız ve finansal başarısız olmayan işletmeleri birbirinden en yüksek doğrulukla ayıran 4 finansal oran tespit edilmiştir. Bu oranlar mali yapı oranları başlığı altındaki X11; Yükümlülükler/Varlıklar oranı, X21; Maddi Duran Varlık/Varlıklar oranı, X22; Dönen Varlık/Varlıklar oranıdır. Karlılık oranları başlığı altındaki X38; Net Dönem Karı/Varlıklar oranıdır.

Aşağıda yer alan tabloda LRA ile elde edilen finansal oranlarla geliştirilen öngörü modellerinin performansları yer almaktadır. Yapılan LRA sonucunda 42 finansal orandan 4 tanesi gruplar arasında istatistiksel olarak anlamlı bulunmuştur. Öğrenme oranı olarak (0,001), (0,005), (0,01), (0,5), (0,1), (0,2), (0,3), (0,4), (0,5) olmak üzere 9 farklı oran kullanılırken, (0,7), (0,8) ve (0,9) olmak üzere 3 farklı momentum katsayısı modellerde kullanılmıştır. Düğüm sayısı olarak ise $2n \pm 2$ dikkate alınmış ve 6, 7, 8, 9 ve 10 olmak üzere 5 farklı düğüm sayısı modellerde kullanılmıştır. Böylece LRA ile elde edilen alt

veri seti için 135 model geliştirilmiştir. Bu modellerin eğitim ve test verisi için doğru sınıflandırma oranı aşağıda yer alan tablolarda bulunmaktadır.

Buna göre geliştirilen modellerden eğitim seti için en düşük doğru sınıflandırma oranı %85,80, en yüksek doğru sınıflandırma oranı %95,68 bulunurken, 135 modelin ortalama doğru sınıflandırma başarısı %90,62 olarak bulunmuştur. Geliştirilen 135 model içinde en düşük doğru sınıflandırma oranına sahip 7 model bulunmaktadır. Bu modellerin öğrenme oranı (0,001) ve (0,005), momentum değeri (0,7), (0,8) ve (0,9), düğüm sayısı 7, 9, 10'dur. Geliştirilen 135 model içinde en yüksek doğru sınıflandırma oranına sahip olan tek model bulunmaktadır. Bu modellerin öğrenme oranı 0,5 momentum değeri 0,9 düğüm sayısı 9'dur.

Test veri seti için ise en düşük doğru sınıflandırma oranı %85,19 en yüksek doğru sınıflandırma oranı %94,44 bulunurken, 135 modelin ortalama doğru sınıflandırma başarısı %89,48 olmuştur. Test seti üzerinde en düşük öngörü oranına sahip 2 model bulunmuştur. Bu modellere ait öğrenme oranı (0,2) ve (0,3) momentum katsayısı 0,9 düğüm sayısı 7 ve 10'dur. Test seti üzerinde en yüksek öngörü oranına

Tablo 3.11: LRA Tarafından Belirlenen Değişkenlerle YSA Modeli İflas Öngörüsü

	Momentum Katsayısı									
	0,7									
Öğrenme oranı	Düğüm Sayısı									
	6		7		8		9		10	
	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test
0,001	87,04	87,04	85,80	88,89	86,42	88,89	86,42	88,89	85,80	88,89
0,005	87,04	87,04	85,80	88,89	86,42	87,04	87,04	88,89	87,04	88,89
0,01	87,65	87,04	87,04	88,89	87,04	87,04	87,04	88,89	87,04	87,04
0,05	89,51	88,89	90,12	87,04	89,51	90,74	90,12	90,74	90,74	92,59
0,1	93,83	90,74	91,36	92,59	90,12	92,59	91,98	88,89	91,98	92,59
0,2	89,51	87,04	91,98	88,89	91,98	92,59	93,83	88,89	93,21	90,74
0,3	90,12	88,89	92,59	90,74	92,59	90,74	93,21	90,74	93,21	90,74
0,4	89,51	88,89	93,21	90,74	93,21	90,74	93,21	90,74	93,21	90,74
0,5	88,89	88,89	93,83	90,74	93,21	90,74	93,21	92,59	94,77	90,74

Tablo 3.11: (devam) LRA Tarafından Belirlenen Değişkenlerle YSA Modeli İflas Öngörüsü

	Momentum Katsayısı									
	0,8									
Öğrenme oranı	Düğüm Sayısı									
	6		7		8		9		10	
	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test
0,001	87,04	87,04	85,80	88,89	86,42	88,89	85,80	88,89	85,80	88,89
0,005	87,65	87,04	86,42	88,89	87,04	87,04	87,04	88,89	87,65	87,04
0,01	87,65	87,04	87,04	87,04	86,41	87,04	87,65	87,04	87,65	87,04
0,05	90,12	88,89	90,74	90,74	90,12	90,74	90,74	90,74	90,74	92,59
0,1	89,51	87,04	90,74	87,04	91,36	92,59	91,98	90,74	93,21	90,74
0,2	89,51	88,89	92,59	90,74	93,21	90,74	93,21	90,74	93,21	90,74
0,3	88,89	88,89	93,21	90,74	93,21	90,74	93,21	92,59	93,83	90,74
0,4	93,21	90,74	93,83	90,74	93,83	90,74	93,21	92,59	94,44	88,89
0,5	93,83	90,74	91,36	87,04	93,83	90,74	93,83	90,74	93,83	88,89
	Momentum Katsayısı Katsayısı									
	0,9									
Öğrenme oranı	Düğüm Sayısı									
	6		7		8		9		10	
	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test
0,001	87,04	87,04	85,80	88,89	87,04	87,04	86,42	88,89	86,42	88,89
0,005	87,65	87,04	87,04	87,04	86,42	87,04	87,65	87,04	88,27	87,04
0,01	87,65	87,04	88,89	87,04	88,89	87,04	89,51	87,04	90,12	87,04
0,05	88,89	87,04	91,98	92,59	91,36	92,59	92,59	90,74	93,21	90,74
0,1	89,51	88,89	92,59	90,74	92,59	92,59	93,21	90,74	93,21	90,74
0,2	93,21	90,74	91,98	85,19	93,83	90,74	93,21	90,74	93,83	90,74
0,3	91,36	88,89	91,98	88,89	94,44	90,74	95,06	90,74	92,59	85,19
0,4	93,83	92,59	92,59	88,89	93,83	90,74	95,06	92,59	94,44	94,44
0,5	90,74	88,89	93,21	87,04	94,44	90,74	95,68	88,89	94,44	92,59

3.9.6. Orijinal Veri Seti İle YSA Modeli İflas Öngörüsü

Aşağıda yer alan tabloda orijinal veri setindeki 42 finansal oran ile geliştirilen öngörü modellerinin performansları yer almaktadır. Öğrenme oranı olarak (0,001), (0,005), (0,01), (0,5), (0,1), (0,2), (0,3), (0,4), (0,5) olmak üzere 9 farklı oran kullanılırken, (0,7), (0,8) ve (0,9) olmak üzere 3 farklı momentum katsayısı modellerde

kullanılmıştır. Düğüm sayısı olarak ise $2n \pm 2$ dikkate alınmış ve 82, 83, 84, 85 ve 86 olmak üzere 5 farklı düğüm sayısı modellerde kullanılmıştır. Böylece orijinal veri seti ile 135 model geliştirilmiştir. Bu modellerin eğitim ve test verisi için doğru sınıflandırma oranı aşağıda yer alan tablolarda bulunmaktadır.

Buna göre geliştirilen modellerden eğitim seti için en düşük doğru sınıflandırma oranı %99,38 en yüksek doğru sınıflandırma oranı %100 bulunurken, 135 modelin ortalama doğru sınıflandırma başarısı %99,81 olarak bulunmuştur. Geliştirilen 135 model içinde en düşük doğru sınıflandırma oranına sahip 3 model bulunmaktadır. Söz konusu modellerin öğrenme oranı (0,001), momentum değerleri (0,7) ve (0,8) düğüm sayıları 82, 83 ve 86'dır. Geliştirilen 135 model içinde en yüksek doğru sınıflandırma oranına sahip olan 103 model bulunmaktadır. Başka bir ifade ile eğitim seti üzerinde 103 model %100 öngörü başarısı ortaya koymuştur. Sadece 32 model %100 başarılı öngöründe bulunamamıştır. 0,7, 0,8 ve 0,9 olmak üzere kullanılan bütün momentum değerlerinde öngörü oranı %100 olan model bulunmaktadır. 82, 83, 84, 85 ve 86 olmak üzere kullanılan bütün düğüm sayılarında da %100 öngörü oranına sahip model bulunmaktadır. Öğrenme oranlarının hepsinde %100 öngörü oranına sahip model bulunmaktadır.

Test vers seti için ise en düşük doğru sınıflandırma oranı %77,78 en yüksek doğru sınıflandırma oranı %92,59 bulunurken, 135 modelin ortalama doğru sınıflandırma başarısı %86,19 olmuştur. Test seti üzerinde en düşük öngörü oranına sahip 3 model bulunmaktadır. Bu modellere ait öğrenme oranı (0,3), (0,4) ve (0,5), momentum katsayısı (0,7) ve (0,9), düğüm sayısı 84 ve 86'dır. Test seti üzerinde en yüksek öngörü oranına sahip modelin öğrenme oranı (0,1), momentum katsayısı 0,7 ve düğüm sayısı 85'dir.

Tablo 3.12: Orijinal Veri Seti İle YSA Modeli İflas Öngörüsü

	Momentum Katsayısı									
	0,7									
Öğrenme oranı	Düğüm Sayısı									
	82		83		84		85		86	
	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test
0,001	98,77	90,74	98,15	83,33	99,38	88,89	98,77	88,89	98,15	87,04
0,005	100	88,89	100	83,33	99,38	88,89	100	87,04	99,38	83,33
0,01	100	87,04	100	87,04	99,38	88,89	100	88,89	99,38	81,48
0,05	100	85,19	100	83,33	99,38	87,04	100	90,74	99,38	81,48
0,1	100	90,74	100	81,48	99,38	88,89	100	92,59	100	83,33
0,2	100	90,74	100	81,48	100	88,89	100	87,04	100	85,19
0,3	100	87,04	100	87,04	100	85,19	100	87,04	100	77,78
0,4	100	83,33	100	87,04	100	85,19	100	88,89	100	79,63
0,5	100	85,19	100	85,19	100	88,89	100	90,74	100	83,33
	Momentum Katsayısı									
	0,8									
Öğrenme oranı	Düğüm Sayısı									
	82		83		84		85		86	
	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test
0,001	98,15	88,89	98,77	87,04	99,38	88,89	99,38	88,89	98,77	83,33
0,005	100	87,04	100	85,19	99,38	88,89	100	88,89	99,38	81,48
0,01	100	87,04	100	87,04	99,38	88,89	100	90,74	99,38	81,48
0,05	100	85,19	100	83,33	99,38	87,04	100	88,89	100	81,48
0,1	100	90,74	100	83,33	100	90,74	100	88,89	100	85,19
0,2	100	87,04	100	85,19	100	87,04	100	87,04	100	83,33
0,3	100	87,04	100	87,04	100	88,89	100	87,04	100	81,48
0,4	100	85,19	100	85,19	99,38	88,89	100	88,89	100	81,48
0,5	100	87,04	100	85,19	100	85,19	100	85,19	100	81,48

Tablo 3.12: (devam) Orijinal Veri Seti İle YSA Modeli İflas Öngörüsü

	Momentum Katsayısı									
	0,9									
Öğrenme oranı	Düğüm Sayısı									
	82		83		84		85		86	
	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test
0,001	100	87,04	100	83,33	99,38	88,89	100	88,89	99,38	85,19
0,005	100	87,04	100	87,04	99,38	88,89	100	90,74	99,38	81,48
0,01	100	87,04	100	85,19	99,38	88,89	100	90,74	99,38	79,63
0,05	100	88,89	100	81,48	100	87,04	100	88,89	100	83,33
0,1	100	88,89	100	87,04	100	88,89	100	87,04	100	81,48
0,2	100	87,04	100	83,33	100	88,89	100	90,74	99,38	87,04
0,3	100	81,48	100	87,04	100	83,33	100	87,04	99,38	85,19
0,4	100	85,19	100	87,04	100	77,78	100	88,89	100	83,33
0,5	100	88,89	100	81,48	100	77,78	99,38	90,74	100	83,33

3.9.7. Öğrenme Oranı, Momentum Katsayısı ve Düğüm Sayısının YSA Modelinin Ortalama Öngörü Başarısına Etkisi

Tablo 3.10’da veri indirgeme yönteminin sonuçları bir araya getirilmiştir. Böylece YSA ile iflas öngörüsünde en yüksek doğru sınıflandırmayı veren öğrenme oranı, momentum katsayısı ve düğüm sayıları tespit edilmeye çalışılmıştır. Buna göre eğitim setindeki öğrenme oranı (0,001), momentum katsayısı (0,9), düğüm sayısı $2n-2$ ile en düşük başarı yüzdesi %81,23 olarak bulunmuştur. Test setindeki öğrenme oranı 0,3 momentum katsayısı 0,7 ve düğüm sayısı $2n-1$ olmak üzere en düşük başarı oranı %78,01 olarak bulunmuştur.

Buna göre eğitim setindeki öğrenme oranı (0,4), momentum katsayısı (0,9), düğüm sayısı $2n+1$ ile en yüksek başarı yüzdesi %97,45 olarak bulunmuştur. Test setindeki öğrenme oranı (0,005), (0,01), (0,5), momentum katsayısı (0,7), (0,8), (0,9), düğüm sayısı $2n$ ve $2n+1$ olmak üzere en yüksek başarı oranı %86,11 olarak bulunmuştur. Test ve eğitim setindeki başarı oranları yüksek olanlar tablo 3.10’da koyu olarak belirtilmiştir. YSA ile geliştirilen bütün modellerin eğitim seti ortalama doğru sınıflandırma oranı 94,47 ve test seti ortalama doğru sınıflandırma oranı 82,88 olarak bulunmuştur. Dolayısıyla YSA modelleri İflas öngörüsünde kullanılabilir.

Tablo 3.13: Öğrenme Oranı, Momentum Katsayısı ve Düğüm Sayısının YSA Modelinin Ortalama Öngörü Başarısına Etkisi

Yapay Sinir Ağları Analiz Ortalamaları										
	Momentum Katsayısı									
	0,7									
Öğrenme oranı	Nodes									
	2n-2		2n-1		2n		2n+1		2n+2	
	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test
0,001	88,81	83,10	89,12	83,80	89,20	83,80	89,28	83,10	89,66	84,03
0,005	91,28	84,49	91,59	82,87	90,97	83,80	91,59	83,79	91,98	82,87
0,01	92,21	84,49	92,67	83,57	92,05	85,65	92,28	85,42	92,51	83,57
0,05	94,60	84,72	94,52	83,33	94,60	86,11	93,98	84,26	94,29	81,71
0,1	95,52	84,26	94,91	79,63	95,14	85,19	95,60	83,33	95,45	82,18
0,2	95,29	82,18	95,91	79,17	95,83	85,19	96,06	84,03	96,37	79,86
0,3	96,14	82,64	96,14	78,01	96,14	83,80	96,60	82,87	96,45	78,24
0,4	96,07	82,18	96,53	80,79	96,30	82,87	96,76	83,80	96,91	80,09
0,5	96,07	82,41	96,84	78,94	96,37	82,87	96,76	82,18	97,34	81,95
	Momentum Katsayısı									
	0,8									
Öğrenme oranı	Nodes									
	2n-2		2n-1		2n		2n+1		2n+2	
	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test
0,001	89,51	82,28	89,89	84,49	89,74	83,33	90,35	83,57	90,83	83,80
0,005	91,82	84,72	92,76	83,10	91,51	85,19	91,90	86,11	92,28	82,87
0,01	92,98	84,72	92,98	83,10	92,59	86,11	92,67	84,49	92,98	83,10
0,05	94,83	83,80	94,68	83,34	95,21	85,65	94,60	83,56	94,83	82,64
0,1	95,06	83,10	95,76	80,09	95,76	84,95	95,68	84,95	95,76	80,79
0,2	95,91	81,71	95,83	78,01	96,30	82,87	96,53	83,57	96,68	80,09
0,3	96,07	82,18	96,60	81,71	96,37	83,10	96,37	81,95	97,07	80,56
0,4	96,76	82,64	96,99	82,18	96,22	83,03	97,30	82,18	96,91	81,25
0,5	96,99	83,33	96,22	81,02	96,45	85,19	97,22	82,18	96,45	82,83

Tablo 3.13: (devam) Öğrenme Oranı, Momentum Katsayısı ve Düğüm Sayısının YSA Modelinin Ortalama Öngörü Başarısına Etkisi

	Momentum Katsayısı									
	0,9									
Öğrenme oranı	Nodes									
	2n-2		2n-1		2n		2n+1		2n+2	
	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test
0,001	81,23	83,86	81,51	83,60	81,48	83,33	81,68	83,60	82,19	83,33
0,005	94,53	84,66	94,44	82,81	94,00	85,72	93,91	84,92	94,44	82,28
0,01	93,83	84,03	93,67	84,26	93,36	85,19	93,21	85,65	93,67	81,94
0,05	94,91	84,49	95,14	80,56	95,29	85,88	94,91	83,80	95,76	81,94
0,1	95,14	83,57	95,53	81,72	95,99	85,65	95,68	82,18	93,60	82,40
0,2	95,52	84,49	96,53	80,79	96,53	81,25	96,07	83,10	96,22	80,56
0,3	96,53	81,22	95,83	80,79	96,37	82,41	96,84	83,33	96,99	80,56
0,4	97,15	83,80	96,53	81,48	96,68	80,56	97,45	80,33	97,15	82,87
0,5	95,83	83,33	96,22	79,63	96,45	81,95	97,22	82,18	96,53	84,03

3.10. YAPAY SİNİR AĞI ANALİZİ SONUCU

Tezin bu bölümünde orijinal veri seti ve veri indirgeme yöntemleri ile anlamlı bulunan finansal oranlar kullanılarak, en iyi öngörü veren analiz yöntemi ve bu yöntemdeki model yapay sinir ağları ile test edilmeye çalışılmıştır. YSA ile 7 veri indirgeme metodu ve orijinal veri seti kullanılarak 135'er toplamda 1080 model geliştirilmiştir. Öngörü oranı en yüksek sonuçlar Tablo 3.15'te koyu olarak belirtilmiştir. Tablodaki bu modellerin ortalamalarına baktığımızda en iyi eğitim oranı %99,81 ile orijinal ver seti yüksek başarı ortaya koymuştur. Test sonucunda ise %89,48 ortalama ile LRA en iyi sonucu vermiştir. T-testi analizi, diskriminant analizi ve orijinal veri seti ortalama test analiz sonuçları %92,59 ile aynı sonuçları vermektedir. LRA ile yapılan analiz sonucunda; öğrenme oranı (0,4), momentum değeri (0,9) düğüm sayısı 10 olan model %94,44 ile İflas öngörüsü en yüksek model olduğu söylenebilir.

Tablo 3.14: Veri İndirgeme Yöntemlerinden Elde edilen Değişkenlerle Geliştirilen YSA Modellerinin Performanslarının Karşılaştırılması

Veri İndirgeme Yöntemi	Doğru Sınıflandırma Oranı			
	Ortalama		En İyi	
	Eğitim	Test	Eğitim	Test
Diskriminant	92,06	86,41	97,53	92,59
LRA	90,62	89,48	95,68	94,44
T-Test	99,16	84,93	100	92,59
Korelasyon analizi 1	99,15	78,77	100	87,04
Korelasyon analizi 2	92,53	76,35	98,77	90,74
Faktör analizi 1	98,12	79,39	100	88,89
Faktör analizi 2	85,44	81,85	93,83	88,89
Orijinal veri seti	99,81	86,19	100	92,59

Bu çalışmada bulunan sonuçlar ile Yıldız (1999) ve Aktaş (2003)'in çalışmaları benzerlik göstermektedir. Yıldız'ın yaptığı çalışma sonucunda, ayırma analizi modelinin kontrol grubu örneklem verilerini %83,33 oranında doğru sınıflandırmış, aynı veriler üzerinde yapay sinir ağının doğru sınıflandırma oranı%94,44 olmuştur. Aktaş'ın yaptığı çalışmada ise çoklu regresyon ve logit modelleri DA modeline göre daha başarılı bulunmuştur. Geliştirilen modellerden kontrol grubu üzerinde Çoklu Regresyon ve Logitin aynı öngörü gücüne (%78) sahip olduğu bulunmuştur. Çalışmanın ikinci boyutunda YSA yöntemi ile deney grubunda %95,71, kontrol grubunda ise %86,11 doğrulukla ayırma gücüne sahip olduğu tespit edilmiştir.

SONUÇ VE ÖNERİLER

İflas öngörü çalışmaları uzun yıllardır finans literatüründe yer almaktadır. Yapılan çalışmalarda yüksek öngörü gücüne sahip modeller geliştirilmeye çalışılmış böylece erken uyarı sistemi olarak kullanılabilecek modeller ortaya konmuştur. 1990 yıllardan bu yana Yapay Zeka teknolojilerinin bu alanda kullanılmaya başlanması ile birlikte bu alanda yapılan çalışmaların sayısında bir artış olduğu gibi Yapay Zeka ile geliştirilen modellerden daha yüksek performans elde edildiği de belirtilebilir. Yapay Zeka teknolojilerinden biri olan Yapay Sinir Ağları bir çok alanda olduğu gibi bu alanda da yüksek öngörü gücü ile dikkat çekmektedir.

İşletmeleri iflasa sürükleyen birçok neden olabildiğinden, öngörü modelleri birçok değişkeni dikkate almak durumundadır. Ancak değişken sayısının fazlalığı model geliştirme sürecini olumsuz yönde etkileyebildiği gibi öngörü modellerinin performansını düşürdüğü de görülmektedir. Son zamanlarda bu konudaki dezavantajları gidermek üzere çeşitli veri indirgeme yöntemlerinin bu alanda kullanıldığı görülmektedir.

Türkiye'de 1983-2012 yılları arasındaki dönemlerde Sermaye Piyasası Kanunu'na tabi ve/veya Borsa İstanbul'da işlem gören sanayi, ticaret ve hizmet işletmeleri oluşturmaktadır. 108'i finansal başarısız, 108'i finansal başarısız olmayan, toplam 216 işletmeden oluşan bir örneklem kullanılmıştır. Çalışmada geliştirilen modellerde bağımsız değişken olarak 42 finansal oranlar kullanılmıştır. Bunlar Likidite Oranları, Mali Yapı Oranları (Finansal Kaldıraç Oranları), Faaliyet Oranları (Varlık Kullanım Etkinliği Oranları) ve Karlılık Oranları olarak dört gruba ayrılmıştır.

Bu çalışmada Türkiye veri seti üzerinde t testi, korelasyon analizi, faktör analizi, diskriminant analizi ve LRA gibi istatistiksel teknikler veri indirgeme yöntemleri olarak kullanılmıştır. Böylece alt veri setleri oluşturulmuştur. İflas yaşayan ve yaşamayan işletmeleri birbirinden ayıran en önemli finansal oranlar tespit edilmeye çalışılmıştır. Sonrasında Yapay Sinir Ağları ile her bir veri seti için standart öngörü modelleri geliştirilmiştir. Böylece hem iflas öngörüsünde hangi değişken seçim yönteminin daha başarılı olduğu hem de Yapay Sinir Ağlarının iflas öngörüsündeki performansı araştırılmıştır.

İki grup işletmenin finansal oranları arasında anlamlı bir farklılık olup olmadığı t-testi ile %5 anlamlılık düzeyinde analiz edilmiş, veri kümesi içerisinde 18 finansal oran; finansal başarısız ve finansal başarısız olmayan işletmeleri ayırmada anlamlı bulunmuştur. Bu oranlar

- X1; Dönen Varlıklar/Kısa Vadeli Yükümlülükler,
- X2; (Dönen Varlıklar-Stoklar)/Kısa Vadeli Yükümlülükler,
- X3; Nakit Ve Benzerleri/Kısa Vadeli Yükümlülükler,
- X4; Net Çalışma Sermayesi/Varlıklar,
- X6; Kısa Vadeli Ticari Alacaklar/Varlıklar,
- X11; Yükümlülükler/Varlıklar oranı,
- X13; Uzun Vadeli Yükümlülükler/Varlıklar,
- X15; Kısa Vadeli Yükümlülükler/Kaynaklar oranı,
- X21; Maddi Duran Varlık/Varlıklar oranı,
- X22; Dönen Varlık/Varlıklar oranı,
- X23; Duran Varlık/Dönen Varlık,
- X26; Satış Gelirleri/Varlıklar,
- X31; Satış Gelirleri/Duran Varlık,
- X36; Brüt Satış Karı/Varlıklar oranı,
- X37; Faaliyet Karı/Varlıklar oranı,
- X38; Net Dönem Karı/Varlıklar oranı,
- X39; Brüt Satış Karı/Satış Gelirleri oranı ve
- X41; Net Dönem Karı/Devamlı Sermaye oranıdır.

Korelasyon analizi ile iki farklı alt veri seti oluşturulmuştur. Korelasyon analizine dayalı birinci alt veri setini oluşturulurken %95 güven düzeyinde aralarında anlamlı korelasyon bulunan değişkenler veri setinde çıkarılmıştır. Birinci analiz sonucundaki 17 bağımsız değişken aşağıda sıralanmıştır.

- X1; Dönen Varlıklar/Kısa Vadeli Yükümlülükler
- X5; Stoklar/Varlıklar
- X6; Kısa Vadeli Ticari Alacaklar/Varlıklar
- X7; ((Stoklar+K.V.T.Alacaklar)-Kısa Vadeli Yükümlülükler)/Devamlı Sermaye

- X8; (Kısa Vadeli Yükümlülükler-Nakit ve Benzerleri)/Stoklar
- X9; Net Çalışma Sermayesi/Satış Gelirleri
- X10; (Net Dönem Karı/Satış Gelirleri)*(Satış Gelirleri/Varlıklar)*(Varlıklar/Özkaynaklar)
- X11; Yükümlülükler/Varlıklar
- X14; Faaliyet Karı/Finansman Giderleri
- X16; Kısa Vadeli Yükümlülükler/Yükümlülükler
- X19; Duran Varlıklar/Devamlı Sermaye
- X26; Satış Gelirleri/Varlıklar
- X27; Satış Gelirleri/Maddi Duran Varlıklar
- X28; Satışların Maliyeti/Stoklar
- X34; Faaliyet Karı/Satış Gelirleri
- X36; Brüt Satış Karı/Varlıklar
- X40; Satış Gelirleri/Devamlı Sermaye

Korelasyon analizine dayalı ikinci alt veri setini oluşturulurken %99 güven düzeyinde aralarında anlamlı korelasyon bulunan değişkenler veri setinde çıkarılmıştır. Buna göre geriye 9 finansal oran kalmış böylece korelasyon analizi ile ikinci alt veri seti oluşturulmuştur. Söz konusu 9 bağımsız değişken aşağıda sıralanmıştır.

- X1; Dönen Varlıklar/Kısa Vadeli Yükümlülükler
- X5; Stoklar/Varlıklar
- X6; Kısa Vadeli Ticari Alacaklar/Varlıklar
- X7; ((Stoklar+K.V.T.Alacaklar)-Kısa Vadeli Yükümlülükler)/Devamlı Sermaye
- X8; (Kısa Vadeli Yükümlülükler-Nakit ve Benzerleri)/Stoklar
- X9; Net Çalışma Sermayesi/Satış Gelirleri
- X12; Yükümlülükler/Özkaynaklar
- X14; Faaliyet Karı/Finansman Giderleri
- X27; Satış Gelirleri/Maddi Duran Varlıklar

Faktör analizi yapılmış, KMO testi sonucunda elde edilen değer 0,515 olarak bulunmuştur. Faktör analizi sonucunda 42 finansal oran özdeğer istatistiği (Eigenvalues) 1'den büyük olan 11 faktör altında toplanmıştır. Birinci faktörün toplam varyansın %12,789'unu, ikinci faktörle birlikte %24,906'sını açıklamaktadır. İlk beş faktörün toplam varyansın %50,688'ini açıkladığı görülmüştür. İlk onbir faktör ise toplam

varyansın %80,695'ini açıklamaktadır. Finansal oranları 4 grup altında toplamak için faktör analizi tekrar yapılarak, 42 finansal oran 4 faktör altında toplanmıştır. İlk dört faktörün toplam varyansın %46,821'ini açıkladığı görülmüştür.

Diskriminant analizinde finansal başarılı ve finansal başarılı olmayan işletmeleri ayırt etmede stepwise yöntemi kullanılmıştır. Stepwise yöntemi ile 42 oran içinden ayırtıcılık gücü yüksek olan 5 bağımsız değişken seçilerek aşağıda belirtilen fonksiyon geliştirilmiştir.

$$Z_i = 0,320 X_3 - 1,245 X_{21} + 2,960 X_{36} - 1,011 X_{37} + 2,454 X_{38} - 0,201$$

X_3 ; Nakit ve Benzerleri/Kısa Vadeli Yükümlülükler,

X_{21} ; Maddi Duran Varlık/Varlıklar,

X_{36} ; Brüt Satış Karı/Varlıklar,

X_{37} ; Faaliyet Karı/Varlıklar

X_{38} ; Net Dönem Karı/Varlıklar oranıdır.

Diskriminant analizinden elde edilen fonksiyon tüm örnekleme uygulandığında 108 başarısız işletmeden 84'ünü, 108 başarısız olmayan işletmenin 91'ini doğru gruba atamayı başarmıştır. DA'nın başarısını değerlendirmede kullandığımız özdeğer (eigenvalue) 0,606 olarak bulunmuştur. Böylelikle DA'nın tüm örneklem üzerindeki başarısı %81 olarak gerçekleşmiştir. Başarısız işletmeleri, başarısız olmayan olarak sınıflandırma hatası olan Tip I hatası %22,2; başarısız olmayan işletmeleri, başarısız olarak sınıflandırma hatası olan Tip II hatası %15,7 olarak bulunmuştur. Bu sonuçlardan sonra diskriminant analizi ile geliştirilen modelin başarılı bir şekilde işletmeleri doğru gruplara atadığı söylenebilir.

LRA'da 42 finansal oran bağımsız değişken olarak programa sunulmuş, aşamalı seçim (stepwise) yöntemi yardımıyla 4 değişkenli bir LRA modeli elde edilmiştir. Modelin başarı oranı 85,6'dır. Başarısız işletmeden 90'nı doğru, 18'i yanlış tahmin edilmiştir. 83,3 oranında doğru tahmin edilmiştir. Başarısız olmayan işletmelerden 95'i doğru 13'ü yanlış tahmin edilmiştir. İşletmelerin mali başarıları %88 oranında doğru tahmin edilmiştir. LRA tarafından önemli bulunan değişkenler ise şunlardır;

Yükümlülükler/Varlıklar (X11), Maddi Duran Varlık/Varlıklar (X21), Dönen Varlık/Varlıklar (X22) ve diğer oran Net Dönem Karı/Varlıklar (X38)'dir.

Veri indirgeme yöntemlerinden başarı oranı birbiriyle kıyaslanabilecek analiz yöntemleri LRA ile DA yöntemleridir. Bu yöntemlerin başarı oranları LRA %85,6 başarı oranı ile finansal başarısız öngörüsünde en iyi tahminde bulunmuştur. Diskriminant analizi ise %81'lik bir başarı ortaya koymuştur.

YSA ile İflas öngörüsü yapılmadan önce hangi değişkenlerin kullanılacağına tespiti veri indirgeme yöntemi olarak da kullanılan 5 farklı istatistiksel teknikle gerçekleştirilmiştir. T-testi ile 18 finansal oran tespit edilmiştir. Korelasyon analizi ile ilk aşamada 17 finansal oran, ikinci aşamada 9 finansal oran tespit edilmiştir. Diskriminant analizi ile 5 finansal oran, LRA ile ise 4 finansal oran başarılı ve başarısız işletmeleri birbirinden ayırmada önemli bulunmuştur. Böylece ilk veri testinden ayrı olmak üzere 7 farklı alt veri seti elde edilmiştir.

Bütün analiz sonuçlarının hepsinde yer alan bir değişken ortaya çıkmamıştır. Yapılan analizlerde; X17 Kısa Vadeli Yükümlülükler/Uzun Vadeli Yükümlülükler, X18; Duran Varlıklar/Özkaynaklar, X20; Maddi Duran Varlık/Özkaynaklar, X24 Kısa Vadeli Yükümlülükler/Özkaynaklar, X25; Varlıklar/Özkaynaklar, X29; Satış Gelirleri/Kısa Vadeli Ticari Alacaklar, X30; Satış Gelirleri/Nakit Ve Benzerleri, X32; Satış Gelirleri/Özkaynaklar, X33; Satış Gelirleri/Dönen Varlık, X35; Net Dönem Karı/Satış Gelirleri ve X42; Finansman Giderleri/Satış Gelirleri değişkenleri hiçbir analiz sonucunda çıkmamıştır. Diğer bir deyişle bu değişkenler analizlerde anlamlı bulunmamıştır. Faktör analizlerinin dışındaki değişkenleri seçen 5 analiz yönteminden 3'ünde X1; Dönen Varlıklar/Kısa Vadeli Yükümlülükler, X6; Kısa Vadeli Ticari Alacaklar/Varlıklar, X11; Yükümlülükler/Varlıklar, X21; Maddi Duran Varlık/Varlıklar, X36; Brüt Satış Karı/Varlıklar, X38; Net Dönem Karı/Varlıklar değişkenleri yer almıştır.

Orijinal veri seti ve veri indirgeme yöntemleri ile anlamlı bulunan finansal oranlar kullanılarak, en iyi öngörü veren analiz yöntemi ve bu yöntemdeki model yapay sinir ağları ile test edilmeye çalışılmıştır. YSA ile 7 veri indirgeme metodu ve orijinal veri seti kullanılarak her veri setinden 135'er toplamda 1080 model geliştirilmiştir. Bu modellerin

ortalamalarına baktığımızda en iyi eğitim oranı %99,81 ile orijinal veri seti yüksek başarı ortaya koymuştur. Test sonucunda ise %89,48 ortalama ile LRA en iyi sonucu vermiştir. T-testi analizi, diskriminant analizi ve orijinal veri seti ortalama test analiz sonuçları %92,59 ile aynı sonuçları vermektedir. LRA ile yapılan öğrenme oranı (0,4), momentum değeri (0,9) düğüm sayısı 10 olan model %94,44 ile İflas öngörüsü en yüksek model olduğu söylenebilir.

Elde edilen bulgular söz konusu değişken seçim yöntemlerinden en başarılısının logistik regresyon analiz yönteminin olduğunu ortaya koymaktadır. Logistik regresyon analizi ile oluşturulan alt veri seti üzerinde %94,44 oranında öngörü başarısı elde edilmiştir. Bu oranın orijinal veri seti ve diğer veri indirgeme yöntemleri ile elde edilen oranlardan yaklaşık %2 ile %8,5 oranında daha yüksek olduğu belirtilebilir. Bu çalışma ile Yapay Sinir Ağları ile geliştirilen modellerin Türkiye veri seti üzerinde yüksek öngörü başarısı sağladığı, değişken seçim yöntemlerinin iflas öngörü modellerinin performansını arttırdığı ve en başarılı değişken seçim yönteminin LRA analizi olduğu sonucuna ulaşılmıştır.

Araştırma kapsamındaki işletmeleri, bir erken uyarı modeliyle başarılı veya başarısız gruplara %94,4 başarı yüzdesiyle ayırmak mümkün olmaktadır.

LRA ile belirlenen 4 değişkenle YSA kullanılarak başarı veya başarısızlığı tahmin edecek modelin; öğrenme oranı (0,4), momentum değeri (0,9) düğüm sayısı 10 ile İflas öngörüsü en yüksek model olduğu söylenebilir.

Finansal oranların çok değişkenli istatistik teknikler kullanarak azaltılması geliştirilecek iflas öngörü modellerin başarısını artırdığı söylenebilir. Finansal oran gruplarının özellikleri ile işletmelerin finansal açıdan başarı veya başarısızlığında etkili faktörler veya değişkenler mali yapı (finansal kaldıraç) oranlarından; “Yükümlülükler/Varlıklar”, “Maddi Duran Varlık/Varlıklar”, “Dönen Varlık/Varlıklar” oranlarının ve Karlılık oranlarından; “Net Dönem Karı/Varlıklar” oranının İflas öngörüsünde kullanılabileceği görülmüştür.

İflas eden veya etmeyen işletmeleri birbirinden ayıran farklılıkları tespit ederek iflasların işletme için olumsuz etkileri gerekli önlemler alınarak azaltılabilir. İflasın

öngörülmesi ile ülke ekonomisi için kaynak israfına yol açan işletme iflas veya başarısızlıklarının önceden tahmin edilmesi ile iflaslar veya finansal açıdan başarısızlık yaşayan işletmeler bu durumdan kurtulabilir. İflasların öngörülmesiyle beraber yöneticiler gerekli önlemleri alarak hem şirketleri kurtarabilir hem de ülke ekonomisi için ortaya çıkan maliyetler düşürülebilir. İflasların ülke ekonomisine etkileri azaltılabilir.

Aktaş, (2003) Çoklu regresyon ve logit modelleri Diskriminant modeline göre daha başarılı bulunmuştur. Geliştirilen modellerden kontrol grubu üzerinde Çoklu Regresyon ve Logitin aynı öngörü gücüne (%78) sahip olduğu bulunmuştur. Çalışmanın ikinci boyutunda YSA yöntemi ile deney grubunda %95,71, kontrol grubunda ise %86,11 doğrulukla ayırma gücüne sahip olduğu tespit edilmiştir.

Her üç modelde de 23 mali oran arasından sadece 4 mali oranın istatistiksel açıdan önemli olduğu saptanmıştır. Bu oranlar;

X1; Likidite Oranı,

X2; Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar/Özsermaye

X3; Uzun Vadeli Yabancı Kaynaklar/Toplam Varlıklar

X4; Dönem Karı/Özsermaye'dir.

Öneriler

Öneriler aşağıdaki başlıklar altında gösterilebilir;

1. Şirketlerin yıllık finansal verileriyle beraber ara dönemlere ilişkin ve uzun dönemli verilerle analiz yapılabilir.
2. Finansal (nicel) verilerin dışındaki nitel verilerinde analize dahil edilerek analiz yapılması belki daha iyi sonuçlar verebilir.
3. Sektör bazında analizler yapılabilir (Sektörel kriz var ise)
4. Sektörlerin birbiriyle kıyaslaması yapılarak farklı finansal oranlar tespit edilebilir. Çünkü her sektörün özellikleri farklılık arz etmektedir.
5. Türkiye ile başka bir ülkenin hem sektör bazında hem de genel olarak analiz yapılabilir.



EKLER

EK 1. Çalışmada Kullanılan İşletmelerin Listesi

	ŞİRKET ADI	YIL	DURUM	SEKTÖR
1	Abana Elektromekanik Sanayii ve Ticaret A.Ş.	1991	0	Metal Eşya, Makine ve Gereç Yapımı
2	Acıbadem Sağlık	2011	0	Eğitim, Sağlık, Spor Ve Diğer Sosyal Hizmetler
3	Afyon Çimento Sanayi Türk A.Ş.	1994	0	Taş ve Toprağa Dayalı Sanayii
4	Ak-Al Tekstil Sanayi A.Ş.	2006	0	Dokuma, Giyim Eşyası ve Deri
5	Aksu İplik Dokuma ve Boyu Apre Fabrikaları Türk A.Ş.	2008	0	Dokuma, Giyim Eşyası ve Deri
6	Aktaş Elektrik Ticaret A.Ş.	2001	0	Elektrik, Gaz, Su
7	Altınyunus Çeşme Turistik Tesisleri A.Ş.	1990	0	Lokanta ve Oteller
8	Apeks Dış Ticaret	1999	0	Toptan ve Perakende Ticaret
9	Arat Tekstil	2002	0	Dokuma, Giyim Eşyası ve Deri
10	Asil Çelik Sanayi ve Ticaret A.Ş.	1984	0	Metal Ana Sanayii
11	Bayraklı Boya ve Vernik Sanayii A.Ş.	2001	0	Kimya, Petrol, Kauçuk ve Plastik Ürünler
12	Berdan Tekstil Sanayi ve Ticaret A.Ş.	2001	0	Dokuma, Giyim Eşyası ve Deri
13	Birko Birleşik Koyunlular Mens. Tic. ve Sanayi A.Ş.	2011	0	Dokuma, Giyim Eşyası ve Deri
14	Birlik Mensucat Ticaret ve Sanayi A.Ş.	1996	0	Dokuma, Giyim Eşyası ve Deri
15	Bmc Sanayi ve Ticaret A.Ş.	1987	0	Metal Eşya, Makine ve Gereç Yapımı
16	Borova Yapı Endüstrisi A.Ş.	2003	0	İnşaat ve Bayındırlık
17	Boyasan Tekstil	2009	0	Dokuma, Giyim Eşyası ve Deri
18	Bsh Ev Aletleri Sanayi ve Ticaret A.Ş.	2012	0	Metal Eşya, Makine ve Gereç Yapımı
19	Butrak Burdur Traktör Ve Onyükleyici San. Ve Tic. A.Ş.	1984	0	Metal Eşya, Makine ve Gereç Yapımı
20	Cihankur İnşaat Sanayi ve Ticaret A.Ş.	1985	0	İmalat
21	Çamsan Ağaç ve Sanayi A.Ş.	1984	0	Orman Ürünleri ve Mobilya
22	Çbs Boya	2012	0	Kimya, Petrol, Kauçuk ve Plastik Ürünler
23	Çbs Printaş	2012	0	Kimya, Petrol, Kauçuk ve Plastik Ürünler
24	Çimbeton Hazır beton ve Pref. Yapı Elem. San. Ve Tic. A.Ş.	2010	0	Taş ve Toprağa Dayalı Sanayii
25	Çukurova Elektrik	2000	0	Elektrik, Gaz, Su
26	Dardanel Önentaş Gıda	2011	0	Gıda, İçki ve Tütün
27	Demisaş Döküm Emaye Mamulleri Sanayii A.Ş.	2002	0	Metal Ana Sanayii
28	Denizli Cam Sanayii ve Ticaret A.Ş.	1990	0	Taş ve Toprağa Dayalı Sanayii
29	Doğusan Boru Sanayii Ve Ticaret A.Ş.	1993	0	Metal Eşya, Makine ve Gereç Yapımı
30	Dokusan İstanbul Dokuma Sanayi Ve Ticaret A.Ş.	1985	0	Dokuma, Giyim Eşyası ve Deri
31	Duran Ofset Matbaacılık ve Ambalaj Sanayi A.Ş.	1991	0	Kağıt ve Kağıt Ürünleri, Basım ve Yayım

32	Ege Gübre Sanayi A.Ş.	1990	0	Kimya, Petrol, Kauçuk ve Plastik Ürünler
33	Egeplast	2012	0	Kimya, Petrol, Kauçuk ve Plastik Ürünler
34	Egs Dış Ticaret	2002	0	Toptan ve Perakende Ticaret
35	Egs Egeser Giyim	2000	0	Dokuma, Giyim Eşyası ve Deri
36	EGS Gayrimenkul Yatırım Ortaklığı A.Ş.	2002	0	Gayrimenkul Yat. Ort.
37	Ekiz Yağ Sanayii	2012	0	Gıda, İçki ve Tütün
38	Emsam Beşyıldız Çelik Sanayi ve Ticaret A.Ş.	1994	0	İmalat
39	Emsan Paslanmaz Çelik Sanayi ve Ticaret A.Ş.	1994	0	İmalat
40	Entdemir Antalya Demir Çelik Sanayi ve Ticaret A.Ş.	1987	0	Metal Ana Sanayii
41	Esem Spor Giyim	2009	0	Dokuma, Giyim Eşyası ve Deri
42	Frigo Pak Gıda	2012	0	Gıda, İçki ve Tütün
43	Gediz İplik	2004	0	Dokuma, Giyim Eşyası ve Deri
44	Gima İhtiyaç Maddeleri T.A.Ş.	1991	0	Toptan ve Perakende Ticaret
45	Goldaş Kuyumculuk	2011	0	Değerli Maden
46	Gorbon Işıl Seramik	2001	0	Taş ve Toprağa Dayalı Sanayii
47	Göltaş Göller Bölgesi Çimento	2004	0	Taş ve Toprağa Dayalı Sanayii
48	Gönen Gıda Sanayi A.Ş.	1987	0	Gıda, İçki ve Tütün
49	Grundig Elektronik	2008	0	Metal Eşya, Makine ve Gereç Yapımı
50	Gübre Fabrikaları A.Ş.	1986	0	Kimya, Petrol, Kauçuk ve Plastik Ürünler
51	Gümüşsuyu Halı	2001	0	Dokuma, Giyim Eşyası ve Deri
52	Hürriyet Gazetecilik ve Matbaacılık A.Ş.	1993	0	Kağıt ve Kağıt Ürünleri, Basım ve Yayım
53	Intermedya	1998	0	Kağıt ve Kağıt Ürünleri, Basım ve Yayım
54	İdaş	2012	0	Dokuma, Giyim Eşyası ve Deri
55	İhlas Ev Aletleri	2000	0	Metal Eşya, Makine ve Gereç Yapımı
56	Karadeniz Bakır İşletmeleri A.Ş.	1984	0	Metal Ana Sanayii
57	Kemsan Kayseri Et Ürünleri ve Margarin Sanayii A.Ş.	1985	0	Gıda, İçki ve Tütün
58	Kepez Elektrik Türk A.Ş.	1993	0	Elektrik, Gaz, Su
59	Koniteks	2005	0	Dokuma, Giyim Eşyası ve Deri
60	Köytaş Tekstil	2009	0	Dokuma, Giyim Eşyası ve Deri
61	Link Bilgisayar Sistemleri Yaz. ve Don. San. Ve Tic. A.Ş.	2007	0	Bilişim
62	Lio Yağ	2007	0	Gıda, İçki ve Tütün
63	Makina Takım Endüstrisi A.Ş.	1991	0	Metal Eşya, Makine ve Gereç Yapımı
64	Mango Gıda	2012	0	Gıda, İçki ve Tütün
65	Marmaris Altinyunus Turistik Tesisler A.Ş.	1990	0	Lokanta ve Oteller
66	Marmaris Martı Otel İşletmeleri A.Ş.	2012	0	Lokanta ve Oteller
67	Meges Boya Sanayi ve Ticaret A.Ş.	2007	0	Kimya, Petrol, Kauçuk ve Plastik Ürünler
68	Mensa Mensucat Sanayi ve Ticaret A.Ş.	2001	0	Dokuma, Giyim Eşyası ve Deri

69	Metaş İzmir Metalurji Fabrikası A.Ş.	2002	0	Taş ve Toprağa Dayalı Sanayii
70	Metemteks Tekstil Sanayi ve Ticaret A.Ş.	2005	0	Dokuma, Giyim Eşyası ve Deri
71	Meybuz Meyve Ve Buzlu Muhafaza ve Ent. Nak. A.Ş.	1984	0	Gıda, İçki ve Tütün
72	Mudurnu Tavukçuluk	2001	0	Gıda, İçki ve Tütün
73	Okan Tekstil Sanayii ve Ticaret A.Ş.	1993	0	Dokuma, Giyim Eşyası ve Deri
74	Otosan Otomobil Sanayii A.Ş.	1985	0	Metal Eşya, Makine ve Gereç Yapımı
75	Pancar Motor Sanayi ve Ticaret A.Ş.	1985	0	Metal Eşya, Makine ve Gereç Yapımı
76	Parsan Makina Parçaları A.Ş.	1990	0	Metal Eşya, Makine ve Gereç Yapımı
77	Petkim Petro Kimya Holding A.Ş.	1992	0	Kimya, Petrol, Kauçuk ve Plastik Ürünler
78	Petrokent Turizm A.Ş.	1995	0	Toptan ve Perakende Ticaret
79	Pınar Entegre Et ve Yem Sanayii A.Ş.	1985	0	Gıda, İçki ve Tütün
80	Pınar Su Sanayi ve Ticaret A.Ş.	1996	0	Gıda, İçki ve Tütün
81	Pimaş Plastik İnşaat Malzemeleri A.Ş.	1991	0	Kimya, Petrol, Kauçuk ve Plastik Ürünler
82	Polylen Sentetik İplik Sanayii A.Ş.	2001	0	Dokuma, Giyim Eşyası ve Deri
83	Raks Elektronik Sanayi A.Ş.	2005	0	Metal Eşya, Makine ve Gereç Yapımı
84	Raks Ev Aletleri	2005	0	Metal Eşya, Makine ve Gereç Yapımı
85	Reysaş Taşımacılık ve Lojistik Ticaret A.Ş.	2012	0	Ulaştırma
86	Sabah Pazarlama	2001	0	Kağıt ve Kağıt Ürünleri, Basım ve Yayım
87	Sabah Yayıncılık	2001	0	Kağıt ve Kağıt Ürünleri, Basım ve Yayım
88	Sevgi Sağlık Hizm.	1999	0	Eğitim, Sağlık, Spor Ve Diğer Sosyal Hizmetler
89	Sezginler Gıda	2001	0	Gıda, İçki ve Tütün
90	Sifaş Sentetik İplik	2001	0	Dokuma, Giyim Eşyası ve Deri
91	Sistaş Siirt Meyan Kökü Sanayi ve Ticaret A.Ş.	1986	0	Gıda, İçki ve Tütün
92	Söksa-Sinop Örne Ve Konfeksiyon San. ve Tic. A.Ş.	2001	0	Dokuma, Giyim Eşyası ve Deri
93	Sumaş Sun'i Tahta ve Mobilya Sanayii A.Ş.	1986	0	Orman Ürünleri ve Mobilya
94	Şeker Piliç	2012	0	Gıda, İçki ve Tütün
95	Tansaş Perakende Mağazacılık	2004	0	Toptan ve Perakende Ticaret
96	Terme Metal Sanayii ve Ticaret A.Ş.	1985	0	Metal Eşya, Makine ve Gereç Yapımı
97	Tezsan Takım Tezgahları Sanayi ve Ticaret A.Ş.	1990	0	Metal Eşya, Makine ve Gereç Yapımı
98	Tungaş Tunceli Gıda Sanayii A.Ş.	1986	0	Gıda, İçki ve Tütün
99	Turktur Gıda Sanayii A.Ş.	1985	0	Gıda, İçki ve Tütün
100	Tümteks	2010	0	Dokuma, Giyim Eşyası ve Deri
101	Tüpraş-Türkiye Petrol Rafineleri A.Ş.	1993	0	Kimya, Petrol, Kauçuk ve Plastik Ürünler
102	Türk Hava Yolları A.O.	1991	0	Ulaştırma
103	Türk Tuborg Bira ve Malt Sanayii A.Ş.	1985	0	Gıda, İçki ve Tütün
104	Uki Konfeksiyon	2010	0	Dokuma, Giyim Eşyası ve Deri

105	Uşak Seramik Sanayi A.Ş.	1983	0	Taş ve Toprağa Dayalı Sanayii
106	Uyum Gıda ve İhtiyaç Maddeleri Sanayi ve Ticaret A.Ş.	2012	0	Gıda, İçki ve Tütün
107	Uzel Makina	2009	0	Metal Eşya, Makine ve Gereç Yapımı
108	Ünal Tarım	2005	0	Gıda, İçki ve Tütün
109	Adana Çimento Sanayii A.Ş.	1994	1	Taş ve Toprağa Dayalı Sanayii
110	Adel Kalemcilik Ticaret ve Sanayi A.Ş.	2011	1	İmalat
111	Adese Alışveriş Merkezleri Ticaret A.Ş.	2012	1	Toptan ve Perakende Ticaret
112	Afm Uluslararası Film Prodüksiyon Ticaret Ve Sanayi A.Ş.	2012	1	Eğitim, Sağlık, Spor Ve Diğer Sosyal Hizmetler
113	Ak Enerji Elektrik Üretimi Otoprodüktör Grubu A.Ş.	2001	1	Elektrik, Gaz, Su
114	Akkardan Sanayi ve Ticaret A.Ş.	1984	1	İmalat
115	Aksa Akrilik Kimya Sanayii A.Ş.	1994	1	Kimya, Petrol, Kauçuk ve Plastik Ürünler
116	Alarko Sanayi ve Ticaret A.Ş.	1993	1	Metal Eşya, Makine ve Gereç Yapımı
117	Altınyıldız Mensucat ve Konfeksiyon Fabrikaları A.Ş.	1987	1	Dokuma, Giyim Eşyası ve Deri
118	Anadolu Cam Sanayii A.Ş.	1995	1	Taş ve Toprağa Dayalı Sanayii
119	Anadolu Isuzu Otomotiv Sanayi ve Ticaret A.Ş.	1998	1	Metal Eşya, Makine ve Gereç Yapımı
120	Arçelik A.Ş.	1985	1	Metal Eşya, Makine ve Gereç Yapımı
121	Arsan Tekstil Ticaret ve Sanayi A.Ş.	2001	1	Dokuma, Giyim Eşyası ve Deri
122	Ayen Enerji A.Ş.	2001	1	Elektrik, Gaz, Su
123	Aygaz A.Ş.	1999	1	Kimya, Petrol, Kauçuk ve Plastik Ürünler
124	Bagfaş Bandırma Gübre Fabrikaları A.Ş.	1992	1	Kimya, Petrol, Kauçuk ve Plastik Ürünler
125	Bak Ambalaj Sanayi ve Ticaret A.Ş.	2001	1	Kağıt ve Kağıt Ürünleri, Basım ve Yayım
126	Banvit Bandırma Vitaminli Yem Sanayii Ticaret A.Ş.	1995	1	Gıda, İçki ve Tütün
127	Berkosan Yalıtım Ve Tecrit Mad. Üret. ve Tic. A.Ş.	2011	1	Kimya, Petrol, Kauçuk ve Plastik Ürünler
128	Beyaz Filo Oto Kiralama A.Ş.	2012	1	Ulaştırma
129	Bimeks Bilgi İşlem ve Dış Ticaret A.Ş.	2012	1	Toptan ve Perakende Ticaret
130	Bisaş Tekstil Sanayi ve Ticaret A.Ş.	2001	1	Dokuma, Giyim Eşyası ve Deri
131	Borusan Birleşik Boru Fabrikaları A.Ş.	1992	1	Metal Ana Sanayii
132	Bosch Fren Sistemleri Sanayi ve Ticaret A.Ş.	2002	1	Metal Eşya, Makine ve Gereç Yapımı
133	Bossa Ticaret Ve Sanayi İşletmeleri T.A.Ş.	2002	1	Dokuma, Giyim Eşyası ve Deri
134	Botaş Bornova Teneke ve Ambalaj Sanayii A.Ş.	1984	1	Metal Ana Sanayii
135	Boynner Büyük Mağazacılık A.Ş.	2012	1	Toptan ve Perakende Ticaret
136	Brisa Bridgestone Sabancı Lastik Sanayi ve Ticaret A.Ş.	1992	1	Kimya, Petrol, Kauçuk ve Plastik Ürünler
137	Burçelik Bursa Çelik Döküm Sanayii A.Ş.	2001	1	Metal Eşya, Makine ve Gereç Yapımı
138	Burçelik Vana Sanayi ve Ticaret A.Ş.	2007	1	Metal Eşya, Makine ve Gereç Yapımı

139	Ceylan Giyim Sanayi ve Ticaret A.Ş.	2000	1	Dokuma, Giyim Eşyası ve Deri
140	Coca-Cola İçecek A.Ş.	2012	1	Gıda, İçki ve Tütün
141	Componenta Dökümcülük Ticaret ve Sanayi A.Ş.	2012	1	Metal Ana Sanayii
142	Çanakale Seramik Fabrikaları A.Ş.	1987	1	Taş ve Toprağa Dayalı Sanayii
143	Çelebi Hava Servisi A.Ş.	2012	1	Ulaştırma
144	Çelik Halat ve Tel Sanayii A.Ş.	1985	1	Metal Ana Sanayii
145	Çemtaş Çelik Makina Sanayi ve Ticaret A.Ş.	2003	1	Metal Ana Sanayii
146	Çumra Kağıt Sanayii A.Ş.	1993	1	Kağıt ve Kağıt Ürünleri, Basım ve Yayım
147	Denizli Basma ve Boya Sanayi A.Ş.	1983	1	Kimya, Petrol, Kauçuk ve Plastik Ürünler
148	Dentaş Oluklu Mukavva Sanayii A.Ş.	1984	1	Kağıt ve Kağıt Ürünleri, Basım ve Yayım
149	Derimod Konfeksiyon Ayakkabı Deri San. ve Tic. A.Ş.	2000	1	Dokuma, Giyim Eşyası ve Deri
150	Deva Holding A.Ş.	2000	1	Kimya, Petrol, Kauçuk ve Plastik Ürünler
151	Doğuş Otomotiv Servis ve Ticaret A.Ş.	2007	1	Toptan ve Perakende Ticaret
152	Eczacıbaşı Yapı Gereçleri Sanayi A.Ş.	1986	1	Metal Eşya, Makine ve Gereç Yapımı
153	Edip İplik Sanayi ve Ticaret A.Ş.	2001	1	Dokuma, Giyim Eşyası ve Deri
154	Ege Endüstri ve Ticaret A.Ş.	1992	1	Metal Eşya, Makine ve Gereç Yapımı
155	Ege Profil Ticaret A.Ş.	1993	1	Kimya, Petrol, Kauçuk ve Plastik Ürünler
156	Ege Seramik Sanayii A.Ş.	1992	1	Taş ve Toprağa Dayalı Sanayii
157	Enka İnşaat ve Sanayi A.Ş.	2007	1	İnşaat ve Bayındırlık
158	Erbosan Erciyas Boru Sanayii ve Ticaret A.Ş.	2007	1	Metal Eşya, Makine ve Gereç Yapımı
159	Erciyas Biracılık A.Ş.	1985	1	Gıda, İçki ve Tütün
160	Ersu Meyve ve Gıda Sanayi A.Ş.	2001	1	Gıda, İçki ve Tütün
161	Federal-Mogul İzmit Piston ve Pim Üretim Tesisleri A.Ş.	2012	1	Metal Eşya, Makine ve Gereç Yapımı
162	Feniş Alüminyum Sanayi ve Ticaret A.Ş.	1992	1	Metal Ana Sanayii
163	Ford Otomotiv Sanayi A.Ş.	2012	1	Metal Eşya, Makine ve Gereç Yapımı
164	Hateks Hatay Tekstil İşletmeleri A.Ş.	2010	1	Dokuma, Giyim Eşyası ve Deri
165	Haznedar Ateş Tuğla Sanayii A.Ş.	1995	1	Taş ve Toprağa Dayalı Sanayii
166	İe Kimya Evi T.A.Ş.	1985	1	Kimya, Petrol, Kauçuk ve Plastik Ürünler
167	Karakaş Atlantis Kıym. Mad. Kuyumc. Telekom .San. ve Tic. A.Ş.	2012	1	Değerli Maden
168	Kastamonu Entegre Ağaç Sanayii ve Ticaret A.Ş.	1988	1	Orman Ürünleri ve Mobilya
169	Kav Orman Sanayii A.Ş.	1985	1	Orman Ürünleri ve Mobilya
170	Kent Gıda Maddeleri Sanayii ve Ticaret A.Ş.	1985	1	Gıda, İçki ve Tütün
171	Konya Çimento Sanayi A.Ş.	1995	1	Taş ve Toprağa Dayalı Sanayii
172	Kordsa Sabancı Dupont End.İpl.ve Kord B.San ve Tic. A.Ş.	2001	1	Dokuma, Giyim Eşyası ve Deri
173	Kütahya Porselen Sanayii A.Ş.	2000	1	Taş ve Toprağa Dayalı Sanayii

174	Lokman Hekim Engürüsağ Sağ. Turizm Eğ. Hiz. ve İnş. Taah. A.Ş.	2010	1	Gıda, İçki ve Tütün
175	Marshall Boya ve Vernik Sanayii A.Ş.	2000	1	Kimya, Petrol, Kauçuk ve Plastik Ürünler
176	Merko Gıda Sanayi ve Ticaret A.Ş.	1994	1	Gıda, İçki ve Tütün
177	Modern Karton Sanayi ve Ticaret A.Ş.	1985	1	Kağıt ve Kağıt Ürünleri, Basım ve Yayım
178	Net Turizm Ticaret ve Sanayi A.Ş.	1997	1	Lokanta ve Oteller
179	Netaş Northern Electric Telekomünikasyon A.Ş.	1993	1	Bilişim
180	Nuh Çimento Sanayi A.Ş.	2001	1	Taş ve Toprağa Dayalı Sanayii
181	Olmuxsa International Paper-Sabancı Amb.San.Ve Tic.A.Ş.	2001	1	Kağıt ve Kağıt Ürünleri, Basım ve Yayım
182	Otokar Otobüs Karoseri Sanayi A.Ş.	1997	1	Metal Eşya, Makine ve Gereç Yapımı
183	Oysa Çimento Sanayii ve Ticaret A.Ş.	2005	1	Taş ve Toprağa Dayalı Sanayii
184	Park Elektrik Madencilik Tekstil Sanayi ve Ticaret A.Ş.	2001	1	Elektrik, Gaz, Su
185	Peg Profilo Elektrikli Gereçler A.Ş.	1993	1	Metal Eşya, Makine ve Gereç Yapımı
186	Penguen Gıda Sanayi A.Ş.	2012	1	Gıda, İçki ve Tütün
187	Petrol Ofisi A.Ş.	1994	1	Toptan ve Perakende Ticaret
188	Plastikkart Akıllı Kart İletişim Sist. San. ve Tic. A.Ş.	2012	1	Bilişim
189	Prizma Pres Matbaacılık Yayıncılık San.ve Tic. A.Ş.	2012	1	Kağıt ve Kağıt Ürünleri, Basım ve Yayım
190	Sanifoam Sünger Sanayi ve Ticaret A.Ş.	2012	1	İmalat
191	Sarkuysan Elektrolitik Bakır Sanayii ve Ticaret A.Ş.	1992	1	Metal Ana Sanayii
192	Sasa Sun'i Ve Sentetik Elyaf Sanayii A.Ş.	1996	1	Kimya, Petrol, Kauçuk ve Plastik Ürünler
193	Selçuk Ecza Deposu Ticaret ve Sanayi A.Ş.	2012	1	Toptan ve Perakende Ticaret
194	Serve Kırtasiye Sanayi ve Ticaret A.Ş.	2001	1	Kağıt ve Kağıt Ürünleri, Basım ve Yayım
195	Silverline Endüstri ve Ticaret A.Ş.	2007	1	Metal Eşya, Makine ve Gereç Yapımı
196	Soda Sanayii A.Ş.	2001	1	Kimya, Petrol, Kauçuk ve Plastik Ürünler
197	Söktaş Tekstil Sanayi ve Ticaret A.Ş.	2010	1	Dokuma, Giyim Eşyası ve Deri
198	Sönmez Pamuklu Sanayii A.Ş.	1992	1	Dokuma, Giyim Eşyası ve Deri
199	Tat Konserve Sanayii A.Ş.	1992	1	Gıda, İçki ve Tütün
200	Taze Kuru Gıda Sanayi ve Ticaret A.Ş.	2012	1	Gıda, İçki ve Tütün
201	Tek-Art İnşaat Ticaret Turizm Sanayi ve Yatırımlar A.Ş.	2011	1	Lokanta ve Oteller
202	Tesco Kipa Kitle Paz. Tic. Loj. ve Gıda San. A.Ş.	2011	1	Toptan ve Perakende Ticaret
203	Tgs Dış Ticaret A.Ş.	2012	1	Toptan ve Perakende Ticaret
204	Trakya Cam Sanayii A.Ş.	2001	1	Taş ve Toprağa Dayalı Sanayii
205	Tukaş Gıda Sanayi ve Ticaret A.Ş.	2007	1	Gıda, İçki ve Tütün
206	Türk Prysmian Kablo ve Sistemleri A.Ş.	2011	1	Metal Eşya, Makine ve Gereç Yapımı
207	Türk Traktör ve Ziraat Makineleri A.Ş.	2009	1	Metal Eşya, Makine ve Gereç Yapımı

208	Uzertaş Boya Sanayi Ticaret ve Yatırım A.Ş.	2012	1	Kimya, Petrol, Kauçuk ve Plastik Ürünler
209	Ülker Bisküvi Sanayi A.Ş.	2012	1	Gıda, İçki ve Tütün
210	Ünye Çimento Sanayi ve Ticaret A.Ş.	2001	1	Taş ve Toprağa Dayalı Sanayii
211	Vanet Gıda Sanayi İç ve Dış Ticaret A.Ş.	2000	1	Gıda, İçki ve Tütün
212	Vestel Elektronik Sanayi ve Ticaret A.Ş.	2006	1	Metal Eşya, Makine ve Gereç Yapımı
213	Viking Kağıt ve Selüloz A.Ş.	1993	1	Kağıt ve Kağıt Ürünleri, Basım ve Yayım
214	Yaprak Süt ve Besi Çiftlikleri Sanayi ve Ticaret A.Ş.	2012	1	Gıda, İçki ve Tütün
215	Yataş Yatak ve Yorgan San. Tic.A.Ş.	2011	1	Dokuma, Giyim Eşyası ve Deri
216	Yünsa Yünlü Sanayi ve Ticaret A.Ş.	2006	1	Dokuma, Giyim Eşyası ve Deri



EK 2. Diskriminant Skorları Gerçek ve Tahmin Edilen Grup üyeliği

Sıra No	DA Skoru	Sonuç	Gerçek Grup	DA'nın Atadığı Grup	X3	X21	X36	X37	X38
1	-0,005	Doğru	0	0	0,389	0,583	0,261	0,081	0,043
2	-0,351	Doğru	0	0	0,123	0,555	0,219	0,127	-0,007
3	1,247	Yanlış	0	1**	0,006	0,240	0,542	0,111	0,104
4	-0,521	Doğru	0	0	0,690	0,456	-0,009	-0,098	-0,019
5	-0,839	Doğru	0	0	0,035	0,258	0,041	-0,103	-0,226
6	-0,096	Doğru	0	0	0,053	0,242	0,105	0,182	0,108
7	-0,334	Doğru	0	0	0,023	0,479	0,189	0,001	-0,042
8	-0,953	Doğru	0	0	0,009	0,266	0,069	-0,376	-0,411
9	-1,060	Doğru	0	0	0,041	0,441	0,004	-0,232	-0,232
10	-1,601	Doğru	0	0	0,070	0,970	-0,052	-0,060	-0,049
11	-2,774	Doğru	0	0	0,013	0,800	0,082	-0,053	-0,764
12	-2,346	Doğru	0	0	0,028	0,512	0,278	0,568	-0,719
13	-1,096	Doğru	0	0	0,008	0,631	0,017	-0,025	-0,076
14	0,519	Yanlış	0	1**	0,039	0,380	0,325	0,237	0,187
15	0,197	Yanlış	0	1**	0,048	0,214	0,280	0,133	-0,019
16	-1,197	Doğru	0	0	0,034	0,106	-0,319	-0,180	-0,046
17	-0,605	Doğru	0	0	0,000	0,212	-0,003	-0,103	-0,096
18	0,769	Yanlış	0	1**	0,165	0,273	0,404	0,124	0,077
19	-1,036	Doğru	0	0	0,063	0,629	0,009	-0,027	-0,052
20	-1,284	Doğru	0	0	0,096	1,252	0,263	0,146	-0,076
21	-1,489	Doğru	0	0	0,086	0,900	-0,038	-0,060	-0,058
22	-0,136	Doğru	0	0	0,000	0,039	0,128	0,033	-0,094
23	-0,509	Doğru	0	0	0,000	0,390	0,031	-0,034	0,022
24	-0,619	Doğru	0	0	0,044	0,377	0,048	-0,089	-0,080
25	-0,904	Doğru	0	0	0,002	0,904	0,181	-0,119	-0,096
26	-2,476	Doğru	0	0	0,002	0,234	0,242	-0,013	-1,106
27	-0,156	Doğru	0	0	0,000	0,547	0,266	-0,051	-0,046
28	0,679	Yanlış	0	1**	0,074	0,294	0,409	0,137	0,061
29	0,517	Yanlış	0	1**	0,154	0,548	0,459	0,223	0,089
30	-1,474	Doğru	0	0	0,018	0,934	-0,054	-0,069	-0,011
31	-0,066	Doğru	0	0	0,093	0,482	0,230	0,075	0,040
32	0,153	Yanlış	0	1**	0,079	0,282	0,290	0,098	-0,033

33	0,444	Yanlış	0	1**	0,011	0,125	0,316	0,073	-0,026
34	-0,613	Doğru	0	0	0,022	0,049	-0,002	-0,103	-0,186
35	0,156	Yanlış	0	1**	0,006	0,032	0,110	0,002	0,030
36	-1,005	Doğru	0	0	0,007	0,291	-0,039	-0,284	-0,251
37	-1,512	Doğru	0	0	0,001	0,524	-0,016	-0,212	-0,336
38	0,426	Yanlış	0	1**	0,017	0,051	0,285	0,271	0,047
39	0,256	Yanlış	0	1**	0,003	0,046	0,197	0,173	0,043
40	-1,288	Doğru	0	0	0,215	0,979	0,019	0,008	0,006
41	-2,665	Doğru	0	0	0,003	0,711	-0,345	-0,390	-0,389
42	-0,842	Doğru	0	0	0,007	0,629	0,074	-0,016	-0,039
43	-1,339	Doğru	0	0	1,749	0,693	-0,052	-0,191	-0,356
44	0,974	Yanlış	0	1**	0,062	0,076	0,379	-0,102	0,010
45	-0,399	Doğru	0	0	0,000	0,006	0,009	0,020	-0,079
46	0,105	Yanlış	0	1**	0,009	0,048	0,158	-0,073	-0,073
47	-0,424	Doğru	0	0	0,501	0,727	0,129	0,096	0,096
48	-0,225	Doğru	0	0	0,485	0,329	0,132	0,132	-0,011
49	-0,352	Doğru	0	0	0,034	0,254	0,139	-0,036	-0,120
50	-0,433	Doğru	0	0	0,018	0,345	0,062	0,051	0,025
51	-2,228	Doğru	0	0	0,003	0,885	0,043	-0,596	-0,675
52	1,709	Yanlış	0	1**	0,029	0,484	0,842	0,159	0,070
53	0,786	Yanlış	0	1**	0,006	0,070	0,476	-0,234	-0,234
54	-1,000	Doğru	0	0	0,002	0,444	0,105	-0,274	-0,340
55	0,622	Yanlış	0	1**	0,136	0,077	0,224	0,131	0,141
56	-1,188	Doğru	0	0	0,006	0,737	0,033	0,000	-0,069
57	-2,501	Doğru	0	0	0,000	1,136	-0,070	-0,099	-0,318
58	-0,092	Doğru	0	0	0,114	0,730	0,244	0,167	0,174
59	-0,824	Doğru	0	0	0,063	0,267	-0,027	-0,199	-0,176
60	-2,542	Doğru	0	0	0,018	0,001	-0,138	-9,105	-4,541
61	0,471	Yanlış	0	1**	2,319	0,424	0,255	-0,291	-0,240
62	-0,258	Doğru	0	0	0,047	0,010	-0,001	-0,039	-0,039
63	0,245	Yanlış	0	1**	0,051	0,095	0,252	0,075	-0,050
64	-0,576	Doğru	0	0	0,024	0,224	0,037	-0,055	-0,109
65	-1,341	Doğru	0	0	0,130	1,125	0,171	-0,094	-0,155
66	-0,849	Doğru	0	0	0,016	0,575	0,044	-0,027	-0,038
67	-1,423	Doğru	0	0	0,093	0,312	0,117	-0,837	-0,837
68	-0,111	Doğru	0	0	0,010	0,404	0,234	-0,078	-0,075
69	-1,885	Doğru	0	0	0,000	0,787	0,146	-0,741	-0,768
70	-0,716	Doğru	0	0	0,020	0,501	0,054	-0,045	-0,042

71	-1,537	Doğru	0	0	0,044	0,782	-0,012	-0,051	-0,160
72	-3,204	Doğru	0	0	0,011	0,792	-0,200	-0,999	-0,993
73	-1,143	Doğru	0	0	0,009	0,723	0,019	-0,007	-0,043
74	-0,920	Doğru	0	0	0,043	0,721	0,095	0,059	-0,023
75	0,962	Yanlış	0	1**	0,093	0,312	0,593	0,219	-0,005
76	0,422	Yanlış	0	1**	0,013	0,290	0,460	0,373	-0,002
77	-1,166	Doğru	0	0	0,011	0,812	0,066	-0,002	-0,063
78	-1,298	Doğru	0	0	0,025	0,907	0,020	-0,007	-0,017
79	-1,180	Doğru	0	0	0,203	0,769	0,006	-0,069	-0,071
80	-0,396	Doğru	0	0	0,006	0,713	0,236	0,034	0,010
81	0,244	Yanlış	0	1**	0,041	0,256	0,333	0,163	-0,028
82	-0,854	Doğru	0	0	0,000	0,225	0,000	-0,166	-0,221
83	-1,317	Doğru	0	0	0,000	0,662	0,005	-0,213	-0,213
84	-1,515	Doğru	0	0	0,001	0,792	0,054	-0,339	-0,339
85	-0,597	Doğru	0	0	0,194	0,560	0,102	0,058	-0,001
86	-1,628	Doğru	0	0	0,080	0,018	0,087	-2,729	-1,812
87	-4,335	Doğru	0	0	0,000	0,633	0,312	-0,316	-1,870
88	-2,989	Doğru	0	0	0,001	0,150	-0,074	-0,617	-1,225
89	-0,187	Doğru	0	0	0,048	0,057	0,361	-0,720	-0,704
90	-0,549	Doğru	0	0	0,003	0,203	0,106	-0,207	-0,252
91	-1,285	Doğru	0	0	0,098	0,849	0,000	-0,013	-0,029
92	-4,227	Doğru	0	0	0,001	0,158	0,000	-2,517	-2,597
93	-2,595	Doğru	0	0	0,132	1,530	-0,118	-0,125	-0,126
94	-1,018	Doğru	0	0	0,008	0,400	0,006	-0,205	-0,222
95	0,804	Yanlış	0	1**	0,386	0,379	0,543	-0,011	-0,108
96	-1,062	Doğru	0	0	0,047	0,678	0,029	-0,003	-0,050
97	0,805	Yanlış	0	1**	0,033	0,193	0,493	0,258	0,016
98	-1,237	Doğru	0	0	0,033	0,810	0,000	-0,036	-0,030
99	-3,137	Doğru	0	0	0,018	1,503	-0,200	-0,325	-0,329
100	-0,713	Doğru	0	0	0,001	0,047	0,105	0,014	-0,305
101	-0,364	Doğru	0	0	0,324	0,412	0,028	-0,040	0,050
102	-1,193	Doğru	0	0	0,240	0,823	0,077	-0,069	-0,139
103	-1,164	Doğru	0	0	0,048	0,948	0,081	-0,007	-0,019
104	-0,550	Doğru	0	0	0,001	0,318	-0,001	-0,133	-0,035
105	-0,746	Doğru	0	0	1,832	0,852	0,000	-0,039	-0,045
106	0,522	Yanlış	0	1**	0,112	0,351	0,434	-0,039	-0,082
107	-0,565	Doğru	0	0	0,002	0,260	0,010	-0,054	-0,051
108	-0,523	Doğru	0	0	0,004	0,086	-0,033	-0,128	-0,101
109	1,834	Doğru	1	1	1,019	0,311	0,403	0,239	0,467

110	1,854	Doğru	1	1	0,625	0,145	0,603	0,318	0,233
111	0,204	Doğru	1	1	0,133	0,283	0,236	0,029	0,019
112	0,099	Doğru	1	1	0,280	0,456	0,218	0,161	0,120
113	0,688	Doğru	1	1	2,628	0,213	0,015	0,422	0,284
114	2,586	Doğru	1	1	3,219	0,091	0,469	0,430	0,375
115	2,184	Doğru	1	1	0,490	0,156	0,543	0,488	0,533
116	1,790	Doğru	1	1	0,278	0,055	0,517	0,304	0,305
117	0,402	Doğru	1	1	0,050	0,440	0,386	0,278	0,111
118	0,735	Doğru	1	1	0,011	0,259	0,349	0,085	0,125
119	0,902	Doğru	1	1	0,491	0,341	0,382	0,240	0,197
120	1,157	Doğru	1	1	0,025	0,120	0,452	0,255	0,170
121	0,243	Doğru	1	1	0,041	0,354	0,285	0,038	0,028
122	0,075	Doğru	1	1	1,208	0,511	0,087	0,237	0,208
123	0,710	Doğru	1	1	0,183	0,386	0,396	0,244	0,166
124	1,620	Doğru	1	1	0,746	0,224	0,490	0,299	0,291
125	0,906	Doğru	1	1	0,028	0,284	0,465	0,046	0,050
126	3,119	Doğru	1	1	0,649	0,284	0,902	0,542	0,548
127	0,082	Doğru	1	1	0,990	0,391	0,140	0,018	0,023
128	0,043	Doğru	1	1	0,012	0,001	0,105	0,076	0,003
129	0,556	Doğru	1	1	0,418	0,090	0,262	0,055	0,007
130	0,577	Doğru	1	1	0,015	0,408	0,365	0,180	0,155
131	0,467	Doğru	1	1	0,027	0,182	0,287	0,101	0,057
132	-0,159	Yanlış	1	0**	0,001	0,432	0,203	-0,028	-0,020
133	0,807	Yanlış	1	1	0,118	0,390	0,450	0,259	0,157
134	0,081	Doğru	1	1	0,099	0,335	0,210	0,166	0,087
135	0,895	Doğru	1	1	0,274	0,139	0,406	0,041	0,008
136	0,314	Doğru	1	1	0,011	0,504	0,392	0,231	0,086
137	0,471	Doğru	1	1	0,121	0,306	0,326	-0,034	0,006
138	-0,573	Yanlış	1	0**	0,023	0,204	0,047	-0,182	-0,183
139	0,702	Doğru	1	1	0,010	0,267	0,404	0,082	0,049
140	0,671	Doğru	1	1	0,707	0,452	0,372	0,111	0,089
141	-0,032	Yanlış	1	0**	0,327	0,373	0,176	0,046	0,022
142	0,981	Doğru	1	1	1,468	0,865	0,447	0,313	0,320
143	0,276	Doğru	1	1	0,256	0,316	0,261	0,090	0,043
144	1,152	Doğru	1	1	0,254	0,385	0,422	0,360	0,353
145	1,159	Doğru	1	1	1,047	0,290	0,389	0,256	0,202
146	1,263	Doğru	1	1	0,949	0,193	0,327	0,183	0,252
147	0,470	Doğru	1	1	0,039	0,056	0,287	0,253	0,055
148	3,181	Doğru	1	1	1,114	0,070	0,764	0,617	0,601

149	0,355	Doğru	1	1	0,002	0,137	0,246	0,013	0,004
150	1,169	Doğru	1	1	0,043	0,134	0,525	0,039	0,004
151	0,619	Doğru	1	1	0,209	0,176	0,305	0,065	0,056
152	-0,210	Yanlış	1	0**	0,066	0,635	0,240	0,191	0,100
153	-0,007	Yanlış	1	0**	0,100	0,604	0,294	0,056	0,041
154	0,989	Doğru	1	1	0,054	0,283	0,455	0,241	0,171
155	2,161	Doğru	1	1	0,471	0,319	0,654	0,623	0,531
156	0,875	Doğru	1	1	0,050	0,440	0,510	0,350	0,185
157	-0,027	Yanlış	1	0**	0,450	0,363	0,131	0,103	0,082
158	0,408	Doğru	1	1	0,546	0,112	0,138	0,140	0,126
159	0,313	Doğru	1	1	0,185	0,344	0,337	0,148	0,015
160	0,334	Doğru	1	1	0,001	0,089	0,225	0,036	0,007
161	2,952	Doğru	1	1	7,488	0,252	0,291	0,248	0,188
162	0,226	Doğru	1	1	0,036	0,288	0,298	0,207	0,041
163	0,290	Doğru	1	1	0,182	0,374	0,231	0,141	0,145
164	-0,704	Yanlış	1	0**	0,047	0,593	0,075	0,016	0,006
165	2,093	Doğru	1	1	0,226	0,140	0,620	0,432	0,407
166	2,351	Doğru	1	1	0,238	0,355	0,879	0,398	0,292
167	0,088	Doğru	1	1	0,344	0,016	0,077	0,044	0,007
168	0,461	Doğru	1	1	0,327	0,163	0,225	0,154	0,102
169	1,550	Doğru	1	1	0,668	0,754	0,597	0,523	0,505
170	0,275	Doğru	1	1	0,056	0,425	0,324	0,213	0,100
171	1,581	Doğru	1	1	1,083	0,424	0,564	0,169	0,190
172	0,448	Doğru	1	1	0,031	0,412	0,375	0,133	0,072
173	0,696	Doğru	1	1	0,066	0,297	0,418	0,046	0,022
174	-0,387	Yanlış	1	0**	0,054	0,696	0,226	0,071	0,027
175	1,544	Doğru	1	1	0,326	0,338	0,637	0,242	0,171
176	0,626	Doğru	1	1	0,041	0,469	0,414	0,259	0,177
177	0,703	Doğru	1	1	1,936	0,712	0,246	0,222	0,273
178	1,289	Doğru	1	1	0,118	0,198	0,605	0,366	0,113
179	2,927	Doğru	1	1	0,001	0,107	1,138	1,807	0,701
180	0,510	Doğru	1	1	0,747	0,328	0,274	0,163	0,096
181	0,111	Doğru	1	1	0,070	0,499	0,284	0,099	0,069
182	0,402	Doğru	1	1	0,025	0,352	0,337	0,094	0,053
183	2,076	Doğru	1	1	3,145	0,436	0,498	0,444	0,322
184	1,642	Yanlış	1	1	0,020	0,187	0,593	0,291	0,248
185	1,101	Doğru	1	1	0,014	0,134	0,530	0,321	0,090
186	-0,386	Yanlış	1	0**	0,001	0,361	0,085	0,014	0,011
187	2,353	Doğru	1	1	0,562	0,086	0,571	0,409	0,491

188	1,383	Doğru	1	1	3,983	0,283	0,200	0,081	0,062
189	3,696	Doğru	1	1	13,412	0,431	0,036	0,011	0,021
190	-0,388	Yanlış	1	0**	0,161	0,474	0,117	0,009	0,005
191	1,119	Doğru	1	1	0,022	0,238	0,450	0,300	0,238
192	0,931	Doğru	1	1	0,025	0,187	0,322	0,248	0,267
193	0,277	Doğru	1	1	0,468	0,046	0,111	0,040	0,040
194	1,937	Doğru	1	1	0,019	0,053	0,730	0,027	0,026
195	-0,095	Yanlış	1	0**	0,202	0,179	0,090	0,010	0,003
196	0,881	Doğru	1	1	0,063	0,278	0,420	0,204	0,150
197	-0,378	Yanlış	1	0**	0,227	0,584	0,156	0,061	0,032
198	-0,297	Yanlış	1	0**	0,028	0,608	0,177	0,134	0,107
199	1,238	Doğru	1	1	0,034	0,121	0,457	0,261	0,199
200	1,290	Doğru	1	1	5,104	0,142	0,016	-0,006	-0,007
201	0,271	Doğru	1	1	4,024	0,773	0,037	0,002	0,016
202	0,022	Doğru	1	1	0,321	0,561	0,279	0,018	0,004
203	-0,142	Yanlış	1	0**	0,010	0,000	0,016	0,007	0,006
204	0,643	Doğru	1	1	0,010	0,310	0,355	0,226	0,166
205	0,389	Doğru	1	1	0,149	0,121	0,222	0,024	0,024
206	0,287	Doğru	1	1	0,346	0,121	0,182	0,032	0,009
207	0,280	Doğru	1	1	0,262	0,053	0,146	0,074	0,043
208	-0,370	Yanlış	1	0**	0,027	0,474	0,128	0,030	0,026
209	0,483	Doğru	1	1	1,109	0,166	0,159	0,064	0,053
210	-0,308	Yanlış	1	0**	1,404	0,655	0,079	0,203	0,095
211	0,280	Doğru	1	1	0,014	0,485	0,358	0,014	0,014
212	0,146	Doğru	1	1	0,197	0,211	0,184	-0,001	0,001
213	1,641	Doğru	1	1	0,021	0,236	0,580	0,348	0,311
214	-0,272	Yanlış	1	0**	0,657	0,338	0,037	-0,017	0,004
215	0,209	Doğru	1	1	0,136	0,259	0,240	0,067	0,018
216	0,273	Doğru	1	1	0,060	0,324	0,261	0,105	0,078

KAYNAKÇA

- AKDOĞAN, Nalan ve Nejat, TENKER, (2007), **Finansal Tablolar ve Mali Analiz Teknikleri**, 11. Baskı, Gazi Kitabevi, Ankara.
- AKGÜÇ, Öztin, (1998), Finansal Yönetim, 7.Baskı, Avcıol Basım-Yayın, İstanbul.
- AKKAYA, Göktuğ Cenk, Erhan, DEMİRELİ ve Ümit Hüseyin, YAKUT, (T.Y.), “İşletmelerde Finansal Başarısızlık Tahminlemesi: Yapay Sinir Ağları Modeli İle İMKB Üzerine Bir Uygulama” **Eskişehir Osmangazi Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi**, 10, No. 2, ss.187-216.
- AKKOÇ, Soner, (2007), “Finansal Başarısızlığın Öngörülmesinde Sinirsel Bulanık Ağ Modelinin Kullanımı ve Ampirik Bir Çalışma”, Yayınlanmamış Doktora Tezi. **Dumlupınar Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü**, Kütahya.
- AKKOÇ, Soner, Nilüfer DALKILIÇ ve Ayşen, ALTUN ADA, (2015), “Banka İflaslarının Öngörülmesinde Eklektik Bir Yaklaşım”, **Bankacılar Dergisi**, Türkiye Bankalar Birliği, No. 94, ss.25-39.
- AKTAŞ, Ramazan, (1995), “Çok Boyutlu Mali Başarısızlık Tahmin Modeline Göre Türkiye İtalya Kıyaslaması”, **1.nci Sistem Mühendisliği ve Savunma Uygulamaları ve Sempozyumu, Bildiriler-II**, Ekim, ss. 639-650.
- AKTAŞ, Ramazan, (1993), **Endüstri işletmeleri için Mali Başarısızlık Tahmini (Çok Boyutlu Model Uygulaması)**, Türkiye İş Bankası Kültür Yayınları, Ankara.
- AKTAŞ, Ramazan, (1991), “Endüstri İşletmeleri İçin Mali Başarısızlık Tahmini Çok Boyutlu Model Uygulaması” Yayınlanmamış Doktora Tezi, **Ankara Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü**, Ankara.
- AKTAŞ, Ramazan, (1995), “Farklı Endüstriler İçin Çok Boyutlu Mali Başarısızlık Tahmin Modelleri”, **Bankacılar Dergisi**, 15, ss.34-40.
- AKTAŞ, Ramazan, (1997), **Mali Başarısızlık (İşletme Riski) Tahmin Modelleri**, Türkiye İş Bankası Kültür Yayınları, Ankara.

- AKTAŞ, Ramazan, Mete, DOĞANAY ve Birol, YILDIZ, (2003), “Mali Başarısızlığın Öngörülmesi: İstatistiksel Yöntemler ve Yapay Sinir Ağı Karşılaştırması”, **Ankara Üniversitesi SBF Dergisi**, 54, No. 4, ss.1-24.
- ALBAYRAK, Ali Sait, (2006), **Uygulamalı Çok Değişkenli İstatistik Teknikleri**, Asil Yayıncılık, Ankara.
- ALPAR, Reha, (2011), **Uygulamalı Çok Değişkenli İstatistiksel Yöntemler**, Ankara.
- ALTAŞ, Dilek ve Selay, GİRAY, (2005), “Mali Başarısızlığın Çok Değişkenli İstatistiksel Yöntemlerle Belirlenmesi: Tekstil Sektörü Örneği”, **Anadolu Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi**, 5, No. 2, ss.13-28.
- ALTMAN, E., R. HALDEMAN and P. NARAYANAN, (1977), “ZETA Analysis: A New Model to Identify Bankruptcy Risk of Corporations”, **Journal of Banking and Finance**, pp.29-54.
- ALTMAN, Edward I., (1993), **Corporate Financial Distress and Bankruptcy**. New York: NY: John Wiley and Sons, 1993.
- Altman, Edward I., (1968), “Financial Ratios, Discriminant Analysis and The Prediction of Corporate Bankruptcy”, **The Journal of Finance**, 23, No. 4, pp.589-609.
- ALTMAN, Edward I., (1973), “Railroad Bankruptcy Propensity”, **The Journal of Finance** 26, No. 1.2, pp.333-345.
- ALTMAN, Edward I., (1988), **The Prediction of Corporate Bankruptcy: A Discriminant Analysis**, Garland Publishing Inc, New York.
- ALTMAN, Edward I., Ling, ZHANG and Jerome YEN, (2007), “Corporate Financial Distress Diagnosis In China”, **New York University Salomon Center**, Workign Paper.
- ALTMAN, Edward I. and Bettina LORİS, (1976), “A Financial Early Warning System for Over the Counter Broker-dealers”, **The Journal of Finance**, V. XXXI, No. 4 pp. 1201-1217.

- ALTMAN, Edward I. and HOTCHKISS, (2006), **Corporate Financial Distress and Bankruptcy: Predict and Avoid Bankruptcy, Analyze and Invest in Distressed Debt**, 3. Edition, John Wiley and Sons, New Jersey.
- ALTMAN, Edward I. and Paul NARAYANAN, (1997), “An International Survey of Business Failure Classification Models”, **Financial Markets**, (Institutions and Instruments), No. 6, pp.1-57.
- ATİYA, Amir F., (2001), “Bankruptcy Prediction For Credit Risk Using Neural Networks: A Survey and New Results”, **Neural Networks**, pp. 929-935.
- AYDIN, Nurhan, (2013), **Finansal Yönetim II**, Anadolu Üniversitesi Yayınları, Ankara.
- AZİZ, Abdul, Davit C. EMANNUEL and Gerald H. LAWSON, (1988), “Bankruptcy Prediction - An Investigation at Cash Flow Based Models”, **Journal of Management** 25, No. 5, pp. 419-437.
- AZİZ, Aysel, (2010), **Sosyal Bilimlerde Araştırma Yöntemleri ve Teknikleri**, Nobel Yayın, Ankara.
- AZİZ, M. Adnan and Humayon A. DAR, (2004), “Predicting Corporate Bankruptcy: Whither do We Stand”, **3rd Annual Meeting of the European Economics and Finance Society: World Economy and European Integration**. University of Gdansk, p.51.
- BALCI, Ali, (2011), **Sosyal Bilimlerde Araştırma**, 9. Baskı, Pegem Akademi, Ankara.
- BAYRAM, Nuran, (2012), **Sosyal Bilimlerde SPSS ile Veri Analizi**, Ezgi Kitabevi, Bursa.
- BEAVER, William H., (1968), “Alternative Accounting Measures As Predictors of Failure”, **The Accounting Review**, No. 42, pp.180-190.
- BEAVER, William H. (1966), “Financial Ratios as Predictors of Failure, Empirical Research in Accounting”, **Journal of Accounting Research**, No. 5, pp. 71-111.

- BEAVER, William H., Maria CORREIA and Maureen MCNICHOLS, (2009), “Have Changes in Financial Reporting Attributes Impaired the Ability of Financial Ratios to Assess Distress Risk?”, **Rock Center for Corporate Governace**, Working Paper Seriesi
- BENLİ KESKİN, Yasemin, (2005), “Bankalarda Mali Başarısızlığın Öngörülmesi Lojistik Regresyon ve Yapay Sinir Ağı Karşılaştırması”, **Gazi Üniversitesi Endüstriyel Sanatlar Eğitim Fakültesi**, No. 16, ss.31-46.
- BLUM, Marc P., (1974), “Failling Company Discriminant Analysis”, **Journal of Accounting Research**, No. 12, ss.1-25.
- BOLAK, Mehmet, (1987), “Firma Başarılarının Değerlendirilmesinde Çok Değişkenli Bir Model Önerisi- Sektörel Bir Uygulama”, **Banka ve Ekonomik Yorumlar Dergisi**, Haziran, ss.41-48.
- BÜKER, Semih, Rıza, AŞIKOĞLU, ve Güven SEVİL, (2007), **Finansal Yönetim**. 3. Baskı. Ankara.
- BÜYÜKÖZTÜRK, Şener, (2012), **Veri Analizi El Kitabı**, 16. Baskı, Pegem Akademi, Ankara.
- CADDEN, David T., (1991), “Neural Networks and The Mathematics of Chaos- An Investigation of These Methodologies as Accurate Predictors of Corporate Bankruptcy”, **The First International Conference on Artificial Intelligence Applications on Wall Street**. New York, pp. 52-57.
- CANBAZ, Mustafa, (1998), “Erken Uyarı Göstergeleri Olarak Finansal Oranlar ve Çok Değişkenli Model Önerisi”, Yayınlanmamış Doktora Tezi, **Cumhuriyet Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü**, Sivas.
- CASEY, Cornelius and Norman BARTCZAK, (1985), “Using Operating Cash Flow Data to Predict Financial Distress: Some Extensions”, **Journal of Accounting Research**, No. 23, pp.384-401.

- CHUNG, Kim Choy, Shin Shin, TAN, and David, K. HOLDSWORTH, (2010), “Insolvency Prediction Model Using Multivariate Discriminant Analysis And Artifucial Neural Network for the Finance industry in New Zealand”, **International Journal of Business and Managment** 3, No. 10, pp.19-29.
- COLLİNS, R. A., (1980), “An Empirical Comparison of Bankruptcy Prediction Models”, **Financial Management**, Summer, pp.52-57.
- CYBENKO, G., (1989), “Approximation by Superpositions of a Signoidal Function”, **Mathematical Control Signals Systems**, No. 4, pp.303-304.
- ÇAKIR, Murat, (2005), **Firma Başarısızlığının Dinamiklerinin Belirlenmesinde Makina Öğrenmesi Teknikleri: Ampirik Uygulamalar ve Karşılaştırmalı Analiz**, Türkiye Cumhuriyet Merkez Bankası, İstatistik Genel Müdürlüğü, Ankara.
- ÇELİK, Melike Kurtaran, (2010), “Bankaların Finansal Başarısızlıklarının Geleneksel ve Yeni Yöntemlerle Öngörüsü”, **Celal Bayar Üniversitesi Yönetim ve Ekonomi Dergisi** 17, No. 2, ss.929-935.
- ÇOKLUK, Ömay, Güçlü ŞEKERCİOĞLU, ve Şener BÜYÜKÖZTÜRK, (2012), **Sosyal Bilimler İçin Çok Değişkenli İstatistik SPSS ve LISREL Uygulamaları**, 2. Baskı. Pegem Akademi, Ankara.
- DAMBOLENA, Ismael G. and Sarkis J., KHOURY, (1980), “Ratio Stability and Corporate Failure”, **The Journal of Finance**, V.:XXXV, No. 4 pp.1017-1026.
- DEAKİN, B. Edward, (1976), “Distributions of Financial Accounting Ratios: Some Empirical Evidence”, **The Accounting Review**, No. 51, pp.90-96.
- DEAKİN, Edward B., (1972), “A Discriminant Analysis of Predictors of Business Failure”, **Journal of Accounting Research**, No. 10, pp.167-179.
- DRAPEAU, R., H. Leano, C. MARTİN, J. MCBRİDE, J. NGUYEN, and P. PALLOM, (2004), “Bankruptcy Prediction Model Using Discriminant Analysis on Financial Ratios Derived From Corporate Balance Sheets”, **The Lamar University Electronic Journal of Student Research**, No. 1.

- DURMUŞ, Beril, E.Serra YURTKORU, ve Murat ÇİNKÖ, (2011), **Sosyal Bilimlerde SPSS'le Veri Analizi**, 4. Baskı, Beta Yayınevi, İstanbul.
- EDMİSTER, Robert O., (1972), “An Empirical Test of Financial Ratio Analysis for Small Business Failure Prediction”, **Journal of Financial Quantitative Analysis**, No. 2 pp.1477-1493.
- EDMİSTER, Robert O., (1972), “An Empirical Test of Financial Ratio Analysis for Small Business Failure Prediction”, **Journal of Financial Quantitative Analysis** 2, pp.1477-1493.
- EKŞİ, İbrahim Halil, (2011), “Classification of Firm Failure with Classification and Regression Trees”, **International Research Journal of Finance and Economics**, pp.113-120.
- ELAM, Rick, (1975), “The Effect of Lease Data on the Predictive Ability of Financial Ratios”, **The Accounting Review**, No. 50, pp. 25-43.
- ELMAS, Bekir, Emre, YAKUT, ve Ömer ALKAN, (2011), “İşletmelerin Mali Başarısızlığının Yapay Sinir Ağları ve Lojistik Regresyon Modeli ile Tahmin Edilmesi” **Finans Politik ve Ekonomik Yorumlar** 48, No. 560, s.45.
- EUGENE, F. Brigham, ve Lois C. GAPENSKI, (1994), **Financial Management: Theory and Practice**, The Dryden Press.
- FOREMAN, R. Dean, (2003), “A Logistic Analysis of Bankruptcy Within the US Local Telecommunications Industry”, **Journal of Economics and Business**, No. 55, pp. 135-166.
- FOSTER, George, (1986), **Financial Statement Analysis**. 2. New Jersey, Prentice Hall International Inc.
- GENTRY, James A., David T. WHITFORD and Paul, NEWBOLD, (1985), “Classifying Bankrupt Firms With Fund Flow Components”, **Journal of Accounting Research** 23, No. 1, pp.146-160.
- GENTRY, James A., David T. WHITFORD and Paul, NEWBOLD, (1987), “Funds Flow Components, Financial Ratios and Bankruptcy”, **Journal of Business Finance and Accounting** 14, No. 4, pp.595-605.

- GEPP, Adrian and Kuldeep, KUMAR, (2008), “The Role of Survival Analysis in Financial Distress Prediction”, **International Research Journal of Finance and Economics** 16 pp. 13-34.
- GÖKTAN, Erkut, (1981), “Muhasebe Oranları Yardımıyla ve Diskriminant Analizi Tekniği Kullanarak Endüstri İşletmelerinin Mali Başarısızlığının Tahmini Üzerine Ampirik Bir Çalışma”, Yayınlanmamış Doçentlik Tezi, **Ankara Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü**, Ankara.
- GRATZER, Karl, (2001), “Business Failure and The New Economy”, **EBHA Conference; Business and Knowledge**, pp.2-3.
- GRİCE, John Stephen and Robert W., INGRAM, (2001), “Test of The Generalizability of Altman's Bankruptcy Prediction Model”, **Journal of Business Research**, No. 54, pp.53-61.
- GU, Zeng, (2002), “Analyzing Bankruptcy in The Restaurant Industry: A Multiple Discriminant Model”, **Hospitality Management**, No. 21, pp.25-42.
- GUJARATİ, (2003), **Basic Econometrics**, The McGraw-Hill Companies, New York.
- GÜCENME, Ümit, (2005), **Mali Tablolar Analizi ve Enflasyon Muhasebesi**, Aktüel Yayınevi, İstanbul.
- GÜRSOY, Cudi Tuncer, (2012), **Finansal Yönetim İlkeleri**, 2. Baskı, Beta Yayınevi, İstanbul.
- GÜRSOY, U. ve Tuğba, ŞİMŞEK, (2009), **Veri Madenciliği ve Bilgi Keşfi**, Pegem Akademi, Ankara.
- HAİR, J.F, R.E. ANDERSON, R.L. TATHAM and W.C. BLACK, (1998), **Multivariate Data Analysis**, Prentice Hall, New Jersey.
- HALİM, Mohd, Ab SUBERİ, Mastura JAAFAR, Omar OSMAN and Sher AKBAR, (2010), “The Contracting Firm's Failure and Financial Related Factors: A Case Study of Malaysian Contracting Firms”, **International Research Journal of Finance and Economics** 52, pp.28-39.
- HAMZAÇEBİ, Coşkun, (2011), **Yapay Sinir Ağları**, Ekin Yayınevi, Bursa.

- HECHT-Nielsen, R., (1990), **Neurocamputing**, Menlo Park: CA: Addison-Wesley.
- HORNİK, K., Y. HASAN and H. WHITE, (1989), “Multilayer Feedforward Networks are Universal Approximators”, **Neural Networks**, No. 5, pp.359-366.
- HUNTER, John and Natalia, ISACHENKOVA, (1999), “Failure Risk: A Comparative Study of UK and Russian Firms”, **Department of Economics and Finance Brunel University, Dicussion Paper**, p.1.
- İÇERLİ, M. Yılmaz ve G. Cenk AKKAYA, “Finansal Açidan Başarılı Olan İşletmelerle Başarısız Olan İşletmeler Arasında Finansal Oranlar Yarımıyla Farklılıkların Tespiti” **Atatürk Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi** 20, No. 1, ss.413-421.
- İSLAMOĞLU, A. Hamdi, (2011), **Sosyal Bilimlerde Araştırma Yöntemleri**, 2. Baskı, Beta Yayınevi, İstanbul.
- JO, H., I. HAN, ve H. LEE, (1997), “Bankruptcuy Prediction Using Case-Based Reasonin, Neural Networks and Discriminant Analysis”, **Expert Systems With Applications**, pp. 97-108.
- KALAYCI, Şeref, (2010), **SPSS Uygulamalı Çok Değişkenli İstatistik Teknikleri**, 5. Asil Yayıncılık, Ankara.
- KARACAN, Sami ve Mustafa, SAVCI, (2011), “Kriz Dönemlerinde İşletmelerin Mali Başarısızlıklarının Nedenleri”, **Kocaeli Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi**, ss.39-54.
- KEASEY, K. and R. WATSON, (1987), “Non-Financial Symptoms and The Prediction of Smal Company Failure: A Test of Argenti's Hypotheses”, **Journal of Business Finance and Accounting** 14, No. 3, pp. 335-354.
- KESKİN, Aydan ve Erdinç, ÖZSELÇUK, (1984), **İşletme Sonuçları Konusunda Erken Uyarı Sistemi**, Türkiye Sınai Kalkınma Bankası A.Ş. Ekonomik Analiz ve Konjontür Müdürlüğü, İstanbul.
- KILIÇ, S. B., (2006), “Türk Bankacılık Sistemi İçin Çok Kriterli Karar Alma Analizine Dayalı Bir Erken Uyarı Modelinin Tahmini”, **ODTÜ Geliştirme Dergisi** 33, No. 1, ss. 117-154.

- LİN, Fengyi, Deron LIANG and Enchia, CHEN, (2011), “Financial Ratio Selection for Business Crisis Prediction”, **Expert Systems With Applications**, pp.15094-15102.
- LİOU, Fen May, (2008), “Fraudulent Financial Reporting Detection And Business Failure Prediction Models: A Comparison”, **Managerial Auditing Journal**, 23, No. 7, pp. 650-662.
- MALHOTRA, Naresh K. (1993), **Marketing Research**, New Jersey.
- MEYER, Paul A. and Howard, W. PİFER, (1970), “Prediction of Bank Failures”, **The Journal of Finance**, 25, No. 4, pp.853-868.
- MOYER, R. Charles, (1977), “Forecasting Financial Failure: A Re-Examination”, **Financial Management**, pp.11-17.
- MUZIR, Erol, ve Nazan, ÇAĞLAR, (2009), “The Accuracy of Financial Distress Prediction Models In Turkey: A Comparative Investigation with Simple Model Proposals”, **Anadolu Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi**, 9, No. 2, pp.15-48.
- NABİYEYEV, Vasfi V., (2003), **Yapay Zeka**, Seçkin Yayınevi, Ankara.
- ODOM, Marcus D. and Ramesh, SHARDA, (1990), “A Neural Network for Bankruptcy Prediction”, **IJCNN International Joint Conference on Neural Networks**, No. 2, pp. 163-167.
- OHLSON, Janes A., (1980), “Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy”, **Journal of Accounting Research**, No. 18, pp.109-131.
- OKKA, Osman, (2009), **Analitik Finansal Yönetim**, Nobel Yayıncılık, Ankara.
- OKKA, Osman, (2009), **Analitik Finansal Yönetim Teori ve Problemler**, Nobel Yayınevi, Ankara.
- O'LEARY, Daniel E., (1998), “Using Neural Networks to Predict Corporate Failure, International Journal of Intelligent Sytems in Accounting”, **Finance & Management**, No. 7, pp.187-197.
- ORGLER, Yair E., (1970), “A Credit Scoring Model for Commercial Loans”, **Journal of Maney, Credit and Banking** 2, No. 4, pp.435-445.

- ÖZDAMAR, Kazım, (2010), **Paket Programlar İle İstatistiksel Veri Analizi (Çok Değişkenli Analizler)**, 7. Baskı, Kaan Kitabevi, Eskişehir.
- ÖZDEMİR, Fevzi Serkan, Frederick, D.S. CHOİ ve Ercan, BAYAZITLI, (2012), “Finansal Başarısızlık Tahminleri Yönüyle UFRS ve Bilginin İhtiyaca Uygunluğu”, **Mali Çözüm**, İstanbul Serbest Muhasebeci Mali Müşavirler Odası, No. 130 Temmuz-Ağustos, ss.17-52.
- ÖZTEMEL, Ercan, (2003), **Yapay Sinir Ağları**, Papatya Yayıncılık, İstanbul.
- PALLANT, Julie, (2005), **SPSS Survival Manual A Step Guide to Data Analysis Using**.
- PİRAMUTHU, S., (1999), “Financial Credit-Risk Evaluation With Neural And Neuro Fuzzy Systems”, **European Journal of Operational Research**, No. 112(2), pp.310-321.
- POMPE, Paul P. M. and John, BİLDERBEEK, (2005), “Pteh Prediction of Bankruptcy of Small- and Medium- Sized Industrial Firms”, **Journal of Business Venturing** 20, No. 6, pp.847-868.
- RAGHUPATİ, Wullianallur, Lawrence L. SCHKADE and Bapi S. RAJU, (1991), “A Neural Network Application for Bankruptcy Prediction”, **Proceedings of the 24th Annual Hawaii International Conference on Systems Sciences**, pp.147-155.
- RAVİ, Kumar P. and V. RAVİ, (2007), “Bankruptcy Prediction in Banks and Firms via Statistical and Intelligent Techniques- A Review”, **European Journal of Operational Research**, pp.1-28.
- RAVİ, V. and C. PRAMODH, (2008), “Threshold Accepting Trained Principal Component Neural Network and Feature Subset Selection: Application to Bankrupt Prediction in Banks”, **Applied Soft Computing**, 8, No. 4, pp.1539-1548.
- SALEHİ, Mahdi and Bizhan, ABEDİNİ, (2009), “Financial Distress Prediction in Emerging Market: Empirical Evidences from Iran”, **Business Intelligence Journal**, No. 2 pp.398-409.

- SHAH, Jaymeen R. and Mirza B., MURTAZA, (2000), **A Neural Network Based Clustering Procedure for Bankruptcy Prediction**, American Business Review.
- SHIRATA, Cindy Yoshiko, (1998), “Financial Ratios as Predictors of Bankruptcy in Japan: An Empirical Research”, **Proceedings of The Second Asian Pacific Interdisciplinary Research in Accounting Conference**.
- SINKY, Joseph F., (1975), “A Multivariate Statistical Analysis of The Characteristics of Problem Banks”, **The Journal of Finance** 30, No. 1, pp.21-36.
- SORİ, Zulkarnain Muhamad and Hasbullah, Abd JALİL, (2009), “Financial Ratios Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Distress”, **Journal of Money, Investment and Banking**, 11, pp.5-15.
- SUNG, T., N. CHANG and G., LEE, (1999), “Dynamics of Modeling in Data Mining: Interpretive Approach to Bankruptcy Prediction”, **Journal of Management Information Systems**, 16, No. 1, pp.63-85.
- ŞAMILOĞLU, Famil ve Ali İhsan, AKGÜN, (2010), **Finansal Raporlama Standartlarına Uygun Finansal Tablolar Analizi**, Ekin Yayınevi, Bursa.
- ŞEN, G. Ş., (1998), **Bankalarda Mali Başarısızlık ve Türkiye’de Mali Başarısızlığa Uğrayan Bankaların Kantitatif Yöntemler Yardımıyla Tahmini**.
- TAMARİ, Meir, (1968), “Les Ratios, Moyen de Prevision des Faillites”, **Management International Review**.
- TARGAN, Ünal, (1988), “Firma Başarısızlıklarının Erken Uyarı Göstergeleri: Finansal Oranlar”, **Para ve Sermaye Piyasası Dergisi**, s.155.
- TEKİN, Vasfi Nadir, (2006), **SPSS Uygulamalı İstatistik Teknikleri**, Seçkin Yayınevi, Ankara.
- TERZİ, Serkan, (2011), “Finansal Rasyolar Yardımıyla Finansal Başarısızlık Tahmini: Gıda Sektöründe Ampirik Bir Araştırma”, **Çukurova Üniversitesi İİBF Dergisi**, 15, No. 1 ss.1-18.

- TORUN, Talip, (2007), “Finansal Başarısızlık Tahmininde Geleneksel İstatistiki Yöntemlerle Yapay Sinir Ağlarının Karşılaştırılması ve Sanayi İşletmeleri Üzerinde Uygulama” Yüksek Lisans Tezi, **Erciyes Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü**, Kayseri.
- TSAİ, Chih-Fong, (2009), “Feature Selection in Bankruptcy Prediction”, **Knowledge-Based Systems**, No. 22, pp.120-127.
- TSENG, Fang-Mei and Lin LİN, (2005), “A Quadratic Interval Logit Model For Forecasting Bankruptcy”, **Omega**, pp.85-91.
- TÜKENMEZ, N. Mine, Erhan, DEMİRELİ ve Göktuğ Cenk, AKKAYA, (2012), “Finansal Başarısızlığın Tahminlenmesinde Diskriminant Analizi, Lojistik Regrasyon ve CHAID Karar Ağacı Modellerinin Karşılaştırılması: Kobi'ler Üzerine Bir Uygulama”, **16. Finans Sempozyumu**, Erzurum, ss.195-218.
- UĞURLU, Mine ve Hakan, AKSOY, (2006), “Prediction of Corporate Financial Distress in an Emerging Market: The Case of Turkey”, **Cross Cultural Management: An International Journal**, No. 13, p.277.
- ÜNVAN, Yüksel Akay ve Hüseyin, TATLIDİL, (2011), “Türk Bankacılık Sektörünün Çok Değişkenli İstatistiksel Yöntemler İle İncelenmesi”, **Ege Adakemik Bakış**, 11, ss.29-40.
- VATANSEVER, Kemal ve Sinan, AYDIN, (2014), “Finansal Başarısızlığın Öngörülmesinde Çok Kriterli Karar Verme Analizine Dayalı Bir Araştırma”, **Dumlupınar Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi**, 41. Sayı, ss.163-176.
- VELLİDO, A., P. J. G. LİSBOA and J. VAUGHAN, (1999), “Neural Networks in Business: A Survey of Applications (1992-1998)”, **Expert Systems With Applications**, No. 17, pp.51-70.
- WARNER, Jerod B., (1977), “Bankruptcy Costs: Some Evidence”, **The Journal of Finance**, No. 32/2, pp.337-347.
- WEİ, Wen and WU, (2010), “Beyond Business Failure Prediction”, **Expert Systems With Applications**, pp.2371-2376.

- WESTON, J. Fred and Eugene F., BRIGHAM, (1974), **Essentials of Managerial Finance**, 7th Edition. Holt, Rinehart and Winston, New York.
- WHITE, G. I. Paul A. and C. SANDHI, (1994), **Financial Statement An Analysis and Use of**,Dov Fried John Wiley and Sons, Inc, New York.
- WHITTRED, Gred and Ian, ZIMMER, (1984), “Timeliness of Financial Reporting and Financial Distress”, **The Accounting Review** V.:LIX, No. 2, pp.287-295.
- WILCOX, Jarrod, (1970), “A Simple Theory of Financial Ratios as Predictors of Failure”, **Alfred P. Sloan School of Management**.
- WONG, James M. W. and S. Thomas NG., (2010), “Company Failure in the Construction Industry: A Critical Review and a Future Research Agenda”, **XXIV FIG International Congress**. Sydney.
- WU, Yanhui, Clive GAUNT and Stephen, GRAY, (2010), “A Comparison of Alternative Bankruptcy Prediction Models”, **Journal of Contemporary Accounting & Economics**, No. 6, pp.34-45.
- YANG, Chien Hui, vd. (2009), “Constructing Financial Distress Prediction Model Using Group Method of Data Handling Technique”,**Proceedings of the Eighth International Conference on Machine Learning and Cybernetics**. Taiwan.
- YAP, Ben Chin FOOK, David Gun Fie YONG and Wai Ching POON, (2010), “How Well Do Financial Ratios and Multiple Discriminant Analysis Predict Company Failures in Malaysia”, **International Research Journal of Finance and Economics**, 54, pp.166-175.
- YILDIZ, Birol, (2009), **Finansal Analizde Yapay Zeka**, Detay Yayıncılık, Ankara.
- YILDIZ, Birol, (1999), “Finansal Başarısızlığın Öngörülmesinde Yapay Sinir Ağı Kullanımı ve Ampirik Bir Çalışma”, Yayınlanmamış Doktora Tezi, **Dumlupınar Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü**, Kütahya.
- YILDIZ, Birol ve Soner, AKKOÇ, (2010), “Bankruptcy Prediction Using Neuro Fuzzy: An Application in Turkish Banks”, **International Research Journal of Finance and Economics**. Roma, pp.114-126.

YURTSEVEN, Rıdvan, Hüseyin ERKUL DİLEK ve Kekeç, MORKOÇ, (2013), **Örneklerle Sosyal Bilimlerde Araştırma Yöntem ve Teknikleri**, Detay Yayıncılık, Ankara.

YÜZBAŞIOĞLU, Nedim, Nevin, YÖRÜK, Mehmet Özer, DEMİR, Muhammed, BEZİRCİ, ve Mihriban, ARSLAN, (2011), “Comparison of Financial Failure Estimation Models for Turkey: An Ampirical Study Directied Toward Automative and Spare Parts Sector”, **Middle Eastern Finance and Economics**, 11 pp.95-107.

ZAİF AYIKOĞLU, Figen, (2007), **Muhasebe Verilerine Dayalı Risk Ölçümü**, Gazi Kitabevi, Ankara.

ZAVGREN, Christine V., (1982), “A Logistic Analysis of the Relationship Between Vulnerability to Failure and Certain Financial Variables for American Industrial Firms”, **Krannert Graduate School of Management**, Purdue University.

ZHANG, G., B.E. PATUWO and M.Y. HU, (1998), “Forecasting With Artificial Neural Networks: The State of The Art”, **İnternational Journal of Forecasting**, No. 14, pp.35-62.

ZHANG, Guoqiang, Michael, Y. HU, B. Eddy, PATUWO and Daniel, C. INDRO, (1999), “Articial Neural Networks İn Bankruptcy Prediction: General Framework And Cross-Validation Analysis”, **European Journal of Operational Research**, pp.16-32.

ZMIJEWSJKI, Mark E., (1984), “Methodological Issues Related to the Estimation of Financial Distress Prediction Models”, **Journal of Accounting Research**, No. 22, pp.59-82.

Elektronik Kaynaklar:

ABBAS, Qaiser and Abdul, RASHİD, (2011), “**Modeling Bankruptcy Prediction for Non-Financial Firms: The Case of Pakistan**”, <http://mpra.ub.uni-muenchen.de/28161/>, (10.02.2016).

https://tr.wikipedia.org/wiki/Howard_Gardner, (21.04.2016).

<http://www.spk.gov.tr/apps/mevzuat/MevzuatGoster.aspx?nid=11>, (02.02.2016).

http://www.tdk.gov.tr/index.php?option=com_gts&arama=gts&guid=TDK.GTS.559fd86fd2d7f4.03982850, (15.02.2016).



DİZİN

-B-

Bağımlı değişken, 51, 60, 61, 62
 Bağımsız değişken, 26, 30, 39, 40, 59, 60
 Başarısız işletme, 45, 47, 80, 94, 157, 158
 Başarısız olmayan işletme, 87, 94, 158
 Borsa İstanbul, 3, 4, 2, 8, 9, 16, 17, 18, 41, 42, 43, 47, 50, 89, 116, 154

-E-

Eğitim, 5, 46, 116, 118, 121, 122, 125, 126, 127, 129, 131, 133, 134, 137, 139, 141, 142, 144, 145, 147, 149, 150, 151, 153, 163, 165, 166, 179

-F-

Faktör analizi, 40, 55, 56, 57, 68, 69, 71, 72, 75, 76, 89, 91, 93, 95, 131, 135, 153, 157
 Finansal başarısız, 1, 2, 4, 9, 12, 14, 16, 23, 24, 26, 28, 29, 31, 41
 Finansal başarısızlık, 1, 2, 4, 9, 12, 23, 24, 26, 29, 31, 41
 Finansal oran, 30, 32, 33, 37, 93, 157, 159

-İ-

İflas, 3, 4, v, vii, ix, x, 1, 4, 5, 6, 7, 11, 15, 16, 17, 22, 23, 42, 43, 44, 46, 47, 48, 61, 87, 95, 111, 112, 113, 115, 116, 119, 121, 122, 123, 125, 127, 129, 131, 133, 134, 135, 137, 139, 141, 142, 143, 144, 146, 147, 149, 150, 152, 154, 158, 159, 160
 İflas eden, 16, 44, 46, 160
 İflas etmeyen, 47

-K-

Korelasyon analizi, 53, 65, 66, 67, 89, 91, 92, 93, 95, 153, 155, 156, 158
 Kritik değer, 82

-N-

nöron, 98, 99, 103

-Ö-

Öğrenme oranı, 118, 120, 121, 122, 124, 125, 127, 128, 129, 131, 132, 133, 134, 135, 137, 139, 140, 141, 142, 143, 144, 145, 146, 147, 149, 150, 151
 Öngörü, x, xii, 149, 150, 151, 152
 Örneklem, 51
 Özdeğer, 80, 81

-S-

Sermaye piyasası, 7
 Stepwise, 78, 79, 93, 157

-T-

Tasarruf, xiv
 Test, xi, 49, 63, 69, 121, 122, 124, 125, 126, 127, 128, 129, 131, 132, 133, 134, 136, 137, 139, 140, 141, 142, 144, 145, 146, 147, 149, 150, 151, 152, 153, 159, 181, 182, 183
 T-testi, viii, ix, 51, 62, 89, 91, 119, 152, 158, 159

-V-

Veri İndirgeme, viii, xii, 51, 90, 91, 94, 153

-Y-

Yapay zeka, 100, 101

