



T.C.

BURSA ULUDAĞ ÜNİVERSİTESİ

SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ

EKONOMETRİ ANABİLİM DALI

İSTATİSTİK BİLİM DALI

**FİNANSAL BAŞARISIZLIĞIN YAPAY SİNİR AĞLARI VE
ÇOK DEĞİŞKENLİ İSTATİSTİKSEL ANALİZ TEKNİKLERİ İLE
TAHMİN EDİLMESİ: BORSA İSTANBUL'DA BİR UYGULAMA
(YÜKSEK LİSANS TEZİ)**

BÜŞRA SÜSLER

BURSA-2022



T.C.

BURSA ULUDAĞ ÜNİVERSİTESİ
SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ
EKONOMTRİ ANABİLİM DALI
İSTATİSTİK BİLİM DALI

FİNANSAL BAŞARISIZLIĞIN YAPAY SİNİR AĞLARI VE
ÇOK DEĞİŞKENLİ İSTATİSTİKSEL ANALİZ TEKNİKLERİ İLE
TAHMİN EDİLMESİ: BORSA İSTANBUL'DA BİR UYGULAMA
(YÜKSEK LİSANS TEZİ)

BÜŞRA SÜSLER

ORCID: 0000-0002-3015-6087

Danışman:

Doç. Dr. Z. BERNA AYDIN

BURSA - 2022

Yemin Metni

Yüksek Lisans / Doktora Tezi olarak sunduğum “Finansal Başarısızlığın Yapay Sinir Ağları Ve Çok Değişkenli İstatistiksel Analiz Teknikleri İle Tahmin Edilmesi: Borsa İstanbul’da Bir Uygulama” başlıklı çalışmanın bilimsel araştırma, yazma ve etik kurallarına uygun olarak tarafımdan yazıldığına ve tezde yapılan bütün alıntılarının kaynaklarının usulüne uygun olarak gösterildiğine, tezimde intihal ürünü cümle veya paragraflar bulunmadığına şerefim üzerine yemin ederim.

BÜŞRA SÜSLER

10/02/2022

Adı Soyadı: Büşra Süsler

Öğrenci No: 701817016

Anabilim Dalı: Ekonometri

Programı: Tezli Yüksek Lisans Programı

Statüsü: Yüksek Lisans

ÖZET

Yazar Adı ve Soyadı	: Büşra SÜSLER
Üniversite	: Bursa Uludağ Üniversitesi
Enstitüsü	: Sosyal Bilimler Enstitüsü
Anabilim Dalı	: Ekonometri Anabilim Dalı
Bilim Dalı	: İstatistik Bilim Dalı
Tezin Niteliği	: Yüksek Lisans Tezi
Sayfa Sayısı	: x+130
Mezuniyet Tarihi	:
Tez Danışmanı	: Doç. Dr. Z. Berna AYDIN

FİNANSAL BAŞARISIZLIĞIN YAPAY SİNİR AĞLARI VE ÇOK DEĞİŞKENLİ İSTATİSTİKSEL ANALİZ TEKNİKLERİ İLE TAHMİN EDİLMESİ: BORSA İSTANBUL'DA BİR UYGULAMA

Finansal başarısızlık, işletmelerin faaliyetlerini sürdürebilmesi açısından oldukça önemli bir konudur. İşletmeyi ve işletmenin alacaklıları, çalışanları, tedarikçileri, tüketicileri başta olmak üzere tüm paydaşlarını olumsuz etkilemektedir. Bu noktada işletme ve paydaşlarının finansal başarısızlığın olumsuz etkilerine maruz kalmaması için, finansal başarısızlığı öngören tahmin modelleri geliştirilmektedir. Finansal başarısızlık tahmin modelleri, başarısızlığın iflas ile sonuçlanmasını engelleyici niteliktedir.

Bu araştırmanın amacı, lojistik regresyon analizi ve yapay sinir ağı yöntemi ile Borsa İstanbul'da imalat sektöründe işlem gören işletmelerin finansal başarısızlıklarını bir yıl önceden öngörebilecek tahmin modelleri geliştirmek ve geliştirilen modellerin tahmin güçlerinin karşılaştırılması ile uygun modeli belirlemektir.

Araştırma kapsamında, Borsa İstanbul'da işlem gören 140 imalat sektörü işletmesinin 2015 - 2020 yıllarına ait gelir tablosu ve bilançolarından yararlanarak hesaplanan finansal oranlar modellerde bağımsız değişken olarak kullanılmıştır.

Lojistik regresyon analizi IBM SPSS Statistics 21, yapay sinir ađları yöntemi ise MATLAB (R2021b) programı kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Araştırma sonucunda yapay sinir ađları modelinin(%95,7), lojistik regresyon modeline(%92,1) kıyasla finansal başarısızlığı bir yıl önceden tahmin etme gücünün daha yüksek olduğu sonucuna ulaşılmıştır.

Anahtar Sözcükler: Finansal Başarısızlık, Finansal Oranlar, Lojistik Regresyon Analizi, Yapay Sinir Ađları

ABSTRACT

Name and Surname : Büşra SÜSLER
University : Bursa Uludag University
Institution : Social Science Institution
Field : Econometrics
Branch : Statistics
Degree Awarded : Master
Page Number : x+130
Degree Date :
Supervisor/s : Doç. Dr. Z. Berna AYDIN

ESTIMATION OF FINANCIAL FAILURE BY ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS AND MULTIVARIATE STATISTICAL ANALYSIS TECHNIQUES: AN APPLICATION IN THE ISTANBUL STOCK EXCHANGE

Financial failure is a very important issue for in terms of businesses to continue their activities. Especially it negatively affects the business and bussiness's creditors, employees, suppliers, consumers and all stakeholders. At this point, estimation models that predict financial failure are developed so that the business and its stakeholders are not exposed to the negative effects of financial failure. Financial failure prediction models, it prohibitive attribute the failure to result in bankruptcy.

The aim of this reseach is to develop forecasting models that can predict the financial failure of companies traded in the manufacturing sector on the Istanbul stock exchange one year in advance, using logistic regression analysis and artifical neural networks method and to determine the appropriate model by comparing the predictive power of the developed models.

Within the scope of the research, the financial ratios calculated by using the income statements and balance sheets of 140 manufacturing sector enterprises traded in the Istanbul stock exchange for the years 2015 - 2020 were used as

independent variables in the models. Logistic regression analysis was performed using IBM SPSS Statistics 21, and artificial neural network method was performed using MATLAB (R2021b) program. As a result of the research, it was concluded that the artificial neural network model (95.7 %) had a higher power to predict financial failure one year in advance compared to the logistic regression model (92.1 %)

Key Words: Financial Failed, Financial Rates, Logistic Regression Analysis, Artificial Neural Networks

ÖNSÖZ

“Finansal Başarısızlığın Yapay Sinir Ağları Ve Çok Değişkenli İstatistiksel Analiz Teknikleri İle Tahmin Edilmesi: Borsa İstanbul’da Bir Uygulama” isimli tez araştırmam sürecinde başından sonuna kadar her türlü yardım ve desteği esirgemeyen, görüş ve önerileriyle tez çalışmama zenginlik katan değerli danışman hocam Doç. Dr. Z. Berna AYDIN’a ve araştırmamda bana destek olan Dr. Öğretim Üyesi Zuhal AKBELEN’e, sonsuz teşekkürlerimi sunarım.

Hayatım boyunca attığım her adımda destekçim olan annem Birgen SÜSLER’e, eğitimin hayat boyu sürececek bir olgu olduğunu aşıl原因an babam Orhan SÜSLER’e, hayatı her anlamda paylaştığım Özlem ve Selin SÜSLER’e, bu süreçteki destekleri için teşekkür ederim.

Büşra Süsler

Bursa-2022

İÇİNDEKİLER

ÖZET	v
ABSTRACT	vii
TABLO LİSTESİ.....	xv
ŞEKİL LİSTESİ	xvi
GİRİŞ.....	1

BİRİNCİ BÖLÜM

FİNANSAL BAŞARISIZLIKTA KAVRAMSAL ÇERÇEVE

1.1. Finansal Başarısızlık Kavramı	3
1.2. Finansal Başarısızlık Nedenleri	5
1.2.1. İşletme İçi Finansal Başarısızlık Nedenleri.....	6
1.2.1.1. Yöneticilerden Kaynaklı Finansal Başarısızlık Nedenleri	6
1.2.1.2. İşletme Sermayesi Yetersizliği.....	6
1.2.1.3. Aşırı Borçlanma	7
1.2.1.4. Nakit Akışı Eksikliği.....	7
1.2.2. İşletme Dışı Finansal Başarısızlık Nedenleri	8
1.2.2.1. Toplumsal Çevre	8
1.2.2.2. Yasal ve Politik Çevre.....	8
1.2.2.3. Ekonomik Çevre.....	9
1.2.2.4. Doğal Çevre	9
1.3. Finansal Başarısızlık Maliyetleri	10
1.4. Finansal Başarısızlığa Çözüm Önerileri	10
1.5. Finansal Başarısızlığın Sektör ve Ekonomi Üzerindeki Etkileri	13

İKİNCİ BÖLÜM

FİNANSAL BAŞARISIZLIK TAHMİNİNDE KULLANILAN MODELLER

2.1. Lojistik Regresyon Analizi	15
2.1.1. Lojistik Regresyon Analizinin Varsayımları	16
2.1.2. Lojistik Regresyon Analizinin Kullanım Nedenleri	17
2.1.3. Lojistik Regresyon Analizi Türleri	18
2.1.3.1. İkili(Binary) Lojistik Regresyon Analizi	18
2.1.3.2. Çoklu Sınıflayıcı (Multinomial) Lojistik Regresyon Analizi	18
2.1.3.3.Çoklu Sıralayıcı (Multiordinal) Lojistik Regresyon Analizi	18
2.1.4. Lojistik Regresyon Modeli	18
2.1.5.Lojistik Regresyon Analizinde Model için Değişken Seçim Yöntemleri	21
2.1.6. Lojistik Regresyon Analizinde Parametre Tahmini	23
2.1.6.1. En Çok Olabilirlik Tekniği (Maximum Likelihood).....	23
2.1.6.2. Yeniden Ağırlıklandırılmış İteratif En Küçük Kareler Tekniği	24
2.1.6.3. Minimum Logit Ki-Kare Tekniği.....	25
2.1.7. Lojistik Regresyon Analizinde Parametre Anlamlılık Testleri.....	25
2.1.7.1. Olabilirlik Oranı Testi.....	26
2.1.7.2. Wald Testi.....	27
2.1.7.3. Skor Testi	28
2.1.8. Lojistik Regresyon Analizinde Açıklama Katsayıları	28
2.1.8.1. Cox ve Snell R^2	28
2.1.8.2. Nagelkerke R^2	29
2.1.8.3. McFadden R^2	29
2.1.8.4. Düzeltilmiş McFadden R^2	29
2.1.9. Lojistik Regresyon Analizinde Model Uyum İyiliğinin Belirlenmesi....	29

2.1.9.1. Pearson Ki-Kare Testi ve Sapma Hatası	30
2.1.9.2. Hosmer - Lemeshow Testi	31
2.1.9.3. Sınıflandırma Tabloları	32
2.1.10. Lojistik Regresyon Analizinde Parametrelerin Yorumlanması	32
2.1.10.1. Modelde İki Düzeyli Bağımsız Değişkenin Olduğu Durum	33
2.1.10.2. Modelde Çoklu Bağımsız Değişkenin Olduğu Durum	35
2.1.10.3. Modelde Sürekli Bağımsız Değişkenin Olduğu Durum	36
2.1.11. Çok Değişkenli Lojistik Regresyon	36
2.2. Yapay Sinir Ağları	38
2.2.1. Yapay Sinir Ağlarının Tanımı	38
2.2.2. Yapay Sinir Ağlarının Özellikleri	39
2.2.3. Yapay Sinir Ağlarının Tarihçesi	40
2.2.4. Biyolojik Sinir Sistemi ve Yapay Sinir Ağı Hücresi	41
2.2.4.1. Biyolojik Sinir Sistemi	42
2.2.4.2. Yapay Sinir Ağı Hücresi	43
2.2.5. Yapay Sinir Ağlarının Yapısı	47
2.2.6. Yapay Sinir Ağlarının Çalışması	48
2.2.7. Yapay Sinir Ağlarında Eğitim	49
2.2.8. Yapay Sinir Ağlarının Sınıflandırılması	50
2.2.8.1. Katman Sayısına Göre Yapay Sinir Ağları	50
2.2.8.1.1. Tek Katmanlı Yapay Sinir Ağları	51
2.2.8.1.2. Çok Katmanlı Yapay Sinir Ağları	56
2.2.8.2. Ağın Çalışma Yapısına Göre Yapay Sinir Ağları	61
2.2.8.3. Öğrenme Yapısına Göre Yapay Sinir Ağları	62
2.2.9. Temel Öğrenme Kuralları	63
2.2.9.1. Hebb Öğrenme Kuralı	63

2.2.9.2. Hopfield Öğrenme Kuralı	64
2.2.9.3. Delta Öğrenme Kuralı	64
2.2.9.4. Kohonen Öğrenme Kuralı	64
2.2.10. Yapay Sinir Ağlarının Gerçekleştirdikleri Görevler ve Genel Kullanım Alanları	64
2.2.11. Yapay Sinir Ağlarının Avantajları	67
2.2.12. Yapay Sinir Ağlarının Dezavantajları	67

ÜÇÜNCÜ BÖLÜM

FINANSAL BAŞARISIZLIĞIN YAPAY SİNİR AĞLARI VE ÇOK DEĞİŞKENLİ İSTATİSTİKSEL ANALİZ TEKNİKLERİ İLE TAHMİN EDİLMESİ: BORSA İSTANBUL'DA BİR UYGULAMA

3.1. Finansal Başarısızlık Alanında Daha Önce Yapılmış Araştırmalar	69
3.1.1. Finansal Başarısızlık Alanında Yurtdışında Yapılmış Araştırmalar	69
3.1.2. Finansal Başarısızlık Alanında Türkiye'de Yapılmış Araştırmalar	74
3.2. Araştırmanın Amacı	80
3.3. Araştırmada Kullanılan Yöntem	81
3.4. Araştırmada Kullanılan Örneklem	81
3.5. Araştırmada Kullanılan Finansal Başarısızlık Kriterleri	82
3.6. Veri Toplama Aracı: Finansal Oranlar	85
3.6.1. Finansal Başarısızlık Tahmininde Oran Analizinin Kullanılması	85
3.6.2. Araştırmada Kullanılan Finansal Oranlar	86
3.6.2.1. Likidite Oranları	87
3.6.2.2. Finansal Yapı Oranları	88
3.6.2.3. Faaliyet Oranları	90
3.6.2.4. Kârlılık Oranları	93

3.7. Araştırmanın Kısıtları	95
3.8. Lojistik Regresyon Analizi İle Finansal Başarısızlık Tahmini.....	95
3.9. Yapay Sinir Ağları Yöntemi İle Finansal Başarısızlık Tahmini.....	105
3.10. Lojistik Regresyon Analizi ve Yapay Sinir Ağları Yöntemi Sonuçlarının Karşılaştırılması	114
SONUÇ	116
KAYNAKÇA	122
EKLER	131

TABLO LİSTESİ

Tablo	Sayfa
Tablo 1.1: Finansal Başarısızlığı İflas Olarak Tanımlayanlar	4
Tablo 1.2: Literatürde Finansal Başarısızlık Kavramını Kullananlar	4-5
Tablo 2.1: İki Düzeyli Bağımsız Değişkene Sahip Lojistik Regresyon Modelinin Alacağı Değerler	33
Tablo 2.2: Biyolojik Sinir Ağı ile Yapay Sinir Ağının Karşılaştırılması	43
Tablo 3.1: İmalat Sanayii Sektörü İşletmelerinin Alt Sektörlere Göre Başarı Dağılımları	83
Tablo 3.2: Yıllara Göre Başarısız İşletme Sayısı	84
Tablo 3.3: Çalışmada Kullanılan Finansal Oranlar	96-97
Tablo 3.4: Finansal Oranlara Ait Betimleyici İstatistikler	98
Tablo 3.5: Veri Setine Ait Özet Tablo	99
Tablo 3.6: Bağımlı Değişkene Ait Kodlar	99
Tablo 3.7: Başlangıç Modeli İçin İterasyon Bilgisi	99
Tablo 3.8: Analiz Sonucu Elde Edilen İlk Sınıflandırma Tablosu	100
Tablo 3.9: Eşitlikte Yer Alan Değişkenler	100
Tablo 3.10: Eşitlikte Yer Almayan Değişkenler	101
Tablo 3.11: Model Katsayılarının Anlamlılığı	101
Tablo 3.12: Model Özeti Tablosu	102
Tablo 3.13: Hosmer-Lemeshow Testi Sonucu	103
Tablo 3.14: Lojistik Regresyon Modelinde Yer Alan Bağımsız Değişkenlere Ait Katsayı Tahminleri	103
Tablo 3.15: Lojistik Regresyon Modeline Ait Sınıflandırma Tablosu	105
Tablo 3.16: En İyi Performansa Sahip YSA Mimarisi İçin Seçim Aşaması Denemeleri	108
Tablo 3.17: En Yüksek Performans Gösteren Yapay Sinir Ağına Ait Parametreler	111
Tablo 3.18: Yapay Sinir Ağı Modeli Doğru Sınıflandırma Oranları	113
Tablo 3.19: Yapay Sinir Ağı Modeli Eğitim Seti Doğru Sınıflandırma Oranları	113
Tablo 3.20: Yapay Sinir Ağı Modeli Test Seti Doğru Sınıflandırma Oranları	114

ŞEKİL LİSTESİ

Şekil	Sayfa
Şekil 2.1: Lojistik Regresyon Eğrisi	21
Şekil 2.2: Biyolojik Nöronun Yapısı	42
Şekil 2.3: Yapay Sinir Hücresinin Matematiksel Yapısı	44
Şekil 2.4: Sigmoid Fonksiyonu	46
Şekil 2.5: Adım (Step) Fonksiyonu	46
Şekil 2.6: Hiperbolik Tanjant Fonksiyonu	47
Şekil 2.7: Eşik Değer Fonksiyonu	47
Şekil 2.8: Yapay Sinir Ağının Yapısı	48
Şekil 2.9: Yapay Sinir Ağlarının Karakutu Benzetimi	49
Şekil 2.10: Yapay Sinir Ağlarının Sınıflandırılması	51
Şekil 2.11: Tek Katmanlı Yapay Sinir Ağı Modeli	51
Şekil 2.12: Ağırlıkların ve Sınıf Ayracı Olan Doğrunun Geometrik Gösterimi	53
Şekil 2.13: Basit Algılayıcı(Perceptron) Yapısı	54
Şekil 2.14: Adaline Modeli	55
Şekil 2.15: Çok Katmanlı Yapay Sinir Ağının Yapısı	57
Şekil 2.16: Geri Beslemeli Bir Yapay Sinir Ağı Mimarisi	63
Şekil 4.1: Lojistik Regresyon Fonksiyonu Eğrisi	73
Şekil 3.1: Araştırmada Kullanılan İmalat Sanayii Sektörü İşletmelerinin Alt Sektörlere Oransal Göre Dağılımı	84
Şekil 3.2: YSA Tasarımı Gerçekleştirme Ekranı	109
Şekil 3.3: YSA Eğitim Ekranı	110
Şekil 3.4: Eğitim Sonucu Elde Edilen Tahmin Başarıları	112
Şekil 3.5: Yapay Sinir Ağı Tasarımı Sonucunda Elde Edilen Ortalama Kare Hata	112

GİRİŞ

İşletme; ekonomik ve toplumsal belirli amaçlar doğrultusunda faaliyet gerçekleştirmek için kurulan, bireylerin ihtiyaçlarını karşılamak için mal ve hizmet üreten, gerçekleştirdiği üretimden fayda sağlamayı amaçlayan bir kuruluştur. Bir işletmenin en temel ekonomik amaçları; kârlılık, büyüme ve sürekliliktir (Akkuş, 2010:23). İşletmeler kuruldukları andan itibaren piyasada kalıcı olmayı hedeflemektedir. İşletmenin piyasadaki kalıcılığını koruyabilmesinde, yenilikleri takip ederek gelişen teknolojiye uyum sağlaması, tüketicilerin taleplerini karşılayacak ve kaliteli mal ve hizmet üretiminde bulunması, çalışanlarının gelişimlerine katkı sağlayacak eğitimler düzenlemesi, pazar payını ve verimliliğini artıracak faaliyetlerde bulunması, kuruluş amaçlarını gerçekleştirmiş olması önemli unsurlardır. Kuruluş amaçlarını hayata geçirememiş, karşılaşılabileceği bir takım risklere karşı gerekli önlemleri almamış ve likidite gücünü kaybeden işletmeler başarısız olarak kabul edilmektedir.

Finansal başarısızlık, işletmelerin yükümlülüklerini karşılayamaması ile başlayan ve kalıcı hale geldiğinde iflas ile sonuçlanan bir durumdur. İşletmenin yaşayacağı olası bir finansal başarısızlık durumunun öngörülmesi, işletmeye gerekli önlemleri alması için fırsat tanımaktadır. Gerekli önlemler alındığında işletmeler tekrar finansal sağlıklarına kavuşabilmektedir. İşletmelerin finansal sağlıklarına kavuşmalarında etkili olan ve işletmeler tarafından erken uyarı göstergesi olarak kabul edilen finansal başarısızlık tahmini, araştırmacıların yıllardır üzerinde çalıştığı bir konudur. Finansal başarısızlık tahminlerinde ilk yıllarda tek değişkenli istatistiksel teknikler kullanılmakta iken, zamanla tek değişkenli istatistiksel tekniklerin yerini çok değişkenli ve modern istatistiksel teknikler almıştır.

Araştırmanın amacı, finansal oranları kullanarak finansal başarısızlığı bir yıl önceden tahmin eden modeller geliştirmek ve geliştirilen modeller arasında finansal başarısızlığı tahmin gücü daha yüksek olan modeli belirlemektir. Araştırmada lojistik regresyon yöntemi ve yapay sinir ağları yöntemi kullanılmıştır. Lojistik regresyon analizi de sosyal bilimlerde ve diğer alanlarda sıklıkla kullanılan bir analiz yöntemidir. Çok değişkenli istatistiksel analiz tekniklerinden biri olan lojistik regresyon analizi varsayımların kolaylığı, paket programlarında kolay ulaşılabilirliği ve kurulmak istenen teorik modelin yapısına uygun model olması sebebiyle tercih edilmiştir. Yapay sinir

ağları ise modern istatistiksel tekniklerden biri olup bu teknikte matematiksel bir modele ihtiyaç duyulmadığı için tercih edilmiştir.

Araştırma üç bölümden oluşmaktadır. Araştırmanın birinci bölümünde, finansal başarısızlık kavramı, finansal başarısızlık nedenleri, finansal başarısızlık maliyetleri, finansal başarısızlığa çözüm önerileri ve finansal başarısızlığın sektör ve ekonomi üzerindeki etkileri ele alınmıştır.

Araştırmanın ikinci bölümünde, finansal başarısızlık tahmin modelinin geliştirilmesinde kullanılan lojistik regresyon analizi ve yapay sinir ağları yöntemi detaylı olarak açıklanmıştır.

Araştırmanın üçüncü bölümünde, finansal başarısızlık alanında daha önce yapılmış araştırmalar incelendikten sonra uygulamada kullanılacak finansal başarısızlık kriteri belirlenerek finansal oranlar hesaplanmıştır. Hesaplanan finansal oranlara lojistik regresyon analiz ve yapay sinir ağları uygulanarak finansal başarısızlık tahmin edilmiştir. Analizlerden elde edilen sonuçlar yorumlanıp, finansal başarısızlığı bir yıl önceden tahmin eden en iyi model belirlenmiştir.

BİRİNCİ BÖLÜM

FİNANSAL BAŞARISIZLIKTA KAVRAMSAL ÇERÇEVE

1.1. Finansal Başarısızlık Kavramı

İşletmelerin varlıklarını sağlıklı bir şekilde sürdürebilmeleri için yerine getirmeleri gereken bir takım sorumlulukları bulunmaktadır. Bunlardan biri vadesi gelen borçlarını ödeyebilme gücüne sahip olmalarıdır. İşletmeler vadesi gelen borçlarını ödeyememe durumu sürekli hale geldiğinde finansal olarak başarısız kabul edilmektedir (Poyraz, 2013:535). Finansal başarısızlık, işletmenin borçlarına ilişkin sorumluluklarını yerine getirememesiyle başlayan, işletmenin iflası ile sonuçlanan durumların hepsini kapsayan bir süreçtir (Akgüç, 1998:947).

Finansal başarısızlık; tasfiye, kısa vadeli alacaklılara yapılan ödemelerin, tahvil, anapara ve faiz ödemelerinin ertelenmesi veya temettü ödemelerinin gerçekleştirilememesi gibi birçok şekilde tanımlanmaktadır (Gibson, 2009:454). Altman (1968)'e göre finansal başarısızlık, işletmenin yasal olarak iflas etmesidir. Beaver (1966)'ya göre finansal başarısızlık, işletmenin olgunlaştıkça finansal yükümlülüklerini yerine getirememesidir (Beaver:1966:71). Baldwin ve Scott'a (1983)'e göre finansal başarısızlık, işletmenin finansal yükümlülüklerini karşılayamayacak duruma düşmesidir (Baldwin, Scott, 1983:505). Karels ve Prakash (1987) tarafından finansal başarısızlık, negatif net değer, alacaklıların ödenmemesi, tahvil temerrütleri, borçları ödeyememe, fazla çekilen banka hesapları, temettülerin ihmali terimleri ile tanımlanmaktadır (Karels, Prakash, 1987:575). Wruck (1990)'a göre finansal başarısızlık, nakit akışının mevcut yükümlülükleri karşılamak için yetersiz kaldığı durumdur. Ross ve diğerleri (2002) ise finansal başarısızlığı, işletmenin faaliyet nakit akışlarının yeterli olmadığı ve mevcut yükümlülüklerini yerine getirmek için düzeltici önlemler alması gerektiği bir durum olarak ifade etmektedir (Ross vd., 2002:859).

Yukarıdaki tanımlardan yola çıkarak finansal başarısızlığa ilişkin problemler, faaliyet verimliliğine finansal kaldıraç ve likiditeye ilişkin problemler şeklinde sıralanabilir. Faaliyet verimliliğine ilişkin problemler, işletmenin sahip olduğu kaynakları başarılı yönetememesi sonucu ortaya çıkmaktadır. Finansal kaldıraç ve likiditeye ilişkin

problemler ise işletmenin ödeme gücünü kaybetmesi ile yaşanan nakit sıkıntısının bir sonucudur (Palinko ve Svob, 2016:518).

Finans alanındaki literatürde, finansal başarısızlık ve iflas birbiri yerine kullanılmaktadır. Finansal başarısızlığı iflas olarak tanımlayan çalışmalar aşağıda Tablo 1.1’de gösterilmiştir.

Tablo 1.1: Finansal Başarısızlığı İflas Olarak Tanımlayanlar

Yazar	Tanım
Altman (1968)	Yasal olarak iflas etmiş ve kayyum atanmış ya da ulusal iflas yasası hükümlerince reorganizasyon hakkı verilmiş işletmeler.
Meyer-Pifer (1970)	İflas yasası hükümlerine göre iflas etmiş sayılan işletmeler.
Elam (1975)	İflas yasası hükümlerine göre iflas etmiş sayılan işletmeler.
Ohlson (1980)	Yasal olarak iflas etmiş olmak.
Zmijewski (1984)	Yasal olarak iflas etmiş olmak.
Ağaoğlu (1994)	İşletmenin hukuki olarak iflas etmiş kabul edilmesi.

Kaynak: (Aktaş, 1997:8)’den yararlanarak geliştirilmiştir.

Literatürde finansal başarısızlık kavramını kullanan çalışmalar ise aşağıda Tablo 1.2’de gösterilmiştir.

Tablo 1.2: Literatürde Finansal Başarısızlık Kavramını Kullananlar

Yazar	Tanım
Beaver (1966)	Vadesi gelen finansal yükümlülüklerini ödeyememe. İflas, tahvil faizinin ödenememesi, karşılıksız çek yazılması, imtiyazlı hisse senetlerine temettü dağıtılmaması.
Deakin (1972)	İflas etmiş ya da alacaklıların isteği üzerine tasfiye edilmiş işletmeler.
Edmister (1972)	Vadesi gelen finansal yükümlülüklerini ödeyememe. İflas, tahvil faizinin ödenememesi, karşılıksız çek yazılması, imtiyazlı hisse senetlerine temettü dağıtılmaması.

Blum (1974)	Vadesi gelen borçları ödeyememe, iflas sürecine girme, alacaklılarla borçların azaltılması konusunda anlaşma yapma.
Göktan (1981)	Borçlu işletmenin borcunu ödeyemeyecek duruma düşmesi.
Taffler (1982)	İflas, tasfiye, alacaklıların isteği üzerine tasfiye ve mahkeme kararıyla faaliyete son verme.
Wruck (1990)	Nakit akışının mevcut yükümlülükleri karşılamak için yetersiz olduğu durum.
Clark ve Ofek (1994)	Borç sözleşmelerinin ihlali, borca hizmet verememe, borçta temerrüde düşme veya işlemler için nakde ihtiyaç duyulması.
Dimitras ve diğerleri (1995)	İşletmenin borç verenlere, imtiyazlı hissedarlara, tedarikçilere vb. kişilere ödeme yapamaması, bir faturanın fazla ödenmesi, kanuna göre iflas etmiş olması
Aktaş (1997)	İşletmenin üç yıl üst üste zarar etmesi, işletmenin faaliyetlerini durdurmuş olması.
Aktaş ve diğerleri (2003)	İlgili dönemi zarar ile kapatma, iflas, işletmenin sermayesinin yarısını kaybetmesi, aktif tutarının %10'nu kaybetmesi, üç yıl üst üste zarar etme, borç ödeme zorluğu içine düşmüş olma, üretimi durdurma, borçların aktifi aşması.
Altaş ve Giray (2005)	İlgili dönemi zarar ile kapatma.
Platt ve Platt (2006)	Düşük faiz oranı, negatif favök, özel kalemlerden önceki negatif net gelir.
İçerli ve Akkaya (2006)	Üç yıl üst üste zarar etmiş veya iflas etmiş olmak
Lin (2009)	Beaver ve Blum'un kullandığı başarısızlık tanımları kullanılmıştır.

Kaynak: (Aktaş, 1997:8)'den yararlanarak geliştirilmiştir.

Literatürdeki finansal başarısızlık çalışmalarına bakıldığında ilk yıllarda finansal başarısızlık ölçütünün sadece iflas ile sınırlandırıldığı sonraki yıllarda ise bu sınırlamanın dışına çıktığı görülmektedir. Sonuç olarak günümüzde finansal başarısızlık kavramının daha yaygın olarak kullanıldığı söylenebilir.

1.2. Finansal Başarısızlık Nedenleri

Finansal başarısızlık nedenlerinin belirlenmesi, işletmelerin finansal yaşamlarını sağlıklı bir şekilde devam ettirebilmeleri için yol haritası niteliğindedir. Finansal başarısızlık nedenleri, aşağıda işletme içi ve işletme dışı finansal başarısızlık nedenleri olarak ele alınmıştır.

1.2.1. İşletme İçi Finansal Başarısızlık Nedenleri

İşletme içi finansal başarısızlık nedenleri, aşağıda yöneticilerden kaynaklı finansal başarısızlık nedenleri, işletme sermayesi yetersizliği, aşırı borçlanma ve nakit akışı eksikliği olarak sıralanmıştır.

1.2.1.1.Yöneticilerden Kaynaklı Finansal Başarısızlık Nedenleri

Finansal başarısızlık ile ilgili ABD’de yapılan araştırma sonucunda, yöneticilerden kaynaklı nedenlerin % 90’ın üzerinde etkili olduğu belirlenmiştir (Büker, Bayar, 2001:411). Yöneticilerden kaynaklanan finansal başarısızlık nedenleri ise aşağıdaki şekilde (Akgüç, 1998:948-949);

- ✓ Eksik ve etkisiz finansal planlama,
- ✓ İşletmenin gerçekleşmesi istenen sağlıklı büyümeden daha büyük bir büyüme yaşaması sonucu ortaya çıkan aşırı borçlanma ve öz kaynak yetersizliği,
- ✓ Aynı ürün ve hizmet üretiminin dışına çıkılmaması ve aynı müşteri portföyüne hitap edilmesi,
- ✓ Yeni faaliyet alanları yaratılmaması,
- ✓ İşletmenin yer aldığı sektördeki gelişmeleri takip etmemesi,
- ✓ İşletmeyi yöneten kişilerin bazı konularda farklı fikirlerde olması ve aynı paydada buluşamamanın sonucu olarak işletme faaliyetlerinin aksaması,
- ✓ Faaliyetlerin uyumlu bir süreç içerisinde yönetilememesi,
- ✓ Yöneticilerin gerekli teknik bilgiye sahip olmaması,
- ✓ Yöneticilerin yaşanacak olumsuz durumlara karşı daha önceden gereken önlemleri almamaları,
- ✓ İşletmenin varlığını sürdürmesini etkileyecek kararların bir kişi tarafından alınması şeklinde sıralanabilir.

1.2.1.2. İşletme Sermayesi Yetersizliği

İşletmelerin faaliyetlerini aksatmadan sürdürebilmesi ve faaliyetlerinden doğacak giderleri düzenli bir şekilde ödeyebilmesi için, optimum işletme sermayesine sahip olması gerekmektedir. Optimum sermayeye sahip işletmeler, tam kapasite ile çalışarak üretimde devamlılığı sağlayabilmekte, piyasadaki itibarını koruyabilmekte, gelişme ve büyümeye devam edebilmektedir (Karacan, Savcı, 2011:46). Yetersiz işletme

sermayesine sahip işletmeler ise, kısa vadeli yükümlülüklerini yerine getirememektedir. Optimum işletme sermayesi, işletmenin sermaye yönetimindeki başarısı ile yakından ilişkilidir. Bu noktada optimum işletme sermayesinden söz edilebilmesi için, nakit, menkul kıymetler, alacaklar, stoklar ve kısa vadeli borçların en uygun düzeyde bulunması gerekmektedir. İşletme yöneticileri zamanlarının büyük kısmını bu kriterlerin sağlanması için harcamaktadır (Baker, Powell, 2005:158).

1.2.1.3. Aşırı Borçlanma

Aşırı borçlanma, sermaye yetersizliği yaşayan işletmeler tarafından vadesi gelen yükümlülüklerini ödeyemedikleri durumda tercih edilen bir yoldur (Uzun, 2005: 161). Aşırı borçlanma; ödenmemiş borçlar nedeniyle işletmenin yeni yatırımlardan vazgeçmesi olarak ifade edilmektedir (Ogawa, 2003:1). Finansal kaldıraç oranının sağladığı vergi tasarrufu etkisinden yararlanmak istediklerinde, borçlanma işletmelerin, bilinçli tercih ettikleri durumdur. İşletmeler vergi tasarrufundan yararlanmak istedikleri takdirde, borçlarını sınırsız şekilde artırmamalıdır. Çünkü finansal kaldıraç oranının belli bir noktayı aşması, faydaları ortadan kaldırarak işletmeyi finansal başarısızlığa sürükleyecektir. Bu noktada işletmelerin faaliyetlerini optimal borçlanma kapasitesini göz önünde bulundurarak gerçekleştirmesi, finansal başarısızlık riskini ortadan kaldıracaktır.

1.2.1.4. Nakit Akışı Eksikliği

Nakit; işletmelerin temettü, faiz ve borç ödemelerini gerçekleştirmek için kullandıkları bir araçtır (Fight, 2005:63). İşletmenin giderlerini karşılayabilmek ve yükümlülüklerini yerine getirebilmek için nakde ihtiyacı vardır. Yetersiz nakit, işletme faaliyetlerini kısıtlayıcı niteliğe sahiptir. Etkin nakit akışı yönetimi, pozitif nakit akışı yaratılması yoluyla gerçekleştirilmektedir. Bunun için borçların tahsil edilmesi, gereksiz harcamaların yapılmaması, nakit ödemelerinin sınırlar dâhilinde geciktirilmesi gerekmektedir (Reider, Heyler, 2003:13). İşletmelerin amacı kârlılıklarını artırmak ve faaliyetlerini sürdürmektir. Faaliyetlerin devamlılığının sağlanmasında nakit akışı önemli bir yere sahiptir. Yetersiz nakit akışı varlığında, başarılı bir işletmenin bile iflas ile karşı karşıya kalması söz konusudur (Mackevicius, Senkus, 2006:171).

1.2.2. İşletme Dışı Finansal Başarısızlık Nedenleri

İşletmeler aktif yapılarından dolayı dış çevre ile sürekli bir ilişki içerisinde. İşletmenin çevre ile olan ilişkilerini yönetme başarısı, finansal başarı durumunu etkileyen faktörlerden biridir. İşletme yönetimi kontrolü dışında gerçekleşen, dış çevreden kaynaklı yaşanan başarısızlık, işletme dışı başarısızlık olarak tanımlanmaktadır. Finansal başarısızlığın işletme dışı nedenleri çevresel faktörler olarak da ifade edilmektedir. Çevresel faktörler aşağıdaki şekilde sınıflandırılmıştır:

- ✓ Toplumsal Çevre
- ✓ Yasal ve Politik Çevre
- ✓ Ekonomik Çevre
- ✓ Doğal Çevre

1.2.2.1. Toplumsal Çevre

İşletme doğrudan veya dolaylı olarak topluma hizmet etme amacı içerisinde faaliyet göstermektedir. Toplum üyeleri işletmelerin faaliyetleri üzerinde önemli bir etkiye sahiptir. Toplumsal çevrenin finansal başarı üzerinde etkili olduğunun bilincindeki işletmeler, toplum ile olan ilişkilerini faaliyete geçtikleri andan itibaren geliştirmek için çaba göstermektedir. Toplumun çıkarlarını ön planda tutan, sosyal sorumluluk bilinci içerisinde faaliyet gösteren, toplumun değişen ihtiyaçlarına cevap veren üretimlerde bulunan işletmeler, toplum tarafından kabul edilmekte ve faaliyetleri desteklenmektedir.

1.2.2.2. Yasal ve Politik Çevre

İşletme, faaliyetlerini içinde bulunduğu toplumun yasal ve politik çevre kurallarına uygun olarak gerçekleştirmelidir. Faaliyetlerini uluslararası boyutta gerçekleştiren işletmeler ise, hem ait olduğu toplumun hem de faaliyette bulunduğu toplumunun yasal ve politik kurallarına uymak zorundadır. Politik çevre, bu çevredeki karar alıcıların aldıkları kararlar, devlet ve hükümet rejimi, seçim sonuçları ile işletmeyi etkilemektedir. Yasal çevre ise; çıkarılan yasalar, alınan mahkeme kararları, vergi, yatırım ve teşvik uygulamaları ile işletme üzerinde etkili olmaktadır (Ülgen, Mirze, 2013:82-83).

1.2.2.3. Ekonomik Çevre

İşletmenin başarısında etkili olan etkenlerden biri de içerisinde bulunduğu ülkenin ekonomik şartlarıdır. İşletme tüm başarı kriterlerini sağlasa bile, ülke ekonomisi kötü bir gidişat içerisinde ise bu durumdan etkilenmektedir. Bu nedenle her yöneticinin ekonomiyi bilmesi ve yorumlayabilmesi önemli bir husustur. İşletme yöneticisinin hakkında bilgi sahibi olması gereken ekonomik göstergeler aşağıda sıralanmıştır (Ülgen, Mirze, 2013:84):

- ✓ Enflasyon,
- ✓ Konjonktür Devreleri,
- ✓ Milli Gelir,
- ✓ Para ve Maliye Politikaları,
- ✓ Üretim Faktör Maliyetleri,
- ✓ Dış Ödemeler Bilançosu.

Devletin uyguladığı ekonomik politikalar işletmeler için bazen fırsatlar yaratırken bazen de ekonomik politikalarda yapılan ani değişiklikler finansal başarısızlığa düşmelerinde etkili olmaktadır. İşletme yöneticilerinin yaşanacak kötü senaryolara karşı önlemini almış olması işletmeyi başarısızlıktan kurtarabilmektedir.

1.2.2.4. Doğal Çevre

İşletmeler, varlıklarını sürdürebilmek için daima faaliyet içerisinde olmak zorundadır. Faaliyetlerini gerçekleştirebilmek için ihtiyaç duyduğu kaynakları ise, çevresinden temin etmektedir. İşletmenin bulunduğu bölgedeki mevcut doğal kaynaklar, işletme faaliyetlerini doğrudan etkilemektedir. İşletmenin tamamen bir doğal kaynağa bağımlı faaliyet göstermesi, işletme için risk oluşturmaktadır. Zira kullanılan doğal kaynaktaki yetersizlik işletmenin faaliyetini olumsuz yönde etkilemektedir. Üretime ara verilmesi sonucu kârda yaşanan düşüş, işletmenin başarısızlığına neden olmaktadır.

Günümüzde işletmeler doğanın korunması konusunda gittikçe artan bir toplum bilinci ile karşı karşıya kalmaktadır. Bireyler doğal yaşamın sürdürebilmesi ve nesilden nesile korunarak aktarılması konusunda hassas davrandıkları için, bu konuda duyarsız davranan işletmelere karşı örgütlenmektedir. Toplum bilinci, hem doğaya zarar veren işletmelerin faaliyetlerinin sonlandırılmasında, hem de yeni açılacak ve doğal ortama

zarar verecek faaliyetlerde bulunacağı öğrenilen işletmelerin faaliyete geçmemelerinde etkili olmaktadır.

1.3. Finansal Başarısızlık Maliyetleri

İşletmelerin borç - öz sermaye oranları artıkça finansal yükümlülüklerini yerine getirmeleri zorlaşmaktadır. Finansal yükümlülüklerin yerine getirilememesi sonucu ise finansal başarısızlık maliyetleri ortaya çıkmaktadır (Sanz, Ayca, 2006:394-395). Finansal başarısızlık maliyetleri, iflas başvurusunda bulunan bir işletmenin maruz kaldığı toplam zarardır (Pindado, 2005:343). Bu maliyetler işletmenin faaliyetlerinden elde edeceği nakit akışının, beklenenden daha az gerçekleşmesine neden olmaktadır (Ozkan, 1966:17).

Finansal literatürde finansal başarısızlık maliyetleri, doğrudan ve dolaylı maliyetler olmak üzere ikiye ayrılmaktadır. Doğrudan maliyetler borçlu tarafından ödenmesi gereken maliyetler iken, doğrudan maliyetler ise kaybedilen satış ve kâra dayanan maliyetlerdir (Altman, 1984:1073).

Doğrudan Maliyetler: İflas, tasfiye veya temerrüt durumunda ortaya çıkan yasal maliyetlerdir. Bu maliyetler; avukatlara, danışmanlara, denetçilere, muhasebecilere, yönetimde yer alan uzmanlara ödenen ve diğer bazı yasal masrafları içermektedir (Altman, Hotchkis, 2006: 93). Ayrıca doğrudan maliyetler dolaylı maliyetlere göre daha düşük maliyetlerdir.

Dolaylı Maliyetler: Warner (1971), dolaylı maliyetleri ölçülmesi zor ve fırsat kaybına neden olan maliyetler olarak değerlendirmiştir. Dolaylı maliyetler, satış kaybı, azalan üretkenlik ve rekabet gücü kaybı biçimindeki fırsat maliyetlerini ve kaynakların optimal olmayan kullanımı, asimetrik bilgi ve çıkar çatışması sorunlarından kaynaklanan maliyetleri içerir (Fisher, Martel,2005:154-155).

1.4. Finansal Başarısızlığa Çözüm Önerileri

İşletmelerin kuruldukları andan itibaren sosyal ve ekonomik birçok amaçları bulunmakta ve faaliyetlerini bu amaçlar doğrultusunda gerçekleştirmektedirler. İşletmeler, kuruluş amaçlarını yerine getirmelerinde ortaya çıkan problemler sonucu finansal başarısızlık yaşayabilmektedirler. Her işletmenin kendi içerisinde farklı bir yapıya sahip olmasından dolayı, finansal başarısızlık oluşumunda etkili olan faktörler ve bu faktörlerden etkilenme derecesi işletmeden işletmeye farklılık göstermektedir (Büker,

Bayar, 2001:418). Bu noktada, öncelikle her işletmenin finansal başarısızlığa düşmesinde etkili olan faktörlerin belirlenmesi gerekmektedir. Bu faktörler belirlendikten sonra finansal başarısızlığı çözecek yöntemlere başvurulmalıdır. Finansal başarısızlığa çözüm önerileri aşağıda sıralanmıştır.

Borçların Vadelerinin Uzatılması: Finansal açıdan başarılı bir işletme dahi zaman zaman finansal başarısızlık ile karşı karşıya kalmaktadır. İşletmeye ait borçların vadesinin uzatılması, finansal başarısızlığı önleme yollarından biridir. Borçların vadelerinin uzatılması işletmenin çıkarları için uygun olmasına rağmen, alacaklıların bu konuda ortak fikirde olması gerekmektedir (Akgüç, 1998:950). Fakat bu seçenek de, her zaman finansal başarısızlığı gidermek için yeterli olmayabilmektedir.

Sulh Yoluyla Alacakların Bir Bölümünden Vazgeçilmesi: Alacaklıların, alacağının bir kısmından vazgeçmesi, yasal yollar ile borçlarını tahsil etmesine kıyasla, daha yüksek tutarda bir ödeme almasını sağlamaktadır. Aynı zamanda ülkemizde alacaklı işletmeye vergi avantajı sunulması, alacaklı için bir fırsattır (Poyraz, 2013:540).

Firmanın Alacaklılarının Temsilcilerinden Oluşan Bir Komite Tarafından Yönetilmesi: İşletmenin finansal başarısızlığının sürmesi halinde alacaklılar ve işletme yönetimi arasında yapılan bir anlaşma sonucu, işletme alacaklılar tarafından oluşturulan bir komite tarafından yönetilmektedir. Bu dönemde işletmenin ekonomik durumunda bir düzelme söz konusu olması durumunda işletme yönetimi mevcut yöneticilerine devredilmektedir. Ekonomik durumda herhangi bir gelişme olmadığı durumda ise, alacaklılar işletmenin tasfiyesine karşı kendi haklarını korumak amacıyla gereken tedbirleri almaktadırlar (Berk, 1999:483).

Firmanın Sermaye Yapısının Yeniden Düzenlenmesi ve Güçlendirilmesi: Sermaye yapısında yapılacak düzenlemeler işletmenin hayatını kurtarıcı niteliktedir. Ödeme baskıları öz sermaye ve borç temelli stratejiler kullanılarak azaltılmaya çalışılmaktadır. Öz sermayeye dayalı stratejiler, temettü kesintilerini ya da fonları tutmak veya üretmek için bir araç olarak hisselerin ihraç edilmesini içerebilir. Borç temelli stratejiler arasında ise faiz, borç vadesi veya borç / öz sermaye oranının düzeltilmesi yer almaktadır.

Varlıkların Yeniden Değerlendirilmesi: İşletme varlıkları yeniden değerlendirildiğinde, elde edilen artış ile biriken zararlar kapatılabilir. Bu durum işletme için yeni bir kaynak yaratmamakla birlikte, işletme bilançosuna yeni kaynaklar bulmayı sağlayacak bir görünüm kazandırmaktadır (Akgüç, 1998:954).

Maddi Duran Varlıkların Satılarak, Uzun Süreli Kiralamaya Gidilmesi: İşletmeler finansal başarısızlık ile karşı karşıya kalmaları halinde likiditelerini artırabilmek için, maddi varlıklarını satıp, uzun süreli kiralama yapmaktadırlar. Bu seçenek kaynak yaratma açısından olumlu etki yaratmasına rağmen, uzun süreli kiralamalarda kira giderlerinin artması ve bu varlıklar üzerinde kısıtlı söz sahibi olunması olumsuz etkilere neden olmaktadır (Poyraz, 2013:541).

Mali Duran Varlıkların Kısmen Veya Tümüyle Paraya Çevrilmesi: İşletmenin ortaklarının bulunması halinde, firmaya kaynak sağlanması için uygulanan yöntemlerden biridir.

Konkordato Önerilmesi: Konkordato, mali açıdan sıkıntı yaşayan bir işletmenin iflasa düşmemek için ticaret mahkemesinden talep edebileceği bir uygulamadır. Konkordato ile işletmenin alacaklıları korunurken, borçlu işletmeye de borçlarını ödemede vade uzatma ve borçlarının sadece bir kısmını ödeyerek iflastan kurtulma şansı tanınmaktadır. Konkordatunun onaylanabilmesi için bazı şartlar bulunmaktadır. Bunlar; borçlunun konkordato kapsamında belirlenen borç tutarını ödeyebilecek kaynağa sahip olması, alacaklıların en az yarısının borçlarının bir kısmını tahsil etmeyi kabul ederek, konkordatoya razı olması ve konkordatoyu kabul eden alacaklıların alacak miktarlarının, borçlunun borçlarının üçte ikisini aşmasıdır (Gündoğdu, 2018:387). Konkordato talebinin reddi halinde ise, herhangi bir alacaklının isteği ile borçlu işletmenin iflasına karar verilebilmektedir.

Firmanın Yasal Statüsünü Değiştirmesi: Bazı yasal statülere sahip işletmeler daha fazla avantaja sahip olduğundan, mali sıkıntı içerisindeki bir işletmenin yasal statüsünü daha avantajlı bir yasal statü ile değiştirmesi mali durumunu düzeltebilmek için uygulayabileceği yöntemlerden biridir.

Firmanın Diğer Bir Firma ile Birleşmesi veya Katılması: Başarısız olan işletme yönetiminin, işletmenin başka bir işletme ile birleşmesinin işletmenin tasfiye edilmesine

kıyasla daha avantajlı olduğuna karar vermesi halinde mali yapının düzeltilmesi için uygulanmaktadır.

Bazı İşletmelerin Tamamen ya da Kısmen Satılması: İşletme mevcut finansal durumunu düzeltebilmek için, bazı işletmelerinin satışını gerçekleştirip, diğer işletme/işletmeleri için kaynak yaratabilir.

Firmanın Tasfiyesi: İşletmenin mali yapısındaki bozulmaları giderebilmek için birçok yöntem denenmiş ve uygulanan tüm yöntemlere rağmen mali yapıda herhangi bir gelişme ve düzelme meydana gelmemişse, geriye kalan tek seçenek işletmenin tasfiye edilmesidir. Tasfiye işletmenin sahip olduğu tüm varlıkların satılarak borçlarının karşılanması, elde kalan varlıkların ise işletme ortakları arasında paylaşılması şeklinde gerçekleştirilmektedir (Akgüç, 1998:956).

1.5. Finansal Başarısızlığın Sektör ve Ekonomi Üzerindeki Etkileri

Finansal başarısızlık ulusal ekonomiye bazı olumsuzluklar yüklemektedir. Bunlardan biri; başarısız işletmelerin iflası önlemek ve maliyetleri azaltmak için, çalışanlarını işten çıkarması ile ortaya çıkan istihdam problemidir. İstihdam problemi, yatırımcılar için olumsuz bir algı oluşturarak, yeni bir problemin daha doğmasına yol açmaktadır.

Finansal başarısızlık, işletme ile aynı sektörde faaliyet gösteren işletmeleri de olumsuz etkilemektedir. Hatta kimi zaman bu işletmelerin iflasına bile neden olmaktadır. Zira finansal başarısızlık yaşayan işletmeler likidite seviyelerini artırabilmek için; fiyatları düşürmekte ve stoklarını marjinal maliyetin altında bir fiyattan satmaktadır. Bu durum rakip işletmeleri de fiyatlarını düşürmeye zorlayarak zarar etmelerine neden olmaktadır. Ayrıca GSYİH, fiyatlardaki düşüşün yol açtığı stok azalmalarından olumsuz etkilenmektedir (Outecheva, 2007:72).

Özetlemek gerekirse, imalat sektöründe faaliyet gösteren işletmelerin finansal başarısızlıkları, süreklilik gösterdiği ve giderilemediği durumda iflas ile sonuçlanmaktadır. Her iflasın alacaklılar, çalışanlar, tedarikçiler, tüketiciler ve yerel topluluk dâhil olmak üzere birçok paydaş üzerinde olumsuz etkisi vardır. Özellikle, alacaklılar ve tedarikçiler borçlular iflas ettiğinde kayıp riskine maruz kalmaktadır. Bir borçlunun, borç taahhütlerini yerine getirmemesi, üst düzeyde yer alan kendi

tedarikçilerine ödeme yapamamasına neden olur. Zincirleme etki ile tedarikçinin de ödeme gücü engellenir. Bu durum, domino etkisi yaratarak iflas çıđlarının ortaya çıkmasına neden olur (Battison vd., 2007:2063-2064). Bu noktada finansal başarısızlıđın, iflas ile sonuçlanıp yıkıcı etkiler yaratmaması için başarısızlıđı önceden öngören modeller geliştirilmesi hem sektör hem de ulusal ekonomi açısından oldukça önemlidir.

İKİNCİ BÖLÜM

FİNANSAL BAŞARISIZLIK TAHMİNİNDE KULLANILAN MODELLER

2.1. Lojistik Regresyon Analizi

Lojistik regresyon analizi, çoklu doğrusal regresyon analizinin genelleştirilmiş bir şekli olarak ifade edilmektedir. Doğrusal regresyon analizi, bir bağımlı ve bir veya birden fazla bağımsız değişken arasındaki matematiksel ilişkiyi ortaya çıkarmaktadır. Doğrusal regresyon analizinin varsayımları aşağıda sıralanmıştır (Özdamar, 2002:623):

- ✓ Bağımlı ve bağımsız değişkenlerin sürekli olması,
- ✓ Bağımlı ve bağımsız değişkenlerin normal dağılım gösteren veri setinden seçilmiş olması,
- ✓ Gözlem değerlerine ait hata terimi varyansının sıfır ortalamalı ve sabit varyanslı normal dağılım göstermesi ($\varepsilon \cong N(0, \sigma^2)$).

Bağımsız değişkenlerin kategorik olduğu durumda doğrusal regresyon analizi yerine olarak lojistik regresyon analizi kullanılmaktadır.

Lojistik regresyon analizi, bağımlı değişkenin iki veya daha fazla kategoriden oluştuğu durumda, bağımsız değişkenler ile olan ilişkisini araştıran bir analiz olarak tanımlanmaktadır (Özdamar, 2002:623). Doğrusal regresyon analizi gibi varsayımlar gerektirmeyen lojistik regresyon analizinde, bağımlı değişkenler kategoriktir. En sık kullanılan ise, kategorik değişkenin iki sığka sahip olduğu durumdur. Bağımlı değişkenin, iki sığka sahip olduğu duruma örnek olarak; bir işletmenin finansal açıdan başarılı - başarısız olma ve tüketicinin x firmasına ait bir ürünü tercih edip - etmeme durumu gibi örnekler verilebilir. Lojistik regresyon analizinde bağımsız değişkenler için herhangi bir kriter yoktur. Bağımsız değişkenler sürekli veya kategorik olabilir.

Lojistik regresyon analizi ile bir modelin veya değişkenler grubunun grup üyeliğini tahmin etme yeteneği test edilmektedir (Mertler vd., 2017:330). Bu analizin amacı; birçok istatistiksel analiz tekniği gibi bağımlı ve bağımsız değişkenler arasındaki ilişkiyi belirleyen en uygun modeli bulmaktır (Aydın, 2008:234).

Lojistik model 1845’li yıllarda kullanılmaya başlanmıştır. Bu model ile başlangıçta daha çok sosyo-ekonomik konular araştırılmıştır. Lojistik modelin ilk uygulama alanı ise nüfus artışı konusunda olmuştur (Çokluk, 2010:1359).

Lojistik regresyon alanındaki ilk araştırmalar Berkson tarafından 1944, 1953 ve 1955 yıllarında yapılmıştır. Berkson, 1944 yılında yapmış olduğu çalışmada, biyolojik deney analizleri için lojistik modelin kullanımını önermiştir. 1970 yılında ise Cox tarafından lojistik regresyon modeli ile ilgili bazı uygulamalar yapılmıştır. Konuyla ilgili gelişmeler ise Anderson tarafından 1979 ve 1983 yıllarında aktarılmıştır. Lojistik regresyon analizi ile hatayı tahmin eden yöntemlerin geliştirilmesi, lojistik regresyon alanında yapılan çalışmaların artmasını sağlamıştır (Şerbetçi, 2013:91).

2.1.1. Lojistik Regresyon Analizinin Varsayımları

Lojistik regresyon analizi, bağımsız değişkenler ile ilgili herhangi bir kısıta sahip olmamasına rağmen, analizin daha etkin kullanılması ve analizde başarılı sonuçların elde edilebilmesi için bazı hususlar ve varsayımların göz önünde bulundurulması gerekmektedir. Bu varsayımlar kısaca aşağıdaki şekilde açıklanabilir (Tabachnick, Fidell, 2013:444-445):

- ✓ *Gözlem Sayısı:* Lojistik regresyon analizinde gözlem sayısı, tahmin edilecek parametre sayısına kıyasla daha fazla olmalıdır.
- ✓ *Beklenen Frekans Sayısı:* Modelde yer alan kategorik değişkenlere ilişkin beklenen tüm frekans değerleri 1’den büyük olmalı ve 5’ten küçük olanlar ise toplam gözlem sayısının %20’sinden fazla olmamalıdır.
- ✓ *Doğrusallık:* Doğrusal regresyon analizinde bağımlı ve bağımsız değişkenler arasında doğrusal bir ilişkinin bulunması varsayımı gerekirken, lojistik regresyonda böyle bir varsayım zorunluluğu yoktur. Lojistik regresyonda doğrusallık, lojistik regresyon denkleminin logit dönüşüme tabi tutulması ile gerçekleşmektedir. Logit dönüşüm doğrusallık şartı aramakta, doğrusallık şartı sağlanmadığında ise, değişkenler arasındaki ilişkinin açıklanma gücü düşmektedir.
- ✓ *Çoklu Doğrusal Bağlantı:* Lojistik regresyon analizinde bağımsız değişkenler arasındaki yüksek korelasyonlara karşı duyarlılık, bu değişkenler arasında

çoklu doğrusal bağıntı sorununa neden olmaktadır. Çoklu doğrusal bağıntı sorunu; büyük standart hatalara neden olabileceğinden, sorunun ortadan kaldırılması için bazı değişkenlerin model dışı bırakılması önerilmektedir.

- ✓ *Veri Setinde Uç Değerlerin Yer Almaması:* Lojistik regresyon analizi uç değerlere karşı duyarlı olduğundan veri setinde uç değerlerin yer almaması gerekmektedir. Uç değerlerin varlığında veri setindeki değişkenlerin olması gerekenden farklı bir kategoride yer almasına neden olabileceğinden, uç değerler tespit edilmeli ve örneklem dışı bırakılmalıdır.
- ✓ *Hataların Bağımsızlığı:* Lojistik regresyon analizinde hata terimleri arasında otokorelasyon yoktur. Hata terimleri birbirinden bağımsızdır.

2.1.2. Lojistik Regresyon Analizinin Kullanım Nedenleri

Lojistik regresyon analizinin kullanımı zaman içerisinde yaygınlaşmıştır. Lojistik regresyon analizinin daha çok tercih edilen bir analiz tekniği olmasının nedenleri aşağıdaki şekilde sıralanmaktadır (Büyüköztürk vd., 2021:60-61):

- ✓ Lojistik regresyon analizinde, bağımlı değişkenin kategorik (kesikli, süreksiz) olması gerekir. Buna karşın, bağımsız değişken için böyle bir kısıt yoktur. Bağımsız değişken sürekli, kategorik ya da ikisinin kombinasyonundan oluşabilir.
- ✓ Lojistik model parametrelerinin yorumu ve üretilen fonksiyonların matematiksel kullanımı kolaydır.
- ✓ Lojistik modelin analiz edilmesinde SPSS, SAS vb. gibi kullanılan çok sayıda farklı bilgisayar paket programı kullanılmaktadır.
- ✓ Bağımsız değişkenlere ait olasılık fonksiyonlarının dağılımları ile ilgili bir kısıt yoktur, çeşitli testlerin uygulanabilmesi mümkündür.
- ✓ Lojistik regresyon analizinde tüm olasılık değerleri 0 - 1 aralığında yer alan pozitif değerlerdir.
- ✓ Lojistik regresyon analizinde bağımlı ve bağımsız değişkenler arasındaki ilişkiye ait bir kısıt yoktur. Bu ilişki doğrusal, üstel veya polinom olabilir.

2.1.3. Lojistik Regresyon Analizi Türleri

Lojistik regresyon analizi; ikili, çoklu sınıflayıcı ve çoklu sıralayıcı lojistik regresyon analizi olarak üçe ayrılmaktadır.

2.1.3.1. İkili(Binary) Lojistik Regresyon Analizi

İkili lojistik regresyon analizi, bağımlı değişken iki şıklı, bağımsız değişkenler sürekli veya kategorik iken, bağımlı ve bağımsız değişkenler arasındaki ilişkiyi keşfetme yöntemi olarak tanımlanmaktadır (Kidanekal, Assefa Belayhun, 2013:5). Bağımlı değişkenin iki şıklı olduğu duruma; bir işletmenin finansal açıdan başarılı ya da başarısız olma durumu veya herhangi bir deneyde deneğin tedaviye olumlu ya da olumsuz tepki vermesi örneği verilebilir. İkili lojistik regresyonda bağımlı değişken 0 ya da 1 değerini almaktadır. Buna göre finansal açıdan başarılı olma durumu 1, finansal açıdan başarısız olma durumu ise 0 ile gösterilir.

2.1.3.2. Çoklu Sınıflayıcı (Multinomial) Lojistik Regresyon Analizi

Çoklu sınıflayıcı lojistik regresyon analizi; bağımlı değişkenin ikiden daha fazla şikkının olduğu, bu şıklar arasında bir sıralama kısıtlamasının olmadığı ve şıkların olasılıkları toplamının bire eşit olduğu lojistik regresyon analizi türüdür. Örnek olarak bir öğrencinin öğrenim göreceği bölüm tercihinde ekonometri, işletme, iktisat bölümlerinden birini tercih etmesi verilebilir.

2.1.3.3. Çoklu Sıralayıcı (Multiordinal) Lojistik Regresyon Analizi

Çoklu sıralayıcı lojistik regresyon analizinde, bağımlı değişken ikiden daha fazla şikka sahiptir ve bağımlı değişkenler arasında bir sıralama bulunmaktadır. Çoklu sıralayıcı lojistik regresyon analizi; bağımlı değişkenin ikiden daha fazla şikka sahip olması açısından çoklu sınıflayıcı lojistik regresyona benzemektedir. Buna karşın, bağımlı değişkenlerin büyüklüklerine göre sıralı olması açısından çoklu sınıflayıcı lojistik regresyon türünden farklılık göstermektedir. Bu lojistik regresyon analiz türüne kişinin bir hastalığı atlatma derecesinin hafif, orta, ağır olarak sıralanması örnek olarak verilebilir.

2.1.4. Lojistik Regresyon Modeli

Bağımlı ve bağımsız değişkenler arasındaki neden sonuç ilişkisini araştıran doğrusal regresyon modeli

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X + \varepsilon \quad (2.1)$$

eşitliği ile tanımlanmaktadır. Bu eşitlikte; β_0 sabit terimi, β_1 x değişkenindeki 1 birimlik değişimin Y'deki beklenen değişim miktarını, ε ise hata terimini ifade etmektedir. Doğrusal regresyon modelinde beklenen değer veya koşullu ortalama olarak adlandırılan $E(Y/X)$ ifadesi bağımlı değişkenin, bağımsız değişken değerlerine göre alacağı değerlerin ortalamasıdır. Doğrusal regresyon modelinde bağımlı değişkenin sürekli bir değişken olmasından dolayı, x $(-\infty, +\infty)$ aralığındaki her değeri alabilmektedir. Buna bağlı olarak $E(Y/X)$ ifadesinde gerçekleşmesi gereken sınırlı bir değer aralığı söz konusu değildir. Lojistik regresyon modeli ise bağımlı değişkenin 0,1 gibi kesikli değerler aldığı durumda $0 \leq E(Y/X) \leq 1$ koşulunun sağlanması için geliştirilmiştir (Alp, Öz, 2019:148).

Lojistik regresyon için model şu şekilde ifade edilmektedir.

$$P_i = E(Y = 1/X_i) = \frac{e^{(\beta_0 + \beta_1 X_i)}}{1 + e^{(\beta_0 + \beta_1 X_i)}} = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_0 + \beta_1 X_i)}} \quad (2.2)$$

olacaktır.

Yukarıdaki denklem için $Z_i = \beta_0 + \beta_1 X_i$ dönüşümü yapılırsa,

$$P_i = \frac{1}{1 + e^{-Z_i}} \quad (2.3)$$

denkleme ulaşılmaktadır. Denklem 2.3'de yer alan eşitlik lojistik dağılım fonksiyonu olarak adlandırılmaktadır. Z_i $-\infty$ ile $+\infty$ arasında değer alırken, P_i ise 0 ile 1 arasında değerler almaktadır. Burada Z_i ve X_i 'nin P_i ile olan ilişkisinin doğrusal olmadığı görülmektedir. Doğrusal olasılık modelinin eksikliklerini gidermek için, bu iki özelliğin sağlanması gerekmektedir. Eksiklikler giderilmeye çalışılırken, P_i 'nin sadece X ile değil β 'lar ile de ilişkisinin doğrusal olmamasının bir sonucu olarak, tahmin sorunu ile karşı karşıya kalınmaktadır. Bu durum, denklem (2.2)'nin özünde doğrusal olması fakat görüntü olarak doğrusal olmamasından dolayı, anakütle katsayı tahmininde en küçük kareler yönteminin kullanılamayacağı anlamına gelmektedir (Gujarati, Porter, 2018:554).

Lojistik regresyon modelinin doğrusal hale getirilmesi logit adı verilen bir dönüşümle gerçekleşmektedir. Lojistik regresyon modelinin iyi bir şekilde anlaşılabilmesi için odds ya da üstünlük oranı olarak adlandırılan bu oran hakkında

gerekli bilgiye sahip olmak gerekmektedir. Logit dönüşüm, bu oranın doğal logaritmasının alınması ile gerçekleştirilmektedir.

P_i bir olayın gerçekleşme olasılığını, $1 - P_i$ ise bir olayın gerçekleşmeme olasılığını göstermekte ve aşağıdaki şekilde ifade edilmektedir:

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

Bir olayın gerçekleşme olasılığı, bir olayın gerçekleşmeme olasılığına oranı; $P_i / (1 - P_i)$ şeklinde ifade edilmekte ve aşağıda denklem 2.5’de gösterildiği gibi hesaplanmaktadır.

$$\frac{P_i}{1 - P_i} = \frac{1 + e^{Z_i}}{1 + e^{-Z_i}} = e^{Z_i} \quad (2.5)$$

Analiz edilen bir olayın olasılığının diğer olayın olasılığına oranı, üstünlük oranı (odds oranı) olarak bilinmektedir (Efe, Cürebal, 2020:438). Üstünlük oranının herhangi bir üst sınırı bulunmamakla birlikte, alt sınırı 0’dır. Üstünlük oranı, iki kategoriye ayrılan değişkenler arasındaki ilişkinin ölçüsüdür ve 0 ile $+\infty$ arasında değerler almaktadır. Buna karşın logit değer ise $-\infty$ ile $+\infty$ arasında gerçekleşmektedir.

Yukarıdaki denklem (2.5)’deki eşitliğin doğrusal hale getirilmesi için, eşitliğin her iki tarafının doğal logaritması alınarak aşağıda yer alan denkleme ulaşılır. Bu dönüşüme logit dönüşüm ismi verilmektedir.

$$\log \left(\frac{P_i}{1 - P_i} \right) = \log(e^{Z_i}) = Z_i \quad (2.6)$$

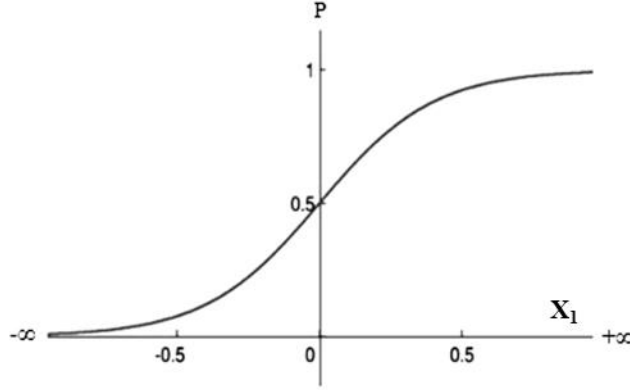
Yukarıda yer alan denklemin genelleştirilmiş doğrusal model çerçevesinde bir bağıntı fonksiyonu olarak ele alınması ve x ’lerin bağımsız değişkenleri ifade etmesi durumunda logit model aşağıdaki gibi de ifade edilebilmektedir (Oğuzlar, 2005:22).

$$\text{Log} \left(\frac{P_i}{1 - P_i} \right) = Z_i = \sum_{k=0}^p \beta_k x_{ik} \quad (2.7)$$

Ayrıca yukarıda gerçekleştirilen $Z_i = \beta_0 + \beta_1 X_i$ dönüşümünün Denklem 2.6’da yer alan doğrusal model üzerinde tekrarlanması halinde aşağıda yer alan eşitliğe ulaşılmaktadır.

$$\log \left(\frac{P_i}{1 - P_i} \right) = \log e^{(\beta_0 + \beta_1 X_i)} = \beta_0 + \beta_1 X_i \quad (2.8)$$

Lojistik regresyon fonksiyon eğrisi Şekil 2.1’de gösterildiği gibidir.



Şekil 2.1: Lojistik Regresyon Eğrisi

Logit modelin özellikleri ise aşağıdaki şekilde sıralanabilir (Kalaycı, 2014:280-281):

- ✓ Olasılıklar 0’dan 1’e doğru yaklaştıkça lojistik regresyon fonksiyonu $-\infty$ ile $+\infty$ arasında değerler almaktadır.
- ✓ Modelde bağımlı ve bağımsız değişkenler arasında doğrusal bir ilişki bulunurken bağımlı değişkenler ve olasılıklar arasında doğrusal bir ilişki bulunmaz.
- ✓ Üstünlük oranları ile bağımsız değişkenler arasında ise doğrusal bir ilişki bulunmaktadır. Bağımsız değişken X_1 , $+\infty$ ’a yaklaşırken lojistik fonksiyon eğrisi 1’e, $-\infty$ ‘a yaklaşırken ise 0’a yaklaşmaktadır.

2.1.5. Lojistik Regresyon Analizinde Model için Değişken Seçim Yöntemleri

Lojistik regresyon analizinde çoğu zaman modele dâhil edilebilecek birçok bağımsız değişkenin varlığı söz konusudur. Karmaşık bir veri setinin en iyi şekilde analiz edilebilmesi için; bağımlı değişkenlerin varyansını en iyi şekilde açıklayan bağımsız değişkenlerin belirlenmesi, modelin tahmin etkinliğini arttıracaktır. Lojistik regresyon analizinde, bağımsız değişkenler arasında seçim yapılması ve modele katkısı olmayan bağımsız değişkenlerin model dışı bırakılması, modeli karmaşıklıktan kurtarmakta ve modelin yorumlanmasını kolaylaştırmaktadır. Bu nedenlere bağlı olarak modelde

kullanılacak deęişkenlerin belirlenmesi için bazı yöntemler geliştirilmiştir. Bu yöntemler enter (standart) ve adımsal (stepwise) olmak üzere ikiye ayrılmaktadır. Deęişken seçim yöntemleri kısaca aşağıdaki şekilde açıklanabilir:

Enter Yöntemi: Tüm deęişkenlerin lojistik regresyon modeline blok halinde tek bir aşamada eklendięi, her blok için katsayı tahminlerinin yapıldığı deęişken seçim yöntemidir.

Adımsal Yöntemler: Bu yöntem kendi içinde ileriye ve geriye doğru olmak üzere ikiye ayrılmaktadır.

- ✓ *İleriye Doğru Yöntem:* Boş bir model ile başlamakta ve modele öncelikle sabit terim eklenmektedir. Bu yöntemde, modele her aşamada model uyumuna en çok katkı sağlayan deęişkenler eklenir (Agresti, 2003:213). Modeldeki tüm deęişkenler istatistiksel olarak anlamlı bulunana ve eklenecek başka deęişken kalmayana kadar sürer. Burada anlamlılık düzeyi $\alpha = 0,05$ olarak kabul edilmektedir. İleriye doğru yöntemde deęişkenlerin model dışı bırakılması; olabilirlik oranı, durum indeksi ve Wald istatistięi yöntemlerinden birinin kullanılması ile gerçekleştirilmektedir (Yazar, 2018:46).
- ✓ *Geriye Doğru Yöntem:* Tüm deęişkenlerin yer aldığı tam model ile başlamaktadır. Daha sonra belirlenen kriterlere göre modele en az katkıda bulunan deęişkenler modelden sırayla çıkarılmaktadır. Deęişkenlerin model dışı bırakılması aşamasında koşullu parametre tahminine dayanan olabilirlik oranı olasılığı dikkate alınmaktadır. Modeldeki tüm deęişkenler istatistiksel olarak anlamlı bulunana ve modelden çıkarılacak başka deęişken kalmadığında işlem durdurulur. Geriye doğru yöntem, ileriye doğru yöntemle göre daha avantajlıdır. Bunun nedeni; ileriye doğru yöntemin boş bir model ile, geriye doğru yöntemlerin ise tam model ile başlamasıdır. Geriye doğru yöntemin tam model ile başlaması, tüm deęişkenlerin etkisinin aynı anda dikkate alınmasını sağlamaktadır.

2.1.6. Lojistik Regresyon Analizinde Parametre Tahmini

Lojistik regresyonda parametre tahmininde kullanılmakta olan birçok teknik bulunmaktadır. En sık kullanılan teknikler ise şu şekilde sıralanabilir:

- ✓ En Çok Olabilirlik Tekniđi
- ✓ Yeniden Ađırlıklandırılmıř İteratif En K¼¼k Kareler Tekniđi
- ✓ Minimum Logit Ki-Kare Tekniđi

2.1.6.1. En Çok Olabilirlik Tekniđi (Maximum Likelihood)

Lojistik regresyon analizinde parametre tahmin s¼¼reci, dođrusal regresyon analizindeki parametre tahmin s¼¼recine benzemektedir. Fakat ikisinde de parametre tahmininde farklı teknikler kullanılmaktadır. Dođrusal regresyon analizinde parametre tahmininde en k¼¼¼k kareler tekniđi kullanılmakta iken, lojistik regresyon analizinde ise en sık kullanılan teknik en çok olabilirlik tekniđidir.

En çok olabilirlik tekniđi, regresyon tahminlerinin g¼¼zlemlenen verilere benzer bir dađılım ¼¼retme olasılıđını maksimize eden yinelemeli bir tekrar olarak tanımlanmaktadır (Weisburd, Britt, 2014:561).

Genel anlamda en çok olabilirlik y¼¼ntemi, g¼¼zlemlenen veri setini elde etme olasılıđını maksimum yapan, bilinmeyen parametrelerin deđerlerini veren bir y¼¼ntem olarak tanımlanmaktadır. Bu y¼¼ntemin uygulanmasındaki ilk adım, g¼¼zlemlenen verilerin olasılıđını bilinmeyen parametrelerin bir fonksiyonu olarak ifade eden olabilirlik fonksiyonun oluřturulmasıdır (Hosmer, Lemeshow, 2000:8). Burada olabilirlik fonksiyonunu maksimize eden parametre deđerleri tahmin edilmektedir. Parametrelerin olası en iyi sonu¼¼larını bulmayı hedefleyen bu tahmin s¼¼reci yinelemeli bir tekrardan oluřmaktadır.

Y olarak ifade edilen iki kategorili bir bađımlı deđiřkenin, 0 ve 1 olarak kodlanması halinde $\pi(x)$ ifadesi x'in herhangi bir deđerine y_i 'nin 1'e eřit olma kořullu olasılıđını vermekte ve ařađıdaki řekilde ifade edilmektedir:

$$\pi(x) = P(Y = 1 / x) \quad (2.9)$$

$1 - \pi(x)$ ifadesi ise x 'in herhangi bir değeri için y_i 'nin 0'a eşit olma koşullu olasılığını vermekte ve aşağıdaki şekilde ifade edilmektedir:

$$1 - \pi(x) = P(Y = 0 / x) \quad (2.10)$$

(x_i, y_i) çiftinin $y_i = 1$ için olabirlik fonksiyonuna katkısı $\pi(x_i)$, $y_i = 0$ için olabirlik fonksiyonuna katkısı $1 - \pi(x_i)$ kadar olmaktadır. (x_i, y_i) çiftinin olabirlik fonksiyonuna katkısı aşağıdaki denklem ile ifade edilmektedir (Hosmer, Lemeshow, 2000:8):

$$\pi(x_i)^{y_i} [1 - \pi(x_i)^{1-y_i}] \quad (2.11)$$

Gözlemler bağımsız olarak kabul edildiğinde olabirlik fonksiyonu aşağıdaki denklemden yararlanılarak elde edilmektedir:

$$l(\beta) = \prod_{i=1}^n \pi(x_i)^{y_i} [1 - \pi(x_i)^{1-y_i}] \quad (2.12)$$

En çok olabirlik ilkesine göre yukarıda denklem (2.12)'deki eşitliği maksimize eden β değeri tahmini kullanılmalıdır. Bu eşitliğin logaritması alındığında ise aşağıda denklem 2.13'deki gibi ifade edilmektedir (Hosmer, Lemeshow, 2000:9):

$$L(\beta) = \ln [l(\beta)] = \sum_{i=1}^n \{y_i \ln[\pi(x_i)] + (1 - y_i) \ln[1 - \pi(x_i)]\} \quad (2.13)$$

Yukarıdaki log olabirlik fonksiyonunu maksimize eden β değerlerinin bulunması için fonksiyonun β_0 ve β_1' e göre türevleri alınmakta ve sifıra eşitlenmektedir. Bu işlem ile aşağıda yer alan olabirlik eşitlikleri olarak kabul edilen eşitlikler elde edilmektedir. Bu eşitlikler sayesinde en çok olabirliği sağlayan ve $\hat{\beta}$ olarak ifade edilen değere ulaşılmaktadır.

$$\sum [y_i - \pi(x_i)] = 0 \quad (2.14)$$

$$\sum x_i [y_i - \pi(x_i)] = 0 \quad (2.15)$$

2.1.6.2. Yeniden Ağırlıklandırılmış İteratif En Küçük Kareler Tekniği

Gruplandırılmış verilerdeki, j tane grubun her birinde n_j tane denemenin varlığı söz konusudur. n_j denemeden r_j tane başarı elde edilmesi durumunda, başarı oranı ve varyans sırası ile aşağıdaki eşitliklerdeki gibi tanımlanmaktadır.

$$P_j = \frac{r_j}{n_j} \quad (2.16)$$

$$Var\left(\frac{r_j}{n_j}\right) = \frac{P_j(1-P_j)}{n_j} \quad (2.17)$$

Bu tanımlar dikkate alındığında, her binom dağılımına sahip gözlem için varyansın farklı değerler aldığı görülmektedir. Böyle bir durumda bağımsız değişkenler üzerinde $w_j = \frac{n_j}{P_j(1-P_j)}$ ağırlığı ile ağırlıklandırılmış regresyon tahmini yapılmaktadır. w_j ağırlık değerlerinin, P_j 'nin bir fonksiyonu olmasından dolayı EKK tekniği iteratif olarak uygulanmaktadır. Ağırlık değerleri ise, her adımda tahmin değerleri dikkate alınarak yeniden elde edilmektedir (Arabacı, 2002:26).

2.1.6.3. Minimum Logit Ki-Kare Tekniği

Berkson tarafından geliştirilen ağırlıklı en küçük kareler tekniğinin özelleştirilmiş bir halidir ve tekrarlı verilerin varlığında kullanılmaktadır. Minimum logit ki-kare olarak adlandırılan bu teknikte, $2 \times j$ çapraz tablolarındaki beklenen ve gözlenen logit değerleri arasındaki farktan yararlanılmaktadır (Tezcan, 2006:33). Yeniden ağırlıklandırılmış iteratif en küçük kareler tekniğinde P_j olasılığı üzerinde gerçekleştirilen logit dönüşüm, Minimum Logit Ki-Kare Tekniğindeki bağımlı değişkeni vermektedir. Tahminde kullanılan ağırlık değerlerine ise, $n_j \cdot P_j(1 - P_j)$ formülü ile ulaşılmaktadır. Bu parametre tahmin tekniği, logit değeri olarak tanımlanan bağımlı değişkenin ağırlıklandırılmış regresyonundan EKK tahminlerini ortaya çıkarmaya dayanır. Tek adımda bulunan ağırlıklı EKK tahminleri ise, minimum logit ki-kare tahminleri olarak adlandırılmaktadır (Tatlıdil, 2002:297).

2.1.7. Lojistik Regresyon Analizinde Parametre Anlamlılık Testleri

Lojistik regresyon analizinde parametre tahmini yapıldıktan sonraki adım, parametrelerin anlamlılıklarının test edilmesidir. Anlamlılık testleri ile bağımsız değişkenin yer aldığı ve yer almadığı model arasında bir karşılaştırma yapılarak, bağımsız değişkenin modele olan katkısı belirlenmektedir. Bu şekilde bağımsız değişkenin bağımlı değişkeni açıklama performansı incelenmektedir. Parametrelerin anlamlılıkları Olabilirlik Oranı Testi, Wald Testi ve Skor Testi aracılığıyla test edilmektedir.

2.1.7.1. Olabilirlik Oranı Testi

Olabilirlik oranı testi, bağımsız değişken içeren ve içermeyen modelleri birbiri ile karşılaştırarak, bağımsız değişkenin model için anlamlı olup olmadığını ortaya koymaktadır. Lojistik regresyon analizinde gözlenen değerlerin tahmin edilen değerler ile karşılaştırılması aşağıda denklem (2.18)'de verilen olabilirlik fonksiyonuna dayanmaktadır (Hosmer, Lemeshow, 2000:12).

$$L(\beta) = \ln [l(\beta)] = \sum_{i=1}^n \{y_i \ln[\pi(xi)] + (1 - y_i) \ln[1 - \pi(xi)]\} \quad (2.18)$$

Modelin anlamlılığı veya önemi, olabilirlik fonksiyonu aracılığı ile bulunan D istatistiği ile test edilmektedir. D istatistiği aşağıdaki gibi ifade edilmektedir:

$$D = -2 \ln \left[\frac{(\text{Tahmin edilen modelin olabilirliği})}{(\text{Doymuş modelin olabilirliği})} \right] \quad (2.19)$$

$$D = -2 \sum_{i=1}^n \left[y_i \ln \left(\frac{\hat{\pi}_i}{y_i} \right) + (1 - y_i) \ln \left(\frac{1 - \hat{\pi}_i}{1 - y_i} \right) \right] \quad (2.20)$$

Denklem (2.19)'da yer alan eşitlikte tahmin edilen model yalnızca gerekli değişkenleri içeren model iken, doymuş model ise modelde yer alan tüm değişkenlerin sayısı kadar parametre içeren modeldir (Hosmer, Lemeshow, 2000:12). Bu eşitlikte parantez içerisinde ifade edilen olabilirlik oranıdır. Hipotez testinde kullanılan D istatistik değeri ise olabilirlik oran testidir. Bu değere ifadenin (-2ln) katının alınması ile ulaşılır.

Modelde yer alan bağımsız değişkenlerin katsayılarının anlamlılığının test edilmesi için bağımsız değişken içeren ve içermeyen D değerleri karşılaştırılmaktadır. G ile ifade edilen bu karşılaştırmanın iki farklı ifadesi aşağıdaki denklemlerde verilmiştir.

$$G = D (\text{Bağımsız Değişken İçermeyen Model}) - D (\text{Bağımsız Değişken İçeren Model}) \quad (2.21)$$

$$G = -2 \ln \left[\frac{(\text{bağımsız değişken içermeyen modelin olabilirliği})}{(\text{bağımsız değişken içeren modelin olabilirliği})} \right] \quad (2.22)$$

G istatistiğini hesaplama şekli ise, aşağıda gösterilmiştir.

$$G = -2 \ln \left[\frac{\left(\frac{n_1}{n} \right)^{n_1} \left(\frac{n_0}{n} \right)^{n_0}}{\prod_{i=1}^n \hat{\pi}_i^{y_i} (1 - \hat{\pi}_i)^{(1 - y_i)}} \right] \quad (2.23)$$

$$G = 2 \{ \sum_{i=1}^n [y_i \ln(\hat{\pi}_i) + (1 - y_i) \ln(1 - \hat{\pi}_i)] - [n_1 \ln(n_1) + n_0 \ln(n_0) - n \ln(n)] \} \quad (2.24)$$

Kurulan modelin geçerliliği sınamakta kullanılan G istatistiği, $\beta_1 = 0$ hipotezine göre, 1 serbestlik derecesi ile ki kare dağılımı göstermektedir (Hosmer, Lemeshow, 2000:15).

2.1.7.2. Wald Testi

Wald test istatistiği, lojistik regresyon modelinde yer alan tüm β katsayılarının anlamlılığının bireysel olarak test edilmesini sağlamaktadır. W değeri, β katsayısının en çok olabilirlik tahmin değerinin, bu tahmin değerine ait standart hataya bölünmesi ile hesaplanmaktadır:

$$W = \frac{\widehat{\beta}_i}{SE(\widehat{\beta}_i)} \quad (2.25)$$

Eğim parametresini ifade eden $H_0 : \beta_i = 0$ hipotezi için W istatistiği standart normal dağılım göstermektedir. Normal dağılıma sahip rassal bir değişkenin karesi serbestlik derecesi 1 olan ki-kare rassal değişkenine eşittir. Bu durumda W istatistiğinin diğer bir ifade ediliş şekli aşağıda yer almaktadır (Oğuzlar, 2005:24).

$$W^2 = \left(\frac{\widehat{\beta}_i}{SE(\widehat{\beta}_i)} \right)^2 \quad (2.26)$$

Wald testine ait hipotezler aşağıda verilmiştir.

$H_0 : \beta_i = 0$ (Sınanan parametre istatistiksel olarak anlamlı değildir.)

$H_1 : \beta_i \neq 0$ (Sınanan parametre istatistiksel olarak anlamlıdır.)

Hesaplanan Wald test istatistik değeri, tablo değerinden büyük olması halinde sıfır hipotezi reddedilir. Sıfır hipotezinin reddedilmesi, parametrenin istatistiksel olarak anlamlı olduğunu göstermektedir. Başka bir ifade ile, parametrenin sonucun tahminine önemli katkıda bulunduğu söylenmektedir (Field, 2009:270).

Wald test istatistiğinde büyük parametre değerleri için tahmin edilen standart hata da büyüktür. Bu durum, H_0 hipotezi yanlış iken H_0 hipotezinin reddedilememesine neden olmasından dolayı Wald test istatistiğinin dezavantajı olarak kabul edilmektedir (Menard, 2002:43).

2.1.7.3. Skor Testi

Skor testi, lojistik regresyon analizinde parametrelerin anlamlılığının test edilmesinde kullanılan ve parametre tahmini hesaplaması gerektirmeyen bir testtir. Bu test kolay hesaplanabilir olması yönünden avantajlı, buna karşın birçok paket programda yer almaması açısından ise dezavantajlı olarak kabul edilmektedir. Log olabilirlik fonksiyonu türevlerinin dağılım teorisine dayanmaktadır. Matris hesaplamaları gerektiren ve standart normal dağılım gösteren skor testinin, test istatistiği şu şekilde hesaplanmaktadır:

$$ST = \frac{\sum_{i=1}^n x_i (y_i - \bar{y})}{\sqrt{\bar{y}(1-\bar{y}) \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}} \quad (2.27)$$

2.1.8. Lojistik Regresyon Analizinde Açıklama Katsayıları

Doğrusal regresyon ve lojistik regresyon analizinde açıklama katsayısı olarak kullanılan R^2 değerleri birbirinden farklıdır. Doğrusal regresyon analizinde R^2 değeri bağımlı değişkenin açıklanan varyansına ait yüzdeyi göstermekte iken, lojistik regresyon analizinde bağımlı değişkenin varyansı bağımlı değişkenin olasılık dağılımına bağlıdır (Kalaycı,2014:293). Lojistik regresyon analizinde, model uygunluğunun değerlendirilmesi için geliştirilen açıklama katsayıları içinde en sık kullanılanları Cox ve Snell R^2 , Nagelkerke R^2 , McFadden R^2 ve Düzeltilmiş McFadden R^2 istatistikleridir.

2.1.8.1. Cox ve Snell R^2

Cox ve Snell R^2 istatistiğinin minimum değeri 0, maksimum değeri ise 1'den küçüktür. Hesaplanan istatistik değerinin 1'e yaklaşması modelin uyum iyiliğinin artması şeklinde yorumlanmaktadır. Maksimum değerinin 1'den küçük olması ise hem istatistiğin yorumlanmasını zorlaştırmakta hem de iyi bir uyum iyiliği olarak kabul edilememesine neden olmaktadır (Kalaycı,2014:293). Aşağıda denklem 2.28'de Cox ve Snell R^2 istatistiğinin hesaplanması verilmiştir. Burada $L(M_1)$ sadece sabit terim içeren modelin olabilirliğini, $L(M_0)$ ise tüm değişkenleri içeren tam modelin olabilirliğini ifade etmektedir.

$$R^2 = 1 - \left\{ \frac{L(M_1)}{L(M_0)} \right\}^{2/n} \quad (2.28)$$

2.1.8.2. Nagelkerke R^2

Nagelkerke R^2 istatistiği, Cox ve Snell R^2 istatistiği değerlerinin 0 ile 1 aralığında gerçekleşebilmesi için üzerinde değişiklik yapılarak geliştirilmiştir. Bu istatistik Cox Snell istatistiğinden daha büyük değerler alan ve Cox ve Snell R^2 istatistiğinin en büyük değerinin 1 olmasını sağlayan bir istatistik olarak kabul edilmektedir. Hesaplanma şekli aşağıda denklem 2.29'da gösterilmiştir.

$$R^2 = \frac{1 - \left\{ \frac{L(M_1)}{L(M_0)} \right\}^{2/n}}{1 - L(M_1)^{2/n}} \quad (2.29)$$

2.1.8.3. McFadden R^2

McFadden R^2 istatistiği aşağıda denklem 2.30'da gösterilmiştir. Denklemden yer alan M_0 ifadesi sadece sabit terimin yer aldığı modelin log olabilirliğidir ve genel kareler toplamını işaret etmektedir. M_1 ifadesi ise bağımsız değişkenlerin yer aldığı modelin log olabilirliğidir ve artık kareler toplamını göstermektedir.

$$R^2 = 1 - \left\{ \frac{\ln \hat{L}(M_1)}{\ln \hat{L}(M_0)} \right\} \quad (2.30)$$

2.1.8.4. Düzeltilmiş McFadden R^2

Modele yeni değişkenlerin eklenmesi ile doğrusal regresyondaki R^2 değerine benzer şekilde McFadden R^2 değeri artmaktadır. Böyle bir durumda düzeltilmiş McFadden R^2 değeri dikkate alınmaktadır. Düzeltilmiş McFadden R^2 değerinin hesaplanması aşağıda denklem 2.31'de gösterilmektedir.

$$R^2 = 1 - \left\{ \frac{\ln \hat{L}(M_1) - p}{\ln \hat{L}(M_0)} \right\} \quad (2.31)$$

2.1.9. Lojistik Regresyon Analizinde Model Uyum İyiliğinin Belirlenmesi

Lojistik regresyon analizinde, model tarafından tahmin edilen değerlerin gözlenen değerlere ne kadar iyi uyduğunun ve modelin bağımlı değişkeni ne kadar iyi açıkladığının araştırılması uyum iyiliği olarak adlandırılmaktadır (Bewick, vd. 2005:115). Model uyum iyiliğinin belirlenmesinde sıklıkla kullanılan uygunluk testleri; Pearson Ki-Kare testi, Sapma Hatası, Hosmer - Lemeshow Testi ve Sınıflandırma Tablosudur.

2.1.9.1. Pearson Ki-Kare Testi ve Sapma Hatası

Lojistik regresyon analizinde, gözlenen ve tahmin edilen değerler arasındaki fark Pearson Ki-Kare testi veya sapma hatası ile ölçülmektedir. Pearson Ki-Kare istatistiği ile her bir gözlem grubu için gözlenen ve beklenen başarı ve başarısızlık olasılıkları karşılaştırılarak model uyum iyiliği belirlenmektedir (Montgomery vd, 2012:701). Pearson Ki-Kare test istatistiği aşağıdaki eşitlik ile hesaplanmaktadır:

$$X^2 = \sum_{i=1}^n \left\{ \frac{(y_i - n_i \hat{\pi}_i)^2}{n_i \hat{\pi}_i} + \frac{[(n_i - y_i) - n_i (1 - \hat{\pi}_i)]^2}{n_i (1 - \hat{\pi}_i)} \right\} = \sum_{i=1}^n \frac{(y_i - n_i \hat{\pi}_i)}{n_i \hat{\pi}_i (1 - \hat{\pi}_i)} \quad (2.32)$$

Yukarıda denklem 2.32’de yer alan eşitlikte $n_i \hat{\pi}_i$ ifadesi beklenen başarı sayısını, $n_i (1 - \hat{\pi}_i)$ ise beklenen başarısızlık sayısını ifade etmektedir ($i = 1, 2, \dots, n$).

Pearson Ki-Kare uyum iyiliğine ait test istatistiği, n-p serbestlik dereceli ki-kare dağılımı ile karşılaştırılarak çıkarımda bulunmaktadır. Karşılaştırma için Pearson Ki-Kare uyum iyiliğine ait test istatistiği, n-p serbestlik derecesi sayısına oranlanmaktadır. Ulaşılan oranın 1’den büyük olması modelin uyum iyiliğinin sorgulanabilir olduğunu göstermektedir (Montgomery vd, 2012: 702).

Sapma hatası ise aşağıda denklem 2.33’de gösterilmektedir.

$$d(y_j, \hat{\pi}_j) = \pm \left\{ 2 \left[y_j \ln \left(\frac{y_j}{m_j \hat{\pi}_j} \right) + (m_j - y_j) \ln \left(\frac{(m_j - y_j)}{m_j (1 - \hat{\pi}_j)} \right) \right] \right\}^{1/2} \quad (2.33)$$

\hat{y}_j : j. ortak değişken için tahmin edilen y değeri

m_j : farklı kovaryant değerlerine sahip denek sayısı

Denklemden $y_j = m_j$ eşitliğinin söz konusu olması halinde sapma hatası aşağıdaki şekilde ifade edilmektedir:

$$d(y_j, \hat{\pi}_j) = \sqrt{2m_j |\ln(\hat{\pi}_j)|} \quad (2.34)$$

Sapma hata istatistiği,

$$D = \sum_{j=1}^J d(y_j, \hat{\pi}_j)^2 \quad (2.35)$$

eşitliği ile hesaplanmakta ve J-(p+1) serbestlik derecesi ile X^2 dağılımına uymaktadır.

2.1.9.2. Hosmer - Lemeshow Testi

Model uyum ölçütlerinden biri olan Hosmer - Lemeshow Testi, bağımlı değişkenin gerçek ve tahmin edilen değerlerinin uygunluğunu ölçmektedir (Hair vd., 2010:333).

Hosmer - Lemeshow testinde temel hipotez tahmin edilen ve gözlenen frekansların uyuşmasına dayanmaktadır. Bu nedenle, istatistiksel olarak anlamlı bulgular modelde uyum eksikliğine, istatistiksel olarak anlamlı olmayan bulgular ise modelde uyuma işaret etmektedir (Gail vd., 2004:178).

Hosmer - Lemeshow testinde model uyum iyiliğinin belirlenmesi için gözlemler tahmin edilen olasılık değerleri baz alınarak gruplandırılmaktadır. Analizde kullanılan gözlem değerleri g sayıda eşit gruba ayrılmakta ve gruplara önceden belirlenen aralık değerlerine göre atamalar yapılmaktadır. Gözlem değerleri genellikle yaklaşık olarak 10 eşit gruba ayrılmaktadır.

Hosmer - Lemeshow test istatistiği ise aşağıdaki eşitlik yardımı ile hesaplanmaktadır.

$$\hat{C} = \sum_{k=1}^g \frac{(o_k - n'_k \bar{\pi}_k)^2}{n'_k \bar{\pi}_k (1 - \bar{\pi}_k)} \quad (2.36)$$

Test istatistiğinde yer alan ifadeler aşağıdaki şekilde açıklanabilir:

- ✓ o_k , gözlenen frekansı ifade etmekte ve $o_k = \sum_{j=1}^{c_k} y_j$ şeklinde hesaplanmaktadır.
- ✓ $\bar{\pi}_k$, tahmin edilen olasılık değerlerinin ortalamasını ifade etmekte olup, $\bar{\pi}_k = \sum_{j=1}^{c_k} \frac{m_j \hat{\pi}_j}{n'_k}$ şeklinde hesaplanmaktadır. Bu eşitlikte n'_k , k. gruptaki toplam gözlem sayısını, c_k ise k. ondalık dilimdeki ortak değişken sayısını ifade etmektedir.

$J=n$ ve tahmin edilen lojistik regresyon modeli doğru model olduğunda, \hat{C} istatistiği dağılımı g-2 serbestlik derecesi ile ki kare dağılımına yaklaşmaktadır (Hosmer, Lemeshow, 2000: 149) Hosmer - Lemeshow test istatistiğinin ilgili serbestlik derecesi ile ki-kare tablo değerinden küçük olması model uyumunun iyi olduğuna işaret etmektedir (Aksaraylı, Saygın, 2011:27).

2.1.9.3. Sınıflandırma Tabloları

Sınıflandırma tabloları, bağımlı değişkene ait değerlerin çapraz sınıflandırılması sonucunda elde edilmektedir. Sınıflandırma tablosunda, bağımlı değişkeninin gözlenen ve kestirilen lojistik olasılıklarından türetilen (0 veya 1) değerleri yer almaktadır (Hosmer, Lemeshow, 2000: 156). Sınıflandırma tablolarında c olarak adlandırılan ve en sık kullanılan değeri 0,5 olan bir kesme noktası tanımlanmaktadır. Tahmin edilen her olasılık değerinin tanımlanan kesme noktası değeri ile karşılaştırması yapılmaktadır. Bu karşılaştırmada tahmin edilen olasılığın kesme noktasından büyük olması halinde türetilen bağımlı değişken 1'e, tahmin edilen olasılığın kesme noktasından küçük olması halinde ise türetilen bağımlı değişken 0'a eşit olmaktadır. Sınıflandırma tabloları ile gerçek pozitifleri belirlemedeki hassaslığı gösteren duyarlılık oranı, gerçek negatifleri belirlemedeki hassaslığı gösteren özgülük oranı ve modelin tüm değerleri ne dereceye doğru sınıflandırdığını gösteren sınıflandırma oranı hesaplanarak modelin uyum iyiliği hakkında çıkarım yapılmaktadır (Karcı, Bayram, 2018:1046).

2.1.10. Lojistik Regresyon Analizinde Parametrelerin Yorumlanması

Doğrusal regresyon modelinde, model parametrelerinin yorumlanması; bağımsız değişkendeki bir birimlik değişikliğin bağımlı değişkeni nasıl etkilediğinin açıklanması şeklinde yapılmaktadır. Bu analizdeki parametrelerin yorumlanması lojistik regresyon analizindeki parametre yorumuna kıyasla daha basit kabul edilmektedir. Lojistik regresyon analizinde model parametrelerinin yorumunu zorlaştıran etkenlerden biri bu analizin doğrusal olmamasıdır.

Lojistik regresyon analizinde parametrelerin yorumlanmasında, bir olayın meydana gelme olasılığının, meydana gelmeme olasılığı üzerindeki etkisini temsil eden odds veya üstünlük oranı olarak adlandırılan oran kullanılmaktadır. Lojistik regresyon analizinde modeldeki β_1 parametresinin yorumlanmasında; x değişkenindeki bir birimlik değişiklik (artış veya azalış) için odds tahmininin $\left(\frac{\pi_i}{1-\pi_i}\right)$, $\exp(\beta_1)$ ile çarpılması ile elde edilen lojistik fonksiyonundan yararlanılmakta ve logaritmik olabilirlik değerinde β_1 kadar artış veya azalış olacağı şeklinde yorumlanmaktadır (Bircan, 2004:196). Doğrusal regresyon analizinde bağımsız değişkende meydana gelen değişim, bağımlı değişkende meydana gelecek değişimi ifade etmekte iken, lojistik regresyon analizinde bağımsız

değişkende meydana gelen değişim, bağımlı değişkenin olasılık değerinde meydana gelecek değişimi ifade etmektedir (Yazar, 2008:50).

Lojistik regresyon analizinde parametrelerin yorumlanması, modelin iki şıklı bağımsız değişkene, çoklu bağımsız değişkene veya sürekli bağımsız değişkene sahip olması açısından farklılıklar göstermektedir. Bu nedenle aşağıda üçü ayrı ayrı ele alınmıştır.

2.1.10.1. Modelde İki Düzeyli Bağımsız Değişkenin Olduğu Durum

Modelde iki düzeyli bağımsız değişkenin olması halinde parametre yorumlanması diğer durumlara göre en kolay olanıdır. İki düzeyli bağımsız değişkene sahip bir lojistik regresyon modelinin alacağı değerler aşağıdaki gibi tablolastırılmıştır

Tablo 2.1: İki Düzeyli Bağımsız Değişkene Sahip Lojistik Regresyon Modelinin Alacağı Değerler

Bağımlı Değişken(Y)	Bağımsız Değişken(X)	
	x=1	x=0
y=1	$\pi(1) = \frac{e^{\beta_0 + \beta_1}}{1 + e^{\beta_0 + \beta_1}}$	$\pi(0) = \frac{e^{\beta_0}}{1 + e^{\beta_0}}$
y=0	$1 - \pi(1) = \frac{1}{1 + e^{\beta_0 + \beta_1}}$	$1 - \pi(0) = \frac{1}{1 + e^{\beta_0}}$
Toplam	1.0	1.0

Kaynak: (Hosmer, Lemeshow, 2000: 49).

Yukarıda yer alan tabloyu yorumlamak gerekirse;

- ✓ Bağımsız değişkenin x = 1 olması halinde bağımlı değişkenin bireyler arasında olma olasılığı ya da başka bir ifade ile odds değeri $\pi(1)/ [1 - \pi(1)]$,
- ✓ Bağımsız değişkenin x = 0 olması halinde bağımlı değişkenin bireyler arasında olma olasılığı ya da başka bir ifade ile odds değeri $\pi(0)/ [1 - \pi(0)]$ olarak ifade edilmektedir.

Bu ifadelerin logaritmalarının alınması ile ulaşılan logit fonksiyonlar aşağıdaki eşitlikler ile ifade edilebilir:

$$g(1) = \ln \{ \pi(1) / [1 - \pi(1)] \} \quad (2.37)$$

$$g(0) = \ln \{ \pi(0) / [1 - \pi(0)] \} \quad (2.38)$$

Θ sembolü ile ifade edilen odds oranı (üstünlük oranı) ise yukarıda açıklanan $x = 1$ için tanımlanan odds değerinin, $x = 0$ için tanımlanan odds değerine bölünmesi ile hesaplanmaktadır:

$$\Theta = \frac{\pi(1) / [1 - \pi(1)]}{\pi(0) / [1 - \pi(0)]} \quad (2.39)$$

Üstünlük oranının logaritması alınarak log-odds oranı hesaplanmaktadır:

$$\ln(\Theta) = \ln \left(\frac{\pi(1) / [1 - \pi(1)]}{\pi(0) / [1 - \pi(0)]} \right) = g(1) - g(0) \quad (2.40)$$

Yukarıdaki (2.40) eşitliğinde yer alan ifadelerin yerine Tablo 2.1'de yer alan karşılıkları konulduğunda odds oranı aşağıdaki şekilde ifade edilmiştir.

$$\Theta = \frac{\left(\frac{e^{\beta_0 + \beta_1}}{1 + e^{\beta_0 + \beta_1}} \right) / \left(\frac{1}{1 + e^{\beta_0 + \beta_1}} \right)}{\left(\frac{e^{\beta_0}}{1 + e^{\beta_0}} \right) / \left(\frac{1}{1 + e^{\beta_0}} \right)} = \frac{e^{\beta_0 + \beta_1}}{e^{\beta_0}} \quad (2.41)$$

$$\Theta = e^{\beta_1} \quad (2.42)$$

İki düzeyli bağımsız değişkene sahip lojistik regresyon modelinin üstünlük oranının $\Theta = e^{\beta_1}$ olarak bulunmasından hareketle logit fark da $\ln(\Theta) = \ln(e^{\beta_1}) = \beta_1$ olarak ifade edilmektedir. Sonuç olarak bağımsız değişkenin 1 ve 0 gibi iki düzeye sahip olduğu lojistik regresyon modellerinde, odds oranının lojistik regresyon katsayısı yardımı ile elde edildiği söylenebilir. Burada odds oranı, $x=1$ olduğunda bağımlı değişkenin bireyler arasında olma olasılığının, $x=0$ olması halinde bağımlı değişkenin bireyler arasında olma olasılığına göre ne durumda olduğunu göstermektedir (Hosmer, Lemeshow, 2000:50).

$\hat{\Theta}$ olarak ifade edilen üstünlük oranının tahmini, eğik bir dağılıma sahiptir ve yeterli derecede büyük olan örneklerde normal dağılım göstermektedir. Üstünlük oranının %100 $(1 - \alpha)$ güven aralığının tahmini, β_1 katsayısına ait güven aralığının alt ve üst noktalarının hesaplanması sonucu bulunan değer üssüne eşittir ve aşağıdaki şekilde ifade edilmiştir (Kartal vd., 2011:56).

$$\exp[\hat{\beta}_1 \pm z_{1-\alpha/2} \times SE(\hat{\beta}_1)] \quad (2.43)$$

2.1.10.2. Modelde Çoklu Bağımsız Değişkenin Olduğu Durum

Modelde yer alan çoklu bağımsız değişkenin üç veya daha fazla kategori içerdiği durumdur. İki'den fazla kategoriye sahip bağımsız değişkenler nominal ölçeklidir ve sürekli değişkenlermiş gibi modele dâhil edilmeleri mümkün değildir. Bu değişkenlerin modele dâhil edilebilmeleri için değişken kategorilerini temsil eden kukla değişkenin oluşturulması gerekmektedir. Kukla değişken oluşturabilmek için ilk olarak referans bir grup belirlenir. Tasarım değişkenleri bu referans grup için 0'a, diğer gruplar için ise 1'e eşitlenmektedir (Hosmer, Lemeshow, 2000:57).

Çoklu bağımsız değişkenli modelde üstünlük oranı için güven aralıklarının bulunması, ikili bağımsız değişkenli modeldeki gibidir. Önce lojistik regresyon katsayısı (log odds) için %100 (1- α) güven aralıklarının sınırları aşağıdaki şekilde bulunur:

$$\hat{\beta}_j \pm z_{1-\alpha/2} \times \widehat{SE}(\hat{\beta}_j) \quad (2.44)$$

Güven aralıkları sınırları bulunduktan sonra ise bu sınırların üslerinin alınması ile üstünlük oranının güven sınırları elde edilmektedir:

$$\exp [\hat{\beta}_j + z_{1-\alpha/2} \times \widehat{SE}(\hat{\beta}_j)] \quad (2.45)$$

Literatürde farklı kukla değişken kodlama yöntemleri bulunmakla beraber en sık kullanılanı, referans hücre tekniğidir. Zira referans hücre tekniği yöntemi uygulama kolaylığı açısından daha kullanışlı kabul edilmektedir. Referans hücre tekniği dışında başka kodlama yöntemleri de söz konusudur. Diğer kukla değişken kodlama yöntemleri aşağıda kısaca açıklanmıştır.

- ✓ *Ortalamadan Sapma Yöntemi:* Bu yöntem grup ortalamasının genel ortalamadan sapma etkisini gösteren kukla değişken kodlama yöntemidir. Lojistik regresyon analizinde grup ortalaması gruba ait logiti, genel ortalama ise ortalama logiti ifade etmektedir.
- ✓ *Ortogonal Polinomlar Yöntemi:* Bu yöntem aralıklı ölçekli bağımsız değişkenin seviyesinin artması halinde, sonuç değişkeninde meydana gelen değişimi gözlemlemek için kullanılmaktadır.

2.1.10.3. Modelde Sürekli Bağımsız Değişkenin Olduğu Durum

Lojistik regresyon analizinde modelde sürekli bağımsız değişkenin var olduğu durumda parametre yorumlama, değişkenin modele nasıl girdiğine ve değişkenin birimine göre farklılık göstermektedir. Sürekli bağımsız değişkeninin yorumlanabilmesi için, sürekli değişken ile logitin doğrusal olduğu varsayılmaktadır (Hosmer, Lemeshow, 2000:63). Sürekli değişken ile logitin doğrusal olduğunun kabul edilmesi halinde logit için denklem aşağıdaki gibidir.

$$g(x) = \beta_0 + \beta_1 \quad (2.46)$$

Bu denklemde β_1 parametresi x ' deki 1 birim değişim için log odds değerindeki değişimi vermektedir. Herhangi bir x değeri için β_1 'in ifade edilmiş şekli aşağıdaki gibidir:

$$\beta_1 = g(x+1) - g(x) \quad (2.47)$$

Sürekli ölçekli birlikte değişenlerin sağlıklı bir şekilde yorumlanabilmesi için, ortak değişkenlerdeki "c" birimlik bir değişim için nokta ve aralık tahmini yöntemlerinin geliştirilmesi gerekmektedir (Hosmer, Lemeshow., 2000:63). x ' deki c birimlik bir değişim için log odds değeri, $g(x+c) - g(x) = c\beta_1$ eşitliğinden elde edilmektedir. Logit fark olarak adlandırılan bu eşitliğin üssünün alınması ile üstünlük oranı bulunmaktadır. Üstünlük oranı aşağıdaki şekilde ifade edilmiştir:

$$\Theta(c) = \Theta(x+c, x) = \exp(c\beta_1) \quad (2.48)$$

$\Theta(c)$ 'nin tahmini için $\%100(1 - \alpha)$ güven aralığının uç noktaları ise;

$$\exp = [c\hat{\beta}_1 \pm z_{1-\alpha/2} cSE(\hat{\beta}_1)] \quad (2.49)$$

şeklinde bulunmaktadır.

2.1.11. Çok Değişkenli Lojistik Regresyon

İkiden fazla kategorinin üyeliğini tahmin etmek için kullanılan lojistik regresyon modeli çok değişkenli lojistik regresyon olarak adlandırılmaktadır. İkili lojistik regresyon modelinin basit bir uzantısı olarak kabul edilmektedir. Çok değişkenli lojistik regresyon, en az üç bağımlı değişkenin (sınıflayıcı ölçme düzeyinde ölçülmüş) yer aldığı bir model olup, bağımlı değişkenler ile bağımsız değişkenler arasındaki ilişkiyi ortaya koymaktadır.

Çok değişkenli lojistik regresyon modelinin logiti, p tane bağımsız değişkenin $X' = (x_1, x_2, \dots, x_p)$ vektörü ile gösterildiği, tüm bağımsız değişkenlerin sürekli olduğu ve bağımlı değişkenine ait koşullu olasılığın $P(Y=1|x) = \pi(x)$ olarak varsayıldığı durumda aşağıdaki gibi ifade edilir:

$$g(x) = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_p X_p \quad (2.50)$$

Bu eşitliğe dayanarak oluşturulan lojistik regresyon modeli ise aşağıdaki gibidir:

$$\pi(x) = \frac{e^{g(x)}}{1 + e^{g(x)}} \quad (2.51)$$

Lojistik regresyon modelinde yer alan bağımsız değişkenlerin kesikli ve nominal ölçekli olmaları (cinsiyet, ırk, vb.) durumunda, bu değişkenler sürekli değişken olarak modele dahil edilmez. Bu değişkenler yerine onları temsil edecek dizayn (kukla) değişkenlerin kullanılması gerekmektedir (Bircan, 2004:194). k kategoriye sahip bir nominal değişkeni temsil edecek dizayn değişkeni sayısı $k-1$ 'dir. x_j 'nin j . bağımsız değişkeni temsil ettiği ve k_j kategoriye sahip olduğu varsayılmaktadır. k_{j-1} dizayn değişkeni D_{ju} , değişken katsayıları ise β_{ju} ($u=1,2, \dots, k_{j-1}$) olarak ifade edilmektedir. Bu durumda, j . değişkeni kesikli olan p değişkenli modele ait logit aşağıdaki gibidir (Bircan, 2004:194):

$$g(x) = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \sum_{u=1}^{k_{j-1}} \beta_{ju} D_{ju} + \beta_p X_p \quad (2.52)$$

Bağımlı değişkenin üç kategoriye sahip olduğu ya da başka bir ifade ile y 'nin 0, 1 ve 2 kategorilerinden oluştuğu durumda, iki adet ikili lojistik regresyon modeli bulunmaktadır. $y=0$ referans kategorisi olarak kabul edilmekte ve modeller $y=1$ 'e karşı $y=0$ ve $y=2$ 'ye karşı $y=0$ olarak oluşturulmaktadır. $y=2$ ile $y=1$ 'i karşılaştıran lojistik fonksiyon ise, $y=1$ 'e karşı $y=0$ ve $y=2$ 'ye karşı $y=0$ olarak tanımlanan fonksiyonların farklarından elde edilir. Fonksiyonlar aşağıdaki eşitlikler ile ifade edilmektedir:

$$g_1(x) = \log \left(\frac{P(y=1/x)}{P(y=0/x)} \right) = \beta_{10} + \beta_{11} X_1 + \beta_{12} X_2 + \dots + \beta_{1p} X_p \quad (2.53)$$

$$g_2(x) = \log \left(\frac{P(y=2/x)}{P(y=0/x)} \right) = \beta_{20} + \beta_{21} X_1 + \beta_{22} X_2 + \dots + \beta_{2p} X_p \quad (2.54)$$

$j=0, 1, 2$ için sonuç değerlerine ilişkin koşullu olasılıklar aşağıdaki gibi ifade edilmiştir.

$$\pi_j(x) = \pi(y = j/x) = \frac{\exp(g_j(x))}{\sum_{k=0}^2 \exp(g_k(x))} \quad (2.55)$$

2.2. Yapay Sinir Ağları

Yapay zekâ; karmaşık yapıya sahip problemleri çözmek için insan zekâsını simüle eden, makinelerin akıllı bir insan gibi düşünebilmesi ve hareket edebilmesi için yöntemler geliştiren bir bilim dalıdır. Bu bölümde yapay zekânın alt dallarından biri olan yapay sinir ağlarının teorik çerçevesi ele alınmıştır.

2.2.1. Yapay Sinir Ağlarının Tanımı

Yapay zekânın alt dallarından biri olan yapay sinir ağları, beyin ve sinir çalışmalarından ilham alarak geliştirilmiş, biyolojik sinir ağlarının güçlü yanlarını taklit eden yeni bir bilgisayar mimarisi ve matematiksel algoritmadır.

Yapay sinir ağları, insan beyninin olaylar karşısında verdiği tepkileri örnek alarak, başka olaylar karşısında vereceği tepkileri belirleyen bilgisayar sistemleridir (Öztemel, 2006:29). En genel hali ile sinir ağı, insan beyninin belirli bir görevi veya işlevi gerçekleştirme şeklini simüle etmek için tasarlanmış makinedir (Haykin, 2009:2).

Yapay sinir ağı, yapay sinir ağı hücrelerinin arasındaki bağlantılar ile eğitim ve hatırlama algoritmalarından oluşan, biyolojik sinir ağının çalışma mantığından esinlenerek geliştirilmiş bir hesaplama modelidir (Kasabov, 1998:18).

Yapay sinir ağları, girdileri istenen çıktılara dönüştürmek için nöronlar veya düğümler gibi birbiri ile yüksek oranda bağlantılı ağları kullanan bir prosedürdür. Ayrıca yapay sinir ağları, temel bilgi işlem elemanları, temel bilgi işlem elemanları arasındaki bağlantıları açıklayan ağ mimarisi ve ağ parametrelerine ait ağırlık değerlerini bulmak için kullanılan bir eğitim algoritması olarak da tanımlanmaktadır (Johnson, Wichern, 2007:647). Karmaşık verilerden anlam çıkararak, insanlar veya bilgisayar teknikleri tarafından ortaya çıkarılamayacak nitelikteki eğilimleri tespit etmektedir (Maind, Wankar, 2014:96).

Yapay sinir ağıları, biyolojik sinir ağılarıyla ortak olarak belirli performans özelliklerine sahip bilgi işleme sistemleridir. Yapay sinir ağıları, aşağıda yer alan varsayımlara dayalı olarak biyolojik nöron yapısına ilişkin matematiksel modellerin geliştirilmesi ile oluşturulmuştur (Fausett, 1994:3).

- ✓ Bilgi işleme süreci, nöron adı verilen birçok basit öge aracılığıyla gerçekleşir.
- ✓ Sinyaller, nöronlar arasındaki bağlantılar aracılığı ile iletilir.
- ✓ Her bağlantının bir ağırlık değeri vardır ve ağırlık değerleri gerçek nöronlardakine benzer şekilde sinyal geçişini üretmektedir.
- ✓ Her bir nöronun çıkış sinyalini belirlemek için, nöronun net girişine bir aktivasyon fonksiyonu uygulanır. Uygulanan aktivasyon fonksiyonu genellikle doğrusal olmayan bir fonksiyondur.

Yapay sinir ağıları bilgi edinme ve bilgiye dayalı uygulama gibi yetenekleri sayesinde farklı bilgi alanlarından kaynaklanan sorunların çözümlerine olanak tanımaktadır. Yapay sinir ağıları, karmaşık bir yapıya sahip ve doğrusal olmayan bir bilgi işletim sistemi olarak tanımlanmakta olan beyne iki açıdan benzemektedir. Bu benzerlikleri aşağıdaki şekilde sıralamak mümkündür (Haykin, 2009:2):

- ✓ Yapay sinir ağı bilgiyi öğrenme süreci yolu ile çevreden elde eder.
- ✓ Çevreden edinilen bilgilerin depolanması için sinaptik ağırlıklar olarak da bilinen nöronlar arası bağlantı güçleri kullanılır.

2.2.2. Yapay Sinir Ağlarının Özellikleri

Yapay sinir ağlarının sahip olduğu özellikler ağ modellerine göre değişkenlik göstermekte olup, tüm ağ modellerinin en genel özelliklerini şu şekilde sıralamak mümkündür:

- ✓ **Öğrenme Yeteneği:** Ağ, bir öğrenme yönteminin kullanılması yolu ile uygulamanın çeşitli değişkenleri arasındaki mevcut ilişkiyi ortaya çıkarabilmektedir. Yapay sinir ağlarında öğrenme yeteneğinin kullanılabilmesi için ilgili örneklerin belirlenmesi aşaması oldukça önemlidir. Yapay sinir ağlarının örnekler aracılığı ile eğitilmesinden dolayı, seçilen örneklerin olayın tüm yönlerini yansıtması gerekmektedir. Seçilen örneklerin olayın tamamını yansıtması halinde ağın eğitilmesi başarısız olmaktadır (Öztemel, 2006:31).

- ✓ **Uyarlanabilirlik:** Belirli bir ortamda çalışmak üzere eğitilmiş bir sinir ağı, çalışma ortamı koşullarındaki küçük değişikliklere uyum sağlayabilmesi için kolayca yeniden eğitilebilmektedir. Uyarlanabilirlik özelliği, yapay sinir ağlarının örüntü sınıflandırması, sinyal işleme ve kontrol için yararlı bir araç olarak kullanılmasını sağlamaktadır (Haykin, 2009:3).
- ✓ **Genelleme Yeteneği:** Ağ genelleme yeteneği sayesinde öğrenme süreci tamamlandıktan sonra daha önceden karşılaşmadığı problemlerin çözümlerini tahmin ederek, edindiği bilgiyi genelleştirebilmektedir.
- ✓ **Hata Toleransı:** Yapay sinir ağının iç yapısının bir kısmının bozulması durumunda, ağ hataya dayanıklı bir sistem haline gelerek, herhangi bir duraklama yaşamadan çalışmaya devam etmektedir.
- ✓ **Doğrusal Olmama:** Yapay sinir ağı hücresinin en temel özelliklerinden biri doğrusal olmamasıdır. Doğrusal olmayan yapay sinir ağı hücrelerinin birbiri ile bağlantı kurması sonucu oluşan yapay sinir ağı da doğrusal değildir. Özetle doğrusal olmama durumu tüm ağa yayılmış bir durumdur (Haykin, 2009:2).
- ✓ **Paralellik:** Farklı katmanda yer alan yapay sinir ağı hücreleri birbirleri ile eş zamanlı olarak çalışmalarını sağlayan paralel bir yapıya sahiptir. Bu paralel bağlantılar sayesinde yapay sinir hücreleri arasındaki karmaşık problemler çözülebilmektedir (Sert, 2014:20).

2.2.3. Yapay Sinir Ağlarının Tarihçesi

Yapay zekâ alanındaki ilk çalışma nörofizyolog Warren McCulloch ve matematikçi Walter Pitts tarafından 1943 yılında yapılmıştır. Bu çalışmada biyolojik beynin nasıl çalıştığının ayrıntılı bir analizini gerçekleştirmek için elektrik devreleri aracılığıyla matematiksel bir model geliştirilmiş, nöronların deneyimlerden nasıl öğrenebilecekleri ve dış koşullara göre eylemlerini nasıl değiştirebilecekleri açıklanmıştır.

1949 yılında Donalds Hebb'in yazdığı "Davranış Organizasyonu" adlı kitap ile nöron kavramı ve nasıl çalıştığı pekiştirilmiştir. Donalds Hebb, aynı zamanda bu kitap ile Hebb Kuralı'nı ortaya koymuştur. Hebb Kuralı'na göre; yapay sinir ağında öğrenme ağdaki bağlantı sayısının değiştirilmesi ile gerçekleşmektedir (Elmas, 2021:30).

1954 yılında Farley ve Clark, rassal ağlar ile adaptif tepki üretme konusunda çalışmışlardır. Bu araştırma konusunun 1958 yılında Rosenblatt tarafından tekrar ele alınması sonucunda, algılayıcı model olarak adlandırılan bir model geliştirilmiştir. Bu araştırma, yapay sinir ağları konusunda sonraki çalışmalara öncülük etmesi ve günümüzde kullanılmakta olan çok katmanlı algılayıcıların temelini oluşturmasından dolayı yapay sinir ağları tarihinde çok önemli bir yere sahiptir (Öztemel, 2006:37).

1959 yılında Bernard Widrow ve Marcian Hoff, mühendislik perspektifinden yapay sinir ağları hakkında bir makale yayınlamışlardır. Bu makalede, geliştirdikleri ADALINE olarak isimlendirilen tek katmanlı bir nöron modelini tanıtmışlardır. 1970'li yılların sonlarına doğru, ADALINE modelinden faydalanarak MADALINE olarak isimlendirdikleri çok katmanlı bir diğer nöron modeli daha geliştirilmiştir. MADALINE modeli, ticari bir uygulamada kullanılmış olan ilk yapay sinir ağı modelidir ve geliştirildikten sonra telefon hatlarındaki yankıları gidermek için telekomünikasyon için uyarlanabilir bir filtre olarak kullanılmıştır. Günümüzde de hala kullanımı devam etmektedir.

1969 yılında Marvin Minsky ve Seymour Papert tarafından “Algılayıcılar” (Perceptrons) adlı bir kitap yayınlanmıştır. Araştırmacılar bu kitap ile yapay sinir ağlarının algılayıcılar modelinin sadece doğrusal problemleri çözebileceğini, XOR problemini çözemediğini örnek göstererek kanıtlamışlardır. Yapay sinir ağlarının gelişimi ABD’de yapay sinir ağları ile ilgili çalışmaları destekleyen DARPA isimli organizasyonun artık bu alandaki çalışmaları desteklememeye başlaması ile duraklamıştır (Öztemel, 2006:38). 1972 yılında T. Kohonen ve J. Anderson birbirinden bağımsız olarak yaptıkları çalışmalarda bellek olarak işlev görebilen yeni bir tür sinir ağını önermişlerdir. 1982 yılında John Hopfield Ulusal Bilimler Akademisi'ne sunduğu bildirisinde, basit bir şekilde beyni modellemek yerine yararlı cihazlar yaratarak daha karmaşık nitelikteki problemleri çözebilecek bir model geliştirmesi gerektiğini savunmuş ve bunun nasıl yapılacağını matematiksel analizlerle açıklamıştır.

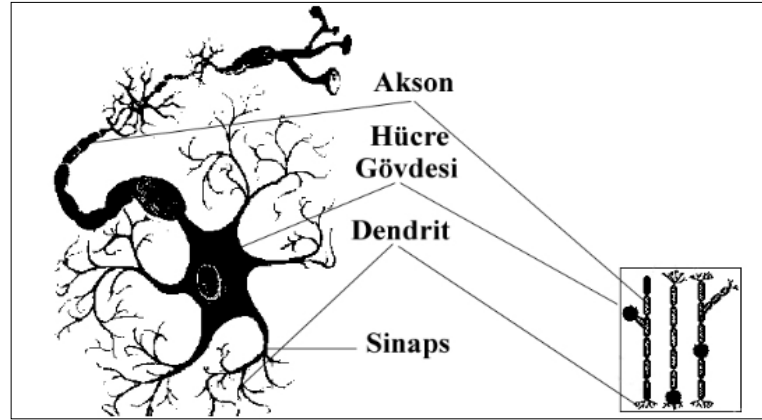
2.2.4. Biyolojik Sinir Sistemi ve Yapay Sinir Ağı Hücresi

Yapay sinir ağı hücresi biyolojik sinir sisteminden esinlendiği için, öncelikle biyolojik sinir sistemi hakkında bilgi sahibi olunması gerekmektedir.

2.2.4.1. Biyolojik Sinir Sistemi

Bilim insanları tarafından beynin nasıl işlediği ve bilgileri nasıl depoladığı daha da önemlisi nasıl düşündüğü yıllarca araştırılan bir konu olmuştur. İnsan beyni, öğrenme ve düşünme gibi faaliyetleri gerçekleştirmesinde etkili olduğu düşünülen yaklaşık 10^{11} adet sinir hücresi barındırmaktadır. Her bir nöronun belirli bir görevi vardır ve her bir nöron bitişik başka bir nörona bağlıdır. İnsan beyninin gücü bu temel bileşenlerin sayısından ve aralarındaki çoklu bağlantılardan gelmektedir.

Biyolojik sinir ağı, canlı bir organizmanın sinir sisteminin işlev gördüğü ve karmaşık görevlerin içgüdüsel olarak gerçekleştirilmesini sağlayan bir mekanizmadır. Biyolojik sinir ağları, insan vücudundaki sinir sistemlerinin temel ögeleridir. Biyolojik bir sinir ağı dendrit, soma, akson ve sinaps olmak üzere dört bileşenden oluşmaktadır. Tipik bir biyolojik sinir ağı aşağıda Şekil 2.2’de gösterilmiştir.



Şekil 2.2: Biyolojik Nöronun Yapısı

Kaynak: (Elmas, 2021:33)

Yukarıda Şekil 2.2’de görüldüğü gibi her nöronun merkezinde bir çekirdeği olan soma olarak adlandırılan hücre gövdesi bulunmaktadır. Nöronun yaşamı için gerekli biyokimyasal dönüşümleri gerçekleştiren hücre gövdesi, dendritler yolu ile diğer nöronlardan gelen giriş sinyallerini alır. Dendritler, dendritik ağacı oluşturan birkaç ince uzantıdan oluşur ve temel amacı nöronlardan aldığı sinyalleri bir dizi elektriksel darbe aracılığı ile sinapslara göndermektir. Akson ise; her nöronda bir adet bulunan, dendrite

göre daha uzun ve ince olan uzantıdır ve çıkış sinyallerini diğer nöronlara gönderir. Bir akson dalı ile dendrit arasındaki temas noktası anlamına gelen sinapsler, elektrokimyasal ortam aracılığı ile nöronlar arasındaki bağlantıyı sağlamaktadır.

Yukarıdaki açıklamalardan yola çıkarak, biyolojik sinir ağı ve yapay sinir ağı arasındaki benzerlikler Tablo 2.2’de gösterilmiştir.

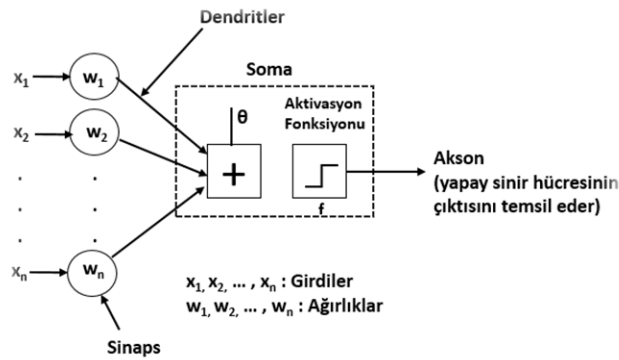
Tablo 2.2: Biyolojik Sinir Ağı ile Yapay Sinir Ağının Karşılaştırılması

Biyolojik Sinir Ağı	Yapay Sinir Ağı
Sinir Sistemi	Sinirsel Hesaplama Sistemi
Sinir	Düğüm (Sinir, İşlem elemanı)
Sinaps	Sinirler Arası Bağlantı Aralıkları
Dendrit	Toplama İşlevi
Hücre Gövdesi	Etkinlik İşlevi
Akson	Sinir Çıkışı

Kaynak: (Elmas, 2021:37)

2.2.4.2. Yapay Sinir Ağı Hücresi

Yapay sinir ağının en temel birimi olan yapay sinir hücresi 1943 yılında McCulloch ve Pitts tarafından geliştirilmiştir. Biyolojik bir sinir hücresini modelleyen basit bir yapay sinir hücresi; girdi, ağırlık, toplam fonksiyonu, aktivasyon(transfer) fonksiyonu ve çıktıdan oluşmaktadır. Yapay sinir hücresi modeli aşağıda Şekil 2.3’de gösterilmektedir.



Şekil 2.3: Yapay Sinir Hücresinin Matematiksel Yapısı

Şekil 2.3’de x_1, x_2, \dots, x_n olarak ifade edilen girdiler, w_1, w_2, \dots, w_n olarak ifade edilen ağırlıklar ile çarpılır. Çarpım değerleri toplamına θ ile ifade edilen eşik değeri de eklenir. Elde edilen bu toplamdan aktivasyon fonksiyonu aracılığı ile çıktıya ulaşılır.

Yapay sinir ağı hücresinin temel öğeleri aşağıdaki şekilde açıklanmıştır:

Girdiler: Yapay sinir hücresinin çevresinden aldığı kaynak verilere girdi denmektedir. Bir yapay sinir hücresi girdileri kendisinden alabileceği gibi kendisinden önceki sinirlerden de alabilmektedir. Yapay sinir hücresindeki girdiler şu şekilde ifade edilmektedir:

$$X = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix} \quad (2.56)$$

Ağırlıklar: Bir sinir ağı birbiri ile bağlantılı çok sayıda düğümden oluşmaktadır. Ağırlık, bu bağlantının etkisini gösteren sayısal bir değerdir. Ağırlık değerlerinin negatif ya da pozitif olması bağlantı etkisinin negatif ya da pozitif yönde olduğunu gösterirken, büyüklüğü ise herhangi bir anlam ifade etmemektedir. Yapay sinir hücresindeki ağırlıklar şu şekilde ifade edilmektedir:

$$W = [w_1, w_2, w_3, \dots, w_n] \quad (2.57)$$

Toplama Fonksiyonu: Nöronlara giren çok sayıda değer olabileceğinden, her nöronun bir giriş işlevi vardır. Girdi değerleri genellikle tüm ağırlıklı bağlantılardan özetlenir, bu da ağırlıklı toplam işlevi tarafından yapılır. Toplama işlevi, her bir işlem ögesine giden tüm girdi öğelerinin ağırlıklı ortalamasını bulur. Basit bir toplama fonksiyonu, her bir giriş değerini ağırlıklarla çarparak, bunları ağırlıklı bir toplam için bir araya getirerek net girdiyi hesaplar:

$$\text{NET GİRDİ} = \sum_{i=1}^n x_i w_i \quad (2.58)$$

Farklı toplama fonksiyonları olmasına rağmen, en sık kullanılan toplama fonksiyonu ağırlıklı toplama fonksiyonudur. Toplama fonksiyonunun seçimi deneme yanılma yöntemi ile yapılmaktadır. Ayrıca ağın tüm proses elemanlarının aynı toplama fonksiyonuna sahip olması gibi bir şart yoktur. Bu, yapay sinir ağı tasarımcısının kararına göre değişiklik gösterir (Öztemel, 2006:49).

Aktivasyon (Transfer) Fonksiyonu: Bir sinir ağının karakteri, düğümler arasındaki bağlantı örüntüsünü temsil eden mimarisine, bağlantı ağırlıklarının belirleme yöntemine ve aktivasyon fonksiyonuna dayanarak belirlenmektedir. İncelenen problem için en iyi

performansı sađlayan aktivasyon fonksiyonu deneme-yanılma prosedürü kullanılarak belirlenir. Yapay sinir ađındaki tüm elemanların aynı aktivasyon fonksiyonu kullanma zorunlulukları yoktur. Her elemanın aktivasyon fonksiyonu birbirinden farklı olabilmektedir (Öztemel, 2006:50).

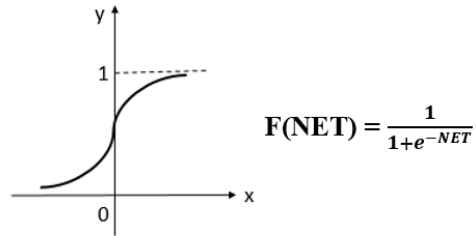
Aktivasyon işlevi, daha karmaşık görevleri öğrenmek ve gerçekleştirmek için girdiye uygulanan doğrusal olmayan bir dönüşümdür. Aktivasyon fonksiyonu uygulanmadığı takdirde çıkış sinyali basit doğrusal bir fonksiyon haline gelir. Bu durum yapay sinir ađının doğrusal olmayan durumları öğrenme ihtimalini ortadan kaldırır. Çok katmanlı ađlar, tek katmanlı ađların yetenekleri ile karşılaştırıldığında tek katmanlı ađlara göre daha avantajlıdır ve bu avantajları elde edebilmek için doğrusal olmayan fonksiyonlar gereklidir (Fausett, 1994:17).

En sık kullanılan aktivasyon fonksiyonları; doğrusal fonksiyon, sigmoid fonksiyonu, adım (step) fonksiyonu, eşik fonksiyonu ve hiberbolik tanjant fonksiyonudur. Bu fonksiyonlara ait açıklamalar aşağıda verilmiştir:

- ✓ **Doğrusal Fonksiyon:** Gelen girdiler hiçbir ayrıma tabi tutulmadan, hücrenin çıktısı olarak kabul edilmekte ve aşağıdaki şekilde ifade edilmektedir:

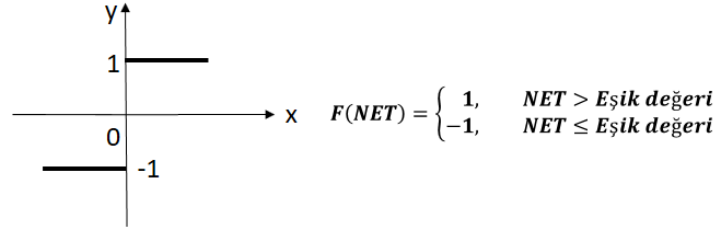
$$F(\text{NET}) = \text{NET} \quad (2.59)$$

- ✓ **Sigmoid Fonksiyonu:** Sigmoid fonksiyonu, sinir ađlarında en yaygın olarak kullanılan aktivasyon fonksiyonudur. Sigmoid fonksiyonu her zaman 0 ile 1 arasında çıktı üretmekte ve doğrusal olmayan çok katmanlı sinir ađlarında kullanılmaktadır. Fonksiyon grafiđi aşağıda Şekil 2.4'te gösterilmiştir.



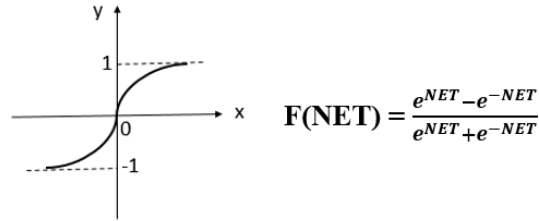
Şekil 2.4: Sigmoid Fonksiyonu

- ✓ **Adım (Step) Fonksiyonu:** Bu fonksiyon kendisine gelen net girdi değeri eşik değerinden büyükse 1, eşik değerinden küçük veya eşik değerine eşitse -1 değerini, çıktı olarak üreten bir aktivasyon fonksiyonudur. Fonksiyon grafiği aşağıda Şekil 2.5'te gösterilmiştir.



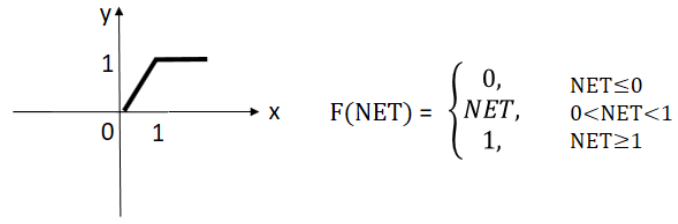
Şekil 2.5: Adım(Step) Fonksiyonu

- ✓ **Hiperbolik Tanjant Fonksiyonu:** Bu fonksiyonda gelen net girdi değeri, tanjant fonksiyonundan geçirilerek hesaplanmakta ve -1 ile 1 arasındaki çıktı değerlerini üretmektedir. Fonksiyon grafiği aşağıda Şekil 2.6'da gösterilmiştir.



Şekil 2.6: Hiperbolik Tanjant Fonksiyonu

- ✓ **Eşik Değer Fonksiyonu:** Bu fonksiyon gelen net girdi değeri 0'dan küçük veya eşitse 0, 0 ile 1 arasında ise gelen net girdi, 1'den büyük veya eşitse 1 değerini, çıktı olarak üreten bir fonksiyondur. Fonksiyon grafiği aşağıda Şekil 2.7'de gösterilmiştir.



Şekil 2.7: Eşik Değer Fonksiyonu

Çıktı: Çıktı, aktivasyon fonksiyonu sonucu ortaya çıkan değerdir. Yapay sinir ağı elemanlarının birden fazla girdisi olabilmesine rağmen tek bir çıktısı vardır. Çıktı diğer hücrelere girdi olarak, dış ortama çıktı olarak ya da çıktıyı gönderen hücrenin kendisine girdi olarak gönderilebilir.

2.2.5. Yapay Sinir Ağlarının Yapısı

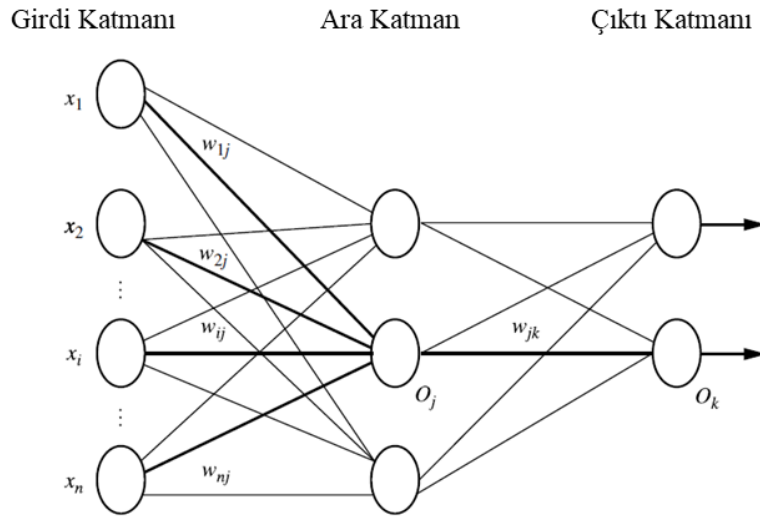
Bir yapay sinir ağı, yapay sinir hücrelerinin genellikle girdi katmanı, ara katman ve çıktı katmanı olarak adlandırılan üç katman halinde ve her katman içerisinde paralel olarak bir araya gelmesi ile oluşmaktadır (Öztemel, 2006: 52). Yapay sinir ağlarında girdi ve çıktı katmanları birer katmandan oluşurken ara katman sayısı farklılık gösterebilmektedir.

- ✓ **Girdi Katmanı:** Girdi katmanı; dış ortam ile iletişim içerisinde olan, yapay sinir ağına veri getiren proses elemanlarının bulunduğu katmandır. Dış ortamdan aldığı girdiyi ara katmanlara aktarmaktadır. Bu katman, bir ya da daha fazla ara katman ile iletişim kurabilmektedir. Girdi katmanındaki her giriş nöronu sinir ağının çıktısı üzerinde etkili olan bazı bağımsız değişkenleri temsil etmektedir. Girdi değerlerinde herhangi bir işlem yapılmaması açısından değerlendirildiğinde pasif bir katman olarak kabul edilebilmektedir.
- ✓ **Ara (Gizli) Katman:** Ara katman, girdi ve çıktı katmanları arasındaki iletişimi sağlayan katmandır. Yapay sinir ağında sistemin karmaşıklığına bağlı olarak bir veya daha fazla ara katman bulunabilmektedir. Girdi katmanlarından gelen değerler, ağırlık değerleri ile çarpılarak toplamları alındıktan sonra transfer fonksiyonu aracılığı ile bu katmanda dönüşüme tabi tutulmaktadır. İşlem

sonucu varsa bir diğer ara katmana, yoksa direkt çıktı katmanına gönderilmektedir.

- ✓ **Çıktı Katmanı:** Ara katmanın bağlandığı katmandır. Ara katmandan gelen bilgiye uyguladığı işlemle çıktı değerini üreten ve çıktıyı ileten nöronlardan oluşan katmandır. Çıktı katmanı, yapay sinir ağının herhangi bir görevi nasıl öğrendiğini cevaplayan birimleri sayesinde dış dünyaya bilgi aktarmaktadır.

Katmanlar halinde oluşan bir yapay sinir ağı aşağıda Şekil 2.8’de gösterilmiştir.



Şekil 2.8: Yapay Sinir Ağının Yapısı

Kaynak: (Han vd., 2011:399)

2.2.6. Yapay Sinir Ağlarının Çalışması

Yapay sinir ağları, hiyerarşik yapıya sahip birbiri ile bağlantılı çok sayıda basit işlemci elemanın girdi verilerinden hareketle çıktı verilerini üretebildiği bir Kara Kutuya benzetilmektedir (Karahan, 2011:72). Çünkü yapay sinir ağları girdi verilerini çıktı verilerine dönüştürme aşamasını nasıl gerçekleştirdiği hakkında herhangi bir bilgi vermemektedir. Yapay sinir ağlarının sonuca nasıl ulaştığının bilinmemesi yapay sinir ağlarına olan güveni sarsmaktadır. Buna karşın, yapay sinir ağlarının yüksek performansı bu yöntemin her zaman tercih edilir bir yöntem olmasını sağlamıştır (Öztemel, 2006:54). Yapay sinir ağlarının kara kutu benzetimi aşağıda Şekil 2.9’da gösterilmiştir.



Şekil 2.9: Yapay Sinir Ağlarının Kara Kutu Benzetimi

2.2.7. Yapay Sinir Ağlarında Eğitim

İnsan beyninin en önemli özelliklerinden biri olan öğrenmenin yapay sinir ağları tarafından gerçekleştirilebilmesi için, yapay sinir ağının eğitilmesi gerekmektedir. Bir yapay sinir ağının eğitilmesi, her bir girdi için bağlantı ağırlık değerlerinin belirlenmesi ile gerçekleşmektedir. Ağırlık değerleri ilk olarak rastgele belirlenir, daha sonra ağa verilen örneklere göre güncellenir. Burada amaçlanan, doğru çıktıya ulaşılmasını sağlayacak ağırlık değerlerinin belirlenmesidir. Veri setinin ağın eğitim sürecinde kullanılan kısmı eğitim seti olarak, ağın test edilmesinde kullanılan kısmı ise test seti olarak adlandırılmaktadır (Öztemel, 2006:56). Tüm eğitim setinin ağa verilmesi ise iterasyon olarak tanımlanmaktadır (Arıkan Kargı, 2013:37). Yapay sinir ağının doğru ağırlık değerlerine ulaşması ile, ağ ilgili olay hakkında genelleme yapabilmektedir. Ağın genelleme yapabilir hale gelmesi, ağda öğrenmenin gerçekleştiğini ifade etmektedir (Öztemel, 2006:55).

Yapay sinir ağlarında öğrenme, ağın belirli bir görevi verimli bir şekilde gerçekleştirebilmesi için bağlantı ağırlıklarının güncellenmesi olarak tanımlanabilir (Jain vd.,1996:34). Yapay sinir ağı öğrenme yeteneği sayesinde, ilgili girdiler sunulduğunda istenen çıktıları üretebilmektedir. Bağlantı ağırlıklarının güncellenmesi işlemi üretilen çıktının doğruluk derecesine göre yapılmaktadır. Öğrenmenin gerçekleşebilmesi için bir öğrenme algoritmasına ihtiyaç duyulmaktadır. Öğrenme algoritması, bir yapay sinir ağının ağırlıklarının ne zaman ve nasıl güncelleneceği konusunda öğrenme kurallarının kullanılmasıdır.

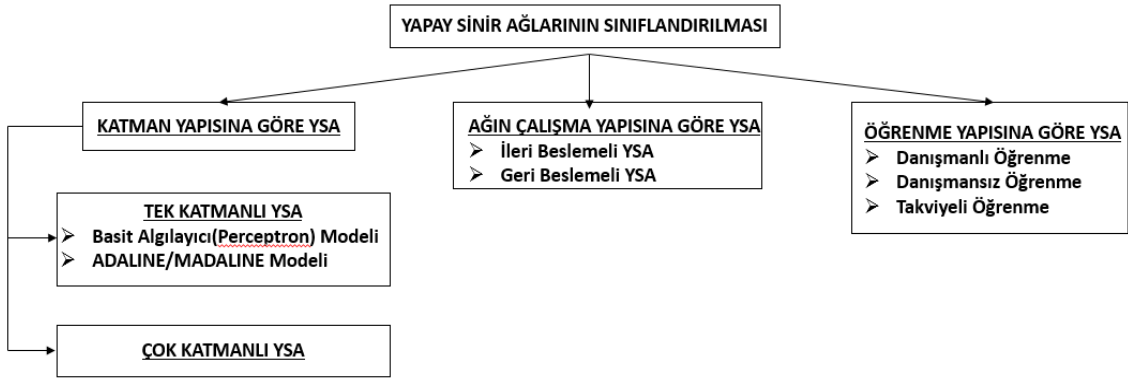
Yapay sinir ağlarında eğitim ve test süreçlerindeki hata düzeylerinde ciddi farklılıkların olması, ezberleme sorununun ortaya çıktığının göstergesidir. Verilerin

ezberlenmiş olması, yapay sinir ağlarının gerçek hayattaki örüntüyü temsil etme yeteneğini engellediği için, istenmeyen bir durum olarak kabul edilir. Böyle bir durumda hata miktarı eğitim verilerinde azalırken, test verilerinde artmaktadır (Arıkan Kargı, 2013:38).

Eğitim süreci sonunda öğrenmesi gerçekleşen yapay sinir ağının performansının değerlendirilmesi gerekmektedir. Ağın performansını değerlendirme işlemi, ağın test edilmesi olarak tanımlanmaktadır. Test aşamasında ağ eğitim sürecindeki bağlantı ağırlıklarını kullanarak, öğrenme aşamasında gösterilmeyen örnekler için çıktı üretmektedir. Çıktıların doğruluk derecesi değerlendirilerek ağın öğrenmesi ile ilgili bir çıkarım yapılmaktadır.

2.2.8. Yapay Sinir Ağlarının Sınıflandırılması

Yapay sinir ağları; katman yapısına, ağın çalışma yapısına ve öğrenme yapısına göre farklı sınıflara ayrılmaktadır. Yapay sinir ağlarının sınıflandırılması aşağıda Şekil 2.10'da gösterilmiştir.



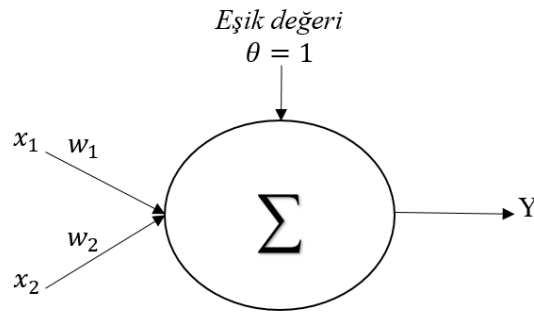
Şekil 2.10: Yapay Sinir Ağlarının Sınıflandırılması

2.2.8.1. Katman Sayısına Göre Yapay Sinir Ağları

Yapay sinir ağları katman sayısına göre tek katmanlı ve çok katmanlı olarak ikiye ayrılmaktadır.

2.2.8.1.1. Tek Katmanlı Yapay Sinir Ağları

Tek katmanlı yapay sinir ağları, yapay sinir ağlarının temelini oluşturan en basit sinir ağı yapısına sahip modellerdir. Bu modeller sadece girdi ve çıktı katmanlarından oluşmaktadır. Tek katmanlı yapay sinir ağları doğrusal bir sınıflayıcı olduğu için, ötelemeyi ifade eden eşik değeri(θ) kullanılmaktadır. En basit tek katmanlı yapay sinir ağı modeli aşağıda Şekil 2.11'de gösterilmiştir.



Şekil 2.11: Tek Katmanlı Yapay Sinir Ağı Modeli

Kaynak: (Nabiyev, 2021:588).

Tek katmanlı yapay sinir ağlarında çıktı değeri, girdi değerlerinin(x_i) ağırlık değerleri(w_i) ile çarpılması sonucu bulunan değer, eşik değeri(θ) ile toplanması ve aktivasyon fonksiyonundan geçirilmesi ile bulunmaktadır:

$$\text{ÇIKTI} = f(\sum w_i x_i + \theta) \quad (2.60)$$

Eşik değeri iki sınıfın birbirinden ayırt edilebilmesi için kullanılmakta ve her zaman 1 değerini almaktadır. Eşik değerinin 1 olması ile ağın çıktı değerinin sıfır olması engellenmiş olur. Ağın çıktı değeri +1 (1.bölgede) ya da -1 (2.bölgede) değerini almaktadır. Ağın çıktı değeri fonksiyonu aşağıda gösterilmiştir:

$$F(x) = \begin{cases} 1, & \zeta > 0 \text{ ise} \\ -1, & \zeta < 0 \text{ ise} \end{cases} \quad (2.61)$$

Bu iki sınıfı birbirinden ayıran doğru aşağıda gösterilmiştir:

$$\sum_{i=1}^n w_i x_i + \theta = 0 \quad (2.62)$$

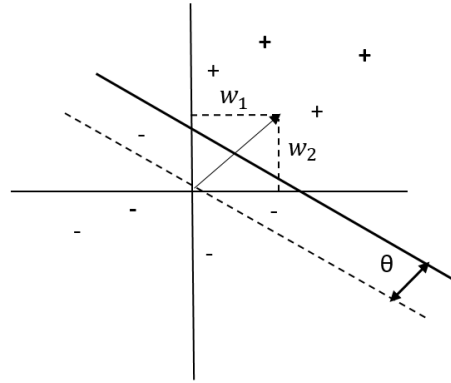
$$w_1x_1 + w_2x_2 + \theta = 0 \quad (2.63)$$

Bu formülden hareketle x_1 ve x_2 aşağıdaki formüllerde gösterildiği gibi hesaplanmaktadır:

$$x_1 = - \left(\frac{w_2}{w_1} \right) \cdot x_2 - \frac{\theta}{w_1} \quad (2.64)$$

$$x_2 = - \left(\frac{w_1}{w_2} \right) \cdot x_1 - \frac{\theta}{w_2} \quad (2.65)$$

Yukarıda yer alan formüller dikkate alınarak çizilen sınıf ayırıcı doğrusunun geometrik şekli aşağıda Şekil 2.12’de gösterilmiştir.



Şekil 2.12: Ağırlıkların ve Sınıf Ayırıcı Olan Doğrunun Geometrik Gösterimi

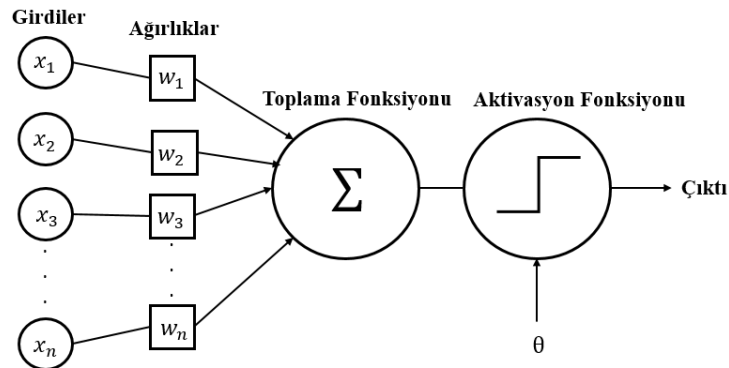
Yapay sinir ağında öğrenmenin gerçekleşmiş olması, sınıf ayırıcı doğrusu (Şekil 2.12)'nin grupları doğru bir şekilde ayırması anlamına gelmektedir. Sınıf ayırıcı doğrusunun grupları doğru bir şekilde ayırabilmesi için, t zaman biriminde ağırlıkların ΔW kadar değiştirilmesi ve bu işlemin her iterasyon için tekrarlanması gerekmektedir. Ağırlıklar t zaman biriminde ΔW kadar değiştirildiğinde; $W_i(t+1) = W_i(t) + \Delta W_i(t)$ olacaktır. Eşik değerinin de t zaman biriminde $\Delta \theta$ kadar değiştirilmesi ve bu işlemin her iterasyon için tekrarlanması gerekir. Eşik değeri t zaman biriminde $\Delta \theta$ kadar değiştirildiğinde; $\theta(t+1) = \theta(t) + \Delta \theta(t)$ olacaktır (Öztemel, 2006:61).

Ağırlıklar ve eşik değerlerinde yapılan değişimlerin her iterasyon için gerçekleştirilmesi ile sınıf ayracının en doğru pozisyonu (eğimi) bulması hedeflenmektedir.

En çok kullanılan tek katmanlı yapay sinir ağları Basit Algılayıcı (Perceptron) ve ADALINE/MADALINE yapay sinir ağları modelleridir.

Basit Algılayıcı (Perceptron) Modeli: Bu model 1958 yılında Frank Rosenblatt tarafından örüntü tanıma yaklaşımını gerçekleştirebilmek amacı ile geliştirilmiştir. Basit algılayıcı modeli tek katman ve tek hücreye sahiptir. Basit algılayıcı modelinin basitliği, tek bir sinir katmanından oluşması ve bu katmanın tek bir yapay nörona sahip olmasından kaynaklanmaktadır (Silva vd., 2017:29). Birden çok giriş, tek bir çıkışa sahip ikili tahminler için kullanılan doğrusal bir sınıflayıcıdır.

Tek bir nörondan oluşan basit algılayıcı modeli sadece tek bir çıktıyı temsil etmektedir. Çıktı değeri ağın öğrenme kuralına göre hesaplanmakta ve istenilen çıktı değerine ulaşmak için, gerektiğinde ağırlık ve eşik değerleri değiştirilmektedir (Öztemel, 2006:62). Eşik değer fonksiyonu ile hesaplanan çıktı değeri sadece 0 ya da 1 değerini almaktadır. Frank Rosenblatt geliştirdiği bu model ile bir yapay sinir ağına doğrusal olarak ayrılabilen sınıfların verilmesi durumunda basit algılayıcı olarak da adlandırılan perceptronun deneme yanılma yöntemini kullanarak, bu sınıfları birbirinden ayıran bir ölçü vektörü oluşturacağını ortaya koymuştur (Elmas, 2021:55). Basit algılayıcının yapısı aşağıda Şekil 2.13’de gösterilmiştir.



Şekil 2.13: Basit Algılayıcı (Perceptron) Yapısı

Basit algılayıcıda öğrenme, ilk olarak ağa girdi seti ($X=(x_1, x_2, x_3, \dots, x_N)$) ve ona karşılık gelecek çıktılarının gösterilmesi ile başlamaktadır. Net girdi değerine, veri setindeki girdilerin ağırlıklı toplamlarının alınması ile ulaşılmaktadır. Çıktı değerinin alabileceği değerler ise, sadece 0 ve 1 değerleri ile sınırlıdır.

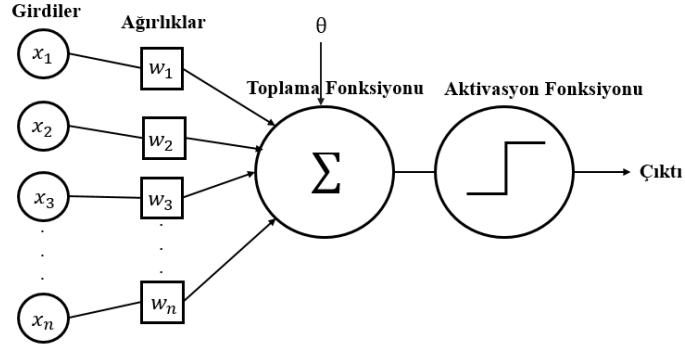
Çıktı değeri, net girdi değerinin eşik değerinden büyük olması durumunda 1, eşik değerinden küçük veya eşik değerine eşit olması durumunda 0 değerini almaktadır. Beklenen çıktı değeri (B) ile gerçekleşen çıktı değeri aynı ise, ağırlıklarda herhangi bir işlem yapılmazken, farklı olduğunda iki seçenek ortaya çıkmaktadır. Yeni ağırlıklar, λ olarak ifade edilen öğrenme katsayısı ile aşağıdaki denklemlerdeki gibi değiştirilmekte ve yapılan tüm işlemler girdi setindeki tüm örnekler için doğru sınıflandırmaya ulaşılan kadar tekrarlanmaktadır (Alp, Öz, 2019:123-124).

$$w_n = \begin{cases} w_0 - \lambda X, & B = 0 \text{ ve } NET \geq \theta \text{ ise} \\ w_0 + \lambda X, & B = 1 \text{ ve } NET < \theta \text{ ise} \end{cases} \quad (2.66)$$

Basit algılayıcı modeli VE, VEYA, VE DEĞİL gibi doğrusal nitelikteki birçok problemi çözebilen bir modelken, XOR (doğrusal nitelikte olmayan problemler) problemlerini çözememesi bir sınırlayıcı olarak kabul edilmektedir (Arabacı, 2007:54). XOR problemleri tek katmanlı ağlar ile çözülemediği için bu konuda çok katmanlı ağlara başvurulmuş ve çok katmanlı ağlar ile problem çözüme ulaştırılabilmektedir.

ADALINE / MADALINE Modeli: Adaptif doğrusal model anlamına gelen ADALINE modeli, 1959 yılında Bernard Widrow ve öğrencisi Marcian Horf tarafından geliştirilmiştir. Öğrenme kuralı olarak ise en küçük ortalama kare veya delta kuralı olarak bilinen öğrenme kuralını kullanmaktadır. ADALINE modeli, delta kuralı öğrenme algoritmasının geliştirilmesi ve yapay sinir ağlarının ilk defa endüstriyel uygulamalarda kullanılması açısından önemlidir (Silva vd., 2017:41).

ADALINE modelinde kullanılan öğrenme kuralı ile, gerçek çıktı (y) ve beklenen çıktı (d) arasındaki hata en aza indirilmek istenir. Hatanın en az indirilmesi aşamasında ağırlıklar değiştirilmektedir. ADALINE modeli aşağıda Şekil 2.14'te gösterilmiştir.



Şekil. 2.14: Adaline Modeli

Adaline modeline ait net girdi ve çıktı hesaplamaları aşağıdaki denklemlerde gösterilmiştir:

$$NET = \sum_{i=1}^n w_i x_i + \theta \quad (2.67)$$

$$ÇIKTI = \begin{cases} 1, & NET \geq 0 \text{ ise} \\ -1, & NET < 0 \text{ ise} \end{cases} \quad (2.68)$$

ADALINE modelinde beklenen (d) ve gerçekleşen çıktı (y) arasındaki hata E olarak ifade edilmekte ve hesaplanması aşağıdaki denklemlerde gösterilmiştir:

$$E = d - y \quad (2.69)$$

Hata değerinin en aza indirilebilmesi için ağırlık ve eşik değerlerinin değiştirilmesi gerekmektedir. Bu işlem aşağıdaki denklemler ile gösterilmiştir:

$$w_i(t) = w_i(t-1) + \lambda \cdot E \cdot x_i \quad (2.70)$$

$$\theta_y = \theta_e + \lambda \cdot E \quad (2.71)$$

Yukarıdaki denklemlerde w_i değerleri ağırlıkların t ve t-1 zamandaki değerlerini, λ öğrenme katsayısını, θ_y yeni eşik değerini, θ_e ise eski eşik değerini ifade etmektedir.

Adaline Modeli, Basit Algılayıcı Modeli'ne benzer şekilde tek bir katman ile yapay nöronlardan oluşmakta ve basit yapısından dolayı ikili tahminler için (sadece doğrusal problemlerde) kullanılmaktadır. Buna karşın, Adaline Modeli'nin Delta, Basit Algılayıcı

Modeli'nin ise Hebb öğrenme kuralını kullanması açısından birbirinden farklılık göstermektedirler.

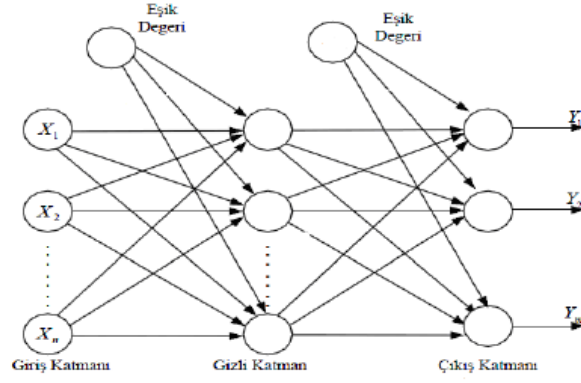
Çoklu adaptif nöron anlamına gelen MADALINE modeli, genellikle paralel olarak birden çok ADALINE'dan oluşan ağ olarak tanımlanmaktadır. MADALINE modeli, ADALINE modeli ile aynı öğrenme kuralına sahiptir. Ayrıca ADALINE modeli gibi sadece doğrusal problemlerde kullanılmaktadır.

2.2.8.1.2. Çok Katmanlı Yapay Sinir Ağları

Tek katmanlı yapay sinir ağları sadece doğrusal olarak ayrılabilir veri kümelerinin sınıflandırılmasında kullanılmakta ve XOR gibi doğrusal olmayan problemlerin çözümünde yetersiz kalmaktadır. Çok katmanlı yapay sinir ağları, doğrusal olmayan problemlere çözüm üretmek amacıyla geliştirilmiştir. Sadece doğrusal olarak ayrılabilir veri kümelerinin sınıflandırılmasında kullanılma kısıtı yoktur. Bu sebeple, performans açısından tek katmanlı algılayıcılara göre daha güçlüdür.

Tek katmanlı algılayıcılarda sadece giriş ve çıkış katmanları bulunurken, çok katmanlı algılayıcılarda giriş ve çıkış katmanları arasında bir veya daha fazla gizli (ara) katman bulunmaktadır. Çok katmanlı yapay sinir ağı kısaca girdi ve çıktı katmanları arasında bir veya birden daha fazla gizli katmana sahip ağ olarak tanımlanmaktadır (Fausett, 1994:14).

Çok katmanlı yapay sinir ağları, ileri beslemeli yapay sinir ağlarıdır. Bu yapay sinir ağlarında öğrenme, geri yayılım algoritması ile gerçekleştirilmektedir. Her katmanın kendisine ait ağırlık matrisi, önyargı vektörü, net giriş vektörü ve çıkış vektörü bulunmaktadır. Çok katmanlı yapay sinir ağı modelinin yapısı aşağıda Şekil 2.15'de gösterilmiştir.



Şekil 2.15: Çok Katmanlı Yapay Sinir Ağının Yapısı

Kaynak: (Arıkan Kargı, 2013:66).

Yukarıda Şekil 2.15’de görüldüğü gibi gizli katmandaki birimler giriş ya da çıkış katmanına ait değildir. İlk gizli katman, giriş katmanından beslenmektedir. İlk gizli katman çıktıları diğer gizli katmanlara uygulanmaktadır (Haykin, 2009:125).

Çok katmanlı algılayıcıları basit algılayıcılardan ayıran özellik, danışmanlı öğrenme yolu ile özellik uzayının oluşturulmasıdır. Çok katmanlı algılayıcılarda öğrenme, süreç boyunca gizli katmandaki nöronların eğitim verilerinin karakteristik özelliklerini keşfetmesi ile gerçekleşmektedir (Haykin, 2009:126). Keşfetme, girdi verileri üzerinde özellik alanı adı verilen yeni bir alana doğrusal olmayan bir dönüşüm gerçekleştirerek yapılmaktadır.

Çok katmanlı yapay sinir ağlarının temel özelliklerini aşağıdaki şekilde sıralamak mümkündür (Haykin, 2009:123):

- ✓ Ağdaki her nöronun modeli, farklılaştırılabilen doğrusal olmayan bir aktivasyon işlevi içerir.
- ✓ Ağ, hem giriş hem de çıkış düğümlerinde gizlenmiş bir veya daha fazla katman içerir.
- ✓ Ağ, ağın sinaptik ağırlıkları tarafından belirlenen yüksek derecede bağlanabilirlik sergiler.

Geri Yayılım Algoritması: Geri yayılım algoritması Delta Öğrenme Kuralı’nın geliştirilmiş bir versiyonu olduğu için, Geliştirilmiş Delta Kuralı olarak da

anılmaktadır. 1986 yılında Rumelhart, Hinton ve Williams tarafından geliştirilen bu algoritma, yapay sinir ağıları çalışmalarının 1980'li yılların ortalarında tekrar canlanmasında ve bu konuda yeni uygulama alanlarının ortaya çıkmasında önemli bir yere sahiptir.

Bu algoritma her bir yapay nöronun bağlantı ağırlıklarının değiştirildiği süreç sırasında, ağı tahmin hatasını en aza indirmeye dayanan bir yaklaşımdır (Anderson, McNeil, 1992:35). Algoritma ile çok katmanlı algılayıcılarda eğitim aşamasında ağırlık değerlerinin girdi katmanından gizli katmanlara nasıl aktarılacağı konusu çözüme kavuşturulmuştur.

Çok katmanlı ağlarda öğrenme süreci özetle şu şekilde açıklanabilir: İlk aşamada, ağa girdi veri seti ve rastgele seçilen ağırlık değerleri sunulur, ikinci aşamada sigmoid fonksiyonu (aktivasyon fonksiyonu olarak) kullanılarak çıktı değeri hesaplanır. Son aşamada ise, beklenen çıktı değeri ile hesaplanan çıktı değeri arasında fark yoksa herhangi bir işlem yapılmaz. Fakat beklenen çıktı değeri ile hesaplanan çıktı değeri arasında bir fark (hata) varsa farkın minimize edilebilmesi için ağırlık değerleri ayarlanmalıdır. Ağırlık değerleri ayarlandıktan sonra aynı işlemler tekrarlanmalı ve öğrenme süreci hata istenilen düzeye gelinceye kadar devam ettirilmelidir.

Çok katmanlı ağlarda beklenen çıktı değeri ile hesaplanan çıktı arasında fark olduğunda, ağırlık değerlerinin ayarlanması basit algılayıcılarda olduğu kadar kolay gerçekleştirilemez. Basit algılayıcılarda her girdi ile çıktı arasında yalnızca bir ağırlık varken, çok katmanlı ağlarda her girişi bir çıkışa bağlayan birçok ağırlık vardır ve bu ağırlıkların her biri birden fazla çıktıya katkıda bulunur. Geri yayılım algoritması, hatayı değerlendirmek ve her ağırlığın hata üzerindeki katkısını belirlemek için mantıklı bir yaklaşımdır (Russell, Norvig, 1995:579). Geri yayılım algoritmasında yapay sinir ağıları ileri ve geri olarak iki şekilde eğitilmektedir.

İleri Doğru Hesaplama: İleri doğru hesaplamada çıktı, giriş sinyallerinin girdi katmanından çıkışa doğru ileri yönde hareket etmesi ile hesaplanmaktadır. Bir katmanın çıktısı bir sonraki katmanın girdisidir. Girdi katmanında herhangi bir işlem yapılmadan gizli (ara) katmana geçilmektedir. Bu durum aşağıdaki denklem ile ifade edilmektedir:

$$Y_k^i = G_k \quad (Y_k^i = \text{çıkıtı değeri}) \quad (2.72)$$

Ara katmana gelen net girdiler, ağırlık değerlerinin etkisi ile bu katmana gelmekte ve aşağıdaki şekilde hesaplanmaktadır:

$$NET_j = \sum_{k=1}^n w_{kj} Y_k \quad (2.73)$$

(w_{kj} = k. girdi katmanını j. ara katman elemanına bağlayan bağlantının ağırlık değeri)

Ara katmana gelen girdiler üzerinde sigmoid fonksiyonu kullanılarak, çıktının hesaplanması ise aşağıdaki şekilde ifade edilmektedir:

$$X_j = \frac{1}{1 + e^{-z}} = \frac{1}{1 + e^{-(NET_j + \beta_j)}} \quad (2.74)$$

Bu denklemden, β_j parametresi j. elemana bağlanan eşik elemanının ağırlığını ifade etmektedir. Eşik değeri elemanlarının çıktısı her zaman 1 olmaktadır. Ara katman ve gizli katmandaki proses elemanlarının çıktısı, aynı şekilde kendilerine gelen NET girdi değerinin hesaplanması ve sigmoid fonksiyonundan geçirilmesi ile hesaplanmaktadır (Öztemel, 2006:78). Çıktı değerlerinin bulunması ile ağırlık ürettiği son çıkış değeri (C_i) ile beklenen çıkış değerleri (B_i)'nin karşılaştırılması ve hata değerinin (H_i) aşağıdaki şekilde hesaplanması ileri doğru hesaplama işlemi tamamlanmış olmaktadır:

$$H_i = B_i - C_i \quad (2.75)$$

Geriye Doğru Hesaplama: Bu hesaplamada, tahmin edilen çıktı değeri ile beklenen çıktı değeri arasındaki hata hesaplanır. Hatalar ağırlık üzerinden geriye doğru yayılır ve ağırlıklar hatanın minimum kılınması için ayarlanmaktadır. H_i proses elemanı için oluşan hatayı göstermek üzere, ağırlık üzerindeki toplam hata aşağıdaki şekilde hesaplanmaktadır:

$$E = \sqrt{\sum_i H_i^2} \quad (2.76)$$

Burada amaç, hatanın azaltılması olduğu için, katmanlardaki ağırlık değerleri güncellenerek hata proses elemanlarına geriye doğru dağıtılmaktadır (Nabiyev, 2021:600). Ara katman ile çıktı katmanı arasındaki bağlantı ağırlıklarının k. iterasyondaki değerleri, değişim miktarlarının eski değerlerine eklenmesiyle bulunmaktadır:

$$w_{jm}(k) = w_{jm}(k-1) + \Delta w_{jm}(k) \quad (2.77)$$

w_{jm} = ara katmandaki j. elemanın çıktı katmanındaki m. elemanla olan bağlantı ağırlığı

Δw_{jm} = ara katmandaki j. elemanın çıktı katmanındaki m. elemanla olan bağlantı ağırlığındaki değişim miktarı

Δw_i = ağırlıklardaki değişim miktarını temsil etmekte ve aşağıdaki şekilde hesaplanmaktadır:

$$\Delta w_{jm}(k) = \lambda \delta_m X_j + \mu \Delta w_{jm}(k-1) \quad (2.78)$$

λ = ağırlıkların değişim miktarını ifade eden öğrenme katsayısı

μ = momentum katsayısı

δ_m = m. çıktı biriminin hatası

δ_m , f^l (NET) aktivasyon fonksiyonunun türevinin alınması ile hesaplanır. Sigmoid fonksiyonu kullanıldığında ise aşağıdaki şekilde ifade edilmektedir:

$$\delta_m = f^l(\text{NET}) \cdot E_m = X_m (1 - X_m) \cdot E_m \quad (2.79)$$

Çıktı katmanında bulunan proses elemanlarının eşik değer ağırlıklarının (β^c) değişim miktarını göstermektedir. Bu birimin çıkışının 1 olması da göz önünde bulundurularak aşağıdaki şekilde hesaplanmaktadır:

$$\Delta \beta_m^c(k) = \lambda \delta_m + \mu \Delta \beta_m^c(k-1) \quad (2.80)$$

Eşik değerinin k. iterasyonundaki ağırlığının yeni değeri ise, aşağıdaki şekilde hesaplanmaktadır:

$$\beta_m^c(k) = \beta_m^c(k-1) + \Delta \beta_m^c(k) \quad (2.81)$$

Ara katman ve çıktı katmanı arasındaki ağırlıkların güncellenmesi işlemi de yukarıdaki hesaplamalara benzer şekilde gerçekleştirilmektedir. Farklı olarak ara katmana gelen bilgiler, bir önceki ara katman ya da girdi katmanından gelmektedir. Bu durumda hata oluşumunda, ara katman veya girdi katmanı arasındaki ağırlıkların da payı vardır. Bu nedenle girdi ve ara katmanları arasında ağırlık güncellenmeleri yapılırken, çıktı katmanı elemanlarının hataları da hesaba katılmaktadır (Nabiyev, 2021:601).

$$\delta_j = f^l(\text{NET}) \cdot \sum_m \delta_m w_{jm} = X_j(1 - X_j) \cdot \sum_m \delta_m w_{jm} \quad (2.82)$$

Yukarıdaki tüm hesaplamalar sonucunda ağırlık değerleri değiştirilmiş ve işlem tamamlanmış olmaktadır. Ağ hatasının istenilen düzeye gelmesi için, ağırlık

değiştirilmesi işlemlerinin yeterince yapılmış olması gerekir. Ağ hatası istenilen düzeye geldiğinde ise işlem sonlandırılmaktadır. İşlemin sonlandırılması ile belirlenen bir durdurma kriterine göre gerçekleştirilmektedir.

2.2.8.2. Ağın Çalışma Yapısına Göre Yapay Sinir Ağları

Ağın çalışma yapısına göre yapay sinir ağları ileri beslemeli ve geri beslemeli olarak ikiye ayrılmaktadır.

İleri beslemeli yapay sinir ağlarında, giriş katmanı dış dünyadan alınan verilerin sadece bir yöne doğru ilerlediği, çıkıştan girişe doğru hiçbir bağlantının olmadığı yapay sinir ağları olarak tanımlanmaktadır. Bu yapay sinir ağları birbirine bağlı katmanlardan oluşmakta ve katmanlar arasındaki sinyal akışı soldan sağa doğru ileri yönde hareket etmektedir. Öğrenme algoritması olarak ise, geri yayılım algoritmasını kullanmaktadır.

Tek katmanlı yapay sinir ağları sadece giriş ve çıkış katmanlarından oluştuğu için, sinyal giriş katmanından çıkış katmanına doğru ilerlemektedir. Çok katmanlı yapay sinir ağlarında ise giriş, gizli ve çıkış katmanlarından oluştuğu için, sinyal giriş katmanından gizli katmana, gizli katmandan çıkış katmanına doğru ilerlemektedir. Gizli katman sayısının birden fazla olduğu durumda ise gizli katman, diğer gizli katmana sonrasında ise yine çıkış katmanına bağlanmaktadır.

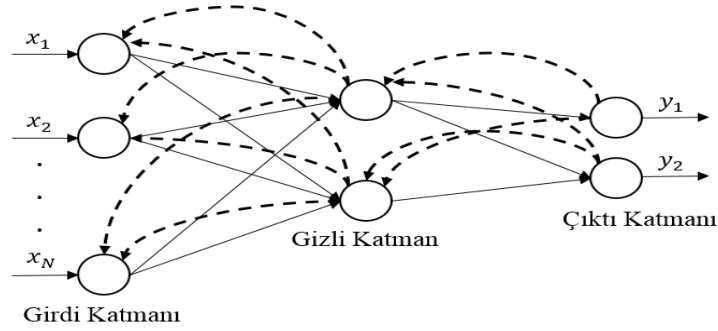
Aynı katman içerisindeki nöronlar arasında herhangi bir bağlantı olmadığı için, herhangi bir ağ döngüsü de söz konusu değildir. Nöronlar çıkış katmanına doğru ilerlemekte ve çıktığı katmanı da çıktı üretme görevini yerine getirmektedir.

İleri beslemeli yapay sinir ağlarında katmanlardaki tüm birimler, bir sonraki katmandaki tüm birimlerle bağlantı içerisinde. Bilgilerin bir katmandan diğerine yani ileriye doğru beslenmesi söz konusudur. Giriş katmanı, dışarıdan aldığı verileri üzerinde herhangi bir işlem yapmadan gizli katmana taşımaktadır. Gizli katmanın giriş ve çıkış katmanları dışında, doğrudan dış dünya ile bir bağlantısı yoktur. Gizli katman girdi katmanından gelen verileri çıktı katmanına taşımakta, çıktı katmanı da bu verilerden hareketle çıktıları üreterek dış dünyaya bilgi aktarmaktadır.

Geri beslemeli yapay sinir ağları, dış dünyadan alınan verilerin sinyal akışlarının sadece ileriye doğru değil aynı zamanda geriye doğru da gerçekleşebildiği ağlar olarak

tanımlanmaktadır. Çift yönlü sinyal akışının söz konusu olduğu bu ağlarda, en az bir defa geriye doğru sinyal akışı gerçekleşmektedir (Asilkan, Irmak: 2009: 380).

İleri beslemeli yapay sinir ağlarının aksine geri beslemeli sinir ağlarında, bir katmandan gelen sinyallerin bir önceki katmana geri beslenmesi sağlanmaktadır. Bu ağlarda tüm nöronlar arasındaki olası her bağlantıya izin verilmektedir. Katmanlar kendisinden bir sonraki katmana veri akışı sağlayabileceği gibi, kendisinden bir önceki katmana da veri akışı sağlayabilmektedir. Bu özelliğinden dolayı, çıkış katmanından giriş katmanına doğru bir döngünün varlığından söz etmek mümkündür. Hopifield ağı bu ağlara örnek olarak verilebilir (Elmas, 2021:67) Geri beslemeli bir yapay sinir ağı mimarisi aşağıda Şekil 2.16'da gösterilmiştir.



Şekil 2.16: Geri Beslemeli Bir Yapay Sinir Ağı Mimarisi

Kaynak: (Alp, Öz, 2019:128)

2.2.8.3. Öğrenme Yapısına Göre Yapay Sinir Ağları

Yapay sinir ağlarının sahip olduğu en temel özellik öğrenme yeteneğine sahip olmasıdır. Yapay sinir ağında öğrenme, başlangıç ağırlıklarının rastgele seçimi ile başlayıp, seçilen öğrenme yapısına göre sürdürülmektedir. Bu aşamada seçilecek öğrenme yapısı danışmanlı, danışmansız ve takviyeli öğrenme olarak üçe ayrılmaktadır.

Danışmanlı ya da öğretmenli öğrenme olarak da bilinen öğrenme yönteminde, sistemin bilgi sahibi olması istenen konu hakkında sisteme sunulan girdi/çıkı veri seti sisteminin danışmanı olarak kabul edilmektedir. Bu öğrenmede, ağı her girdi modeli için doğru bir cevap (çıkı) verilmektedir. Ağı doğru olarak kabul edilen yanıtlara,

olabildiğince yakın yanıtlar üretmesini sağlamak için ağırlıklar belirlenir (Jain vd.,1996:35). Elde edilen çıktı ile hedeflenen çıktı arasında herhangi bir hata sinyali mevcutsa, çıktı hedeflenen çıktıya ve ağ istenilen performansa ulaşana kadar ağırlıklar ayarlanmaktadır. Ağın eğitilmesi için kullanılan en yaygın öğrenme algoritması ise, geri yayılma algoritmasıdır.

Danışmansız öğrenme yönteminde, danışmanlı öğrenme yönteminin aksine öğrenme sürecini denetleyen bir öğretmen ya da danışman bulunmamaktadır. Danışmansız öğrenme yönteminde ağa örnek veri seti olarak girdiler verilmekte çıktılar ise verilmemektedir. Başka bir ifade ile bir ağın üretmesi gereken kesin sayısal çıktı bilinmediği için, sadece girdi verileri ile çıktı üretilmektedir. Ağın girdi verilerinden çıktıyı üretmesi, kendisine verilen girdi verileri arasındaki ilişkileri ortaya çıkarması ile gerçekleşmektedir (Agrawal, Agrawal, 2015: 770).

Takviyeli öğrenme yöntemi, danışmanlı öğrenme yöntemine bir öğretmen bulundurması yönüyle benzerdir. Buna karşın veri seti olarak sadece girdi örnekleri bulundurması yönüyle farklılık göstermektedir. Bu öğrenme yönteminde, ağa istenilen çıktılar verilmemektedir (Öztemel, 2006:25). Hesaplanan çıktının performansı ölçülmekte ve istenilen çıktıya ulaşmak için ağırlıklar ayarlanmaktadır.

2.2.9. Temel Öğrenme Kuralları

Bir yapay sinir ağı hücresinin performansının artırılması için, giriş - çıkış bağlantı ağırlıkları belirli kurallara göre güncellenmektedir. Öğrenme kuralları olarak adlandırılan bu kurallar bağlantı ağırlıklarının güncellenmesine dayanmaktadır. Tüm öğrenme kuralları en eski öğrenme kuralı olarak kabul edilen Hebb Öğrenme Kuralı çerçevesinde şekillenerek geliştirilmiştir. Diğer temel öğrenme kurallarının başlıcaları ise, Hopfield, Delta ve Kohonen öğrenme kurallarıdır.

2.2.9.1. Hebb Öğrenme Kuralı

1949 yılında Donald Hebb tarafından geliştirilen ve diğer öğrenme kurallarının da geliştirilmesine katkıda bulunan Hebb kuralı, ağ bağlantı ağırlıklarının nasıl değiştirileceği konusunu kapsamaktadır. Bu öğrenme kuralında, birbiri ile bağlantılı A (girdi) ve B (çıkıtı) olarak ifade edilen iki yapay sinir ağı hücresinin aksonları birbirlerini uyuracak kadar birbirlerine yakınsa ve birbiri ile aynı işarete sahip iseler aralarındaki

bağlantı ağırlıklarının güçlendirilmesi gerekmektedir. Bu iki yapay sinir ağı hücresinin birbiri ile farklı işarete sahip olduğu durumda ise, aralarındaki bağlantı ağırlıklarının zayıflatılması gerekmektedir (Hebb, 1949:62).

2.2.9.2. Hopfield Öğrenme Kuralı

John J. Hopfield tarafından geliştirilen Hopfield öğrenme kuralında Hebb öğrenme yönteminden farklı olarak, yapay sinir hücrelerinin bağlantı ağırlıklarının işaretlerinin yanında büyüklükleri de değiştirilmektedir. Girdi ve çıktı değerleri aynı anda pozitif ise, öğrenme katsayısı kadar ağırlık değerleri kuvvetlendirilmektedir. Buna karşın girdi ve çıktı değerleri aynı anda negatif ise, öğrenme katsayısı kadar ağırlık değerleri zayıflatılmaktadır (Öztemel, 2006:26). Öğrenme katsayısı ise 0 ile 1 arasında yer alan ve kullanıcı tarafından genellikle 0.2 ile 0.4 arasında belirlenen bir değer olarak tanımlanmaktadır (Sönmez Çakır, 2020:38).

2.2.9.3. Delta Öğrenme Kuralı

Widrow ve Hoff tarafından geliştirilen Delta öğrenme kuralı, en küçük ortalama kare kuralı olarak da bilinmektedir. Ağ bağlantılarının gücü (ağırlık değerleri), ağı hesaplanan çıktı değeri ile beklenen çıktı değeri arasındaki farkın minimize edilmesine dayanmaktadır. Delta öğrenme kuralı ile, iki çıktı değeri (hesaplanan ve beklenen) arasındaki farkın karelerinin ortalamasını minimize edilmektedir (Alp, Öz, 2019:131).

2.2.9.4. Kohonen Öğrenme Kuralı

Teuvo Kohonen tarafından geliştirilen bu kural, biyolojik sistemlerdeki öğrenmeyi örnek alan bir öğrenme algoritmasıdır. Beklenen ya da hedeflenen bir çıktının varlığını gerektirmediği için, danışmansız öğrenme kategorisine girer. Bu öğrenme algoritmasında, en yüksek çıktıya sahip yapay sinir ağı hücresinin bağlantı ağırlıklarının güncellenmesi söz konusudur. Aynı zamanda çıktının yakın çevresindeki komşu bağlantılardaki ağırlıklar güncellenmektedir.

2.2.10. Yapay Sinir Ağlarının Gerçekleştirdikleri Görevler ve Genel Kullanım Alanları

Yapay sinir ağları, birçok alandaki problemi çözmek ve bireyler tarafından alınan kararlara yardımcı olmak için kullanılan elverişli bir araçtır. Bu durum yapay sinir ağlarının doğrusal olmayan ve eksik veriler ile çalışabilme yeteneğine sahip olmasından kaynaklanmaktadır.

Yapay sinir ağlarının başlıca gerçekleştirdikleri görevler; sınıflandırma, tahmin, kümeleme, veri ilişkilendirme, veri filtreleme, tanıma ve eşleştirme ve teşhisten oluşmaktadır. Bu görevleri simüle etme arzusu, yapay sinir ağlarının gelişimini motive etmiştir. Yapay sinir ağlarının gerçekleştirdikleri görevler kısaca şu şekilde açıklanabilir.

- ✓ *Sınıflandırma:* Veri kümelerini önceden tanımlanmış sınıflara göre düzenleme durumudur.
- ✓ *Tahmin:* Amaç, etki alanında gözlemlenen önceki birkaç örneği dikkate alarak, belirli bir sürecin gelecekteki değerlerini tahmin etmektir. Başka bir ifade ile belirli bir girdiden çıktı üretme durumudur.
- ✓ *Kümeleme:* Veri kümelerinin benzer özelliklerine göre kümelere ayrılmasıdır. Burada sınıflandırmada olduğu gibi önceden tanımlanmış sınıflar yoktur.
- ✓ *Veri İlişkilendirme:* Yapay sinir ağlarının, kalıpları hatırlamak için eğitilmesi sonucunda eksik ve hatalı verileri tanınmasıdır.
- ✓ *Veri Filtreleme:* Yapay sinir ağlarının eğitilen ağlar arasından uygun verileri tespit etmesidir (Ağyar, 2015:23).
- ✓ *Tanıma ve eşleştirme:* Yapay sinir ağlarının farklı şekil ve örüntüleri, eksik ve karmaşık bilgileri tanıyıp eşleştirmesidir (Alp, Öz, 2019:117).
- ✓ *Teşhis:* Yapay sinir ağlarının sistemdeki problemleri ortaya çıkarmasıdır.

Yapay sinir ağları, başlangıçta sinir hücrelerinin biyolojik davranışlarını modellemek için geliştirilmiş olsa da, zamanla çok çeşitli alanlarda kullanılmaya başlanmıştır. Yapay sinir ağlarının sektör bazlı uygulamalarını aşağıdaki şekilde örneklendirmek mümkündür (Hagan vd., 2014:1-5,1-7):

- ✓ *Finans Alanı:* Bu alan; kredi değerlendirme uygulaması, nakit tahmini, firma sınıflandırması, finansal başarısızlık ve iflas tahminleri, döviz kuru tahmini, kredi geri kazanım oranlarını tahmin etme, kredi riskini ölçme, kredi kartı kullanım analizi, kurumsal finansal analiz, döviz-fiyat tahmini, piyasa analizi, otomatik tahvil derecelendirme, hisse senedi alım satım danışmanlık sistemleri, ipotek uygulamalarından oluşmaktadır.
- ✓ *Havacılık Alanı:* Bu alan; yüksek performanslı uçak oto pilotları, uçuş yolu simülasyonları, uçak kontrol sistemleri, oto pilot geliştirmeleri, uçak bileşen simülasyonları ve uçak bileşeni arıza dedektörlerinden oluşmaktadır.

- ✓ *Otomotiv Alanı:* Bu alan; otomobil otomatik yönlendirme sistemleri, yakıt enjektör kontrolü, otomatik fren sistemleri, tekleme algılama, sanal emisyon sensörleri ve garanti aktivite analizörlerinden oluşmaktadır.
- ✓ *Savunma Sanayii Alanı:* Bu alan; silah yönlendirme, hedef izleme, nesne ayırt etme, yüz tanıma, yeni sensör türleri, sonar, radar ve veri sıkıştırma dâhil görüntü sinyali işleme, özellik çıkarma ve gürültü bastırma ve sinyal/görüntü tanımlamadan oluşmaktadır.
- ✓ *Elektronik Alan:* Bu alan; kod dizisi tahmini, entegre devre yonga hata analizi, süreç kontrolü, yonga arıza analizi, makine görüşü, ses sentezi ve doğrusal olmayan modellemeden oluşmaktadır.
- ✓ *Sigorta Alanı:* Bu alan; politika uygulama değerlendirmesi, ürün optimizasyonundan oluşmaktadır.
- ✓ *İmalat Alanı:* Bu alan; üretim proses kontrolü, ürün tasarımı ve analizi, proses ve makine teşhisi, gerçek zamanlı partikül tanımlama, görsel kalite kontrol sistemleri, kaynak kalite analizi, kağıt kalitesi tahmini, bilgisayar çipi kalite analizi, taşlama işlemlerinin analizi, kimyasal ürün tasarım analizi, makine bakım analizi, proje teklifi, planlama ve yönetim ve kimyasal proses sistemlerinin dinamik modellemesinden oluşmaktadır.
- ✓ *Tıp ve Sağlık Alanı:* Bu alan; meme kanseri hücre analizi, EEG ve EKG analizi, protez tasarımı, nakil sürelerinin optimizasyonu, hastane masraflarının azaltılması, hastane kalitesinde iyileştirme ve acil servis testi tavsiyesinden oluşmaktadır.
- ✓ *Robotik Alanı:* Bu alan; yörünge kontrolü, forklift robotu, manipülatör kontrolörleri, görüş sistemleri ve otonom araçlardan oluşmaktadır.
- ✓ *Konuşma Alanı:* Bu alan; konuşma tanıma, konuşma sıkıştırma, sesli harf sınıflandırması ve metinden konuşmayı sentezden oluşmaktadır.
- ✓ *Telekomünikasyon Alanı:* Bu alan; görüntü ve veri sıkıştırma, otomatik bilgi hizmetleri, konuşma dilinin gerçek zamanlı çevirisi ve müşteri ödeme işleme sistemlerinden oluşmaktadır.
- ✓ *Ulaşım Alanı:* Bu alan; kamyon freni teşhis sistemleri, araç çizelgeleme ve yönlendirme sistemlerinden oluşmaktadır.

2.2.11. Yapay Sinir Ağlarının Avantajları

Yapay sinir ağları, doğrusal olmayan ve karmaşık niteliğe sahip problemleri kolaylıkla çözebildiği için birçok alanda kullanılmaktadır. Yapay sinir ağlarının diğer avantajları aşağıdaki şekilde sıralanmaktadır:

- ✓ Yapay sinir ağlarında, geleneksel yöntemlerde olduğu gibi matematiksel bir modelin varlığı söz konusu değildir.
- ✓ Yapay sinir ağları, girdi verilerinden hareketle öğrenir ve veriler arasındaki ilişkileri ortaya çıkarır. Bu noktada ağın veriler arasındaki tüm olası ilişkileri ortaya çıkarabilmesi için, ağa gösterilecek örnek seçimi önemli bir konudur.
- ✓ Öğrendiği bilgilerden hareketle benzer olayları yorumlama yeteneğine sahiptir.
- ✓ Eksik bilgiler ile çalışabilmekte ve eksik bilgilere rağmen çıktı üretebilmektedir. Fakat bazen eksik bilginin önem derecesine bağlı olarak performansta düşüş yaşanma ihtimali ortaya çıkmaktadır.
- ✓ Çalışma performansını düşürmeden birden fazla görevi paralel olarak gerçekleştirebilmektedir.

2.2.12. Yapay Sinir Ağlarının Dezavantajları

Yapay sinir ağları birçok probleme çözüm getirmesi ve sıklıkla kullanılmasına rağmen bazı dezavantajlara sahiptir. Bu dezavantajları aşağıdaki şekilde sıralamak mümkündür (Nabiyev, 2021:606):

- ✓ Yapay sinir ağlarında ağ yapısının belirlenmesi aşamasında herhangi bir geçerli kural bulunmadığı için, ağ yapısı deneme-yanılma yöntemi kullanılarak belirlenmektedir. Yapay sinir ağlarında deneme-yanılma yönteminin kullanılması; zamanın verimli kullanılamaması ve problem için bulunan çözümün en iyi çözüm olduğunun bir kesinliği olmaması gibi sorunları da beraberinde getirmektedir.
- ✓ Öğrenme katsayısı, katman sayısı ve katmanlardaki hücre sayısının belirlenmesi aşamasında herhangi bir kural olmadığından; bunlar kullanıcının kendi bilgi ve tecrübesine dayanarak belirlenmekte ve problemin çözümü de kullanıcıya bağlı olarak şekillenmektedir.

- ✓ Yapay sinir ađının eđitilmesinde oldukça önemli olan örnek seçimi ve ađ eđitiminin sonlandırılacağı zaman konusunda da geçerli bir kural bulunmamaktadır. Genellikle, kullanıcı eđitilen ađın örnekler üzerindeki hatasının düşük olduğu noktada eđitimin tamamlanmasına karar vermektedir.
- ✓ Yapay sinir ađlarında bilgiler ađa gömülüdür bu da ađın yorumlanmasını ve problemin çözüme kavuşturulmasını zorlaştırmaktadır.

ÜÇÜNCÜ BÖLÜM

FINANSAL BAŞARISIZLIĞIN YAPAY SİNİR AĞLARI VE ÇOK DEĞİŞKENLİ İSTATİSTİKSEL ANALİZ TEKNİKLERİ İLE TAHMİN EDİLMESİ: BORSA İSTANBUL'DA BİR UYGULAMA

3.1. Finansal Başarısızlık Alanında Daha Önce Yapılmış Araştırmalar

Finansal başarısızlığın öngörülmesi yıllardır araştırmacılar tarafından ele alınmış bir konudur. Bu bölümde, literatürde yer alan araştırmaların hangi alanda yapıldığı, hangi analiz teknikleri ile çalışıldığı ve bunlar sonucunda ne gibi sonuçlara ulaşıldığı hakkında bilgi verilecektir. Burada araştırmaların ortak ve farklı yönlerinin ortaya konulması amaçlanmıştır.

3.1.1. Finansal Başarısızlık Alanında Yurtdışında Yapılmış Araştırmalar

Beaver (1966) tarafından yapılan araştırmada, tek değişkenli diskriminant analizi ile finansal başarısızlığı önceden öngörebilmek amacıyla 79 başarılı, 79 başarısız toplamda 158 adet firma örnek evren olarak ele alınmıştır. 158 adet işletme için, 1954 - 1964 yıllarına ait veriler kullanılarak 6 gruptan oluşan 30 finansal oran hesaplanmıştır. Finansal açıdan başarılı ve başarısız firmalar açısından nakit akışı/toplam borç, toplam borç/toplam varlık, net dönem kârı/toplam varlık, dönen varlıklar/kısa vadeli borçlar, net işletme sermayesi/toplam varlık oranlarının büyük farklılıklar gösterdiği görülmüş ve en etkili oranın ise nakit akışı/toplam yabancı kaynak olduğu bulunmuştur. Nitekim nakit akışı/toplam borç oranının finansal başarısızlığı 1 yıl önceden tahmin etme gücü % 87, 2 yıl önceden tahmin etme gücü % 79, 3 yıl önceden tahmin etme gücü % 77, 4 yıl önceden tahmin etme gücü % 76, 5 yıl önceden tahmin etme gücü ise % 78'dir (Beaver,1966:71-111).

Altman (1968)'in araştırması, çoklu diskriminant analizi yönteminin finansal başarısızlık alanında ilk kullanıldığı araştırma olarak kabul edilmektedir. Altman bu araştırmasında işletmelerin finansal başarısızlığını 5 yıl önceden öngörmeyi amaçlamış ve finansal başarısızlık tanımını, işletmenin yasal olarak iflas etmesi, işletmeye kayyum atanması veya ulusal iflas yasası hükümlerince reorganizasyon hakkı verilmesi olarak kabul etmiştir. Araştırmada 33 başarılı ve 33 iflas eden 66 adet işletmenin 1946 - 1965

yılları arasındaki gelir tablosu ve bilançolarından yararlanılarak likidite, kârlılık, kaldıraç, ödeme gücü ve faaliyet oranları arasından 22 adet finansal oran hesaplanmıştır. Ayrıca araştırmada finansal başarısızlık tahmininde daha etkili olan 5 oran tespit edilmiştir. Söz konusu oranlar kullanılarak, işletmelerin finansal açıdan başarılı veya başarısız olarak ayrılmasını sağlayacak bir model geliştirilmiş ve bu modelin adına Z Skor Modeli adı verilmiştir. Literatürde bu model yıllar boyunca finansal başarısızlık alanındaki araştırmalara örnek teşkil etmiştir. Altman'ın 5 finansal oranı ve diskriminant analizini kullanarak geliştirdiği model aşağıdaki şekilde ifade edilmiştir:

$$Z = 0,012 X_1 + 0,014 X_2 + 0,033 X_3 + 0,006 X_4 + 0,999 X_5$$

X₁: Çalışma Sermayesi / Toplam Varlıklar

X₂: Dağıtılmayan Kârlar / Toplam Varlıklar

X₃: Faiz ve Vergi Öncesi Kâr / Toplam Varlıklar

X₄: İşletmenin Piyasa Değeri / Toplam Borcun Defter Değeri

X₅: Satışlar / Toplam Varlıkları temsil etmektedir.

Z Skoru 1,81 – 2,99 değerleri arasında gerçekleşmekte ve gerçekleşme aralığına göre farklı şekillerde yorumlanmaktadır:

- ✓ Z Skoru > 2,99 olan işletmeler, güvenli bölge içerisinde ve finansal başarısızlık riski çok düşüktür.
- ✓ 1,81 > Z Skoru > 2,99 olan işletmeler, gri bölge içerisinde ve finansal başarısızlık riski belirgin halde olmadığı için net bir yorum yapılamamaktadır.
- ✓ Z Skoru < 1,81 olan işletmelerin, finansal başarısızlık ile karşılaşma riski çok yüksektir.

Altman'ın geliştirdiği bu modelin finansal başarısızlığı 1 yıl öncesinden tahmin etme gücü % 95, iki yıl öncesinden tahmin etme gücü ise % 72 olarak bulunmuştur. Ayrıca finansal başarısızlığın 3, 4 ve 5 yıl öncesinden tahmin edilme güçlerinin ilk iki yıla göre etkili bir oranda gerçekleşmediği sonucuna ulaşılmıştır (Altman,1968:589-609).

Deakin (1972) tarafından yapılan araştırmada, Beaver (1966) ve Altman (Z Skoru) tarafından geliştirilen finansal başarısızlığı öngörme modellerinden yararlanılarak, finansal başarısızlığı öngörebilmek için yeni bir modelin geliştirilmesi amaçlanmıştır. Araştırmada işletmenin iflas etmesi ve işletmenin alacaklıların talebi sonucu tasfiye edilmesi finansal başarısızlık kriteri olarak belirlenmiştir. Finansal açıdan 32 başarısız firma belirlenerek, başarısız işletmelerin her biri sektörlerine ve varlık büyüklüklerine

göre başarılı bir işletme ile eşleştirilmiştir. 1964 – 1970 yıllarına ait toplam 64 işletmenin verileri kullanılarak yapılan araştırmanın sonucunda, Beaver modelinin Altman modeline göre finansal başarısızlığı tahmin etme gücünün daha yüksek olduğu belirlenmiştir (Deakin,1972:167-179).

Ohlson (1980) araştırmasında, finansal başarısızlık kriterini bir işletmenin yasal olarak iflas etmesi olarak kabul etmiş ve 2163 işletmenin 1970 - 1976 yılları arasındaki verilerini kullanmıştır. Bu işletmelerden, 105'i yasal olarak iflas etmiş, 2058'i ise iflas etmemiştir. Ohlson, Altman'ın (1968) araştırmasını iflas eden işletmeler ile iflas etmemiş işletmeleri, işletmelerin büyüklük ve endüstri kriterine göre eşleştirmiş olmasından dolayı eleştirmiş ve değişkenlerin eşleştirme nedeniyle değil iflasın öngörülebilmesi nedeniyle modele dâhil edilmesini savunmuştur. Aynı zamanda diskriminant analizinin bir takım varsayımları olmasının bir kısıtlayıcı olduğunu, iflasın öngörülmesinde lojistik regresyon analizinin, çoklu diskriminant analize göre daha başarılı sonuçlar vereceğini savunmuştur. Lojistik regresyon analizinin kullanıldığı çalışmada Ohlson 1 yıl içinde iflas eden şirketler, 2 yıl içinde iflas eden şirketler ve 1 veya 2 yıl içinde iflas eden şirketler olmak üzere üç model geliştirmiştir. Bu modellerin iflası tahmin etme güçlerini sırasıyla % 96,12, % 95,55, % 92,84 olarak bulmuştur (Ohlson,1980:109-131).

Ohlson'un O Skoru Modeli olarak da adlandırılan birinci model aşağıda yer almaktadır:

$$O \text{ Skoru} = -1,32 - 0,407 X_1 + 6,03 X_2 - 1,43 X_3 + 0,0757 X_4 - 2,37 X_5 - 1,83 X_6 + 0,285 X_7 - 1,72 X_8 - 0,521 X_9$$

Modelde Yer Alan Değişkenlerin Tanımları

X_1 = Log Toplam Varlıklar

X_2 = Toplam Borçlar / Toplam Varlıklar

X_3 = İşletme Sermayesi / Toplam Varlıklar

X_4 = Kısa Vadeli Borçlar / Dönen Varlıklar

X_5 = Net Kâr / Toplam Varlıklar

X_6 = Faiz ve Vergi Öncesi Kar / Toplam Borçlar

X_7 = 1 (Son 2 yıl içindeki net kâr negatif ise); 0 (Diğer durumlarda)

X_8 = 1 (Toplam Borçlar > Toplam Varlıklar ise); 0 (Diğer durumlarda)

X_9 = Net Kârdaki Değişim

Ohlson, O Skoru modeli sonucunda, O Skoru 0,5'in üzerinde olan işletmeleri iflas riski taşıdığı şeklinde yorumlamıştır.

Zmijewski (1984), iflas eden işletmeleri öngörebilmek için, probit regresyon analizini kullanarak bir model geliştirmiştir. Araştırmada New York Menkul Kıymetler Borsası'nda faaliyet gösteren 129 yasal olarak iflas etmiş, 2112 iflas etmemiş işletmenin 1972 - 1978 yıllarına ait muhasebe verileri kullanılmıştır. Zmijewski'nin probit fonksiyonu aşağıdaki şekildedir:

$$J = - 4,3 - 4,5 X_1 (\text{net kâr} / \text{toplam varlıklar}) + 5,7 X_2 (\text{toplam borçlar} / \text{toplam varlıklar}) + 0.004 X_3 (\text{dönen varlıklar} / \text{kısa vadeli borçlar})$$

Zmijewski çalışmasında J skoru 0,5'e eşit veya daha büyük olması durumunda firmaları iflas etmemiş olarak, J skoru 0,5'ten küçük olan firmaları ise, iflas etmiş olarak sınıflandırmıştır (Zmijewski,1984:59-82).

Odom ve Sharda (1990) araştırmalarında, iflas tahmininde çok değişkenli diskriminant analizi ve yapay sinir ağlarını kullanarak hangi yöntemin tahmin yeteneğinin daha güçlü olduğunu araştırmışlardır. Araştırmada 64 başarılı, 65 iflas etmiş toplamda 129 firmanın 1975 - 1982 yıllarına ait veriler ve Altman'ın 1968'deki araştırmasında kullandığı 5 finansal oran kullanılmıştır. Sonuç olarak çok değişkenli diskriminant analizi yerine, yapay sinir ağları modelinin iflası tahmin etme gücünün daha yüksek olduğu bulunmuştur (Odom, Sharda, 1990:163-168).

Salchenberger ve diğ. (1992) yaptıkları araştırmada, tasarruf ve kredi kuruluşlarının finansal açıdan başarısız olma olasılıklarını belirlemek için, finansal oranlar yardımıyla yapay sinir ağları ve lojistik regresyon analizini kullanmışlardır. Veri seti 75 başarısız, 329 başarılı işletmelerden oluşmaktadır. Araştırma sonucunda yapay sinir ağları kullanılarak geliştirilen modelin, lojistik regresyon analizi kullanılarak geliştirilen modele göre daha yüksek bir tahmin ve sınıflandırma gücüne sahip olduğu bulunmuştur (Salchenberger vd, 1992:899-916).

Coats ve Fant (1993) araştırmalarında, finansal açıdan başarısız işletmeleri belirlemek için denetçi raporları baz alınarak 94'ü finansal açıdan başarısız, 188'i finansal açıdan başarılı kabul edilen toplamda 282 işletmenin 1970-1989 yıllarına ait muhasebe verilerini kullanmıştır. Yapılan analizde finansal oranlar olarak Altman'ın Z Skor

Modeli'nde kullanmış olduğu çalışma sermayesi / toplam varlıklar, dağıtılmayan kârlar / toplam varlıklar, faiz ve vergiden öncesi kâr / toplam varlıklar, işletmenin piyasa değeri / toplam borcun defter değeri ve satışlar / toplam varlıklar kullanılmıştır. Yapay sinir ağları ile geliştirilen model, finansal açıdan başarısız kabul edilen işletmelerin başarısızlık bulgularını dört yıla kadar en az % 80 doğrulukla tahmin etmiştir. Araştırma sonucunda finansal açıdan başarısız olan işletmeleri öngörmeye yapay sinir ağları yöntemlerinin diskriminant analizi yönteminden daha etkili ve avantajlı olduğu ispat edilmiştir (Coats, Fant,1993:142-155).

Lin (2009) araştırmasında, Tayvan'daki kamu sanayi işletmelerinin 1998 - 2005 yılları arasındaki verilerini kullanarak finansal başarısızlığını öngörmek istemiştir. Araştırmada veri setini oluşturan 200 işletmeden 100 tanesi finansal açıdan başarılı, 100 tanesi ise finansal açıdan başarısız olarak kabul edilmiştir. Finansal başarısızlığı tahmin etmek için dört model geliştirilmiştir. Bu modelleri geliştirmede kullanılan yöntemler; çoklu diskriminant analizi, logit model, probit model ve yapay sinir ağlarıdır. Araştırma sonucunda finansal başarısızlık öngörüsünde en iyi performansa sahip model probit model olarak bulunmuştur. Bu araştırmada kullanılan modeller ülkedeki yatırımcılara, alacaklılara, yöneticilere, denetçilere ve düzenleyici kurumlara finansal başarısızlık olasılığını öngörmeye kullanmaları için önerilmiştir (Lin, 2009:3507-3516).

Fedorava ve diğ. (2013) araştırmalarında, Rusya'da imalat sektöründeki işletmelerin iflasının önceden öngörülebilmesi için yapay sinir ağları yaklaşımı yardımıyla bir model geliştirmeyi amaçlamışlardır. 3505 (504 iflas eden ve 3001 iflas etmeyen) işletmenin 2007 - 2011 yıllarına ait muhasebe verileri kullanılmıştır. İflas tahmininde önemli kabul edilen 98 finansal göstergeye Anova Testi uygulanmış ve test sonucunda 75 değişken istatistiksel olarak anlamlı bulunmuştur. İflasın en iyi şekilde tahmin edilmesi için kullanılacak değişkenleri belirlemek için bu 75 değişkene çok değişkenli diskriminant analizi, sınıflandırma ve regresyon ağacı analizi (CART) ve lojistik regresyon analizi uygulanmıştır. Yapılan analizler sonucu, iflas durumunu sınıflandırmada istatistiksel olarak anlamlı olan değişkenler belirlenmiş ve bu değişkenler yapay sinir ağları modelinde girdi değişkenleri olarak kullanılmıştır. Farklı finansal göstergelerin kombinasyonları ile farklı yapay sinir ağları modelleri tahmin edilmiştir. İflası en doğru şekilde tahmin etmesi için geliştirilen modelin iflası tahmin etme doğruluğu % 88,8 olarak bulunmuştur. Ayrıca iflas tahmininde Rus mevzuatı tarafından

önemli kabul edilen finansal göstergelerin etkili olup olmadığı da araştırılmıştır. Analiz sonucunda Rus mevzuatı tarafından önerilen 13 finansal göstergeden sadece biri iflas tahmininde istatistiksel olarak anlamlı bulunmuş ve mevzuatın öngördüğü finansal göstergelerin düzenlenmesi önerilmiştir (Fedorava vd.,2013:7285-7293).

Cultrera ve Bredart (2016) araştırmalarında, Belçika’da faaliyet gösteren işletmelerin iflas etme olasılıklarını öngörmek için lojistik regresyon analizini kullanarak bir model geliştirmeyi amaçlamışlardır. Bu bağlamda Belçika’da iflas eden işletmelerin 1 yıl öncesinden öngörülmesinde kullanacak uygun bir modelin literatüre kazandırılması hedeflenmiştir. Araştırmada yarısı iflas etmiş, yarısı finansal açıdan başarılı toplam 7152 işletmenin, 2002 - 2012 yıllarına ait gelir tablosu ve bilançolarından yararlanılarak kârlılık, likidite, finansal yapı ve ödeme gücü finansal oranları hesaplanmıştır. İşletmenin bölgesi, büyüklüğü, yaşı ve faaliyet alanı ise kontrol değişkenleri olarak kullanılmıştır. Geliştirilen modelin iflas eden firmaları başarılı bir şekilde öngördüğü yatırımcılar, yöneticiler ve bankalar tarafından kullanıldığında yararlı olacağı sonucuna varılmıştır. Ayrıca araştırma sonucunda aşağıdaki sonuçlara da ulaşılmıştır (Cultrera, Bredart, 2016:101-119).

- ✓ Daha düşük kârlılık, likidite, katma değer ve borç yapısı oranlarına sahip firmaların iflas olasılığının yüksek olduğu görülürken, ödeme gücü oranı anlamlı bulunamamıştır.
- ✓ Daha küçük ve daha genç firmalar ile inşaat ve catering sektöründe faaliyet gösteren firmaların iflas etme olasılıkları daha yüksek bulunmuştur.

3.1.2. Finansal Başarısızlık Alanında Türkiye’de Yapılmış Araştırmalar

Aktaş ve diğerleri (2003) araştırmalarında, finansal oranları kullanarak finansal başarısızlığın öngörülmesini amaçlamışlardır. 1983 – 1997 yılları arasında İMKB’de işlem gören sanayi, ticaret ve hizmet sektöründeki 53 başarılı, 53’ ü başarısız 106 işletme araştırmaya dâhil edilmiştir. Finansal başarısızlık kriteri belirlenerek, bu kritere göre işletmelerin gelir tabloları ve bilançoları aracılığıyla 23 finansal oran hesaplanmıştır. Bu bağlamda amaç, 1 yıl önceden finansal başarısızlığı öngörebilmeyi sağlayan bir model geliştirmektir. Ayrıca çoklu regresyon analizi, diskriminant analizi, logit analizi ile yapay sinir ağları analizi karşılaştırılarak hangi analiz yöntemi ile tahmin edilen modelin

araştırmanın amacına uygun olduğu belirlenmek istenmiştir. Yapılan çoklu regresyon analizi, diskriminant analizi ve logit analiz sonucunda en başarılı tahmin gücüne sahip modelin çoklu regresyon modeli olduğu bulunmuştur. Yapay sinir ağları ile deney grubu üzerinde bir model geliştirilmiş ve kontrol grubu üzerinde modelin geçerlilik testi yapılmıştır. Bu iki aşamada sırası ile modelin tahmin gücü % 95,7 ve % 86,1 olarak bulunmuş ve yapay sinir ağları ile oluşturulan modelin tahmin gücünün çok değişkenli istatistiksel yöntemlerin tahmin gücünden (%78) daha yüksek olduğu sonucuna ulaşılmıştır (Aktaş vd., 2003:1-24).

Altaş ve Giray (2005) araştırmalarında, finansal başarısızlık riski olan işletmeleri belirleyebilmek için bir model geliştirmeyi amaçlamışlardır. İşletmenin finansal başarısızlık riski taşınması için, belirlenen dönemi zararla kapatmış olması yeterli olarak görülmüştür. Araştırmada İMKB'ye kayıtlı işletmelerden tekstil sektörü içerisinde yer alan 33 işletmenin verileri kullanılmıştır. 2001 Şubat ayındaki krizden dolayı başarısız işletmelerin sayıca çok olacağı düşünüldüğünden dolayı, 2001 yılı verileri kullanılmıştır. Bu verilerden yararlanılarak başarısızlık tahmininde önemli olduğu düşünülen 33 adet oran hesaplanmıştır ve hesaplanan oranlara grup bazlı olarak faktör analizi uygulanmıştır. Faktör analizi sonucunda güçlü çoklu doğrusal bağlantı olmadığı sonucuna varılarak, lojistik regresyon varsayımı sağlanmıştır. Ayrıca, faktör analizi sonucunda her finansal oran grubundaki faktörlerin % 80'lik açıklama gücüne sahip olduğu görülmüştür. Faktör analizi sonucu ulaşılan faktör skorları, lojistik regresyon analizinde bağımsız değişken olarak belirlenmiştir. Bağımlı değişken ise kâr eden işletmeler için 0, zarar eden işletmeler için 1 olarak kabul edilmiştir. Lojistik regresyon analizi sonucunda en önemli değişkenlerin sırasıyla cari oran, asit-test oranı ve nakit oranı olduğu görülmüş ve doğru sınıflandırma olasılığı % 74,2 bulunmuştur. Araştırmada, finansal başarısızlığı açıklamada en önemli oranların likidite oranları olduğu görülmüştür (Altaş ve Giray, 2005:13-28).

Benli (2005) araştırmasında, finansal başarısızlığı bir yıl öncesinden öngörebilmek için lojistik regresyon ve yapay sinir ağları analizlerini kullanarak modeller geliştirmiştir. Finansal başarısızlığı öngörmeye hangi analiz yöntemi ile geliştirilen modelin daha güçlü tahmin gücüne sahip olduğu araştırılmıştır. Araştırmada 38 özel sermayeli ticaret bankasının 1997 - 2001 yılları arasındaki verileri kullanılmıştır. Başarısızlık kriteri bir bankanın Tasarruf Mevduat Sigorta Fonu'na aktarılması olarak kabul edilmiştir. Bu

kriterlere göre seçilen bankaların 17'si Tasarruf Mevduat Sigorta Fonu'na devredilen bankalardan, 21'i de faaliyetlerine devam eden özel sermayeli ticaret bankalarından oluşmaktadır. Analizde kullanılacak olan 49 adet finansal oran, varyans analizi testine tabi tutulmuş ve 12 adet oranın başarılı ve başarısız bankaları ayırt edebilme özelliğine sahip olduğu gözlemlendiğinden, analizde kullanılmasına karar verilmiştir. Lojistik regresyon analizinde 12 adet finansal orandan istatistiksel olarak anlamlı tahmin gücüne sahip oranlar seçilirken, yapay sinir ağı modelinin yapısından dolayı böyle bir uygulama yapılamamıştır. Lojistik regresyon modelinin doğru sınıflandırma oranı % 84,2 iken yapay sinir ağları modelinin doğru sınıflandırma oranı % 87 olarak bulunmuş ve yapay sinir ağları modelinin daha güçlü bir sınıflandırma oranına sahip olduğu görülmüştür. Ayrıca modeller tahmin gücündeki hata paylarına bakılarak değerlendirildiğinde, yapay sinir ağları modelinin hata payının daha düşük olduğu tespit edilmiştir. Sonuç olarak, bankalar ile yapılan araştırmalarda finansal başarısızlığı tahmin etmede yapay sinir ağları modelinin daha başarılı olduğu görülmüştür (Benli, 2005:31-46).

Torun (2007) araştırmasında, İMKB'de işlem gören sanayi işletmelerinin 1992 - 2004 yıllarına ait bilanço ve gelir tablolarından yararlanarak finansal başarısızlık tahmin modeli geliştirmeyi hedeflemiştir. Araştırmada en yüksek tahmin gücüne sahip modeli belirlemek için yapay sinir ağları, lojistik regresyon, diskriminant analizi ve ROC eğrileri yöntemleri kullanılmış ve başarısızlıktan beş yıl öncesine kadar değerlendirmeler karşılaştırılmıştır. Finansal başarısızlık kriteri belirlenerek, 75 finansal açıdan başarılı, 75 finansal açıdan başarısız işletme analizde kullanılmıştır. Analizlerde 26 finansal oran bağımsız değişken olarak belirlenmiştir. Finansal başarısızlığı 1 ve 2 yıl önceden öngörmeye yapay sinir ağı, 3 ve 4 yıl önceden öngörmeye lojistik regresyon, 5 yıl önceden öngörmeye ise diskriminant modelinin en yüksek tahmin gücüne sahip olduğu sonucuna ulaşılmıştır. ROC eğrileri açısından değerlendirildiğinde ise geleneksel performans ölçülerinde olduğu gibi finansal başarısızlığı 1 ve 2 yıl önceden öngörmeye yapay sinir ağı modelinin en yüksek tahmin gücüne sahip olduğu görülmüştür (Torun, 2007:85-137).

Ekinci ve diğerleri (2008), yaptıkları araştırmada ekonomik kriz yaşanan dönemlerde işletmelerin finansal başarısızlık yaşayıp yaşamayacaklarını yapay sinir ağları aracılığıyla öngörmeyi amaçlamışlardır. Bu amaç doğrultusunda 18 imalat işletmesinin 2001 yılında gerçekleşen krizden önceki yıl olan 2000 yılının çeyrek

dönemlerine ait gelir tablosu ve bilanço verileri kullanılmıştır. Benimsenen başarısızlık kriterine göre aktif toplamları 8 milyon TL üzerinde olan imalat firmalarından, 10'u başarısız, 8'i başarılı olarak belirlenmiştir. Finansal gösterge olarak 14 finansal oran hesaplanmıştır. Araştırmanın sonucunda, yapay sinir ağları modelinin, bir işletmenin finansal açıdan başarılı ya da başarısız olma durumunu %100 doğru tahmin etme gücüne sahip olduğu görülmüştür (Ekinci vd., 2008:17-29).

Çelik (2010) araştırmasında, bankaların finansal başarısızlıklarının 1 ve 2 yıl önceden tahmin edilebilmesi için bir model geliştirmeyi amaçlamıştır. Ayrıca araştırmada diskriminant analizi ve yapay sinir ağları kullanılarak hangi analiz tekniğinin daha başarılı tahmin gücüne sahip olduğu belirlenmek istenmiştir. Araştırmada 36 adet özel sermayeli ticaret bankasının 1997 - 2002 yıllarına ait finansal oranları hesaplanmıştır. Finansal başarısızlık, bir bankanın BDDK tarafından yeniden yapılandırma uygulaması kapsamında TMSF'ye devredilmesi ve başarısızlık başlangıç yılı ise TMSF'ye devir tarihi olarak kabul edilmiştir. Analizlerde finansal oranlar bağımsız değişken olarak, başarı durumu ise bağımlı değişken olarak kullanılmıştır. Başarısızlıktan 1 ve 2 yıl öncesine ait hem diskriminant analizi ile hem de yapay sinir ağları ile ayrı ayrı modeller oluşturulmuştur. Diskriminant analizi sonucunda; oluşturulan her iki modelinde başarısızlığı tahmin etme gücü eşit olarak bulunmuştur ve modellerin başarı gücü % 91,7'dir. Yapay sinir ağları ile başarısızlıktan 1 yıl öncesine ait modelde hem başarılı hem başarısız bankaları tahmin etme gücü % 100, başarısızlıktan 2 yıl öncesine ait modelin başarılı bankaları tahmin etme gücü % 77,8, başarısız bankaları tahmin etme gücü % 100 olarak bulunmuştur. 1 yıl öncesi için oluşturulan modellerden hem başarılı hem başarısız bankaları en iyi tahmin gücüne sahip model % 100'lük tahmin gücü ile yapay sinir ağları ile oluşturulan model olarak bulunmuştur. 2 yıl öncesi için oluşturulan modellerden ise başarılı bankaları en iyi tahmin gücüne sahip model % 88,9 tahmin gücü ile diskriminant analizi ile oluşturulan model iken, başarısız bankaları en iyi tahmin gücüne sahip model % 100'lük tahmin gücü ile yapay sinir ağları ile oluşturulan modeldir. 2 yıl öncesi için genel başarı oranı ise % 91,7 ile diskriminant analizi ile oluşturulan modelde daha yüksektir. Sonuç olarak, iki analiz yöntemi ile oluşturulan modeller de başarılı olduğundan finansal başarısızlık tahminlerinde ikisinden de yararlanabileceği sonucuna varılmıştır (Çelik, 2010:129-143).

Terzi (2011) araştırmasında, BİST'te gıda sektöründe faaliyet gösteren işletmelerin finansal başarısızlıklarını önceden tahmin edebilmek için bir model öngörmeyi amaçlamıştır. Araştırmada firmaların başarılı veya başarısız şekilde ayrılabilmesi için Altman Z Skoru kriteri kullanılmış, geliştirilen modelin başarılı ve başarısız firmaları ölçmek için ne derecede etkin olduğu araştırılmıştır. Gıda sektöründe faaliyet gösteren 22 işletmenin 2009 ve 2010 yıllarına ait yıllık gelir tablosu ve bilançoları aracılığıyla 19 finansal oran hesaplanmıştır. Hesaplanan finansal oranlara F testi uygulanarak finansal başarısızlık riski ile anlamlı ilişkiler içerisinde olan oranlar tespit edilmek istenmiş ve anlamlı oran sayısı 6 olarak bulunmuştur. Bu oranlar kullanılarak diskriminant fonksiyonu oluşturulmuştur. Diskriminant analizinde ise, modele sadece 2 adet değişken dâhil edilmiştir. Bunlar borç - özkaynak oranı ile aktif kârlılık oranıdır. Geliştirilen modelin işletmelerin başarı ve başarısızlık durumlarını sınıflandırma derecesi ise % 90,9 olarak bulunmuştur. Yapılan araştırma sonucu; oluşturulan modelin finansal başarısızlığı ölçme gücünün güçlü olduğu söylenebilmektedir (Terzi, 2011:1-18).

Kılıç ve Seyrek (2012) araştırmalarında, İMKB'de imalat sektöründe işlem gören 137 işletmenin 2005 - 2010 yıllarına ait muhasebe verileri aracılığıyla finansal başarısızlık öngörüsü için bir model geliştirmeyi amaçlamıştır. Bu veriler ile hesaplanan 14 adet finansal oran bağımsız değişken olarak kullanılarak yapay sinir ağları yöntemi uygulanmıştır. Öncelikle finansal oranların işletmelerin finansal açıdan başarılı ya da başarısız olma durumlarında etkili olup olmadığını belirlemek için Mann-Whitney U testi uygulanmış ve ayırt edici özelliğe sahip olmadığı için alacak devir hızı oranı analiz dışı bırakılmıştır. Analiz sonucunda finansal başarısızlığı etkileyen en önemli değişkenler sırasıyla faaliyet kâr marjı oranı, kaldıraç oranı ve kısa vadeli yabancı kaynaklar/toplam kaynak oranı olarak bulunurken, geliştirilen modelin finansal başarısızlığı tahmin etme gücü ise % 84 olarak bulunmuştur (Kılıç, Seyrek, 2012:1-13).

Salur (2015) araştırmasında, yapay sinir ağları aracılığıyla işletmelerin finansal başarısızlıklarının önceden tahminini sağlayan bir model geliştirmeyi amaçlamıştır. İşletmelerin finansal olarak başarısız kabul edilme kriteri belirlenerek BİST'te işlem gören, yarısı finansal açıdan başarılı, yarısı finansal açıdan başarısız 144 işletme seçilmiştir. Bu işletmelerin 2008 - 2013 yılları arasındaki bilanço ve gelir tabloları kullanılmıştır. Araştırmada literatürde önemli kabul edilen 20 finansal oran bağımsız değişken olarak kullanılarak, finansal başarısızlığın 1 yıl öncesinden tahmin edilmesine

yönelik bir model geliştirilmiştir. Araştırma sonucunda yapay sinir ağı ile tahmin edilen modelin finansal açıdan başarısız işletmeleri sınıflandırma oranı % 95,8 olarak bulunmuş ve finansal başarısızlık tahmininde yapay sinir ağlarının başarılı sonuçlar verdiği bulunmuştur (Salur, 2015:93-108).

Ural ve diğerleri (2015) araştırmalarında, lojistik regresyon analizi aracılığıyla BİST'te imalat sektöründe faaliyet gösteren gıda, içki ve tütün işletmelerinin 1, 2 ve 3 yıl öncesinden finansal başarısızlığının öngörmeyi sağlayan bir model geliştirmeyi ve modelde kullanılan finansal oranlardan hangilerinin finansal başarısızlık üzerinde etkili olduğunu belirlemeyi amaçlamışlardır. İşletmelerin 2005 - 2012 yılları arasındaki gelir tablosu ve bilançolarından yararlanılarak hesaplanan 27 finansal oran bağımsız değişken olarak belirlenmiştir. İşletmelerin finansal açıdan başarısız kabul edilebilmesi için başarısızlık kriterleri belirlenmiştir. Finansal başarısızlığın 1 yıl öncesinden tahmin edilmesini amaçlayan modelde etkili olan oranlar; fiyat - kazanç oranı, faaliyet kâr marjı oranı, hisse başına kâr oranı, sermaye/toplam kaynaklar oranı, kısa vadeli yükümlülükler/toplam kaynaklar oranı olarak bulunmuştur. Ayrıca modelin tahmin gücünün % 91 olduğu görülmüştür. Finansal başarısızlığın 2 yıl öncesinden tahmin edilmesini amaçlayan modelde etkili olan oranlar; fiyat- kazanç oranı, faaliyet kâr marjı oranı, hisse başına kâr oranı, asit-test oranı, duran varlık devir hızı oranı, cari oran, öz kaynaklar/toplam yükümlülükler oranı olarak bulunmuştur. Ayrıca modelin tahmin gücünün % 91 olduğu görülmüştür. Finansal başarısızlığın 3 yıl öncesinden tahmin edilmesini amaçlayan modelde etkili olan oranlar; duran varlık devir hızı oranı, nakit oranı, şüpheli ticari alacaklar/ticari alacaklar oranı, kısa vadeli yükümlülükler/toplam kaynaklar oranı, piyasa değeri/defter değeri, brüt kâr marjı oranı ve stoklar/toplam varlıklar oranı olarak bulunmuştur. Ayrıca modelin tahmin gücünün % 74,5 olduğu görülmüştür. Sonuç olarak tahmin edilen üç model karşılaştırıldığında, lojistik regresyon modelinin işletmelerin finansal açıdan başarılı ya da başarısız olma durumlarını önceden öngörmeye başarılı olduğu tespit edilmiştir (Ural vd., 2015:85-100).

Selimoğlu ve Orhan (2015) araştırmalarında, BİST'te işlem gören dokuma, giyim eşyası ve deri sektöründeki 25 işletmenin finansal başarısızlıklarının tahmininde bulunabilmek için diskriminant analizini kullanarak bir model geliştirmeyi amaçlamıştır. Ayrıca araştırmada diskriminant analizinde bağımsız değişken olarak kullanılan 23 finansal oranın hangisi/hangilerinin finansal başarısızlık üzerinde daha etkili olduğunu

belirlenmek istenmiştir. İşletmelerin finansal açıdan başarılı veya başarısız olarak ayrılmasında Altman Z Skoru kriteri benimsenmiş, 14 işletme finansal açıdan başarısız, 11 işletme ise finansal açıdan başarılı olarak kabul edilmiştir. 23 finansal orana tek örneklem Kolmogorow-Smirnow Testi uygulanarak normal dağılıma sahip olup olmadığı belirlenmiştir. Bazı oranların normal dağılıma sahip olmadığı gözlemlendiğinden, finansal açıdan başarılı ve başarısız işletmeleri belirlemede hangi oranların etkili olduğunu belirlemek için Mann-Whitney U testi uygulanarak, 7 finansal oranın etkili olduğu görülmüştür. Bu finansal oranlar duran varlıklar/öz kaynaklar, faiz karşılama, faaliyet kâr marjı, net kâr marjı, özkaynak kârlılığı, aktif kârlılığı ve FVÖK/aktif toplamı oranları olarak sıralanmaktadır. Sonuç olarak etkili olan oranlar ile gerçekleştirilen diskriminant analizi sonucunda, tahmin edilen modelin finansal açıdan başarılı ve başarısız işletmeleri % 92 oranında doğru sınıflandırdığı görülmüştür (Selimoğlu ve Orhan, 2015: 21-40).

Ayan ve Değirmenci (2018) araştırmalarında, BİST'te sanayi sektöründe faaliyet gösteren 143 işletmenin finansal başarısızlıklarını öngörebilecek bir lojistik regresyon modeli geliştirmeyi amaçlamıştır. Modeli geliştirmek için işletmelerin 2013 - 2016 yılları arasındaki gelir tablosu ve bilançolarından yararlanarak 25 finansal oran hesaplanmış, bu oranlar lojistik regresyon analizinde kullanılmıştır. Finansal başarısızlık 1, 2 ve 3 yıl önceden öngörülmeye çalışılmıştır. Finansal başarısızlığı en iyi tahmin gücüne sahip olan modelin, % 81,1 tahmin gücü ile 1 yıl önceden öngörmek için geliştirilen model olduğu görülmüştür. Bu modelde anlamlı değişkenler dönen varlık devir hızı oranı, cari oran, esas faaliyet kâr marjı oranı ve öz sermaye kârlılığı oranı olarak bulunmuştur. En açıklayıcı değişkenin ise, dönen varlık devir hızı oranı olduğu görülmüştür. Ayrıca araştırmada finansal başarısızlığı 2 yıl ve 3 yıl önceden öngörebilmek için finansal oranların tek başına yeterli olmadığı sonucuna varılmıştır (Ayan, Değirmenci, 2018:77-88).

3.2. Araştırmanın Amacı

İşletmeler gerçekleştirdikleri faaliyetlerden kâr elde etmeyi amaçlayan, toplumun ihtiyaçlarına cevap veren mal veya hizmet üretiminde bulunan dinamik yapıya sahip kuruluşlardır. Değişen koşullar karşısında piyasada kalıcı olmayı hedefleyen işletmeler için karşılaşılabacakları olası bir finansal başarısızlığın öngörülebilmesi oldukça önemlidir. Finansal başarısızlık tahminlerini erken uyarı göstergesi olarak kabul eden işletmeler,

gerekli önlemleri alıp, finansal başarısızlığın doğuracağı olumsuz sonuçları engelleyebilme veya en aza indirebilme fırsatını yakalayabilmektedir.

Bu araştırmanın amacı, Borsa İstanbul'da imalat sektöründe işlem gören işletmelerin finansal başarısızlıklarını lojistik regresyon analizi ve yapay sinir ağları yöntemi aracılığıyla 1 yıl önceden öngörebilecek tahmin modelleri geliştirmek ve geliştirilen modellerin tahmin gücünü karşılaştırarak en uygun modeli belirlemektir.

3.3. Araştırmada Kullanılan Yöntem

Araştırmada lojistik regresyon analizi ve yapay sinir ağları yönteminden yararlanılmıştır. Lojistik regresyon analizi modelinin geliştirilmesinde IBM SPSS Statistics 21 programından ve YSA modelinin geliştirilmesinde ise MATLAB (R2021b) yazılımından faydalanılmıştır. Ayrıca modellerde bağımsız değişken olarak kullanılan finansal oranların hesaplanması Ms Excel üzerinden gerçekleştirilmiştir.

3.4. Araştırmada Kullanılan Örneklem

BİST'te farklı sektörlerde işlem gören işletmeler yer almaktadır. Her sektörde yeterli sayıda işletme bulunmadığı için bu çalışmada en çok işletme sayısına sahip olan imalat sektörü tercih edilmiştir. BİST'te imalat sektöründe toplam 183 işletme yer almakta ve bu işletmeler kendi içerisinde gıda, içecek ve tütün, tekstil, giyim eşyası ve deri, orman ürünleri ve mobilya, kâğıt ve kâğıt ürünleri, basım ve yayın, kimya ilaç petrol lastik ve plastik ürünler, taş ve toprağa dayalı, ana metal sanayi, metal eşya makine elektrikli cihazlar ve ulaşım araçları ve diğer imalat sanayii olarak 9 alt sektöre ayrılmaktadır.

BİST'te imalat sektöründe işlem gören işletmelerin verilerine BİST ve Kamuyu Aydınlatma Platformuna ait internet sitelerinden ulaşılmıştır. Bu işletmelere ait veriler, bağımsız denetçi kontrolünden geçtiği için güvenilirdir. Aynı zamanda veriler düzenli aralıklarla paylaşıldığı için verilere ulaşım kolaydır.

Bu çalışmada 2015 - 2020 yılları arasında BİST'te faaliyetlerini sürdüren işletmelerin 12 aylık finansal tabloları ile çalışılmıştır. Belirlenen 6 yıl kapsamında BİST'te işlem görmeyen, 2015 yılından sonra faaliyet göstermeye başlayan ve bu yıllar

içerisinde BİST’te işlem görmesine rağmen eksik finansal tablolara sahip 24 işletme uygulamaya dâhil edilmemiştir.

3.5. Araştırmada Kullanılan Finansal Başarısızlık Kriterleri

BİST’te 2015 - 2020 yılları arasında eksiksiz finansal tabloya sahip 159 işletmenin finansal açıdan başarılı ve başarısız olarak sınıflandırılabilmesi için finansal başarısızlık kriterlerinin belirlenmesi gerekmektedir. Literatürde her çalışmada kullanılan farklı başarısızlık kriterleri bulunmaktadır. Bu çalışmada kullanılan finansal başarısızlık kriterlerinin belirlenmesinde Aktaş vd. (2003), Salur (2015) ve Ural vd. (2015) çalışmalarından yararlanılmıştır. İşletmelerin finansal açıdan başarısız olarak sınıflandırılmasında kullanılan finansal başarısızlık kriterleri aşağıdaki şekilde sıralanmaktadır:

- ✓ Üst üste en az 2 yıl zarar etmiş olmak,
- ✓ Öz kaynakların negatif değerde olması,
- ✓ Aktif tutarının %10 azalması,
- ✓ Yakın izleme pazarında yer almak.

Finansal başarısızlık yılı üst üste en az 2 yıl zarar etme kriterinde, zararın 2.yılı, öz kaynakların negatif değerde olması kriteri için negatif öz kaynağa sahip olunan yıl, aktif tutarının % 10 ve üzerinde azalması kriteri için, aktif tutarında azalma yaşanan yıl, yakın izleme pazarında yer alma kriteri için ise yakın izleme pazarına girilen yıl olarak kabul edilmiştir. İşletmeler belirlenen yıllar içerisinde birden fazla yılda farklı başarısızlık kriterlerine sahip olduklarında, başarısızlık yılı yukarıda yer alan başarısızlık kriteri sıralaması dikkate alınarak belirlenmiştir. Başka bir ifade ile yukarıdaki kriterlerden hangisi daha önce sağlanmışsa o kritere ait yıl finansal başarısızlık yılı olarak kabul edilmiştir. Aynı kriterin birden fazla yılda sağlandığı durumlarda ise, günümüze en yakın yıl başarısızlık yılı olarak saptanmıştır. Ayrıca, belirli bir yıl içerisinde yeterli sayıda finansal açıdan başarısız işletmeye ulaşmak mümkün olmadığından farklı yıllara ait veriler kullanılmıştır.

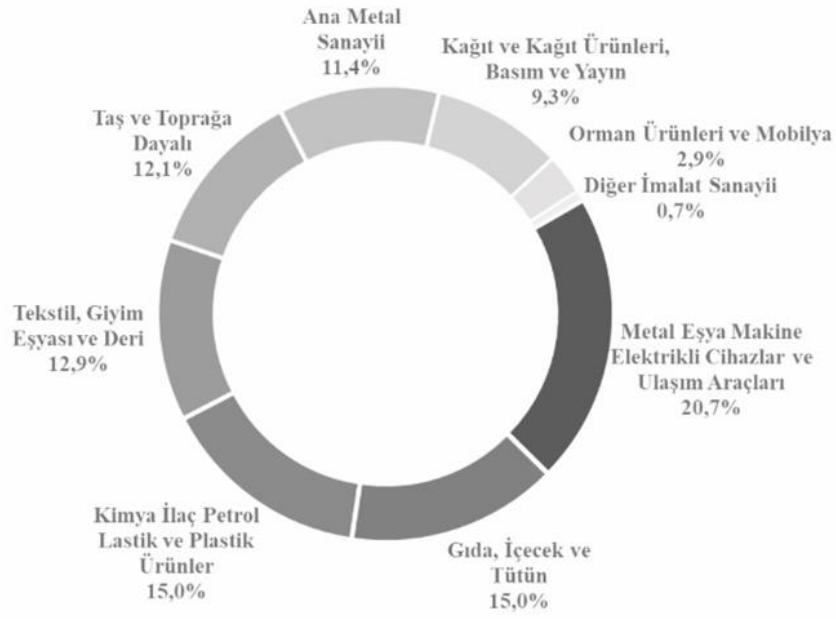
Araştırma kapsamındaki işletmeler başarı durumlarına göre sınıflandırılırken, sadece 1 yıl başarısız olup, diğer yıllarda finansal sağlığına kavuştukları takdirde üst üste zarar kriterini yerine getirmediikleri için başarılı olarak kabul edilmiştir. Bu şekilde sadece

1 yıl zarara uğrayan işletmeler ile üst üste zarara uğrayan işletmeleri birbirinden ayırt edebilme gücüne sahip modeller kurulması amaçlanmıştır. Belirlenen finansal başarısızlık kriterlerine göre 159 adet işletmenin; 89 adeti başarılı, 70 adeti ise başarısız olarak bulunmuştur. Örneklem içerisinde başarılı ve başarısız işletme sayısının eşit olması amaçlandığı için, 89 başarılı işletme arasından 70 adeti rastgele seçilmiştir. Rastgele seçilen 19 adet başarılı işletme örneklem dışı bırakılarak 70 adet başarılı, 70 adet başarısız toplamda 140 adet işletme verisinin kullanılmasına karar verilmiştir. Araştırmada yer alan imalat sektörü işletmelerinin alt sektörlere göre başarı dağılımları aşağıda Tablo 3.1’de gösterilmiştir.

Tablo 3.1: İmalat Sanayii Sektörü İşletmelerinin Alt Sektörlere Göre Başarı Dağılımları

İşletme Sektörü	Başarılı İşletme Sayısı	Başarısız İşletme Sayısı	Toplam İşletme Sayısı
Gıda, İçecek ve Tütün	9	12	21
Tekstil, Giyim Eşyası ve Deri	7	11	18
Orman Ürünleri ve Mobilya	2	2	4
Kağıt ve Kağıt Ürünleri, Basım ve Yayın	4	9	13
Kimya İlaç Petrol Lastik ve Plastik Ürünler	14	7	21
Taş ve Toprağa Dayalı	10	7	17
Ana Metal Sanayii	8	8	16
Metal Eşya Makine Elektrikli Cihazlar ve Ulaşım Araçları	16	13	29
Diğer İmalat Sanayii	-	1	1
Toplam İşletme Sayısı	70	70	140

Araştırmada kullanılan imalat sanayii sektörü işletmelerinin alt sektörlere göre oransal dağılımı ise aşağıda Şekil 3.1’de gösterilmiştir. Oransal çoğunluk, metal eşya makine elektrikli cihazlar ve ulaşım araçları alt sektörü içerisinde yer alan işletmelerden oluşmaktadır.



Şekil 3.1: Araştırmada Kullanılan İmalat Sanayii Sektörü İşletmelerinin Alt Sektörlere Göre Oransal Dağılımı

İşletmeler başarısızlık kriterleri göz önüne alınarak sınıflandırıldığında, yıllara göre başarısız işletme sayısı aşağıda Tablo 3.2’de gösterilmiştir.

Tablo 3.2: Yıllara Göre Başarısız İşletme Sayısı

Yıl	Başarısız İşletme Sayısı
2016	19
2017	8
2018	9
2019	19
2020	15
Toplam	70

Araştırmada işletmelerin başarı ve başarısızlık yıllarının belirlenmesinin nedeni; analizde bağımsız değişken olarak kullanılacak finansal oranların hesaplanmasında, başarı ve başarısızlıktan 1 yıl önceki gelir tablosu ve bilançoların kullanılacak olmasıdır.

Yukarıda Tablo 3.2.'de görüldüğü gibi en fazla başarısız işletme sayısına sahip yıl 2016 ve 2019 yıllarıdır. Başarılı işletmeler için de başarılı oldukları yılın belirlenmesi gerekmektedir. Başarılı işletmelerin başarılı oldukları yıl, en fazla başarısız işletme sayısına sahip yıl olarak kabul edilmiştir (Yakut, 2012:125). Araştırmada 2016 ve 2019 yılı içerisinde eşit başarısız işletme sayısı bulunmasından dolayı, başarılı işletmeler için başarı yılı günümüze daha yakın yıl olan 2019 olarak belirlenmiştir.

3.6. Veri Toplama Aracı: Finansal Oranlar

İşletmenin finansal tablolarından elde edilen finansal bilgilerin değerlendirilmesi, işletmenin zayıf ve güçlü yönlerinin belirlenmesi sürecine finansal analiz denir. Finansal analiz sayesinde, geçmiş dönem finansal tabloları aracılığıyla işletmenin geleceği hakkında öngörülerde bulunabilme imkânı doğmaktadır.

Finansal analiz teknikleri ile çalışmalar yapılırken en sık yararlanılan finansal tablolar işletmeye ait gelir tabloları ve bilançolardır. Bilanço; işletmenin anlık olarak ekonomik durumunu yansıtan ve sahip olduğu varlıklarının, öz kaynaklarının ve borçlarının yer aldığı bir finansal tablodur (Ceylan, Korkmaz, 2013:39). İşletmenin seçilmiş herhangi bir dönem içerisinde elde ettiği gelirler, bu gelirleri elde edebilmek için üstlendiği giderler ve bu ikisi arasındaki farkı özetleyen, net kâr veya zararın gösterildiği finansal tablolara ise gelir tablosu denmektedir (Münyas, 2018:122).

Bu araştırmada bağımsız değişkenlerin belirlenmesi aşamasında finansal analiz tekniklerinden biri olan oran analizi tekniğinden yararlanılmıştır.

3.6.1. Finansal Başarısızlık Tahmininde Oran Analizinin Kullanılması

Finansal oranlar, finansal tablo analizlerinin ayrılmaz bir parçasıdır. İşletmelerin finansal başarısızlıklarının tahmininde kullanılan önemli araçlar olan finansal oranlar yatırımcılara, işletme yönetimine, tedarikçilere ve diğer alacaklılara birçok konu hakkında bilgi vermekte ve yön gösterici olmaktadır. Bu özellik aşağıdaki şekilde ifade edilebilir (Rodgers, 2016:38):

- ✓ Yatırımcılar tarafından kullanıldığında, yatırım yapılacak işletmenin kazanç kapasitesi ve gelecekteki büyüme beklentisi,
- ✓ Yönetim tarafından kullanıldığında, işletmenin performansı ve finansal durumu,

- ✓ Tedarikçiler ve diğer alacaklılar tarafından kullanıldığında ise işletmenin ödeme gücü başka bir ifade ile işletmenin vadesi gelen borçlarını karşılama gücü hakkında bilgi vermektedir.

Gelir tablosu ve bilanço gibi finansal tablolar arasında birçok ilişki bulunmaktadır. Oranlar bu ilişkileri ifade etmenin yararlı bir yoludur (Robinson vd., 2009:265). Finansal durum analizinin en güçlü aracı olan oran analizi, bir sayının başka bir sayıya bölünmesi ile bulunan ve bir sayının başka bir sayı ile nasıl ilişkili olduğunu gösteren istatistiksel bir ölçüttür.

Oran analizi tekniğinin uygulanmasındaki ilk adım, aralarında anlamlı ilişkiler kurulabileceği düşünülen kalemlerin birbirine oranlanmasıdır. Ardından geçmiş yıllara ait oranlar ve sektörde kabul görmüş oran değerleri göz önüne alınarak yapılan karşılaştırma sonucu bir çıkarımda bulunmaktadır. Oran analizi tekniğinde birbirlerine oranlanacak değişkenlerin seçimi oldukça önemlidir. Yapılacak analizin amacına uygun ve çözülmesi gereken probleme cevap niteliğinde olacak değişkenler seçilmelidir. Oran analizi tekniğinin uygulanması ve bulunan sonuçların doğru şekilde yorumlanması, işletmenin olası bir finansal başarısızlık durumu için erken uyarı göstergesi niteliğindedir.

Oran analizi tekniğinin çeşitli önemli yönleri bulunmaktadır. Bu yönler aşağıdaki şekilde ifade edilebilir (Robinson vd., 2009:266):

- ✓ Araştırma sorusunu cevaplamak için uygun oran veya oranlar seçme yeteneği analitik bir beceridir.
- ✓ Hesaplanan oranlar finansal analiz için doğrudan bir cevap niteliğinde değildir. İşletmenin performansını değerlendirebilmek için, sektör ortalamaları da göz önünde bulundurulmalıdır.
- ✓ Şirketler arasındaki muhasebe politikalarındaki farklılıklar sağlıklı bir karşılaştırmaya neden olacağından, anlamlı bir karşılaştırma yapılabilmesi için finansal verilerde düzeltmeler yapılmalıdır.

3.6.2. Araştırmada Kullanılan Finansal Oranlar

Finansal oranlar; işletmenin kısa vadeli borçlarını ödeme kabiliyetini ölçen likidite oranları, sermaye yapısındaki borç – öz kaynak kullanımını ölçen finansal yapı oranları, varlık kullanım etkinliğini ölçen faaliyet oranları ve işletmenin faaliyetlerinden kâr elde

edebilme gücünü ölçen kârlılık oranlarından oluşmaktadır. Bu oran türlerinin her biri işletmenin farklı bir yönünü araştırmasına rağmen, işletmenin finansal sağlığının değerlendirilebilmesi için tüm oranlar birlikte ele alınmalıdır.

3.6.2.1. Likidite Oranları

Odak noktası nakit akışları olan likidite oranları, bir firmanın kısa vadeli yükümlülüklerini yerine getirme performansını ölçmektedir. Başka bir ifade ile likidite oranları varlıkların nakde ne hızda dönüştürülebileceği sorusuna cevap aramaktadır (Robinson vd., 2009:284).

Likidite oranlarının ölçülebilmesi hem işletme sahipleri ve yöneticileri açısından hem de işletmeye kredi verebilecek kurumlar açısından önem taşımaktadır. Likiditenin doğru bir şekilde yönetilmesi varlıkların etkin yönetimi ile gerçekleştirilmektedir. İşletmelerin ihtiyaç duydukları likidite düzeyi sektörler arası farklılık gösterebilmektedir. Sektörler arası farklılıkların yanında likidite ihtiyacının her işletme için dönemden döneme de farklılık gösterebileceği göz önünde bulundurulmalıdır.

Kendi içerisinde teknik ve gerçek olarak ikiye ayrılan likiditeye firma yöneticilerinin gereken önemi vermeleri gerekmektedir. Teknik likidite işletmenin vadesi gelen borçlarını karşılayabilme performansını, gerçek likidite ise tasfiye durumunda borçlarını karşılayabilme performansını göstermektedir (Ceylan, Korkmaz, 2013:44). İşletme başarısızlıklarının altında çoğu zaman bu iki likiditeye gereken önemin verilmemesi yatmaktadır. Kısa vadede borçların karşılanabilmesi daha çok üzerinde durulan bir konu olmuştur. Olası bir ekonomik krizde işletmenin devamlılığı açısından bu durum daha önemli hale gelmektedir. İşletmenin bu borçları karşılama performansının ölçülebilmesi için, dönen varlıklar ve kısa vadeli borçlar kalemleri üzerinde durulması ve kalemlerin hem ayrı ayrı hem de birlikte değerlendirilmesi gerekmektedir (Akgüç, 1998:23).

Likidite oranları temel olarak cari oran, asit-test oranı, nakit oran olarak üçe ayrılmaktadır.

Cari Oran: İşletmelerin kredi ihtiyaçlarına cevap vermek isteyen kurumların dikkate aldığı bir orandır. Cari oran; işletmenin kısa vadeli borçlarının ne kadarlık kısmının dönen varlıkları ile karşılayabileceği ölçmek için kullanılmaktadır (Poyraz, 2013:74). Bu oranın

yüksek değerde bulunması işletmenin yüksek likit varlığa sahip olduğu şeklinde yorumlanmaktadır. Cari oran aşağıdaki şekilde hesaplanmaktadır:

$$\text{Cari Oran} = \frac{\text{Dönen varlıklar}}{\text{Kısa vadeli borçlar}} \quad (3.1)$$

Formülün payı işletmenin hâlihazırdaki nakitlerini ve nakde çevrilebilecek kaynaklarının toplamını, paydası ise en fazla bir yıl içerisinde ödenmesi gereken borçlarının toplamını ifade etmektedir (Ceylan ve Korkmaz, 2013:45).

Asit-Test Oranı(Likit Oran): Asit - test oranı, dönen varlıklar kalemleri içerisinde stokların çıkarılıp kısa vadeli borçlara bölünmesiyle bulunmaktadır:

$$\text{Asit-Test Oranı} = \frac{\text{Dönen varlıklar} - \text{Stoklar}}{\text{Kısa vadeli borçlar}} \quad (3.2)$$

Dönen varlıklar içerisinde yer alan her kalemin nakde dönüşme hızı aynı değildir. Bu sebeple stoklar gibi nakde dönüştürülmesi zor varlıklar işlem dışı bırakılarak, daha iyi analiz sonuçlarına ulaşmak hedeflenmiştir (Ceylan ve Korkmaz,2013:47). Ayrıca stokların analiz dışı bırakılmasından dolayı, asit-test oranının cari orana göre daha doğru sonuçlar vermesi beklenmektedir.

Nakit Oran: Nakit oran işletmenin sadece nakit ve nakit benzerlerini kullanarak kısa vadeli borçlarını ödeme yeteneğini ölçmektedir. Başka bir ifade ile, işletmenin borçlarını anında ödemesi gerektiği, alacaklarını tahsil etmesi ya da stoklarını nakde dönüştürmesi mümkün olmadığı bir durumda borçlarını ödeme gücünü ortaya koymaktadır. Nakit oran aşağıdaki şekilde hesaplanmaktadır:

$$\text{Nakit Oran} = \frac{\text{Hazır Değerler} + \text{Menkul Kıymetler}}{\text{Kısa vadeli borçlar}} \quad (3.3)$$

Stoklar/Toplam Aktifler Oranı: Bu oran ile işletmenin toplam aktiflerinin ne kadarlık kısmının stoklardan oluştuğu hesaplanmaktadır.

3.6.2.2. Finansal Yapı Oranları

Finansal yapı oranları, işletmelerin yabancı kaynaklardan ne ölçüde yararlandığını ve yabancı kaynakların özkaynaklar ile olan ilişkisini göstermektedir. Bu oranla firmanın yabancı kaynak ve özkaynak dengesinin ne durumda olduğu ve yabancı kaynakların önceki yıllara göre artış/azalış mı gösterdiği belirlenmekte ve uygulanan güçlü bir

finansman politikasına rağmen özkaynakların istenen düzeye gelmediği durumda, bunun hangi nedenlerden kaynaklandığı sorusuna cevap aranmaktadır (Berk, 1999:39-40).

Finansal yapı oranları, işletmelerin borç senetlerinin ve kredibilitesinin değerlendirilmesinde kullanılabilir. Çünkü bir işletmenin ödeme gücünü ve borç kullanımını anlamak, analistlere işletmenin gelecekteki finansal durumu hakkında fikir vermektedir.

Toplam Borç / Toplam Aktif Oranı (Finansal Kaldıraç Oranı): Toplam borç ya da finansal kaldıraç oranı olarak da adlandırılan bu oran en temel borç oranı olarak kabul edilmektedir. İşletmenin hangi derecede borçlandığını, aktif varlıklarının ne kadarının yabancı kaynaklar ile karşılandığını yüzde olarak gösteren bu oran, toplam borçların toplam aktiflere bölünmesiyle bulunmaktadır. İşletmeye kredi verecek kurumlar açısından bu oranın düşük olması istenmektedir. Bu oranın yüksek olması işletmenin finansal riskinin yüksek ve ödeme gücünün zayıf olduğunu göstermektedir. Buna karşın, işletmeler bazı durumlarda finansal kaldıraç, az sermaye ile geniş kaynak kullanımını sağlaması etkisinden yararlanmak için bu oranın yüksek olmasını isteyebilmektedir (Apak, Demirel, 2013:134).

Toplam Borç (Kvyk+Uvyk) / Öz sermaye: Finansal analizlerde önemli olarak kabul edilen bu oran, borçlanarak elde edilen yabancı kaynakların öz sermayeye göre ne durumda olduğunu göstermektedir. Yatırımcılar için ideal olan, işletmelerin toplam yükümlülükleri ile öz sermayeleri arasındaki dengeyi sağlayabildikleri durumdur. Çünkü toplam yükümlülükleri öz sermayesinden daha yüksek olan işletmelere yatırımda bulunmak yatırımcılar açısından oldukça risklidir. İşletmeden alacaklı olanlar oranın düşük olmasını isterken, işletme sahip veya ortakları kaldıraç etkisinin bir kârlılık sağlayabilme olasılığından dolayı oranın yüksek olmasını istemektedirler.

Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar / Toplam Kaynaklar: Bu finansal oran ile işletmenin toplam kaynakları içerisindeki kısa vadeli yabancı kaynaklarının ağırlığı araştırılmaktadır. Oranın çok yüksek değerlerde gerçekleşmesi başka bir deyişle; toplam kaynakların büyük bir kısmının kısa vadeli yabancı kaynaklarla finanse edilmesi istenen bir durum değildir. Genel olarak oran değerinin 1/3'ü aşmaması istenmektedir. Fakat ülkemizde ticaret bankalarının uzun süreli krediler yerine kısa süreli krediler verme eğiliminde olması ve sermaye piyasasındaki yetersizlik gibi sebepler; uzun vadeli yabancı

kaynak yerine kısa vadeli yabancı kaynak kullanımı gereğini doğurduğu için oran bahsedilen değeri aşmaktadır (Akgüç, 1998:37).

Duran Varlık / Öz Sermaye: Duran varlık finansmanında tamamen öz sermaye kullanılabilmesi gibi, finansmanın bir kısmı yabancı kaynaklarla da sağlanabilmektedir. Duran varlık / öz sermaye oranı, işletmenin finansmanının tamamının öz sermayeden oluşup oluşmadığını, eğer finansmanda yabancı kaynak kullanılmış ise ne oranda kullanılmış olduğunu araştırmaktadır. İstenen öz sermaye ağırlıklı bir duran varlık finansmanıdır. Oran değerinin 1 veya 1'den küçük bir değerde gerçekleşmesi; maddi duran varlık finansmanının tamamının öz sermaye ile yapıldığını, 1'den büyük bir değerde gerçekleşmesi ise; finansmanda yabancı kaynakların da kullanıldığı şeklinde yorumlanmaktadır (Gündoğdu, 2018:95).

Uzun Vadeli Yabancı Kaynak / Öz Sermaye Oranı: İşletme öz sermayesi içerisinde yer alan uzun vadeli yabancı kaynakları göstermektedir. İstenen bu finansal oranın düşük çıkmasıdır.

Dönen Varlık / Toplam Varlık: Dönen varlık/toplam varlık finansal oranı ile işletme sermayesi içerisindeki dönen varlık kalemine ait pay hesaplanmaktadır

3.6.2.3. Faaliyet Oranları

Faaliyet oranları da diğer oran grupları gibi, işletmenin performansı hakkında bir çıkarımda bulunmak için geliştirilmiş oranlardır. Bu oranlar, aynı zamanda varlık kullanım oranları veya işletme verimlilik oranları olarak da bilinmektedir.

İşletme başarısından söz edebilmek için işletmenin sahip olduğu varlıkları doğru bir şekilde yönetmesi gerekmektedir. Varlıkların yönetimi iyi olduğu takdirde satışlar da o kadar yüksek olacak ve kârlılık artacaktır. Bu noktada faaliyet oranları ile varlıkların işletme tarafından ne kadar etkin kullanıldığı araştırılmaktadır. Ayrıca verimliliğin likidite üzerinde etkili olmasından dolayı bazı faaliyet oranlarından likiditenin değerlendirilmesinde de yararlanılmaktadır (Robinson vd., 2009:278). Faaliyet oranları kendi içerisinde gruplara ayrılmakta olup, aşağıda gösterilmiştir.

Hazır Değer Devir Hızı: Bir işletmenin mevcut hazır değerlerinin kaç katı satış yaptığını görebilmek için kullandığı hazır değer devir hızı oranı aşağıdaki şekilde hesaplanmaktadır.

$$\text{Hazır Değer Devir Hızı} = \frac{\text{Net Satışlar}}{\text{Hazır Değerler} + \text{Menkul Kıymetler}} \quad (3.4)$$

Alacak Devir Hızı: İşletmeler sektördeki diğer işletmeler ile sürekli bir etkileşim içerisinde olduklarından birbirlerine borçlanmaları da kaçınılmazdır. Net satışların ticari alacaklara bölünmesiyle bulunan alacak devir hızı; işletmenin bir yıl içerisinde alacaklarını kaç kez tahsil ettiğini araştıran bir faaliyet oranıdır (Okka, 2006:45). İşletmeler tarafından istenen, alacak devir hızı oranının yüksek bir değerde gerçekleşmesidir. Alacak devir hızı oranının yüksek olması, alacakların tahsil edilmesi gereken ideal zamanda kolayca tahsil edilebiliyor olduğunu ve verimliliğin sağlandığını göstermektedir. Alacak devir hızının düşük olması ise borç tahsilat hızının düşük, benimsenen kredi politikalarının yanlış olduğunu göstermekte ve işletme performansını olumsuz etkilemektedir. Aşağıda alacak devir hızı formülü verilmiştir:

$$\text{Alacak Devir Hızı} = \frac{\text{Kredili satışlar (veya net satışlar)}}{\text{Ticari alacaklar}} \quad (3.5)$$

Stok Devir Hızı: Stok devir hızı işletmenin stoklarının mevcut durumu hakkında bilgi vermektedir. Bu oran stokların satışa dönüşebilme kabiliyetinin yıl içerisindeki performansını ölçmektedir. Stokların satışa dönüşmesinin işletmeler için önemli olmasının nedeni; işletmenin kısa vadeli borçlarını ödeyebilmesinde stokların da rolünün bulunmasından kaynaklanmaktadır (Usta, 2005:87). Stok devir hızı aşağıdaki şekilde hesaplanmaktadır:

$$\text{Stok Devir Hızı} = \frac{\text{Satışların Maliyeti}}{\text{Ortalama stoklar}} \quad (3.6)$$

Bazı işletmelerde stoklar dönem içerisinde dengesiz bir artış veya azalış gösterirken, bazı işletmelerde ise daha dengeli artış veya azalış göstermektedir. Yaşanan dengesiz artış veya azalış, işletmenin yer aldığı sektörün mevsimsellikten etkilenmesinden de kaynaklanabilmektedir. Stoklarda yaşanan artış veya azalışın düzenli olması durumunda ortalama stokların, dönem başı ve dönem sonu stokların ortalaması alınarak hesaplanması hata payını düşürmektedir (Akgüç, 1998:49). Ortalama stok aşağıdaki şekilde hesaplanmaktadır:

$$\text{Ortalama Stok} = \frac{(\text{Dönem başı stoklar} + \text{Dönem sonu stoklar})}{2} \quad (3.7)$$

Stok devir hızı oranı için istenen ideal bir değer bulunmamaktadır. Her işletme geçmiş yıllar içerisindeki stok devir hızı oranlarını değerlendirerek, sektörde gerçekleşen değerler ile bir kıyaslama yaparak, kendisi için ideal olan değeri belirlemelidir (Ceylan, Korkmaz, 2013:63). Yüksek stok devir hızı oranı, stokların sürekli bir şekilde satışa dönüşmesi ve yüksek performans anlamına gelse de, kimi zaman eldeki stoklar ile satış talebinin karşılanamaması gibi olumsuz bir durumun yaşanmasını da mümkün kılmaktadır. Düşük stok devir hızı oranı ise işletmenin stoklarını iyi bir şekilde yönetemediği, yanlış pazarlama politikalarını izlediği, üretilen mal ve hizmetlerin talep görmemesi ve stoktaki malların satışının yapılamadığı şeklinde de yorumlanmaktadır.

Duran Varlık Devir Hızı: İşletmenin yaptığı yatırımlar ve mevcut kapasitesinin olumlu bir şekilde değerlendirmesi performansını etkileyen faktörlerden bazılarıdır. Duran varlıklara yapılan gereksiz bir yatırım kârlılığı olumsuz yönde etkilemektedir. Duran varlık devir hızı, böyle bir durumun olup olmadığını belirlemek için önemlidir. Bir işletmenin maddi duran varlık hızının düşük olması; işletmenin eldeki üretim kapasitesini verimli bir şekilde kullanmadığına, yüksek olması ise; işletmenin eldeki üretim kapasitesini verimli bir şekilde kullandığına işaret etmektedir (Gürsoy, 2012: 106). Duran varlık devir hızı aşağıdaki şekilde hesaplanmaktadır:

$$\text{Duran Varlık Devir Hızı} = \frac{\text{Net satışlar}}{\text{Duran varlıklar}} \quad (3.8)$$

Öz Sermaye Devir Hızı: Bu oran öz sermaye verimliliğini araştırmaktadır. İstenen bu oranın yüksek değerlerde gerçekleşmesi iken, aşırı yüksek değerlerde gerçekleşmesi ise olumsuz bir durum olarak yorumlanmaktadır. Çünkü aşırı yüksek değerlere sahip öz sermaye devir hızı oranı, işletmenin öz sermayesinin yetersizliğine ve öz sermaye yerine yabancı kaynaklara ağırlık verdiği işaret etmektedir (Apak, Demirel, 2013:136). Öz sermaye devir hızı düşük olan bir işletme ise, öz sermaye verimliliğini artırabilmek için gereken önlemleri almalı, satışlarını artıracak ve eldeki potansiyel öz sermayeyi etkin kullanabilmesini sağlayabilecek politikalar izlemelidir. Bu oran aşağıdaki şekilde hesaplanmaktadır:

$$\text{Öz Sermaye Devir Hızı} = \frac{\text{Net satışlar}}{\text{Öz sermaye}} \quad (3.9)$$

Toplam Aktif Devir Hızı: Aktif devir hızı bir işletmede aktiflerden ne derecede yararlanıldığını ortaya çıkarmak için hesaplanmaktadır. Başka bir ifade ile toplam aktif

devir hızı, işletme yönetiminin toplam aktifleri satış üretmekte ne derece kullandığını gösteren bir ölçüdür. Toplam aktif devir hızının yavaş veya hızlı olması işletmenin aktifleri içerisindeki duran varlık ağırlığına bağlıdır. Toplam aktifler içerisindeki duran varlık ağırlığı fazla ise varlık devir hızının yavaş, duran varlık ağırlığı düşük ise varlık devir hızının yüksek olması beklenmektedir (Akgüç, 1998:57-58). Toplam aktif devir hızı aşağıdaki şekilde hesaplanmaktadır:

$$\text{Toplam Aktif Devir Hızı} = \frac{\text{Net satışlar}}{\text{Toplam aktif}} \quad (3.10)$$

Dönen Varlık Devir Hızı: Dönen varlık devir hızı oranı ile işletmenin dönen varlıklarını etkin bir şekilde kullanıp kullanmadığı araştırılmaktadır. Yüksek dönen varlık devir hızı oranı işletmenin gerekenden az, düşük dönen varlık devir hızı oranı ise işletmenin gerekenden fazla dönen varlığa sahip olduğunu göstermektedir (Yaslıdağ, 2018:169).

$$\text{Dönen Varlık Devir Hızı} = \frac{\text{Net satışlar}}{\text{Dönen varlıklar}} \quad (3.11)$$

Net İşletme Sermayesi Devir Hızı: Bu oran ile net işletme sermayesi - satışlar arasındaki ilişkiler ve işletme tarafından net işletme sermayesinin ne kadar etkin kullanıldığı araştırılmaktadır. İşletmenin net çalışma sermayesi devir hızını hesaplayabilmek için, öncelikle net işletme sermayesinin bulunması gerekmektedir. Net işletme sermayesi ve net işletme sermayesi devir hızı ise aşağıdaki şekilde hesaplanmaktadır:

$$\text{Net İşletme Sermayesi} = \text{Dönen Varlıklar} - \text{Kısa Vadeli Borçlar} \quad (3.12)$$

$$\text{Net İşletme Sermayesi Devir Hızı} = \frac{\text{Net satışlar}}{\text{Net işletme sermayesi}} \quad (3.13)$$

3.6.2.4. Kârlılık Oranları

İşletmenin yatırdığı sermayeden kâr elde etme yeteneği, işletmenin hem toplam değeri hem de ihraç ettiği menkul kıymetlerin değeri üzerinde etkilidir (Robinson vd., 2009:291). Kârlılık oranları, işletme yönetiminin bilançosunda yer alan toplam ve net aktifleri etkin bir şekilde kullanıp kullanmadığı hakkında bilgi vermektedir. Burada net kâr, işletmenin kâr elde etmesinde etkili olan kaynaklar ile ilişkilendirilerek değerlendirilmektedir (Erich, 2001:112).

Kârlılık oranları, işletmenin satışlar ve yatırımlar sonucu elde ettikleri kârın değerlendirilmesinde kullanılmaktadır. Kârlılık oranlarına göre işletmenin kârlılığı hakkında bir çıkarımda bulunurken işletmenin kâr hedefi, sermaye maliyeti, aynı sektörde yer alan işletmelerin kârlılıkları ve güncel ekonomik şartların birlikte değerlendirilmesi gerekmektedir (Günay, 2019:51).

Aktif Kârlılığı: İşletmenin mevcut aktiflerini kullanma performansını ölçmek için geliştirilmiş bir orandır. Bu oran değerlendirilirken oranın payında sadece öz kaynaktan elde edilen kârın, paydasında ise tüm aktiflerin yer aldığı göz önünde bulundurulur bir çıkarımda bulunulması gerekmektedir (Büker, Bayar, 2001:48). Aktif kârlılık oranı aşağıdaki şekilde hesaplanmaktadır:

$$\text{Aktif Kârlılığı} = \frac{\text{Dönem net kârı}}{\text{Toplam aktif}} \quad (3.14)$$

Öz Sermaye Kârlılığı: Öz sermaye kârlılığı oranı bir birim başına sermaye başına karşılık gelen kâr oranı olarak tanımlanmaktadır. Hem işletme yönetimi açısından hem de işletmenin hissedarları açısından oldukça önemlidir. Hissedarların yatırım getirisini ölçmek için kullanılan öz sermaye kârlılığı oranı aşağıdaki şekilde hesaplanmaktadır:

$$\text{Öz Sermaye Kârlılığı} = \frac{\text{Dönem net kârı}}{\text{Öz sermaye toplamı}} \quad (3.15)$$

Brüt Kâr Marjı: Brüt kâr marjı oranı, işletmenin gerçekleştirdiği satışlardaki maliyetin düşüklüğü-yüksekliği, fiyat baskısına maruz kalıp-kalmadığı, satış fiyatlarında bir değişiklik yapma gerekliliğinin olup-olmaması konuları hakkında bilgi vermektedir (Gücenme, 2005:198). Brüt kâr marjı, brüt satış kârının net satışlara bölünmesiyle bulunduğu öncelikle brüt satış kârını hesaplamak gerekmektedir. İkisi de aşağıdaki şekilde hesaplanmaktadır:

$$\text{Brüt Satış Kârı} = \text{Net satışlar} - \text{Satışların Maliyeti} \quad (3.16)$$

$$\text{Brüt Kâr Marjı} = \frac{\text{Brüt satış kârı}}{\text{Net satışlar}} \quad (3.17)$$

Net Kâr Marjı: Dönem net kârının net satışlara bölünmesi ile bulunan bu oranın yüksek bir değerde olması, işletmenin performansı açısından her zaman iyi olarak kabul edilmektedir. Net kâr marjı oranı ve brüt kâr marjı oranı birbirleriyle ilişkili olduğundan, karşılaştırılarak bir çıkarımda bulunması mümkündür. Brüt kâr marjı sabitken net kâr

marjının düşmesi; maliyet ve vergi yüksekliğinden kaynaklamakta iken net kâr marjı sabitken brüt kâr marjının düşmesi ise; düşük fiyatlandırma ve varlıkların değerlendirilememesinden etkin kaynaklanmaktadır (Ceylan, 1998:44). Net kar marjı oranı aşağıdaki şekilde hesaplanmaktadır.

$$\text{Net Kâr Marjı} = \frac{\text{Dönem net kârı}}{\text{Net satışlar}} \quad (3.18)$$

Faaliyet Kâr Marjı Oranı: Faaliyet kârlılığı oranı, işletme faaliyetlerinin verimliliğini araştırmaktadır. Faaliyet kârlılığı oranı aşağıdaki şekilde hesaplanmaktadır.

$$\text{Faaliyet Kâr Marjı Oranı} = \frac{\text{Faaliyet kârı}}{\text{Net satışlar}} \quad (3.19)$$

Ekonomik Rantabilite Oranı: İşletmenin sahip olduğu kaynakları verimli bir şekilde kullanma durumunu araştırmakta olan ve yüksek bir değerde gerçekleşmesi istenen bu oran aşağıdaki şekilde hesaplanmaktadır:

$$\text{Ekonomik Rantabilite Oranı} = \frac{\text{Faiz ve vergiden önceki kâr}}{\text{Toplam varlık}} \quad (3.20)$$

3.7. Araştırmanın Kısıtları

Araştırmada BİST'te imalat sektörü dışındaki diğer sektörlerde yeterli sayıda işletme bulunmamasından kaynaklı olarak, sadece imalat sanayii sektöründe yer alan işletmelere ait veriler kullanılmıştır.

İmalat sektörü içerisinde başarı durumuna göre sınıflandırılan işletmelerin başarı ve başarısızlık yılları birbirinden farklıdır. Bu nedenle tüm işletmeler için aynı yılların finansal tabloları yerine farklı yıllara ait finansal tablolardan yararlanılmıştır.

Araştırmada bağımsız değişken olarak kullanılan finansal oranlar arasında çoklu doğrusal bağıntı sorunu tespit edilmiştir. Korelasyon matrisinden yararlanarak yüksek korelasyon olarak kabul edilen mutlak değeri 0,70 ve üzeri korelasyona sahip finansal oranlar bulunmuş ve lojistik regresyon analizine dâhil edilmemiştir.

3.8. Lojistik Regresyon Analizi İle Finansal Başarısızlık Tahmini

Lojistik regresyon analizi bağımlı ve bağımsız değişkenler arasındaki ilişkiyi araştıran, sınıflandırma problemlerinde sıklıkla kullanılan bir analiz türüdür. Bu araştırmada bağımlı değişken iki şıktan oluşan kategorik bir değişken iken, bağımsız

değişkenler ise sürekli dir. Bağımlı deęişkenin iki şıklı bir deęişken olmasından dolayı ikili lojistik regresyon analizi kullanılmıştır.

Lojistik regresyon modelinin geliştirilmesinde IBM SPSS Statistics 21 paket programından yararlanılmıştır. Lojistik regresyon modelinde bağımlı deęişken olarak finansal başarı durumu kullanılmıştır. Analizde bağımlı deęişken finansal açıdan başarısız işletmeler için 0, finansal açıdan başarılı işletmeler için ise 1 olarak kodlanmıştır. 0 olarak kodlanan bağımsız deęişken referans kategorisi olarak kabul edilmektedir. Bu araştırmada başarısızlık referans kategorisidir. Araştırmada 70 başarılı, 70 başarısız işletme olmak üzere toplam 140 adet işletmeye ait veri kullanılmıştır.

BİST’te işlem gören işletmelerin 2015 - 2020 yılları arasındaki gelir tablosu ve bilançoları kullanılarak, lojistik regresyon modelinde bağımsız deęişken olarak kullanılacak 24 finansal oran hesaplanmıştır. Her işletme için gerçekleşen başarı veya başarısızlık yılından bir önceki yıla ait gelir tablosu ve bilançolar kullanılarak, 140 işletme için Ms Office Excel yardımı ile toplam 3.360 finansal oran hesaplanmıştır. Analizde kullanılan finansal oranlara ait kodlar ve formüller aşağıda Tablo 3.3’de verilmiştir.

Tablo 3.3: Çalışmada Kullanılan Finansal Oranlar

Değişken kodu	Finansal Oran	Formül
X1	Cari Oran	$\frac{\text{Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar}}{\text{Dönen Varlıklar}}$
X2	Asit Test Oranı	$\frac{\text{Dönen Varlıklar} - \text{Stoklar}}{\text{Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar}}$
X3	Nakit Oran	$\frac{\text{Hazır değerler} + \text{Menkul Kıymetler}}{\text{Kısa Vadeli Borçlar}}$
X4	Stoklar/Toplam Varlıklar	$\frac{\text{Stoklar}}{\text{Toplam Varlık}}$
X5	Toplam Borç/Toplam Varlık	$\frac{\text{Toplam Borç}}{\text{Toplam Varlık}}$
X6	Dönen Varlık/Toplam Varlık	$\frac{\text{Dönen Varlıklar}}{\text{Toplam Varlık}}$
X7	Toplam Borç/Özsermaye	$\frac{\text{Toplam Borç}}{\text{Özsermaye}}$

X8	KVYK/Toplam varlık	$\frac{\text{Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar}}{\text{Toplam Varlık}}$
X9	Duran Varlık/Özsermaye	$\frac{\text{Duran Varlık}}{\text{Özsermaye}}$
X10	Uvyk/Özsermaye	$\frac{\text{Toplam Borç}}{\text{Özsermaye}}$
X11	Hazır Değer Devir Hızı	$\frac{\text{Net Satışlar}}{\text{Hazır Değerler + Menkul Kıymetler}}$
X12	Alacak Devir Hızı	$\frac{\text{Net Satışlar}}{\text{Ticari Alacaklar}}$
X13	Stok Devir Hızı	$\frac{\text{Satışların Maliyeti}}{\text{Ortalama Stoklar}}$
X14	Duran Varlık Devir Hızı	$\frac{\text{Net Satışlar}}{\text{Duran Varlıklar}}$
X15	Özsermaye Devir Hızı	$\frac{\text{Net Satışlar}}{\text{Özsermaye}}$
X16	Toplam Aktif Devir Hızı	$\frac{\text{Net Satışlar}}{\text{Toplam Varlık}}$
X17	Dönen Varlık Devir Hızı	$\frac{\text{Net Satışlar}}{\text{Dönen Varlıklar}}$
X18	Net İşletme Sermayesi Devir Hızı	$\frac{\text{Net Satışlar}}{\text{Net İşletme Sermayesi}}$
X19	Aktif Kârlılığı	$\frac{\text{Dönem Net Kârı}}{\text{Toplam Varlık}}$
X20	Özsermaye Kârlılığı	$\frac{\text{Dönem Net Kârı}}{\text{Özsermaye}}$
X21	Brüt Kâr Marjı	$\frac{\text{Brüt Satış Kârı veya Zararı}}{\text{Net Satışlar}}$
X22	Net Kâr Marjı	$\frac{\text{Dönem Net Kârı}}{\text{Net Satışlar}}$
X23	Faaliyet Kâr Marjı	$\frac{\text{Faaliyet Kârı veya Zararı}}{\text{Net Satışlar}}$
X24	Ekonomik Rantabilite Oranı	$\frac{\text{Faiz ve Vergi Öncesi Kâr}}{\text{Toplam Varlık}}$

Analizde kullanılan finansal oranlara ait betimleyici istatistikler aşağıda Tablo 3.4’de verilmiştir.

Tablo 3.4: Finansal Oranlara Ait Betimleyici İstatistikler

	Gözlem Sayısı	Ortalama	Standart Sapma	Çarpıklık	Basıklık	Minimum	Maximum
X1	140	1,8715	1,82943	3,534	16,748	,03	13,14
X2	140	1,2781	1,48361	3,852	20,328	-,04	11,74
X3	140	,5290	1,01035	6,222	49,660	,00	9,63
X4	140	,1803	,11570	1,525	3,476	,00	,68
X5	140	,6139	,49867	5,243	36,589	,07	4,40
X6	140	,5224	,19696	-,123	-,534	,02	,99
X7	140	1,6198	6,59558	-7,280	80,085	-65,66	26,84
X8	140	,6024	2,06050	11,382	132,635	,06	24,49
X9	140	1,1991	3,23209	-6,243	67,484	-30,34	14,31
X10	140	,5758	1,06521	-1,386	16,703	-6,74	4,24
X11	140	15,5446	17,89855	2,526	8,414	,58	115,12
X12	140	7,6716	12,30086	6,326	48,546	,39	116,48
X13	140	-6,1600	6,01742	-2,278	8,211	-40,24	5,88
X14	140	3,5046	7,90699	9,086	95,925	,04	88,18
X15	140	2,0685	7,36941	-8,931	97,603	-77,17	16,12
X16	140	,9514	,70047	2,441	8,506	,04	4,58
X17	140	1,8185	1,08909	2,047	5,721	,15	6,54
X18	140	4,7949	23,15144	3,968	32,801	-91,25	189,32
X19	140	,0230	,13650	-1,055	7,619	-,73	,51
X20	140	,0316	,59636	,031	25,395	-3,59	4,04
X21	140	,2254	,25337	2,689	25,511	-,79	2,13
X22	140	-,0088	,36445	-5,161	46,684	-3,26	1,08
X23	140	,0778	,21489	1,126	18,298	-,79	1,55
X24	140	,1107	,11453	,608	1,267	-,17	,49

Lojistik regresyon analizinde çoklu doğrusal bağıntı probleminin varlığı durumunda, modelin tahmin performansı azalmaktadır. Araştırmada korelasyon matrisinden yararlanarak bağımsız değişkenler arasında çoklu doğrusal bağıntı problemi tespit edilmiştir. Bağımsız değişkenler normal dağılıma sahip olmadığı için Spearman Korelasyon Analizi’nden yararlanılmıştır. Çoklu doğrusal bağıntı probleminin ortadan kaldırılabilmesi için, aralarında 0,70 ve üzeri korelasyon bulunan bağımsız değişkenler analiz dışı bırakılmıştır. Bu değişkenler; X1 (cari oran), X7 (toplam borç-öz sermaye oranı), X8 (kvyk/toplam varlık oranı), X9 (duran varlık öz sermaye oranı), X11 (hazır değer devir hızı oranı), X14 (duran varlık devir hızı oranı), X16 (toplam aktif devir hızı

oranı), X20 (öz sermaye kârlılığı oranı), X22 (net kâr marjı oranı) ve X24 (ekonomik rantabilite oranı)'dır. Dolayısıyla araştırmada lojistik regresyon modeli için bağımsız değişken olarak 14 finansal oranın kullanılmasına karar verilmiştir.

Yöntem olarak tüm değişkenlerin aynı anda modele dâhil edildiği Enter yöntemi tercih edilmiştir. Lojistik regresyon analizinin SPSS programında uygulanması sonucu ulaşılan sonuçlar aşağıdaki şekildedir:

Tablo 3.5: Veri Setine Ait Özet Tablo

	N	Yüzde
Analize Dâhil Edilen Veriler	140	100,0
Eksik Veriler	0	0
Toplam	140	100,0

Tablo 3.5'de görüleceği üzere analizde 140 veri yer almakta olup, 140 veri içerisinde herhangi bir kayıp veri olmadığı görülmektedir.

Tablo 3.6: Bağımlı Değişkene Ait Kodlar

Orijinal Değer	İç Değer
Başarısız	0
Başarılı	1

Tablo 3.6'da görüleceği üzere bağımlı değişken “başarısız” için 0, “başarılı” için ise 1 olarak kodlanmıştır.

Tablo 3.7: Başlangıç Modeli İçin İterasyon Bilgisi

İterasyon		-2Log likelihood	Katsayılar Sabit Terim
Step 0	1	194,081	0,000

Yukarıdaki Tablo 3.7'de sadece sabit terimin yer aldığı başlangıç modeli için, iterasyon bilgisi yer almaktadır. Tabloda -2LL değeri 194,081 olarak bulunmuştur. Sıfıra

yaklaşan -2LL değeri mükemmel uyum olarak kabul edildiğinden, bulunan 194,081 değeri mükemmel uyumdan uzaktır. Modelin sonraki aşamalarında bu değer mükemmel uyuma yaklaşması beklenmektedir.

Tablo 3.8: Analiz Sonucu Elde Edilen İlk Sınıflandırma Tablosu

Gözlenen Değerler		Tahmin Edilen Değerler		
		Başarı durumu		Doğru Sınıflandırma(%)
Adım 0	Başarı durumu	Başarısız	Başarılı	
	Başarısız	0	70	,0
	Başarılı	0	70	100,0
	Toplam Doğru Sınıflandırma(%)	0	140	50,0

Yukarıda Tablo 3.8’de yer alan sınıflandırma tablosundan görüleceği üzere tüm işletmeler başarılı olarak kabul edilmiştir. Tüm işletmelerin başarılı olarak kabul edilmesi halinde modelin doğru sınıflandırma oranı % 50,0 olarak gerçekleşmiştir. Aşağıdaki tabloda eşitlikte yer alan bağımsız değişkenlere ait istatistikler verilmiştir.

Tablo 3.9: Eşitlikte Yer Alan Değişkenler

	β	Standart hata	Wald	s.d.	Anlamlılık	Exp(β)
Adım 0 Sabit Terim	0,000	0,169	0,000	1	1,000	1,000

Yukarıda Tablo 3.9’da başlangıç modeline (sadece sabit terimin yer aldığı model) ait standart hata, Wald istatistiği, serbestlik derecesi, anlamlılık düzeyi ve Exp(β) (üstel β değeri) sonuçları görülmektedir. Aşağıdaki tabloda ise eşitlikte yer almayan değişkenlere ait değerler yer almaktadır.

Tablo 3.10: Eşitlikte Yer Almayan Değişkenler

			Skor	s.d.	Anlamlılık
Adım 0	Değişkenler	X2	14,125	1	,000
		X3	12,908	1	,000
		X4	,168	1	,682
		X5	13,523	1	,000
		X6	6,676	1	,010
		X10	2,154	1	,142
		X12	1,049	1	,306
		X13	,538	1	,463
		X15	,778	1	,378
		X17	,949	1	,330
		X18	6,881	1	,009
		X19	53,719	1	,000
		X21	9,444	1	,002
		X23	23,536	1	,000
Genel İstatistikler			67,646	14	,000

Yukarıdaki Tablo 3.10’da görüldüğü üzere, hata ki-kare istatistik değeri 67,646 p değeri ise 0,000 bulunmuştur. p değeri ($p=0,00 < 0,05$) 0,05’ten küçük olduğu için model anlamlı bulunmuştur. Araştırmada modelde yer almayan değişkenlerin modele eklenmesi ile modelin tahmin gücünün artacağı düşünülmektedir. 0,05 anlamlılık düzeyinde p değerlerine bakıldığında modele katkı sağlayacak bağımsız değişkenler; X2 (asit-test oranı), X3 (nakit oran), X5 (toplam borç/toplam aktif oranı), X6 (dönen varlık/toplam varlık oranı), X18 (net işletme sermayesi devir hızı oranı), X19 (aktif kârlılığı oranı), X21 (brüt kâr marjı oranı), ve X23 (faaliyet kâr marjı oranı)’dır.

Aşağıda Tablo 3.11’de modelin genel anlamlılığı gösterilmiştir.

Tablo 3.11: Model Katsayılarının Genel Anlamlılığı

		Ki kare	s.d	Anlamlılık
Adım 1	Step	154,367	14	,000
	Block	154,367	14	,000
	Model	154,367	14	,000

Yukarıdaki tablodan hareketle katsayıların anlamlılıklarını sınamak için oluşturulan hipotezler aşağıda yer almaktadır.

$H_0: \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_k = 0$ (Tüm katsayılar sıfıra eşittir)

$H_1: \beta_1 \neq \beta_2 \neq \dots \neq \beta_k \neq 0$ (En az bir katsayı sıfırdan farklıdır)

Yukarıda tablo 3.11' de yer alan model katsayılarının anlamlılığını sınavan test sonuçlarına bakıldığında, her adımda yer alan ki-kare değerinin aynı olduğu görülmektedir. Bu durum ise, modelde değişken seçme yöntemi olarak Enter yönteminin tercih edilmesinden kaynaklanmaktadır. Yukarıdaki tabloda modelin anlamlılık değeri $p=0,00$ 'dır. $p<0,05$ olduğu için model katsayıları istatistiksel olarak anlamlı bulunmuştur.

G istatistiği ile de modelin anlamlılığı ifade edildiğinde, G istatistiği 13 (14-1) serbestlik derecesi ile -2LL değerleri arasındaki farka eşittir. ($G=194,081-39,715=154,366$). G istatistiğine ait tablo değeri $\chi^2(0,05; 13)=22,362$ 'dir. G istatistiği tablo değerinden büyük olduğu için H_0 hipotezi reddedilmiştir. 0,05 anlamlılık düzeyinde modeldeki katsayılardan en az biri sıfırdan farklıdır.

Tablo 3.12'de bağımsız değişkenlerin dâhil olduğu modele ait bilgiler yer almaktadır.

Tablo 3.12: Model Özeti Tablosu

Adım	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
1	39,715	,668	,891

Tablo 3.7'de sadece sabit terimin yer aldığı modeldeki -2LL değeri 194,081 iken, Tablo 3.12'de bağımsız değişkenlerin yer aldığı modelde bu değer 39,175'e düştüğü görülmektedir. Bu durum modelde uyum iyiliğinin yükseldiği şeklinde yorumlanmaktadır. Modeldeki uyum iyiliğinin ölçüleri olan Cox & Snell R Square istatistiği % 68,8, Nagelkerke R Square istatistiği ise % 89,1 olarak hesaplanmıştır. Bağımsız değişkenlerin, bağımlı değişkende yarattığı toplam değişimin % 89,1'ini Nagelkerke R Square istatistiği, % 68,8'ini Cox & Snell R Square istatistiği açıklamaktadır. Tabloda görüldüğü gibi Cox & Snell R Square istatistiği genellikle, Nagelkerke R Square istatistiğinden daha düşük bir değere sahiptir.

Araştırmada Hosmer ve Lemeshow testiyle, modelin verilere uygunluğu sınanmıştır. Hosmer ve Lemeshow testine ait hipotezler aşağıda verilmiştir:

H_0 : Kurulan lojistik regresyon modeli verileri iyi temsil etmektedir. (Tahmin edilen ve gözlenen değerler arasında anlamlı bir fark yoktur)

H_1 : Kurulan lojistik regresyon modeli verileri iyi temsil etmemektedir. (Tahmin edilen ve gözlenen değerler arasında anlamlı bir fark vardır)

Aşağıda Tablo 3.13’de Hosmer ve Lemeshow testi sonuçları yer almaktadır.

Tablo 3.13. :Hosmer ve Lemeshow Testi Sonucu

Adım	Ki-kare	s.d	Anlamlılık
1	1,323	8	,995

Yukarıdaki Tablo 3.13’de görüldüğü üzere, Hosmer Lemeshow testine ait p değeri 0,995’tir. 0,05 anlamlılık düzeyinde, $p > 0,05$ olduğu için, H_0 hipotezi reddedilemez, kurulan lojistik regresyon modeli verileri iyi temsil etmektedir.

Aşağıda Tablo 3.14’de Lojistik regresyon modelinde yer alan bağımsız değişkenlere ait katsayı tahminleri yer almaktadır.

Tablo. 3.14: Lojistik Regresyon Modelinde Yer Alan Bağımsız Değişkenlere Ait Katsayı Tahminleri

		β	Standart hata	Wald	s.d.	Anlamlılık	Exp(β)
Adım 1	X2: Asit-test Oranı	1,434	,895	2,569	1	,109	4,197
	X3: Nakit Oran	2,338	1,759	1,766	1	,184	10,362
	X4: Stoklar/Toplam Varlıklar	-8,931	7,102	1,581	1	,209	,000
	X5: Toplam Borç/Toplam Varlık	-1,539	3,245	,225	1	,635	,215
	X6: Dönen Varlık/Toplam Varlık	-1,414	4,343	,106	1	,745	,243
	X10: Uvyk/Özsermaye	-1,141	,935	1,488	1	,223	,320
	X12: Alacak Devir Hızı	,000	,035	,000	1	,995	1,000
	X13: Stok Devir Hızı	,178	,155	1,328	1	,249	1,195
	X15: Özsermaye Devir Hızı	,767	,397	3,733	1	,053	2,154
	X17: Dönen Varlık Devir Hızı	,341	1,048	,106	1	,745	1,406
	X18: Net İşletme Sermayesi Devir Hızı	,077	,030	6,592	1	,010	1,080
	X19: Aktif Kârlılığı	84,226	22,651	13,826	1	,000	3,791E+036
	X21: Brüt Kâr Marjı	3,469	3,660	,898	1	,343	32,114
	X23: Faaliyet Kâr Marjı	12,672	5,628	5,069	1	,024	318669,147
Sabit terim	-4,312	3,486	1,530	1	,216	,013	

Tablo 3.14’de modelde yer alan bağımsız değişkenlere ait sırasıyla katsayılar, standart hatalar, Wald istatistiği, serbestlik derecesi, anlamlılık düzeyi ve üstel lojistik

regresyon katsayısı olarak adlandırılan $\text{Exp}(\beta)$ değerleri yer almaktadır. Modelde yer alan değişkenlerin anlamlı bir değişken olarak kabul edilebilmesi için, anlamlılık değerleri 0,05'ten küçük olması gerekmektedir.

Tablo 3.14'de görüldüğü gibi modelde anlamlı bulunan bağımsız değişkenler; X18(net işletme sermayesi devir hızı oranı), X19(aktif kârlılığı oranı) ve X23(faaliyet kâr marjı oranı)'dır.

Analiz sonucunda finansal başarı üzerinde etkili olan bu değişkenler ile kurulacak lojistik regresyon modeli aşağıda gösterilmiştir:

$$\text{BaşarıDurumu} = -4,312 + (0,077) \text{Netişletmesermayesidevirhızı} + (84,226) \text{Aktifkârlılığı} + (12,672) \text{Faaliyetkârmarjı} \quad (3.21)$$

$$\text{BaşarıDurumu} = -4,312 + (0,077) X18 + (84,226) X19 + (12,672) X23 \quad (3.22)$$

Lojistik regresyon modelinin üstünlük oranları ile gösterimi ise şu şekilde olacaktır:

$$\frac{p}{1-p} = e^{(-4,312+0,077*X18+84,226*X19+12,672*X23)} \quad (3.23)$$

Odds (üstünlük) oranı daha önce de bahsedildiği gibi bir olayın meydana gelme olasılığının, meydana gelmeme olasılığına oranıdır ve $\text{Exp}(\beta)$ ile ifade edilir. Y değişkeninin X_p değişkeninin etkisi ile kaç kat daha fazla gözlenme olasılığına sahip olduğunu gösterir (Özdamar, 2002:625). Odds oranı başka bir ifade ile, incelenen iki olay söz konusu olduğunda, birinin gözlenme olasılığının diğerine(referans kategoriye) kıyasla kaç kat değiştiğini göstermektedir (Tabakan, Avcı, 2021:548). $\text{Exp}(\beta) > 1$ ve $\text{Exp}(\beta) < 1$ sırasıyla, bağımsız değişkene ait katsayı arttıkça olayın meydana gelme olasılığının arttığını ve azaldığını ifade eder (Field, 2009:288). Kurulan modeldeki bağımlı değişkenlere ait $\text{Exp}(\beta)$ katsayıları 1'den büyük olduğu zaman pozitif yönlü ilişkiyi gösterir ve aşağıdaki şekilde yorumlanmaktadır:

X18: Net işletme sermayesi devir hızı oranındaki 1 birimlik artış, işletmelerin başarılı olma olasılıklarını 1,080 kat artırır. Başka bir ifade ile başarılı işletmeler, referans kategori olan başarısız işletmelere göre 1,080 kat daha fazla net işletme sermayesine sahiptir.

X19: Aktif kârlılığı oranındaki 1 birimlik artış, işletmelerin başarılı olma olasılığını 3,791E+36 kat artırır. Başka bir ifade ile başarılı işletmeler, referans kategori olan başarısız işletmelere göre 3,791E+36 kat daha fazla aktif kârlılığına fazla sahiptir.

X23: Faaliyet kâr marjı oranındaki 1 birimlik artış, işletmelerin başarılı olma olasılığını 318669,147 kat artırır. Başka bir ifade ile başarılı işletmeler, referans kategori olan başarısız işletmelere göre 318669,147 kat daha fazla faaliyet kâr marjına sahiptir.

Araştırmada işletmelerin başarı durumlarına göre sınıflandırılmasında kesme noktası olarak 0,5 değeri kullanılmıştır (Hosmer, Lemeshow:, 2000:160). Tablo 3.15’de bağımsız değişkenlerin yer aldığı lojistik regresyon modeline ait sınıflandırma tablosu aşağıda yer almaktadır.

Tablo 3.15: Lojistik Regresyon Modeline Ait Sınıflandırma Tablosu

Gözlenen Değerler		Tahmin Edilen Değerler		
		Başarı durumu		Doğru Sınıflandırma(%)
		Başarısız	Başarılı	
Adım 0	Başarısız	65	5	92,9
	Başarılı	6	64	91,4
Toplam Doğru Sınıflandırma(%)				92,1

Tablo 3.15’de yer alan sınıflandırma tablosunda modelin, 70 başarısız işletmenin 65’ini doğru, 70 başarılı işletmenin ise 64’ünü doğru sınıflandırdığı görülmüştür. Kurulan model başarısız işletmeleri % 92,9, başarılı işletmeleri % 91,4 oranında doğru sınıflandırmakta iken modele ait toplam doğru sınıflandırma oranı % 92,1 olarak hesaplanmıştır.

3.9. Yapay Sinir Ağları Yöntemi İle Finansal Başarısızlık Tahmini

Yapay sinir ağları, insan beynindeki nöronların çalışma sisteminden esinlenerek geliştirilmiştir. Yapay sinir ağı öğrenme yeteneği sayesinde, kendisine girdi ve girdi verilerine karşılık gelen çıktı verileri verildiğinde, hiç görmediği örnekler için çıktı üretebilmektedir.

Araştırmada tasarlanan yapay sinir ağının başarılı ve başarısız işletmeler arasındaki farkları ayırt ederek, işletmeleri başarı durumlarına göre doğru sınıflandırması amaçlanmıştır. Yapay sinir ağına girdi ve çıktı verileri verilmiş, bu veriler ile ağda eğitim gerçekleştirilmiştir. Ağda eğitim, ağırlıkların kendiliğinden güncellenmesi ile gerçekleşmiştir. Eğitim aşamasından sonra ağa hiç görmediği örnekler verilerek, bu örnekler için çıktılar üretmesi beklenmiştir. Ağda öğrenmenin gerçekleştiği noktada eğitim sonlandırılmıştır. Yapay sinir ağı tasarımında kriterler deneme-yanılma yöntemi ile belirlenmekte olup kısaca aşağıdaki şekilde açıklanmaktadır:

- ✓ *Verilerin Hazırlanması:* Yapay sinir ağı tasarımında kullanılacak veri setinin hazırlanması aşamasıdır. Yapay sinir ağı tasarımcısına bağlı olarak veriler normalizasyon işlemine tabi tutulabilmektedir.
- ✓ *Ağ Mimarisinin Belirlenmesi:* Ağdaki girdi, gizli ve çıktı katman sayısının belirlendiği aşamadır. Katmanlarda yer alacak nöron sayısına da bu aşamada karar verilir.
- ✓ *Öğrenme Parametrelerinin Belirlenmesi:* Aktivasyon fonksiyonu, öğrenme ve momentum katsayısının belirlendiği aşamadır.
- ✓ *Seçilen Örneklerin Ağa Gösterilerek Ağı Eğitilmesi:* Bu aşamada ağa gösterilen örnek seçimi oldukça önemlidir. Veri seti eğitim ve test seti olarak iki gruba ayrıldıktan sonra, eğitim seti içerisinde tüm veri setini en iyi şekilde yansıtan örneklere yer verilir. Eğitilen ağın performansı, test seti üzerinde test edilir.
- ✓ *Durdurma Kriterinin Belirlenmesi:* Yapay sinir ağında öğrenmenin gerçekleştiği noktada ağ eğitimi durdurulur. Durdurma işlemi, yapay sinir ağı tasarımcısı tarafından belirlenen hata oranına ulaşıldığında gerçekleştirilmektedir.

Bu araştırmada finansal başarısızlığın yapay sinir ağları aracılığıyla tahmin edilmesinde MATLAB (R2021b) programından yararlanılmıştır. Yapay sinir ağı modelinin belirlenmesi aşamasında, işletmelerin finansal başarısızlıktan 1 yıl önceki verileri kullanılmıştır.

Yapay sinir ağları yöntemi uygulanırken, hesaplanan 24 finansal oranın tamamı kullanılmıştır. Yapay sinir ağı modelinde finansal başarı durumu çıktı, finansal oranlar

ise girdi deęişkenleridir. Ayrıca, çıktı deęişkeni başarısız işletmeler için 0, başarılı işletmeler için 1 olarak kabul edilmiştir.

Yapay sinir ağlarında girdi olarak kullanılacak verilerin aşırı büyük veya küçük deęerlerden oluşması yapay sinir ağının yanlış yönlendirilmesine neden olmaktadır (Öztemel, 2006:101). Bu problem girdi verilerinin normalizasyon işlemine tabi tutulması ile ortadan kaldırılabilmektedir. Literatürde farklı normalizasyon formülleri yer almakta olup, bu aşamada yapılacak seçim yapay sinir ağı tasarımcısına bırakılmıştır. Bu çalışmada yapay sinir ağında girdi verileri olarak kullanılacak finansal oranların normalizasyon işleminin gerçekleştirilmesinde kullanılan formül aşağıdaki şekildedir:

$$x_{norm} = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad (3.24)$$

(3.24)'de yer alan denklemde, x_{norm} normalize edilmiş x deęerini, x girdi deęerini, x_{max} girdi setinde yer alan en büyük deęeri, x_{min} ise girdi setinde yer alan en küçük deęeri ifade etmektedir.

Normalizasyon işleminden sonra girdi ve çıktılar MATLAB programına girilerek, yapay sinir ağı tasarımına başlanmıştır. İlk adım veri setinin gruplara ayrılmasıdır. Veri setinin eğitim ve test seti olarak ayrılması konusunda geçerli bir kural bulunmamaktadır. Literatürde veri seti genellikle %70 eğitim - %30 test seti ya da %80 eğitim - %20 test seti olarak ayrılmıştır. Bu çalışmada 140 adet veriden oluşan veri seti, % 70'i (98) eğitim seti ve %30'u (42) ise test seti olmak üzere iki gruba ayrılmıştır. Eğitim ve test seti içerisinde eşit sayıda başarılı ve başarısız işletmeye yer verilmiştir. İşletmelerin eğitim veya test setine dâhil edilmesi ise rassal olarak gerçekleştirilmiştir.

Yapay sinir ağı tasarımında kullanılacak herhangi bir kural olmadığından, yapay sinir ağı mimarisi, öğrenme katsayısı, momentum katsayısı, nöron sayısı, öğrenme fonksiyonu, aktivasyon fonksiyonu gibi seçimlerin hepsi deneme - yanılma metodu ile belirlenmiştir. Kriterler her defasında deęiştirilerek en iyi performans gösteren yapay sinir ağına ulaşabilmek için çok sayıda deneme gerçekleştirilmiştir. Gerçekleştirilen bazı denemelere ait bilgiler aşağıda Tablo 3.16'da gösterilmiştir.

Tablo 3.16: En İyi Performansa Sahip YSA Mimarisi İçin Seçim Aşaması Denemeleri

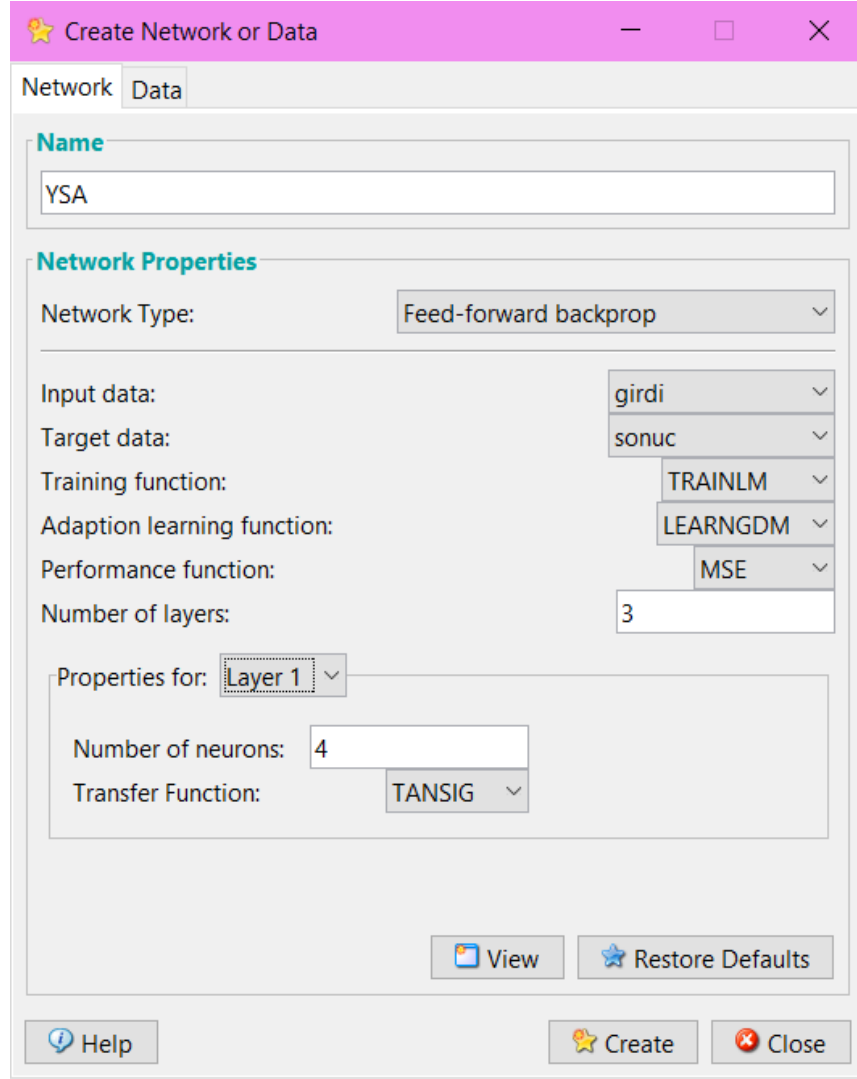
Ağ Mimarisi	Gizli Katman Sayısı	Eğitim Fonksiyonu	Öğrenme Fonksiyonu	Aktivasyon Fonksiyonu	MSE	Doğru Sınıflandırma Oranı(%)
24-5-10-1	2	TRAİNL	LEARNGDM	tansig-logsig-purelin.	0.067322	94,3
24-10-1	1	TRAİNL	LEARNGDM	logsig-purelin	0.019985	92,1
24-5-1	1	TRAİNL	LEARNGDM	tansig-purelin	0,012383	95,0
24-4-8-1	2	TRAİNL	LEARNGDM	tansig-tansig-purelin	0.0030024	95,7
24-15-1	1	TRAİNGDA	LEARNGDM	tansig-purelin	0,080165	88,6
24-10-1	1	TRAİNGDX	LEARNGDM	tansig-purelin	0,061744	92,1
24-7-7-1	2	TRAİNGDM	LEARNGDM	tansig-tansig-purelin	0.043176	90,7
24-10-10-1	2	TRAİNGDA	LEARNGDM	logsig-logsig-purelin	0.031591	92,9
24-9-1	1	TRAİNL	LEARNGDM	tansig-purelin	0.040203	90,7
24-10-8-1	2	TRAİNL	LEARNGDM	tansig-logsig-purelin	0,011757	92,9

Denemeler sonucu ortalama kare hata (MSE) katsayısının en düşük olduğu ve finansal başarısızlığı sınıflandırmada en yüksek performans gösteren ağ, en iyi performansa sahip model olarak belirlenmiştir. MSE; kısaca tahmin edilen değerlerin gerçek değerlere uygunluk derecesini gösteren performans ölçüm değeridir. n örneklem sayısını, y_i gerçek değeri, \hat{y}_i ise tahmin edilen değeri ifade etmek üzere, MSE aşağıdaki şekilde hesaplanmaktadır.

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (3.25)$$

Araştırmada yapay sinir ağı modelinin belirlenmesi aşamasında, ağın öğrenmek yerine ağı ezberlemiş olmamasına dikkat edilmiştir. Eğitim setinin % 100 performans gösterdiği fakat test setinin aynı performansı gösteremediği durumlarda ağda ezberleme gerçekleştiğini söylemek mümkündür (Öztemel, 2006:37). Deneme-yanılma yöntemi ile ulaşılan ağlar içerisinde ezberleme gösteren ağlar değerlendirme dışı bırakılmıştır. Yukarıda Tablo 3.16’da gösterilen 4.sırada yer alan 24-4-8-1 ağ yapısına MLP (çok katmanlı algılayıcı) modeli bu araştırma için en iyi performans gösteren ağ olarak belirlenmiştir.

Finansal başarısızlık tahmininde kullanılacak, en iyi performans gösteren model olarak belirlenen yapay sinir ağının tasarımının gerçekleştirildiği ekran aşağıda Şekil 3.2’de gösterilmiştir.

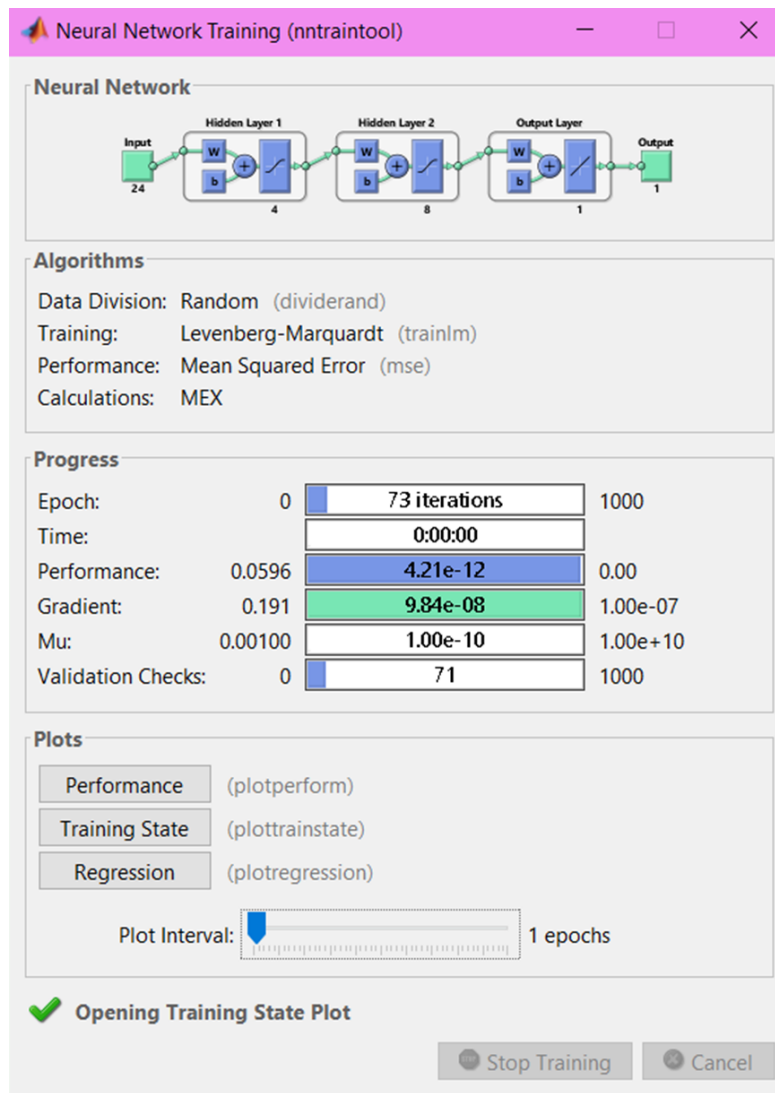


Şekil 3.2: YSA Tasarımı Gerçekleştirme Ekranı

Şekil 3.2’de görüldüğü üzere finansal başarısızlığı sınıflandıran yapay sinir ağı olarak belirlenen ağın tasarımında ağda girdi olarak finansal oranlar kullanılırken, çıktı olarak ise işletmelerin başarı durumuna göre aldığı değerler kullanılmıştır. Araştırmada yapay sinir ağı eğitiminde hatayı geriye doğru yayan Levenberg-Marquardt (LM) algoritması kullanılmıştır. Öğrenme türü denetimli öğrenme, performans ölçümü MSE,

gizli katman sayısı 2, gizli katman nöron sayısı 4-8, maksimum iterasyon sayısı 1000 olarak seçilmiştir. Ayrıca transfer fonksiyonu olarak girdi ve ilk gizli katman arasında hiperbolik tanjant sigmoid (tansig) fonksiyonu, ilk gizli katman ve ikinci gizli katman arasında hiperbolik tanjant sigmoid (tansig) fonksiyonu, ikinci gizli katman ve çıktı katmanı arasında ise doğrusal (purelin) fonksiyon kullanılmıştır.

Seçimler yapıldıktan sonra yapay sinir ağı çalıştırılarak eğitime başlanmış ve aşağıda Şekil 3.3’de yer alan ekrana ulaşılmıştır.



Şekil 3.3: YSA Eğitim Ekranı

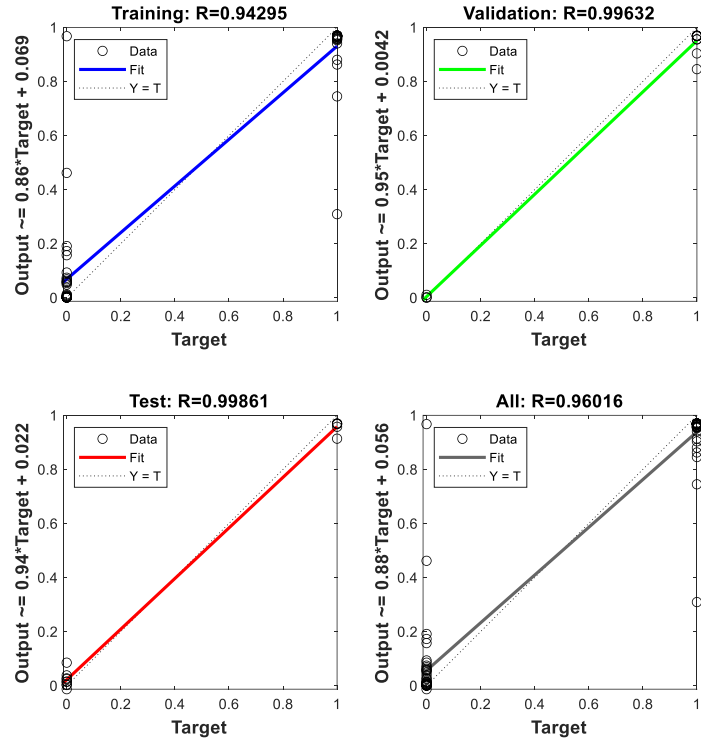
Araştırmada eğitim en iyi sonuçlara ulaşana kadar sürdürülmüş, performans ölçümü olarak belirlenen MSE değerinin en küçük gerçekleştiği değerde eğitim sonlandırılmıştır. Yukarıda Şekil 3.3.'de, eğitimin 73. iterasyonda sonlandırıldığı ve uygun yapay sinir ağı modelinin, 24-4-8-1 ağ yapısına MLP (çok katmanlı algılayıcı) modeli olduğu görülmektedir. Bu ağ bir girdi, iki gizli katman ve bir çıktıdan oluşmaktadır.

En yüksek performans gösteren yapay sinir ağı modeline ait parametre bilgileri aşağıda Tablo 3.17'de yer almaktadır.

Tablo 3.17: En Yüksek Performans Gösteren Yapay Sinir Ağına Ait Parametreler

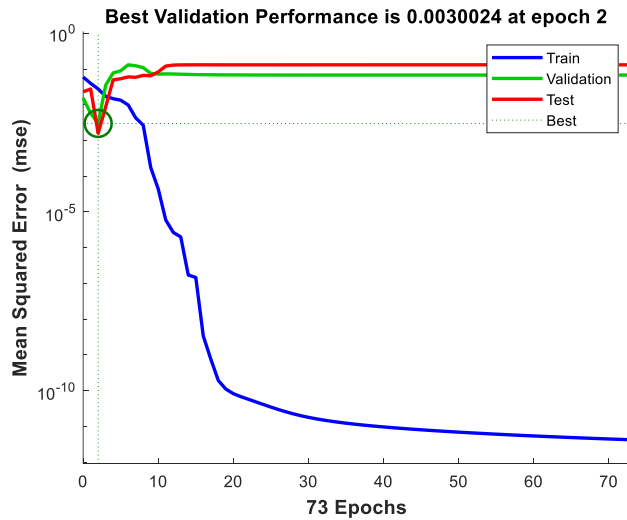
YSA Türü	İleri Beslemeli Geri Yayılım Algoritması
Eğitim-Test Seti Oranı	%70-%30
Eğitim Fonksiyonu	TRAINLM
Öğrenme Fonksiyonu	LEARNGDM
Performans Ölçümü	MSE ve Doğru Sınıflandırma Yüzdesi
Gizli Katman Sayısı	2
Gizli Katman Nöron Sayısı	1(4), 2(8)
Aktivasyon Fonksiyonu	TANSIG, TANSIG, PURELİN
İterasyon Sayısı	1000

En iyi tahmin gücüne sahip 24-4-8-1 ağ yapısına MLP (çok katmanlı algılayıcı) modelinin R değerleri aşağıda Şekil 3.4'de gösterildiği gibi gerçekleşmiştir.



Şekil 3.4: Eğitim Sonucu Elde Edilen Tahmin Başarıları

Aşağıdaki Şekil 3.5’de 73. iterasyonda ulaşılan MSE değeri görülmektedir.



Şekil 3.5: Yapay Sinir Ağı Tasarımı Sonucunda Elde Edilen Ortalama Kare Hata

Ağın ürettiği çıktıların doğruluk payının belirlenmesinde 0,5 üzeri işletmeler başarılı, 0,5 altı işletmeler ise başarısız olarak kabul edilmiştir. Modele ait doğru sınıflandırma oranları Tablo 3.18’de yer almaktadır.

Tablo 3.18: Yapay Sinir Ağı Modeli Doğru Sınıflandırma Oranları

Yapay Sinir Ağı Analizi		Tahmin Edilen Gruplar			
		Başarısız	Başarılı	Toplam	Doğru Sınıflandırma Yüzdesi(%)
Gözlemlenen Gruplar	Başarısız	66	4	70	94,3
	Başarılı	2	68	70	97,1
	Toplam	68	72	140	95,7

Tablo 3.18’de yapay sinir ağı modelinin başarısız işletmelerin 4’ünü, başarılı işletmelerin ise 2’sini yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Yapay sinir ağı modeli başarısız işletmeleri % 94,3, başarılı işletmeleri ise % 97,1 oranında doğru sınıflandırmaktadır. Yapay sinir ağı modeline ait toplam doğru sınıflandırma oranı ise % 95,7 olarak gerçekleşmiştir.

Doğru sınıflandırma oranı eğitim ve test seti olarak ele alındığında, doğru sınıflandırma oranları aşağıda yer alan Tablo 3.19 ve 3.20’da gösterilmiştir.

Tablo 3.19: Yapay Sinir Ağı Modeli Eğitim Seti Doğru Sınıflandırma Oranları

Yapay Sinir Ağı Analizi		Tahmin Edilen Gruplar			
		Başarısız	Başarılı	Toplam	Doğru Sınıflandırma Yüzdesi(%)
Gözlemlenen Gruplar	Başarısız	47	2	49	95,9
	Başarılı	1	48	49	97,9
	Toplam	48	50	98	96,9

Tablo 3.19 incelendiğinde; eğitim seti başarısız işletmelerin 2’sini, başarılı işletmelerin ise 1’ini yanlış sınıflandırmakta olup, toplam doğru sınıflandırma oranı % 96,9’dur.

Tablo 3.20: Yapay Sinir Ağı Modeli Test Seti Doğru Sınıflandırma Oranları

Yapay Sinir Ağı Analizi		Tahmin Edilen Gruplar			
		Başarısız	Başarılı	Toplam	Doğru Sınıflandırma Yüzdesi(%)
Gözlemlenen Gruplar	Başarısız	19	2	21	90,5
	Başarılı	1	20	21	95,2
	Toplam	20	22	42	92,9

Tablo 3.20 incelendiğinde; test seti 2 başarısız, 1 başarılı işletmeyi yanlış sınıflandırmakta olup, doğru sınıflandırma oranı % 92,9 olarak hesaplanmıştır.

3.10. Lojistik Regresyon Analizi ve Yapay Sinir Ağları Yöntemi Sonuçlarının Karşılaştırılması

Lojistik regresyon analizi ve yapay sinir ağları yöntemi kullanılarak finansal başarısızlığı 1 yıl öncesinden öngörecek modeller geliştirilmiştir. Finansal oranlar modellerde bağımsız değişken olarak kullanılmıştır. Borsa İstanbul'da işlem gören 140 işletmenin 2015 - 2020 yılları verileri kullanılarak 24 finansal oran hesaplanmıştır.

Lojistik regresyon analizinin gerçekleştirilebilmesi için değişkenler arasında çoklu doğrusal bağıntının olmaması gerekmektedir. Korelasyon matrisinden yararlanarak çoklu doğrusal bağıntı problemine sebep olan 10 finansal oran analiz dışı bırakılarak, analizde 14 finansal oranın kullanılmasına karar verilmiştir. 14 finansal oran ile gerçekleştirilen lojistik regresyon analizi sonucunda X18 (net işletme sermayesi devir hızı oranı), X19 (aktif kârlılığı oranı) ve X23 (faaliyet kâr marjı oranı) değişkenleri finansal başarı durumu üzerinde anlamlı bulunan değişkenler olarak tespit edilmiştir. Lojistik modelin işletmeleri başarı durumlarına göre doğru sınıflandırma oranı ise % 92,1 olarak bulunmuştur.

Yapay sinir ağları yöntemi, lojistik regresyon analizindeki çoklu doğrusal bağıntı olmama varsayımı gibi kısıtlayıcı herhangi bir varsayım gerektirmediğinden modelde 24 finansal oranın tamamına yer verilmiştir. 70 başarılı, 70 başarısız olmak üzere, 140 işletmeye ait veri seti % 70 eğitim - % 30 test seti olarak ikiye ayrılmıştır. Eğitim ve veri seti içerisinde eşit sayıda başarılı ve başarısız işletmeye yer verilmiştir. Finansal oranlar girdi verileri, finansal başarı durumu ise çıktı verisi olarak belirlenmiştir. Ağa eğitim ve

test seti verileri verilmiştir. Ağın eğitim seti içerisindeki girdi ve çıktılar arasındaki ilişkileri öğrenmesi ve test seti verilerini doğru tahmin etmesi hedeflenmiştir. Eğitim ortalama hata kareinin minimum olduğu noktada sonlandırılmıştır.

Yapay sinir ağlarında katman sayısı, öğrenme ve transfer fonksiyonları gibi kriterlerin tümü deneme-yanılma yöntemi kullanılarak belirlenmiştir. En iyi performansa sahip ağ, MSE'nin (ortalama hata kareinin) en küçük olduğu yapay sinir ağıdır. Bu ağ 24-4-8-1 ağ yapısına MLP (çok katmanlı algılayıcı) modelidir. Yapay sinir ağı modeli, başarısız işletmelerin 4'ünü, başarılı işletmelerin ise 2'sini yanlış sınıflandırılmış olup, modelin tahmin gücü ise % 95,7 olarak gerçekleşmiştir.

Lojistik regresyon ve yapay sinir ağı modelleri birlikte değerlendirildiğinde; lojistik regresyon modelinin başarılı işletmeleri doğru sınıflandırma oranı % 91,4 olarak, yapay sinir ağı modelinin başarılı işletmeleri doğru sınıflandırma oranı ise % 97,1'dir. Başarısız işletmelerin doğru sınıflandırma oranı ise lojistik regresyon modeli için % 92,9, yapay sinir ağı modeli için % 94,3'dür. İşletmelerin tamamı ele alındığında toplam doğru sınıflandırma oranları lojistik regresyon modeli için % 92,1, yapay sinir ağı modeli için ise % 95,7 olarak tespit edilmiştir. Modeller tahmin güçlerine göre karşılaştırıldığında yapay sinir ağı modelinin, lojistik regresyon modeline kıyasla daha yüksek tahmin gücüne sahip olduğu bulunmuştur.

SONUÇ

Temel amaçları kâr elde etmek olan işletmeler, artan rekabet koşulları karşısında pazardaki varlıklarını devam ettiremedikleri takdirde finansal başarısızlık ile karşı karşıya kalabilmektedir. Finansal başarısızlık işletme kadar işletmenin paydaşlarını da olumsuz etkilemektedir. Ayrıca istihdamı ve ekonomik büyümeyi engelleyerek ülke ekonomisinin de gerilemesine neden olmaktadır. Bu nedenle işletmelerin finansal başarısızlıklarının tahmini işletme ve ulusal ekonomi açısından önem arz etmektedir. Bu konuda yapılan araştırmalar, 1960'lı yıllara dayanan bir geçmişe sahiptir.

Finansal başarısızlık alanında farklı tahmin modelleri geliştirilmiş olup, bu alanda öncü kabul edilen araştırmacılar olan Beaver (1966) ve Altman (1968) araştırmalarında geleneksel istatistiksel yöntemlerden biri olan diskriminant analizini kullanmıştır. 1980'lerde finansal başarısızlık tahmininde lojistik regresyon analizi kullanılmaya başlanmış olup, Ohlson (1980) araştırması bu alandaki öncü araştırmalardan biri olarak kabul edilmektedir. 1990'lı yıllarda finansal başarısızlık tahmininde yapay sinir ağı yöntemlerinin kullanılmaya başlanması ise, zamanla finansal başarısızlık konusuna verilen önemin artması ile modern istatistiksel yöntemlerin de bu alanda tercih edilir hale geldiğini göstermektedir. Odom ve Sharda (1990) araştırması yapay sinir ağı yönteminin finansal başarısızlık tahmininde kullanıldığı öncü araştırmadır.

Araştırma kapsamında Borsa İstanbul'da imalat sektöründe işlem gören işletmelere ait veriler kullanılmıştır. Öncelikle literatürde kullanılan finansal başarısızlık kriterleri değerlendirilerek araştırmada kullanılacak finansal başarısızlık kriteri belirlenmiştir.

Araştırmada kullanılan finansal başarısızlık kriteri:

- ✓ İşletmenin üst üste en az 2 yıl zarar etmiş olması
- ✓ Öz kaynakların negatif değerde olması,
- ✓ Aktif tutarının % 10 azalması ve
- ✓ Yakın izleme pazarında yer almasıdır.

İşletmenin bu kriterlerden birini yerine getirmiş olması finansal açıdan başarısız olarak sınıflandırılması için yeterlidir. Başarısızlık kriteri belirlendikten sonra, Borsa İstanbul'da imalat sektöründe işlem gören 70 başarılı, 70 başarısız olmak üzere 140 işletme seçilmiştir. Bu işletmelerin 2015 - 2020 yıllarına ait gelir tablosu ve bilançolar kullanılarak araştırmada bağımsız değişken olarak kullanılacak finansal oranlar

hesaplanmıştır. Finansal oranlar hesaplanırken başarısız işletmeler için başarısızlık yılından bir önceki yıla ait gelir tablosu ve bilançolar kullanılırken, başarılı işletmeler için ise araştırmada en fazla başarısız işletme sayısına sahip yıllardan günümüze daha yakın yıl olan 2019 yılına ait gelir tablosu ve bilançolar kullanılmıştır.

Literatürde yaygın olarak kullanılan finansal oranlardan 24'ü belirlenmiş olup, 140 işletme için toplam 3.360 finansal oran hesaplanmıştır.

Finansal başarısızlığı 1 yıl önceden tahmin edecek modellerin geliştirilmesinde geleneksel istatistiksel tekniklerden lojistik regresyon analizi ve modern istatistiksel yöntemlerden biri olan yapay sinir ağları kullanılmıştır. Lojistik regresyon analizinde bağımlı değişkenin iki şıklı bir değişken olmasından dolayı ikili lojistik regresyon analizi uygulanmıştır. Finansal başarı durumu bağımlı değişken, finansal oranlar ise bağımsız değişkenler olarak modele dâhil edilmiştir. Bağımsız değişkenler arasında çoklu doğrusal bağıntı probleminin söz konusu olup olmadığını belirlemek için korelasyon matrisinden yararlanılmıştır. Korelasyon matrisi yardımı ile aralarında 0,70 ve üzeri korelasyon bulunan 10 bağımsız değişken belirlenmiş ve analiz dışı bırakılmıştır. Lojistik regresyon analizi 14 finansal oran ile gerçekleştirilmiştir.

Lojistik regresyon analizi ile tahmin edilen model şu şekildedir:

$$\text{BaşarıDurumu} = -4,312 + (0,077) X18 + (84,226) X19 + (12,672) X23$$

$$\text{BaşarıDurumu} = -4,312 + (0,077) \text{Netişletmesermayesidevirhızı} + (84,226) \text{Aktifkârlılığı} + (12,672) \text{Faaliyetkârmarjı}$$

Lojistik regresyon analizi sonucunda aşağıdaki sonuçlar elde edilmiştir:

- ✓ Modelde X18 (net işletme sermayesi devir hızı oranı), X19 (aktif kârlılığı oranı) ve X23 (faaliyet kâr marjı oranı) değişkenleri anlamlı bulunmuştur.
- ✓ İşletmelerin başarı durumlarına göre sınıflandırma tablosu oluşturulduğunda, 70 başarısız işletmenin 65'ini doğru, 70 başarılı işletmenin ise 64'ünü doğru şekilde sınıflandırdığı görülmüştür.
- ✓ Lojistik regresyon modeli başarılı işletmeleri % 91,4 başarısız işletmeleri ise % 92,9 tahmin etme gücüne sahiptir.
- ✓ Modele ait doğru sınıflandırma oranı % 92,1'dir.

- ✓ X18 deęişkenine ait Odds Oranı 1,080 bulunmuştur. Bu oran net işletme sermayesi devir hızı oranındaki 1 birimlik artışın, işletmelerin başarılı olma olasılığını 1,080 kat artırdığı şeklinde yorumlanmaktadır.
- ✓ X19 deęişkenine ait Odds Oranı 3,791E+36 bulunmuştur. Aktif kârlılığı oranındaki 1 birimlik artış işletmelerin başarılı olma olasılığını 3,791E+36 kat artırmaktadır.
- ✓ X23 deęişkenine ait Odds Oranı 318669,147 bulunmuştur. Faaliyet kâr marjı oranındaki 1 birimlik artış işletmelerin başarılı olma olasılığını 318669,147 kat artırmaktadır.

Modern istatistiksel yöntemlerden biri olan yapay sinir ağları, geleneksel istatistiksel yöntemler ile kıyaslandığında herhangi bir varsayıma sahip olmaması açısından daha esnektir. Yapay sinir ağı modelinde bağımsız deęişkenler arasındaki ilişki hakkında herhangi bir varsayım kısıtı bulunmadığından hesaplanan 24 finansal oranın tümü kullanılmıştır. Yapay sinir ağı modelinde finansal oranlar girdi, finansal başarı durumu ise çıktı olarak kabul edilmiştir. Hesaplanan finansal oranların çok küçük veya çok büyük deęerlerde gerçekleşmesi modelin tahmin gücünü düşürebileceğinden, girdi verilerine öncelikle normalizasyon işlemi uygulanmıştır.

Veri seti % 70 eğitim (49 başarılı - 49 başarısız işletme) - % 30 test seti (21 başarılı - 21 başarısız işletme) olarak ikiye ayrılmış, eğitim ve test seti içerisinde eşit sayıda başarılı ve başarısız işletmeye yer verilmiştir. Ağın eğitim seti içerisindeki girdi ve çıktılar arasındaki ilişkileri öğrenmesi ve test seti verilerini doğru tahmin etmesi hedeflenmiştir. Bu amaçla yapay sinir ağı parametreleri deneme-yanılma yöntemi kullanılarak belirlenmiş ve ağ eğitime başlanmıştır. Eğitim MSE'nin (ortalama hata karenin) minimum olduğu noktada sonlandırılmıştır. Yapay sinir ağı teknięi analizi sonucunda aşağıdaki sonuçlar elde edilmiştir:

- ✓ En yüksek performansa sahip ağ, 24-4-8-1 yapısına sahip, 2 gizli katmandan oluşan çok katmanlı ileri beslemeli yapay sinir ağı olarak tespit edilmiştir.
- ✓ Yapay sinir ağı modeli, başarısız işletmelerin 4'ünü, başarılı işletmelerin ise 2'sini yanlış sınıflandırmış olup, modelin tahmin gücü % 95,7 olarak hesaplanmıştır.

Yapay sinir ağı modelleri ve lojistik regresyon modeli birlikte değerlendirildiğinde:

- ✓ Lojistik regresyon modelinin başarılı işletmeleri doğru sınıflandırma oranı % 91,4 iken, yapay sinir ağı modelinin başarılı işletmeleri doğru sınıflandırma oranı ise % 97,1'dir.
- ✓ Başarısız işletmelerin doğru sınıflandırma oranı ise lojistik regresyon modeli için % 92,9, yapay sinir ağı modeli için % 94,3'dür.
- ✓ İşletmelerin tamamı ele alındığında toplam doğru sınıflandırma oranları lojistik regresyon modeli için % 92,1, yapay sinir ağı modeli için ise % 95,7 olarak tespit edilmiştir.

Modeller tahmin güçlerine göre karşılaştırıldığında yapay sinir ağı modelinin, lojistik regresyon modeline kıyasla daha yüksek tahmin gücüne sahip olduğu bulunmuştur. Her iki modelde yüksek tahmin gücüne sahip olmasından dolayı finansal başarısızlık tahmininde araç olarak kullanılabilir. Fakat, yapay sinir ağı modeli varsayımlar gerektirmemesi, eğitim seti üzerinde gerçekleşen eğitimle öğrenmesi ve öğrenme yeteneği sayesinde hiç görmediği örnekler için çıktılar üretebilmesi açısından değerlendirildiğinde lojistik regresyon modeline göre daha avantajlıdır.

Araştırma sonuçları değerlendirildiğinde; yapay sinir ağları modelinin finansal başarısızlığın öngörülmesinde oldukça yüksek bir tahmin gücüne sahip olduğu belirlenmiştir. Yapay sinir ağlarının işletmeler ve işletmelerin finansal durumları ile yakından ilgilenen işletme paydaşları tarafından finansal başarısızlığı öngörmede kullanılması sağlıklı sonuçlara ulaşmalarını sağlayacak, aynı zamanda gerekli aksiyonları zamanında almaları ile yaşanacak olumsuzlukları engelleyecektir.

Araştırma bulguları değerlendirildiğinde;

- ✓ Aktif kârlılık oranının finansal başarısızlık üzerinde etkili bir değişken olduğu bulgusunun Terzi (2011) ve Selimoğlu ve Orhan (2015) araştırmaları ile uyumlu olduğu tespit edilmiştir.
- ✓ Faaliyet kâr marjı oranının finansal başarısızlık üzerinde etkili bir değişken olması açısından Kılıç ve Seyrek (2012), Selimoğlu ve Orhan (2015), Ural ve diğerleri (2015) ve Ayan ve Değirmenci (2018) araştırmaları ile uyumlu olduğu tespit edilmiştir.

- ✓ Finansal başarısızlık tahmininde yapay sinir ağı modelinin tahmin gücünün çok değişkenli istatistiksel tekniklere göre daha yüksek olması açısından Odom ve Sharda (1990), Coats ve Fant (1993), Aktaş ve diğerleri (2003) ve Torun (2007) araştırmaları ile benzer sonuçlara sahip olduğu görülmüştür.

Yukarıda da görüldüğü üzere araştırma bulguları literatür ile uyumludur. Buna karşın araştırma sonuçlarının, literatürde yer alan aşağıdaki araştırmalardan farklı olduğu görülmektedir.

- ✓ Altaş ve Giray (2005) araştırmalarında finansal başarısızlığı lojistik regresyon analizi aracılığı ile 1 yıl önceden öngörecek bir model geliştirmiştir. Araştırma sonucunda finansal başarısızlık üzerinde etkili olan değişkenler cari oran, asit-test oranı ve nakit oranı olarak, modelin işletmeleri başarı durumlarına göre doğru sınıflandırma oranı ise % 74,2 olarak bulunmuştur.
- ✓ Öztürk (2010) araştırmasında geliştirdiği lojistik regresyon modeline ait 1 yıl önceden finansal başarısızlığı tahmin gücü % 85,3'tür. Finansal başarısızlık üzerinde etkili olan değişkenler ise; finansal kaldıraç oranı ve brüt kâr marjıdır. Ayrıca lojistik regresyon modeli, diskriminant modeline kıyasla daha yüksek tahmin gücüne sahiptir.
- ✓ Toraman ve Karaca (2016) ait araştırmada finansal başarısızlığı öngören lojistik modelin tahmin gücü % 86,9, finansal başarısızlık üzerinde etkili olan değişkenler ise net çalışma sermayesi / toplam aktif, toplam borç / toplam aktif, toplam finansal borçlar / öz kaynaklar, net kâr-zarar / net satışlar, faiz ve vergi öncesi kârın doğal logaritması ve stoklar / toplam aktif olarak tespit edilmiştir.

İşletmelerin finansal başarısızlık ile karşılaşmasına neden olan birçok faktör bulunmaktadır. Bu araştırmadaki tahmin edilen lojistik regresyon modelinde anlamlı bulunan değişkenlerden hareketle, bir işletmenin varlığını devam ettirebilmesinde ve finansal başarısızlık yaşamamasında etkili olan en önemli faktörler; işletmenin sahip olduğu sermaye, yatırdığı sermayeden kâr elde etme yeteneği başka bir ifade ile işletmenin aktiflerini etkin şekilde kullanma durumu, gerçekleştirdiği satışlardan ve faaliyetlerden kâr elde etme durumu olarak tespit edilmiştir. Bu faktörlerin işletmelerin finansal başarısızlık yaşamamasında etkili olan en önemli faktörler olduğu göz önüne alındığında, işletmelerin dikkat etmesi gereken noktalar kısaca şu şekilde açıklanabilir:

- ✓ İşletmelerin optimal seviyede işletme sermayesine sahip olması ve bu sermayeyi başarılı bir şekilde yönetmeleri gerekmektedir. İşletme sermayesini başarılı şekilde yöneten işletmeler tam kapasite ile çalışarak büyümeye devam etmekte, kalıcılığını korumakta aynı zamanda finansal başarısızlık riskini ortadan kaldırmaktadır. Bu noktada işletmelerin stok, alacak, nakit ve borçlarının seviyesini iyi belirlemesi gerekmektedir.
- ✓ İşletmeler sahip olduğu aktiflerini verimli bir şekilde kullanmalı, aktiflerinden kâr elde etme yeteneğini kontrol altında tutmalı ve korumalıdır.
- ✓ İşletmelerin gerçekleştirdikleri faaliyetlerden kâr elde etmesi diğer bir önemli husustur. Faaliyet kârlılığındaki başarı işletmenin satış, yatırım ve finansman politikalarına dayanmaktadır. İşletmeler bu politikalarda meydana gelen değişimleri yakından takip etmelidir.

Araştırmanın kısıtları çerçevesinde sadece imalat sektörü işletmeleri ele alındığından dolayı, başka sektörlerle de karşılaştırmalar yapılabilir. Bu araştırma amacının imalat sektöründe yer alan işletmelerin finansal başarısızlıklarını 1 yıl öncesinden öngören en yüksek tahmin gücüne sahip modeli belirlemek olduğu göz önüne alındığında; imalat sektöründeki işletmelerin finansal başarısızlıklarının tahmin edilmesinde yapay sinir ağları modelinin daha yüksek tahmin gücüne sahip olduğu görülmektedir. Bu sonuçtan hareketle imalat sektöründe yer alan işletmeler için finansal başarısızlık tahmininde kullanılacak olan uygun model, yapay sinir ağları modeli olarak belirlenmektedir. Bundan sonraki araştırmalarda, farklı sektörlerde yer alan işletmeler için farklı istatistiksel analizlere dayalı modeller geliştirilerek, sektör bazında en yüksek tahmin gücüne sahip finansal başarısızlık tahmin modeli geliştirilebilir. Ayrıca, en yüksek tahmin gücüne sahip modelin geliştirilmesinde, modelde bağımsız değişken olarak kullanılacak finansal oranların farklı kombinasyonları denenerek, en uygun finansal oran seti belirlenebilir.

KAYNAKÇA

Kitaplar

- AGRESTI Alan, *Categorical Data Analysis*, 2.b, John Wiley & Sons, 2003.
- AKGÜÇ Öztin, *Finansal Yönetim*, 7.b, İstanbul: Avcıol Basım Yayın, 1998.
- AKKUŞ Bilge, *Paraya Hükmetmenin Sırrı Finans Yönetim*, 2.b, İstanbul: Kum Saati Yayınları, 2010.
- AKTAŞ Ramazan, *Mali Başarısızlık (İşletme Riski) Tahmin Modelleri*, 2.b, Ankara: İş Bankası Kültür Yayınları, 1997.
- ALP Selçuk, ÖZ Ersoy, *Makine Öğrenmesinde Sınıflandırma Yöntemleri ve R Uygulamaları*, 1.b, Ankara: Nobel Akademik Yayıncılık, 2019.
- APAK Sudi, Engin Demirel, *Finansal Yönetim*, 1.cilt, 2.b, Papatya, 2013.
- ALTMAN Edward I., HOTCHKISS Edith, *Corporate Financial Distress And Bankruptcy: Predict And Avoid Bankruptcy, Analyze And Invest In Distressed Debt*, 3b, John Wiley & Sons, 2006.
- BAKER H. Kent, POWELL Gary, *Understanding Financial Management: A practical Guide*, Blackwell Publishing, 2005.
- BERK Niyazi, *Finansal Yönetim*, 4.b, İstanbul: Türkmen Kitabevi, 1999.
- BÜKER Semih, BAYAR Doğan, *Finansal Yönetim*, 5.b, Eskişehir: Anadolu Üniversitesi, 2001.
- BÜYÜKÖZTÜRK Şener, ÇOKLUK Ömay, ŞEKERCİOĞLU Güçlü, *Sosyal Bilimler İçin Çok Değişkenli İstatistik: SPSS ve LISREL Uygulamaları*, 6.b, Ankara: Pegem Akademi Yayıncılık, 2021.
- CEYLAN Ali, KORKMAZ Turhan, *Finansal Yönetim Temel Konular*, 7.b, Bursa: Ekin Yayınevi, 2013.
- CEYLAN Ali, *İşletmelerde Finansal Yönetim*, 5.b, Bursa: Ekin Yayınevi, 1998.
- SÖNMEZ ÇAKIR Fatma, *Yapay Sinir Ağları Matlab Kodları Ve Matlab Toolbox Çözümleri*, Nobel Yayıncılık, 2020.
- ELMAS Çetin, *Yapay Zeka Uygulamaları*, 5.b, Ankara: Seçkin Yayıncılık, 2021.
- EFE Recep, CÜREBAL İsa, *Contemporary Studies in Sciences*, Cambridge Scholars Publishing, 2020.

FAUSETT Laurene V., *Fundamentals Of Neural Networks: Architectures, Algorithms and Applications*, Pearson Education India, 1994.

FIELD Andy, *Discovering Statistics Using SPSS*, 3.b, Sage Publications, 2009.

FIGHT Andrew, *Cash Flow Forecasting*, Elsevier, 2005.

GAIL M., KRICKEBERG K., SAMET M. J., TSIATIS A., Wong W, *Statistics For Biology And Health*, Springer, 2.b, 2004.

GIBSON Charles H., *Financial Reporting & Analysis*, 11.b, Cengage Learning, 2009.

GUJARATI Damodar N, PORTER Dawn C., *Temel Ekonometri*, trc.Ümit Şenesen, Gülay Güllük Şenesen, 5.b, İstanbul: Literatür Yayıncılık, 2018.

GÜCENME Ümit, *Mali Tablolar Analizi ve Enflasyon Muhasebesi*, 5.b, İstanbul: Aktüel Yayınları, 2005.

GÜNAY Süleyman Gökhan, *İşletme Finansı*, Ankara: Gazi Kitabevi, 2019.

GÜNDOĞDU Aysel, *Finansal Yönetim*, 2.b, Ankara: Seçkin Yayıncılık, 2018.

GÜRSOY Cudi Tuncer, *Finansal Yönetim İlkeleri*, 2.b, Beta Basım Yayım, 2012.

HAGAN Martin T. vd., *Neural Network Design*, 2.b, PWS Publishing Co., 2014.

HAIR Joseph F vd., *"Multivariate Data Analysis"*, 7.b, Pearson Prentice Hall, 2010.

HAN Jiawei, KAMBER Micheline, PEI Jian, *Data Mining: Concepts And Techniques*, Elsevier, 2011.

HAYKİN Simon, *Neural Networks and Learning Machines*, 3.b, Pearson Education India, 2009.

HEBB Donald Olding, *The Organization of Behavior: A Neuropsychological Theory*, J. Wiley; Chapman & Hall, 1949.

HELFERT Erich A., HELFERT Erich A., *Financial Analysis: Tools and Techniques: A Guide For Managers*, New York: McGraw-Hill, 2001.

HOSMER David W, Stanley Lemeshow, *Applied Logistic Regression*, 2.b, John Wiley & Sons, 2000.

JOHNSON Richard A., WICHERN Dean W., *Applied Multivariate Statistical Analysis*, London, UK: Pearson, 2007.

- KALAYCI Şeref, *SPSS Uygulamalı Çok Değişkenli İstatistik Teknikleri*, 6.b, Ankara: Asil Yayın Dağıtım, 2014.
- KASABOV Nikola K., *Foundations Of Neural Networks, Fuzzy Systems, And Knowledge Engineering*, Marcel Alencar, 1998.
- MENARD Scott, *Applied Logistic Regression Analysis*, Sage, 2002.
- MERTLER Craig A, REINHART Vannatta Rachel, *Advanced and Multivariate Statistical Methods Practical Application and Interpretation*, 6.b, Routledge, 2017.
- MONTGOMERY D.C., PECK A. Elizabeth, VINING G. Geoffery, *Introduction to Linear Regression Analysis*, 5th Edition, Wiley 2012.
- MÜNYAS Turgay, *Finansal Yönetim ve Portföy Yönetim Teorisi*, 1.b, Seçkin, 2018.
- NABİYEV Vasif Vagifoğlu, *Yapay Zeka: İnsan Bilgisayar Etkileşimi*, 4.b, Ankara: Seçkin Yayıncılık, 2021.
- OKKA Osman, *Finansal Yönetime Giriş*, Nobel Yayın Dağıtım, 2006.
- ÖZDAMAR Kazım, *Paket Programlar İle İstatistiksel Veri Analizi-I*, 4.b, Eskişehir: Kaan Kitabevi, 2002.
- ÖZTEMEL Ercan, *Yapay Sinir Ağları*, 2.b, İstanbul: Papatya Yayıncılık, 2006.
- POYRAZ Erkan, *Finansal Yönetim*, 2.b, Bursa: Ekin Yayınevi, 2013.
- REIDER Rob, HEYLER Peter B, *Managing Cash Flow: An Operational Focus*, John Wiley & Sons, 2003.
- ROBINSON Thomas R. vd., *International Financial Statement Analysis*, Canada: John Wiley & Sons, 2009.
- RODGERS Waymond, *Knowledge Creation: Going Beyond Published Financial Information*, New York: Nova Science Publishers, 2016.
- ROSS, S. A., WESTERFIELD, R., Jaffe, J. F., *Corporate Finance*, 6b., Irwin/McGraw-Hill, 2002.
- RUSSELL Stuart J., NORVIG Peter, *Artificial Intelligence: A Modern Approach*, Prentice Hall, 1995.
- SILVA Ivan Nunes Da vd., “Artificial Neural Network Architectures And Training Processes. In *Artificial Neural Networks*”, Springer, 2017. ss.29.
- TABACHNICK Barbara G., FIDELL Linda S., *Using Multivariate Statistics*, 6.b, Boston, MA: Pearson, 2013.

TATLIDİL Hüseyin, *Uygulamalı Çok Değişkenli İstatistiksel Analiz*, Ankara: Ziraat Matbaacılık, 2002.

USTA Öcal, *İşletme Finansı ve Finansal Yönetim*, 2.b, Ankara: Detay Yayıncılık, 2005.

ÜLGEN Hayri, MİRZE Kadri, *İşletmelerde Stratejik Yönetim*, 6.b, İstanbul: Beta Yayıncılık, 2013.

YASLIDAĞ Beyhan, *Finansal Yönetim ve Finansal Analiz*, 2.b, Ankara, Seçkin Yayınevi, 2018.

WEISBURD David, Chester Britt, *Statistics In Criminal Justice*, Springer, 2014.

Makaleler

AGRAWAL Shikha, AGRAWAL Jitendra, “Neural Network Techniques For Cancer Prediction: A Survey”, *Procedia Computer Science*, 2015, ss.769-774.

AĞYAR Zafer, “Yapay Sinir Ağlarının Kullanım Alanları Ve Bir Uygulama”, *Mühendis ve Makine Dergisi*, C.56, S.662, 2015, ss.22-23.

AKSARAYLI Mehmet, SAYGIN Özge, “Algılanan Hizmet Kalitesi Ve Lojistik Regresyon Analizi İle Hizmet Tercihine Etkisinin Belirlenmesi”, *Dokuz Eylül Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, C.13. S.1, 2011, ss.27.

AKTAŞ Ramazan, DOĞANAY Mete, YILDIZ Birol, “Mali Başarısızlığın Öngörülmesi: İstatistiksel Yöntemler ve Yapay Sinir Ağı Karşılaştırması”, *Ankara Üniversitesi SBF Dergisi*, C.58, S.4, 2003, ss.1-24.

ALTAŞ Dilek ve GİRAY Selay, “Mali Başarısızlığın Çok Değişkenli İstatistiksel Yöntemlerle Belirlenmesi: Tekstil Sektörü Örneği”, *Sosyal Bilimler Dergisi*, C.2, 2005, ss. 13-28.

ALTMAN Edward I. “Financial Ratios, Discriminant Analysis and The Prediction of Corporate Bankruptcy”, *The Journal Of Finance*, C.23, S.4, 1968, ss.589-609.

ALTMAN Edward I, “A Further Empirical Investigation Of The Bankruptcy Cost Question”, *The Journal Of Finance*, C.39, S.4: 1984, ss.1067-1089.

ANDERSON Dave, MCNEILL George, “Artificial Neural Networks Technology”, *New York: Kaman Sciences Corporation*, 1992, ss.1-83.

ASILKAN Özcan, IRMAK Sezgin, “İkinci El Otomobillerin Gelecekteki Fiyatlarının Yapay Sinir Ağları İle Tahmin Edilmesi”, *Süleyman Demirel Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, C.14, S.2, 2009, ss.375-391.

AYAN Tuba Yakıcı, DEĞİRMENCİ Nurdan, “Firma Finansal Başarısızlık Öngörüsü İçin Bir Lojistik Regresyon Modeli”, *Uluslararası İktisadi ve İdari İncelemeler Dergisi*, 2018, ss.77-88.

AYDIN Z. Berna, TÜZÜNTÜRK Selim, ERYILMAZ Mehmet E., “The Effect Of Multiple Performance Criteria Usage On The Just In Time Production And Total Quality Management Implementation Levels: Findings From Turkey” *Middle East Technical University Studies in Development*, C.35, S.2, 2008, ss.225-247.

Baldwin Carliss Y., Scott P. Mason. “The Resolution Of Claims In Financial Distress The Case Of Massey Ferguson”, *The Journal of Finance* C.38, S.2, 1983, ss. 505-516.

BATTISTON Stefano vd., “Credit Chains And Bankruptcy Propagation In Production Networks”, *Journal of Economic Dynamics and Control*, C.31, S.6, 2007, ss.2061-2084.

BEAVER William H., “Financial Ratios As Predictors Of Failure”, *Journal of Accounting Research*, 1966, ss.71.

BENLİ Yasemin Keskin, “Bankalarda Mali Başarısızlığın Öngörülmesi Lojistik Regresyon Ve Yapay Sinir Ağı Karşılaştırması”, *Gazi Üniversitesi Endüstriyel Sanatlar Eğitim Fakültesi Dergisi*, S.16, 2005. ss.31-46.

BEWICK Viv, CHEEK Liz, BALL Jonathan, “Statistics review 14: Logistic regression”, *Critical Care*, C.9, S.1, 2005. ss.112-118.

BİRCAN Hüdaverdi, “Lojistik Regresyon Analizi: Tıp Verileri Üzerine Bir Uygulama” *Kocaeli Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 2004, ss.185-208.

COATS Pamela K, FANT L. Franklin, “Recognizing Financial Distress Patterns Using a Neural Network Tool”, *Financial Management*, 1993, ss.142-155.

CULTRERA Loredana, BREDART Xavier, “Bankruptcy Prediction: The Case of Belgian SMEs”, *Review of Accounting and Finance*, 2016, ss.101-119.

ÇELİK Melike Kurtaran, “Bankaların Finansal Başarısızlıklarının Geleneksel Ve Yeni Yöntemlerle Öngörüsü”, *Yönetim ve Ekonomi: Celal Bayar Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, C.17, S.2, 2010, ss.129-143.

ÇOKLUK Ömay, “Lojistik Regresyon Analizi: Kavram ve Uygulama”, *Educational Sciences: Theory & Practice*, C.10, S.3, 2010, ss.1359-1405.

DEAKIN Edward B. “A Discriminant Analysis of Predictors of Business Failure”, *Journal of Accounting Research*, 1972, ss.167-179.

EKİNCİ Yeliz vd., “Ekonomik Kriz Döneminde Firma Başarısı Tahmini: Yapay Sinir Ağları Tabanlı Bir Yaklaşım”, *Endüstri Mühendisliği*, C.21., S.1., 2010, ss.17-29.

FEDOROVA Elena, GILENKO Evgenii; DOVZHENKO Sergey, “Bankruptcy Prediction for Russian Companies: Application of Combined Classifiers”, *Expert Systems with Applications*, C.40, S.18, 2013, ss.7285-7293.

FISHER Timothy CG, MARTEL Jocelyn, “The Irrelevance Of Direct Bankruptcy Costs To The Firm's Financial Reorganization Decision”, *Journal of Empirical Legal Studies*, C2, S1, 2005, ss.151-169.

JAIN Anil K., MAO Jianchang, MOHIUDDİN K. Moidin, “Artificial Neural Networks: A Tutorial”, *Computer*, C.29, S.3, 1996, ss.31-44.

KARACAN Sami, SAVCI Mustafa, “Kriz Dönemlerinde İşletmelerin Mali Başarısızlık Nedenleri”, *Kocaeli Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, C.21, 2011, ss. 39-54.

KARCI Zübeyde, BAYRAM ARLI Nuran, “Maddi Yoksunluğu Etkileyen Değişkenlerin Lojistik Regresyon Analizi ile Belirlenmesi”, *Süleyman Demirel Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, C.23, S.3, 2018, ss.1046.

KARELS, Gordon V., PRAKASH Arun J., “Multivariate Normality And Forecasting Of Business Bankruptcy”, *Journal of Business Finance & Accounting*, C.14, S.4, 1987, ss.573-593.

KARTAL Mahmut, KUTLAR Aziz, BEĞEN Abdülkadir, “Lojistik regresyon tekniği ile trafik kazalarını etkileyen risk faktörlerinin incelenmesi: Sivas, Kayseri, Yozgat Örneği”, *Ekonomik ve Sosyal Araştırmalar Dergisi*, 2011, C.7, S.2, ss.56.

KILIÇ Y., SEYRREK İbrahim H., “Finansal Başarısızlık Tahmininde Yapay Sinir Ağlarının Kullanılması: İmalat Sektöründe Bir Uygulama” *In: 1st International Symposium on Accounting and Finance*, 2012, ss.1-13.

LIN Tzong-Huei, “A Cross Model Study of Corporate Financial Distress Prediction in Taiwan: Multiple Discriminant Analysis, Logit, Probit and Neural Networks Models”, *Neurocomputing*, 2009, ss.3507-3516.

MACKEVICIUS Jonas, SENKUS Kastytis, “The System Of Formation And Evaluation Of The Information Of Cash Flows”, *Journal of business economics and management*, C.7, S.4, 2006, ss. 171-182.

MAIND Sonali B., WANKAR Priyanka, “Research paper on basic of artificial neural network”, *International Journal on Recent and Innovation Trends in Computing and Communication*, C.2, S.1, 2014, ss.96-100.

ODOM Marcus D, SHARDA Ramesh, “A Neural Network Model for Bankruptcy Prediction”, *In: 1990 IJCNN International Joint Conference on neural networks IEEE*, 1990, ss.163-168.

OGAWA Kazuo, “Financial Distress And Employment: The Japanese Case In The 90s” *NBER Working Paper*, 2003.

OĞUZLAR Ayşe, “Lojistik regresyon analizi yardımıyla suçlu profilinin belirlenmesi”, *Atatürk Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi*, C.19, S.1, 2005, ss.21-35

OHLSON James A., “Financial Ratios and The Probabilistic Prediction of Bankruptcy”, *Journal of Accounting Research*, 1980, ss.109-131.

PALINKO E., SVOOB A., “Main Causes and Process of Financial Distress”, *Public Finance Quarterly*, C. 61, S.4, 2016, ss.516-532.

PINDADO Julio, RODRIGUES Luis, “Determinants of financial distress costs”, *Financial Markets and Portfolio Management*, C.19, S.4, 2005, ss.343-359.

SALCHENBERGER Linda M, CINAR E. Mine, LASH A. Nicholas, “A. Neural Networks: A New Tool for Predicting Thrift Failures”, *Decision Sciences*, C.23, S.4, 1992, ss.899-916.

SANZ Luis J., AYCA Julio, “Financial distress costs in Latin America: A case study”, *Journal of Business Research*, C.59, S.3, 2006, ss.394-395.

SELİMOĞLU Seval, ORHAN Abdullah, “Finansal Başarısızlığın Oran Analizi ve Diskriminant Analizi Kullanılarak Ölçümlemesi: BİST’de İşlem Gören Dokuma, Giyim Eşyası ve Deri İşletmeleri Üzerine Bir Araştırma”, *Muhasebe ve Finansman Dergisi*, 2015, ss.21-40.

ŞERBETÇİ Ahmet, “Sıralı Lojistik Regresyon Analizi İle İstatistik Ve Ekonometri, Derslerinde Başarıyı Etkileyen Faktörlerin Belirlenmesi: Atatürk Üniversitesi İktisadi Ve İdari Bilimler Fakültesi Öğrencileri Üzerine Bir Uygulama”, *Kahramanmaraş Sütçü İmam Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, C.3, S.1, 2013, ss.91.

TABAKAN Gülin, AVCI Orçun, “Vergiye Gönüllü Uyumu Etkileyen Faktörlerin Lojistik Regresyon Analizi ile Belirlenmesi”, *Sosyoekonomi*, C.29, S.48, 2021, ss.541-561.

TERZİ Serkan, “Finansal Rasyolar Yardımıyla Finansal Başarısızlık Tahmini: Gıda Sektöründe Ampirik Bir Araştırma”, *Çukurova Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, C.15, S.1, 2011, ss.1-18.

TORAMAN Cengiz, KARACA Cengizhan, “Kimya Endüstrisinde Faaliyet Gösteren Firmalar Üzerinde Mali Başarısızlık Tahmini:Borsa İstanbul’da Bir Uygulama”, *Muhasebe ve Finansman Dergisi*, S.70, 2016, ss.111-128.

URAL Kerem, GÜRARDA Şevin, ÖNEMLİ M. Burak, “Lojistik Regresyon Modeli İle Finansal Başarısızlık Tahminlemesi: Borsa İstanbul’da Faaliyet Gösteren Gıda, İçki Ve Tütün Şirketlerinde Uygulama”, *Muhasebe ve Finansman Dergisi*, 2015, ss.85-100.

UZUN Emin, “İşletmelerde Finansal Başarısızlığın Teorik Olarak İrdelenmesi”, *Muhasebe ve Finansman Dergisi*, 2005, S.27, ss.158-168.

ZMIJEWSKI Mark E. “Methodological Issues Related to the Estimation of Financial Distress Prediction Models”, *Journal of Accounting Research*, 1984, ss. 59-82.

Wruck Karen Hupper, “Financial Distress, Reorganization, and Organizational Efficiency”, *Journal of Financial Economics*, C.27, S.2, 1990, ss.419- 444.

WARNER Jerold B, “Bankruptcy costs: Some evidence”, *The journal of Finance*, C.32, S.2, 1977, ss. 337-347.

Diğer Yayınlar

ARABACI Özer, *Lojistik Regresyon Analizi ve Bir Uygulama Denemesi*, Bursa: Uludağ Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, (Yüksek Lisans Tezi), 2002.

ARABACI Özer, *Makroekonomik Zaman Serileri Analizi ve Yapay Sinir Ağları Uygulamaları*, (Doktora Tezi), Bursa: Uludağ Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, 2007.

ARIKAN KARGI Vesile Sinem, *Yapay Sinir Ağları Modelleri ve Bir Tekstil Firmasında Uygulama*, (Doktora Tezi), Bursa: Uludağ Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, 2013.

KARAHAN Mehmet, *İstatistiksel Tahmin Yöntemleri: Yapay Sinir Ağları Metodu ile Ürün Talep Tahmini Uygulaması*, (Doktora Tezi), Konya: Selçuk Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, 2011.

KIDANEKAL Hailegebriel, ASSEFA BELAYHUN Endriyas, *Degree Prediction Using Logistic Regression*, (Yüksek Lisans Tezi), Lunds University, 2013.

OUTECHEVA Natalia, *Corporate Financial Distress: An Empirical Analysis Of Distress Risk*, (Doktora Tezi), Verlag nicht ermittelbar, 2007.

OZKAN Aydın, *Costs Of Financial Distress And Capital Structure Of Firms*, (Doktora Tezi), University of York, 1996.

ÖZTÜRK Evren Koç, *Finansal Başarısızlık Tahmin Metodlarının Karşılaştırılması Ve Sektörel Bir Uygulama*, (Yüksek Lisans Tezi), İstanbul: Marmara Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, 2010.

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

SERT Fatma, *Hava Durumunun Yapay Sinir Ağları ile Kestirimi ve Bulanık Mantıkla Sınıflandırılması*, (Yüksek Lisans Tezi), Bursa: Bursa Uludağ Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, 2014.

TEZCAN Burak, *Lojistik Regresyon Analizi Ve Sigortacılık Sektöründe Bir Uygulama*, (Yüksek Lisans Tezi), İstanbul: Marmara Üniversitesi Bankacılık ve Sigortacılık Enstitüsü, 2006.

TORUN Talip, *Finansal Başarısızlık Tahmininde Geleneksel İstatistikî Yöntemlerle Yapay Sinir Ağlarının Karşılaştırılması ve Sanayi İşletmeleri Üzerinde Uygulama*, (Doktora Tezi), Kayseri: Erciyes Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, 2007.

YAKUT Emre, *Veri Madenciliği Tekniklerinden C5.0 Algoritması ve Destek Vektör Makineleri ile Yapay Sinir Ağlarının Sınıflandırma Başarılarının Karşılaştırılması: İmalat Sektöründe Bir Uygulama*, (Doktora Tezi) Erzurum: Atatürk Üniversitesi SBE, 2012.

YAZAR Gamze Nur, *Aile İçi Kadına Yönelik Şiddeti Etkileyen Faktörlerin Lojistik Regresyon ile Analizi*, (Yüksek Lisans Tezi), Bursa: Uludağ Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, 2018.

EKLER

Ek-1:Korelasyon Tablosu

	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	X9	X10	X11	X12	X13	X14	X15	X16	X17	X18	X19	X20	X21	X22	X23	X24
X1	1,000																							
X2	0,908	1,000																						
X3	0,597	0,653	1,000																					
X4	0,144	-0,111	-0,079	1,000																				
X5	-0,706	-0,632	-0,427	0,011	1,000																			
X6	0,421	0,388	0,209	0,504	0,020	1,000																		
X7	-0,514	-0,455	-0,301	0,049	0,773	0,043	1,000																	
X8	-0,709	-0,647	-0,471	0,192	0,787	0,226	0,599	1,000																
X9	-0,595	-0,525	-0,324	-0,220	0,517	-0,506	0,746	0,254	1,000															
X10	-0,358	-0,356	-0,187	-0,083	0,593	-0,159	0,830	0,268	0,758	1,000														
X11	-0,236	-0,299	-0,802	0,186	0,143	-0,055	0,038	0,205	0,073	-0,037	1,000													
X12	-0,072	-0,174	0,089	0,108	-0,031	-0,152	-0,084	-0,141	0,098	0,004	0,109	1,000												
X13	0,021	-0,229	-0,161	0,526	-0,061	-0,044	0,044	-0,062	0,068	0,083	-0,030	-0,075	1,000											
X14	0,227	0,246	0,207	0,457	0,072	0,793	0,029	0,298	-0,453	-0,199	0,100	0,117	-0,283	1,000										
X15	-0,184	-0,125	-0,069	0,279	0,469	0,398	0,698	0,498	0,335	0,484	0,150	0,079	-0,130	0,555	1,000									
X16	0,095	0,142	0,167	0,353	0,071	0,534	-0,031	0,257	-0,312	-0,226	0,226	0,344	-0,429	0,887	0,524	1,000								
X17	-0,205	-0,129	0,007	-0,006	0,111	-0,083	-0,026	0,121	0,067	-0,079	0,334	0,538	-0,516	0,389	0,316	0,722	1,000							
X18	0,309	0,283	0,235	0,008	-0,235	0,101	-0,142	-0,265	-0,179	-0,029	0,039	0,156	-0,227	0,215	0,117	0,262	0,227	1,000						
X19	0,582	0,568	0,517	0,204	-0,515	0,291	-0,360	-0,395	-0,443	-0,329	-0,246	-0,009	-0,120	0,341	-0,010	0,301	0,067	0,292	1,000					
X20	0,376	0,393	0,333	0,116	-0,272	0,296	-0,337	-0,180	-0,453	-0,329	-0,111	-0,059	-0,230	0,383	-0,096	0,342	0,116	0,222	0,811	1,000				
X21	0,235	0,145	0,165	0,241	-0,167	0,145	-0,183	-0,093	-0,218	-0,125	-0,160	-0,194	0,257	0,078	-0,104	-0,023	-0,125	-0,011	0,325	0,274	1,000			
X22	0,556	0,544	0,503	0,161	-0,482	0,261	-0,342	-0,383	-0,415	-0,293	-0,298	-0,096	-0,090	0,267	-0,071	0,213	-0,012	0,210	0,956	0,787	0,361	1,000		
X23	0,325	0,311	0,326	0,172	-0,198	0,201	-0,142	-0,185	-0,232	-0,073	-0,281	-0,148	0,083	0,162	-0,029	0,054	-0,098	0,103	0,693	0,598	0,594	0,720	1,000	
X24	0,304	0,314	0,351	0,256	-0,183	0,322	-0,190	-0,109	-0,315	-0,183	-0,094	0,158	-0,139	0,487	0,166	0,469	0,289	0,251	0,690	0,632	0,455	0,637	0,783	1,000

Ek-2:Lojistik Regresyon Analizi SPSS Çıktıları

Case Processing Summary

Unweighted Cases ^a		N	Percent
	Included in Analysis	140	100,0
Selected Cases	Missing Cases	0	,0
	Total	140	100,0
Unselected Cases		0	,0
Total		140	100,0

a. If weight is in effect, see classification table for the total number of cases.

Dependent Variable Encoding

Original Value	Internal Value
Başarısız	0
Başarılı	1

Iteration History^{a,b,c}

Iteration		-2 Log likelihood	Coefficients
			Constant
Step 0	1	194,081	0,000

a. Constant is included in the model.

b. Initial -2 Log Likelihood: 194,081

c. Estimation terminated at iteration number 1 because parameter estimates changed by less than ,001.

Variables not in the Equation

			Score	df	Sig.
Step 0	Variables	X2	14,125	1	,000
		X3	12,908	1	,000
		X4	,168	1	,682
		X5	13,523	1	,000
		X6	6,676	1	,010
		X10	2,154	1	,142
		X12	1,049	1	,306
		X13	,538	1	,463
		X15	,778	1	,378
		X17	,949	1	,330
		X18	6,881	1	,009
		X19	53,719	1	,000
		X21	9,444	1	,002
		X23	23,536	1	,000
	Overall Statistics		67,646	14	,000

Omnibus Tests of Model Coefficients

	Chi-square	df	Sig.
Step	154,367	14	,000
Step 1 Block	154,367	14	,000
Model	154,367	14	,000

Iteration History^{a,b,c}

Iteration		-2 Log likelihood	Coefficients
			Constant
Step 0	1	194,081	,000

- a. Constant is included in the model.
- b. Initial -2 Log Likelihood: 194,081
- c. Estimation terminated at iteration number 1 because parameter estimates changed by less than ,001.

Classification Table

Observed	Predicted		Percentage Correct		
	Başarıdurumu				
	Başarısız	Başarılı			
Step 0	Başarıdurumu	Başarısız	0	70	0,0
		Başarılı	0	70	100,0
Overall Percentage					50,0

- a. Constant is included in the model.
- b. The cut value is ,500

Variables in the Equation

	B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)	
Step 0	Constant	0,000	,169	0,000	1	1,000	1,000

Model Summary

Step	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
1	39,715 ^a	,668	,891

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

Hosmer and Lemeshow Test

Step	Chi-square	df	Sig.
1	1,323	8	,995

Variables in the Equation

Step 1 ^a		B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)	95% C.I. for EXP(B)	
								Lower	Upper
	X2	1,434	,895	2,569	1	,109	4,197	,726	24,255
	X3	2,338	1,759	1,766	1	,184	10,362	,329	325,870
	X4	-8,931	7,102	1,581	1	,209	,000	,000	146,819
	X5	-1,539	3,245	,225	1	,635	,215	,000	124,064
	X6	-1,414	4,343	,106	1	,745	,243	,000	1207,997
	X10	-1,141	,935	1,488	1	,223	,320	,051	1,998
	X12	,000	,035	,000	1	,995	1,000	,934	1,071
	X13	,178	,155	1,328	1	,249	1,195	,883	1,618
	X15	,767	,397	3,733	1	,053	2,154	,989	4,692
	X17	,341	1,048	,106	1	,745	1,406	,180	10,960
	X18	,077	,030	6,592	1	,010	1,080	1,018	1,145
	X19	84,226	22,651	13,826	1	,000	3,791E+036	1,985E+17	7,239E+055
	X21	3,469	3,660	,898	1	,343	32,114	,025	41899,910
	X23	12,672	5,628	5,069	1	,024	318669,147	5,158	19687059780
	Constant	-4,312	3,486	1,530	1	,216	,013		

a. Variable(s) entered on step 1: X2, X3, X4, X5, X6, X10, X12, X13, X15, X17, X18, X19, X21, X23.

Classification Table^a

Observed	Predicted				
	Başarıdurumu		Başarıdurumu		Percentage Correct
	Başarısız	Başarılı	Başarısız	Başarılı	
Step 1	Başarıdurumu	Başarısız	65	5	92,9
		Başarılı	6	64	91,4
	Overall Percentage				92,1

a. The cut value is ,500

Ek-3:Lojistik Regresyon Analizi Tahmin Sonuçları

İşletme Adı	Borsa Kodu	Gerçek Değer	LR Çıktı Değeri	LR Tahmin Değeri
ACISELSAN ACIPAYAM SELÜLOZ SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	ACSEL	1	1,0000	1
ADEL KALEMCİLİK TİCARET VE SANAYİ A.Ş.	ADEL	0	0,6963	1
AFYON ÇİMENTO SANAYİ T.A.Ş.	AFYON	0	0,1106	0
AKÇANSA ÇİMENTO SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	AKCNS	1	1,0000	1
AKIN TEKSTİL A.Ş.	ATEKS	1	0,3647	0
ARSAN TEKSTİL TİCARET VE SANAYİ A.Ş.	ARSAN	1	0,9999	1
AKSA AKRİLİK KİMYA SANAYİİ A.Ş.	AKSA	1	0,9490	1
ALARKO CARRIER SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	ALCAR	1	0,9998	1
ALKİM ALKALİ KİMYA A.Ş.	ALKİM	1	1,0000	1
ALKİM KAĞIT SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	ALKA	1	1,0000	1
ANADOLU EFES BİRACILIK VE MALT SANAYİİ A.Ş.	AEFES	0	0,6457	1
ANADOLU ISUZU OTOMOTİV SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	ASUZU	0	0,0001	0
ARÇELİK A.Ş.	ARCLK	1	0,7761	1
A.V.O.D. KURUTULMUŞ GIDA VE TARIM ÜRÜNLERİ SANAYİ TİCARET A.Ş.	AVOD	0	0,0181	0
AYES ÇELİK HASIR VE ÇİT SANAYİ A.Ş.	AYES	1	0,9973	1
AYGAZ A.Ş.	AYGAZ	1	0,9998	1
BAGFAŞ BANDIRMA GÜBRE FABRİKALARI A.Ş.	BAGFS	0	0,0022	0
BAK AMBALAJ SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	BAKAB	1	0,9946	1
BALATACILAR BALATACILIK SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	BALAT	0	0,0000	0
BANTAŞ BANDIRMA AMBALAJ SANAYİ TİCARET A.Ş.	BNTAS	1	0,9999	1
BATIÇİM BATI ANADOLU ÇİMENTO SANAYİİ A.Ş.	BTCİM	0	0,8142	1
BATISÖKE SÖKE ÇİMENTO SANAYİİ T.A.Ş.	BSOKE	0	0,0000	0
BİLİCİ YATIRIM SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	BLCYT	1	0,9999	1
BİRKO BİRLEŞİK KOYUNLULULAR MENSUCAT TİCARET VE SANAYİ A.Ş.	BRKO	0	0,0000	0
BİRLİK MENSUCAT TİCARET VE SANAYİ İŞLETMESİ A.Ş.	BRMEN	0	0,0000	0
BORUSAN MANNESMANN BORU SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	BRSAN	1	0,8310	1
BOSCH FREN SİSTEMLERİ SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	BFREN	1	1,0000	1
BOSSA TİCARET VE SANAYİ İŞLETMELERİ T.A.Ş.	BOSSA	1	0,9958	1
BRİSA BRIDGESTONE SABANCI LASTİK SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	BRISA	1	0,2593	0
BURÇELİK BURSA ÇELİK DÖKÜM SANAYİİ A.Ş.	BURCE	0	0,0010	0
BURSA ÇİMENTO FABRİKASI A.Ş.	BUCİM	1	1,0000	1
COCA-COLA İÇECEK A.Ş.	CCOLA	1	0,9388	1
ÇELİK HALAT VE TEL SANAYİİ A.Ş.	CELHA	0	0,0044	0
ÇEMAŞ DÖKÜM SANAYİ A.Ş.	CEMAS	0	0,0000	0

ÇEMTAŞ ÇELİK MAKİNA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	CEMETS	1	1,0000	1
ÇİMENTAŞ İZMİR ÇİMENTO FABRİKASI T.A.Ş.	CMENT	0	0,0111	0
ÇİMENTAŞ İZMİR ÇİMENTO FABRİKASI T.A.Ş.	CIMSA	1	0,8359	1
DAGI GİYİM SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	DAGI	0	0,1731	0
DARDANEL ÖNENTAŞ GIDA SANAYİ A.Ş.	DARDANEL	0	0,0000	0
DEMİSAŞ DÖKÜM EMAYE MAMÜLLERİ SANAYİ A.Ş.	DMSAS	1	0,9999	1
DERİMOD KONFEKSİYON AYAKKABI DERİ SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	DERIM	0	0,0216	0
DESA DERİ SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	DESA	0	0,0001	0
DİRİTEKS DİRİLİŞ TEKSTİL SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	DIRIT	0	0,0000	0
DİTAŞ DOĞAN YEDEK PARÇA İMALAT VE TEKNİK A.Ş.	DITAS	0	0,0365	0
DOĞAN BURDA DERGİ YAYINCILIK VE PAZARLAMA A.Ş.	DOBUR	0	0,0003	0
DOĞTAŞ KELEBEK MOBİLYA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	DGKLB	0	0,5259	1
DOĞUSAN BORU SANAYİİ VE TİCARET A.Ş.	DOGUB	0	0,0000	0
DÖKTAŞ DÖKÜMCÜLÜK TİCARET VE SANAYİ A.Ş.	DOKTA	0	0,1267	0
DURAN DOĞAN BASIM VE AMBALAJ SANAYİ A.Ş.	DURDO	0	0,0000	0
DYO BOYA FABRİKALARI SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	DYOBY	0	0,1905	0
EGE ENDÜSTRİ VE TİCARET A.Ş.	EGEEN	1	1,0000	1
EGE GÜBRE SANAYİİ A.Ş.	EGEGUB	1	0,7490	1
EGE PROFİL TİCARET VE SANAYİ A.Ş.	EGPRO	1	1,0000	1
EGE SERAMİK SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	EGSER	1	1,0000	1
EGEPLAST EGE PLASTİK TİCARET VE SANAYİ A.Ş.	EPLAS	0	0,0360	0
EKİZ KİMYA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	EKIZ	0	0,0000	0
EMEK ELEKTRİK ENDÜSTRİSİ A.Ş.	EMKEL	0	0,0014	0
EMİNİŞ AMBALAJ SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	EMNIS	0	0,0000	0
ERBOSAN ERCİYAS BORU SANAYİİ VE TİCARET A.Ş.	ERBOS	1	1,0000	1
EREĞLİ DEMİR VE ÇELİK FABRİKALARI T.A.Ş.	EREGL	1	1,0000	1
ERSU MEYVE VE GIDA SANAYİ A.Ş.	ERSU	0	0,0012	0
FEDERAL-MOGUL İZMİR PİSTON VE PİM ÜRETİM TESİSLERİ A.Ş.	FMIZP	1	1,0000	1
FORD OTOMOTİV SANAYİ A.Ş.	FROTO	1	1,0000	1
FRİGO-PAK GIDA MADDELERİ SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	FRIGO	0	0,0000	0
GEDİZ AMBALAJ SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	GEDZA	1	1,0000	1
GENTAŞ DEKORATİF YÜZEYLER SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	GENTS	1	0,9997	1
GOODYEAR LASTİKLERİ T.A.Ş.	GOODY	1	0,9914	1
GÖLTAŞ GÖLLER BÖLGESİ ÇİMENTO SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	GOLTS	1	0,4679	0
GÜBRE FABRİKALARI T.A.Ş.	GUBRF	0	0,0014	0
HEKTAŞ TİCARET T.A.Ş.	HEKTS	1	1,0000	1

HÜRRİYET GAZETECİLİK VE MATBAACILIK A.Ş.	HURGZ	0	0,0000	0
İHLAS EV ALETLERİ İMALAT SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	IHEVA	0	0,1341	0
İHLAS GAZETECİLİK A.Ş.	IHGZT	0	0,2953	0
İSKENDERUN DEMİR VE ÇELİK A.Ş.	ISDMR	1	1,0000	1
İZMİR DEMİR ÇELİK SANAYİ A.Ş.	IZMDC	0	0,0003	0
JANTSA JANT SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	JANTS	1	1,0000	1
KAPLAMİN AMBALAJ SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	KAPLM	0	0,0000	0
KARDEMİR KARABÜK DEMİR ÇELİK SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	KRDMA, KRDMB, KRDMD	0	0,0525	0
KARSAN OTOMOTİV SANAYİİ VE TİCARET A.Ş.	KARSN	0	0,1292	0
KARTONSAN KARTON SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	KARTN	1	1,0000	1
KATMERCİLER ARAÇ ÜSTÜ EKİPMAN SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	KATMR	0	0,0019	0
KENT GIDA MADDELERİ SANAYİİ VE TİCARET A.Ş.	KENT	1	0,9903	1
KEREVİTAŞ GIDA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	KERVT	0	0,0006	0
KLİMASAN KLİMA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	KLMSN	1	0,9971	1
KONFRUT GIDA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	KNFRT	1	0,9997	1
KONYA ÇİMENTO SANAYİİ A.Ş.	KONYA	1	0,9987	1
KORDSA TEKNİK TEKSTİL A.Ş.	KORDS	1	0,9253	1
KÜTAHYA PORSELEN SANAYİ A.Ş.	KUTPO	1	0,9843	1
LÜKS KADİFE TİCARET VE SANAYİİ A.Ş.	LUKSK	1	0,8132	1
MAKİNA TAKIM ENDÜSTRİSİ A.Ş.	MAKTK	0	0,0000	0
MARSHALL BOYA VE VERNİK SANAYİİ A.Ş.	MRSHL	0	0,1514	0
MENDERES TEKSTİL SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	MNDRS	0	0,0088	0
MERKO GIDA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	MERKO	0	0,0000	0
MONDİ OLMUKSAN KAĞIT VE AMBALAJ SANAYİ A.Ş.	OLMK	0	0,0000	0
MONDİ TİRE KUTSAN KAĞIT VE AMBALAJ SANAYİ A.Ş.	TIRE	0	0,1566	0
NİĞBAŞ NİĞDE BETON SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	NIBAS	0	0,0001	0
NUH ÇİMENTO SANAYİ A.Ş.	NUHCM	1	0,9988	1
ORMA ORMAN MAHSULLERİ İNTEGRE SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	ORMA	0	0,0032	0
OTOKAR OTOMOTİV VE SAVUNMA SANAYİ A.Ş.	OTKAR	1	0,9223	1
OYAK ÇİMENTO FABRİKALARI A.Ş.	OYAKC	1	0,9997	1
OYLUM SİNAİ YATIRIMLAR A.Ş.	OYLUM	0	0,0151	0
ÖZBAL ÇELİK BORU SANAYİ TİCARET VE TAAHHÜT A.Ş.	OZBAL	0	0,0000	0
PARSAN MAKİNA PARÇALARI SANAYİİ A.Ş.	PARSN	0	0,0067	0
PENGEN GIDA SANAYİ A.Ş.	PENGD	0	0,0000	0
PETKİM PETROKİMYA HOLDİNG A.Ş.	PETKM	1	0,9987	1
PINAR ENTEGRE ET VE UN SANAYİİ A.Ş.	PETUN	1	0,9952	1
PINAR SU VE İÇECEK SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	PINSU	0	0,0000	0

PINAR SÜT MAMULLERİ SANAYİİ A.Ş.	PNSUT	1	0,9469	1
PRİZMA PRES MATBAACILIK YAYINCILIK SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	PRZMA	1	0,7905	1
RODRİGO TEKSTİL SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	RODRG	0	0,3939	0
ROYAL HALI İPLİK TEKSTİL MOBİLYA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	ROYAL	0	0,0007	0
RTA LABORATUVARLARI BİYOLOJİK ÜRÜNLER İLAÇ VE MAKİNE SANAYİ TİCARET A.Ş.	RTALB	1	0,7097	1
SANİFOAM SÜNGER SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	SANFM	0	0,0000	0
SARAY MATBAACILIK KAĞITÇILIK KIRTASIYECİLİK TİCARET VE SANAYİ A.Ş.	SAMAT	0	0,0004	0
SARKUYSAN ELEKTROLİTİK BAKIR SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	SARKY	1	0,9966	1
SAY YENİLENEBİLİR ENERJİ EKİPMANLARI SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	SAYAS	0	0,0000	0
SEKURO PLASTİK AMBALAJ SANAYİ A.Ş.	SEKUR	0	0,7961	1
SİLVERLİNE ENDÜSTRİ VE TİCARET A.Ş.	SILVR	0	0,1552	0
SODAŞ SODYUM SANAYİİ A.Ş.	SODSN	1	1,0000	1
SÖKTAŞ TEKSTİL SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	SKTAS	0	0,0009	0
TAT GIDA SANAYİ A.Ş.	TATGD	1	0,4627	0
TOFAŞ TÜRK OTOMOBİL FABRİKASI A.Ş.	TOASO	1	0,9996	1
TUĞÇELİK ALÜMİNYUM VE METAL MAMÜLLERİ SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	TUCLK	0	0,1959	0
TÜMOSAN MOTOR VE TRAKTÖR SANAYİ A.Ş.	TMSN	0	0,0084	0
TÜPRAŞ-TÜRKİYE PETROL RAFİNERİLERİ A.Ş.	TUPRS	1	0,9999	1
TÜRK PRYSMIAN KABLO VE SİSTEMLERİ A.Ş.	PRKAB	1	0,9185	1
TÜRK TRAKTÖR VE ZİRAAT MAKİNELERİ A.Ş.	TTRAK	1	0,8000	1
TÜRK TUBORG BİRA VE MALT SANAYİİ A.Ş.	TBORG	1	1,0000	1
ULUSOY ELEKTRİK İMALAT TAAHHÜT VE TİCARET A.Ş.	ULUSE	1	1,0000	1
ULUSOY UN SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	ULUUN	1	0,9953	1
UŞAK SERAMİK SANAYİ A.Ş.	USAK	1	0,0413	0
ÜLKER BİSKÜVİ SANAYİ A.Ş.	ULKER	1	0,9999	1
VANET GIDA SANAYİ İÇ VE DIŞ TİCARET A.Ş.	VANGD	0	0,0093	0
VESTEL BEYAZ EŞYA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	VESBE	1	1,0000	1
VESTEL ELEKTRONİK SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	VESTL	1	0,3446	0
VİKİNG KAĞIT VE SELÜLOZ A.Ş.	VKING	0	0,0000	0
YATAŞ YATAK VE YORGAN SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	YATAS	1	0,9999	1
YİBİTAŞ YOZGAT İŞÇİ BİRLİĞİ İNŞAAT MALZEMELERİ TİCARET VE SANAYİ A.Ş.	YBTAS	0	0,1969	0
YONGA MOBİLYA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	YONGA	1	0,9990	1
YÜNŞA YÜNLÜ SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	YUNSA	0	0,0906	0

Ek-4:YSA Tahmin Sonuçları

İşletme Adı	Borsa Kodu	Gerçek Değer	YSA Çıktı Değeri	YSA Tahmin Değeri
ACISELSAN ACIPAYAM SELÜLOZ SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	ACSEL	1	0,9690	1
ADEL KALEMCİLİK TİCARET VE SANAYİ A.Ş.	ADEL	0	0,0583	0
AFYON ÇİMENTO SANAYİ T.A.Ş.	AFYON	0	0,1573	0
AKÇANSA ÇİMENTO SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	AKCNS	1	0,9701	1
AKIN TEKSTİL A.Ş.	ATEKS	1	0,9038	1
ARSAN TEKSTİL TİCARET VE SANAYİ A.Ş.	ARSAN	1	0,9685	1
AKSA AKRİLİK KİMYA SANAYİİ A.Ş.	AKSA	1	0,9540	1
ALARKO CARRIER SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	ALCAR	1	0,9676	1
ALKİM ALKALİ KİMYA A.Ş.	ALKİM	1	0,9700	1
ALKİM KÂĞIT SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	ALKA	1	0,9686	1
ANADOLU EFES BİRACILIK VE MALT SANAYİİ A.Ş.	AEFES	0	0,4619	0
ANADOLU ISUZU OTOMOTİV SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	ASUZU	0	0,0014	0
ARÇELİK A.Ş.	ARCLK	1	0,9136	0
A.V.O.D. KURUTULMUŞ GIDA VE TARIM ÜRÜNLERİ SANAYİ TİCARET A.Ş.	AVOD	0	0,1913	0
AYES ÇELİK HASIR VE ÇİT SANAYİ A.Ş.	AYES	1	0,9314	1
AYGAZ A.Ş.	AYGAZ	1	0,9555	1
BAGFAŞ BANDIRMA GÜBRE FABRİKALARI A.Ş.	BAGFS	0	0,0075	0
BAK AMBALAJ SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	BAKAB	1	0,9674	1
BALATACILAR BALATACILIK SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	BALAT	0	0,0019	0
BANTAŞ BANDIRMA AMBALAJ SANAYİ TİCARET A.Ş.	BNTAS	1	0,9406	1
BATIÇİM BATI ANADOLU ÇİMENTO SANAYİİ A.Ş.	BTCİM	0	0,9674	1
BATISÖKE SÖKE ÇİMENTO SANAYİİ T.A.Ş.	BSOKE	0	0,0025	0
BİLİCİ YATIRIM SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	BLCYT	1	0,9654	1
BİRKO BİRLEŞİK KOYUNLULULAR MENSUCAT TİCARET VE SANAYİ A.Ş.	BRKO	0	0,0022	0
BİRLİK MENSUCAT TİCARET VE SANAYİ İŞLETMESİ A.Ş.	BRMEN	0	0,0025	0
BORUSAN MANNESMANN BORU SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	BRSAN	1	0,9555	1
BOSCH FREN SİSTEMLERİ SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	BFREN	1	0,9690	1
BOSSA TİCARET VE SANAYİ İŞLETMELERİ T.A.Ş.	BOSSA	1	0,9689	1
BRİSA BRIDGESTONE SABANCI LASTİK SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	BRISA	1	0,9681	1
BURÇELİK BURSA ÇELİK DÖKÜM SANAYİİ A.Ş.	BURCE	0	0,0037	0

BURSA ÇİMENTO FABRİKASI A.Ş.	BUCIM	1	0,9687	1
COCA-COLA İÇECEK A.Ş.	CCOLA	1	0,8801	1
ÇELİK HALAT VE TEL SANAYİİ A.Ş.	CELHA	0	0,0017	0
ÇEMAŞ DÖKÜM SANAYİ A.Ş.	CEMAS	0	0,0013	0
ÇEMTAŞ ÇELİK MAKİNA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	CEMTS	1	0,9696	1
ÇİMENTAŞ İZMİR ÇİMENTO FABRİKASI T.A.Ş.	CMENT	0	0,1655	0
ÇİMENTAŞ İZMİR ÇİMENTO FABRİKASI T.A.Ş.	CIMSA	1	0,8626	1
DAGI GİYİM SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	DAGI	0	0,0321	0
DARDANEL ÖNENTAŞ GIDA SANAYİ A.Ş.	DARDANEL	0	0,0024	0
DEMİSAŞ DÖKÜM EMAYE MAMÜLLERİ SANAYİ A.Ş.	DMSAS	1	0,9679	1
DERİMOD KONFEKSİYON AYAKKABI DERİ SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	DERIM	0	0,1609	0
DESA DERİ SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	DESA	0	0,0018	0
DİRİTEKS DİRİLİŞ TEKSTİL SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	DIRIT	0	0,0025	0
DİTAŞ DOĞAN YEDEK PARÇA İMALAT VE TEKNİK A.Ş.	DITAS	0	0,0152	0
DOĞAN BURDA DERGİ YAYINCILIK VE PAZARLAMA A.Ş.	DOBUR	0	0,0684	0
DOĞTAŞ KELEBEK MOBİLYA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	DGKLB	0	0,0934	0
DOĞUSAN BORU SANAYİİ VE TİCARET A.Ş.	DOGUB	0	0,0021	0
DÖKTAŞ DÖKÜMCÜLÜK TİCARET VE SANAYİ A.Ş.	DOKTA	0	0,9004	1
DURAN DOĞAN BASIM VE AMBALAJ SANAYİ A.Ş.	DURDO	0	0,0019	0
DYO BOYA FABRİKALARI SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	DYOBY	0	0,0582	0
EGE ENDÜSTRİ VE TİCARET A.Ş.	EGEEN	1	0,9698	1
EGE GÜBRE SANAYİİ A.Ş.	EGEGUB	1	0,9667	1
EGE PROFİL TİCARET VE SANAYİ A.Ş.	EGPRO	1	0,9689	1
EGE SERAMİK SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	EGSER	1	0,9683	1
EGEPLAST EGE PLASTİK TİCARET VE SANAYİ A.Ş.	EPLAS	0	0,0130	0
EKİZ KİMYA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	EKIZ	0	0,0018	0
EMEK ELEKTRİK ENDÜSTRİSİ A.Ş.	EMKEL	0	0,0486	0
EMİNİŞ AMBALAJ SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	EMNIS	0	0,1575	0
ERBOSAN ERCİYAS BORU SANAYİİ VE TİCARET A.Ş.	ERBOS	1	0,9681	1
EREĞLİ DEMİR VE ÇELİK FABRİKALARI T.A.Ş.	EREGL	1	0,9692	1
ERSU MEYVE VE GIDA SANAYİ A.Ş.	ERSU	0	0,0073	0
FEDERAL-MOGUL İZMİR PİSTON VE PİM ÜRETİM TESİSLERİ A.Ş.	FMIZP	1	0,9698	1
FORD OTOMOTİV SANAYİ A.Ş.	FROTO	1	0,9697	1

FRİGO-PAK GIDA MADDELERİ SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	FRIGO	0	0,0019	0
GEDİZ AMBALAJ SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	GEDZA	1	0,9676	1
GENTAŞ DEKORATİF YÜZEYLER SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	GENTS	1	0,9680	1
GOODYEAR LASTİKLERİ T.A.Ş.	GOODY	1	0,9618	1
GÖLTAŞ GÖLLER BÖLGESİ ÇİMENTO SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	GOLTS	1	0,8456	1
GÜBRE FABRİKALARI T.A.Ş.	GUBRF	0	0,0003	0
HEKTAŞ TİCARET T.A.Ş.	HEKTS	1	0,9701	1
HÜRRİYET GAZETECİLİK VE MATBAACILIK A.Ş.	HURGZ	0	0,0108	0
İHLAS EV ALETLERİ İMALAT SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	IHEVA	0	0,0379	0
İHLAS GAZETECİLİK A.Ş.	IHGZT	0	0,1728	0
İSKENDERUN DEMİR VE ÇELİK A.Ş.	ISDMR	1	0,9686	1
İZMİR DEMİR ÇELİK SANAYİ A.Ş.	IZMDC	0	0,0020	0
JANTSA JANT SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	JANTS	1	0,9681	1
KAPLAMIN AMBALAJ SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	KAPLM	0	0,0019	0
KARDEMİR KARABÜK DEMİR ÇELİK SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	KRDMA, KRDMB, KRDMD	0	0,0632	0
KARSAN OTOMOTİV SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	KARSN	0	0,0545	0
KARTONSAN KARTON SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	KARTN	1	0,9692	1
KATMERCİLER ARAÇ ÜSTÜ EKİPMAN SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	KATMR	0	0,0019	0
KENT GIDA MADDELERİ SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	KENT	1	0,9639	1
KEREVİTAŞ GIDA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	KERVY	0	0,2113	0
KLİMASAN KLİMA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	KLMSN	1	0,9669	1
KONFRUT GIDA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	KNFRT	1	0,9701	1
KONYA ÇİMENTO SANAYİ A.Ş.	KONYA	1	0,9669	1
KORDSA TEKNİK TEKSTİL A.Ş.	KORDS	1	0,9669	1
KÜTAHYA PORSELEN SANAYİ A.Ş.	KUTPO	1	0,9676	1
LÜKS KADİFE TİCARET VE SANAYİ A.Ş.	LUKSK	1	0,3093	0
MAKİNA TAKIM ENDÜSTRİSİ A.Ş.	MAKTK	0	0,0272	0
MARSHALL BOYA VE VERNİK SANAYİ A.Ş.	MRSHL	0	0,0096	0
MENDERES TEKSTİL SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	MNDRS	0	0,0016	0
MERKO GIDA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	MERKO	0	0,0025	0
MONDI OLMUKSAN KAĞIT VE AMBALAJ SANAYİ A.Ş.	OLMK	0	0,0021	0
MONDİ TİRE KUTSAN KAĞIT VE AMBALAJ SANAYİ A.Ş.	TIRE	0	0,9642	1
NİĞBAŞ NİĞDE BETON SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	NIBAS	0	0,0129	0

NUH ÇİMENTO SANAYİ A.Ş.	NUHCM	1	0,9598	1
ORMA ORMAN MAHSULLERİ İNTEGRE SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	ORMA	0	0,0382	0
OTOKAR OTOMOTİV VE SAVUNMA SANAYİ A.Ş.	OTKAR	1	0,9683	1
OYAK ÇİMENTO FABRİKALARI A.Ş.	OYAKC	1	0,9658	1
OYLUM SİNAİ YATIRIMLAR A.Ş.	OYLUM	0	0,0047	0
ÖZBAL ÇELİK BORU SANAYİ TİCARET VE TAAHHÜT A.Ş.	OZBAL	0	0,0745	0
PARSAN MAKİNA PARÇALARI SANAYİİ A.Ş.	PARSN	0	0,0627	0
PENGUEN GIDA SANAYİ A.Ş.	PENGD	0	0,0012	0
PETKİM PETROKİMYA HOLDİNG A.Ş.	PETKM	1	0,9525	1
PINAR ENTEGRE ET VE UN SANAYİİ A.Ş.	PETUN	1	0,9057	1
PINAR SU VE İÇECEK SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	PINSU	0	0,0009	0
PINAR SÜT MAMULLERİ SANAYİİ A.Ş.	PNSUT	1	0,8507	1
PRİZMA PRES MATBAACILIK YAYINCILIK SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	PRZMA	1	0,9573	1
RODRİGO TEKSTİL SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	RODRG	0	0,0058	0
ROYAL HALI İPLİK TEKSTİL MOBİLYA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	ROYAL	0	0,0018	0
RTA LABORATUVARLARI BİYOLOJİK ÜRÜNLER İLAÇ VE MAKİNE SANAYİ TİCARET A.Ş.	RTALB	1	0,7448	1
SANİFOAM SÜNGER SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	SANFM	0	0,0018	0
SARAY MATBAACILIK KÂĞITÇILIK KIRTASIYECİLİK TİCARET VE SANAYİ A.Ş.	SAMAT	0	0,0018	0
SARUYSAN ELEKTROLİTİK BAKIR SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	SARKY	1	0,0951	0
SAY YENİLENEBİLİR ENERJİ EKİPMANLARI SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	SAYAS	0	0,0024	0
SEKURO PLASTİK AMBALAJ SANAYİ A.Ş.	SEKUR	0	0,9199	1
SİLVERLİNE ENDÜSTRİ VE TİCARET A.Ş.	SILVR	0	0,0852	0
SODAŞ SODYUM SANAYİİ A.Ş.	SODSN	1	0,9687	1
SÖKTAŞ TEKSTİL SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	SKTAS	0	0,0057	0
TAT GIDA SANAYİ A.Ş.	TATGD	1	0,9635	1
TOFAŞ TÜRK OTOMOBİL FABRİKASI A.Ş.	TOASO	1	0,9685	1
TUĞÇELİK ALÜMİNYUM VE METAL MAMÜLLERİ SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	TUCLK	0	0,0742	0
TÜMOSAN MOTOR VE TRAKTÖR SANAYİ A.Ş.	TMSN	0	0,0039	0
TÜPRAŞ-TÜRKİYE PETROL RAFİNERİLERİ A.Ş.	TUPRS	1	0,9686	1
TÜRK PRYSMİAN KABLO VE SİSTEMLERİ A.Ş.	PRKAB	1	0,9575	1
TÜRK TRAKTÖR VE ZİRAAT MAKİNELERİ A.Ş.	TTRAK	1	0,9684	1
TÜRK TUBORG BİRA VE MALT SANAYİİ A.Ş.	TBORG	1	0,9685	1
ULUSOY ELEKTRİK İMALAT TAAHHÜT VE TİCARET A.Ş.	ULUSE	1	0,9696	1
ULUSOY UN SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	ULUUN	1	0,9562	1

UŐAK SERAMİK SANAYİ A.Ő.	USAK	1	0,6624	1
ÜLKER BİSKÜVİ SANAYİ A.Ő.	ULKER	1	0,9592	1
VANET GIDA SANAYİ İÇ VE DIŐ TİCARET A.Ő.	VANGD	0	0,0247	0
VESTEL BEYAZ EŐYA SANAYİ VE TİCARET A.Ő.	VESBE	1	0,9678	1
VESTEL ELEKTRONİK SANAYİ VE TİCARET A.Ő.	VESTL	1	0,9677	1
VİKİNG KAĐIT VE SELÜLOZ A.Ő.	VKING	0	0,0015	0
YATAŐ YATAK VE YORGAN SANAYİ VE TİCARET A.Ő.	YATAS	1	0,9682	1
YİBİTAŐ YOZGAT İŐÇİ BİRLİĐİ İNŐAAT MALZEMELERİ TİCARET VE SANAYİ A.Ő.	YBTAS	0	0,0142	0
YONGA MOBİL YA SANAYİ VE TİCARET A.Ő.	YONGA	1	0,9678	1
YÜNSA YÜNLÜ SANAYİ VE TİCARET A.Ő.	YUNSA	0	0,0009	0