

KARADENİZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ * SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ

İŞLETME ANABİLİM DALI

İŞLETME PROGRAMI

FİNANSAL BAŞARISIZLIK TAHMİN MODELLERİNİN İMKB'DEKİ

FİRMALAR İÇİN KARŞILAŞTIRMALI ANALİZİ

DOKTORA TEZİ

Melike KURTARAN ÇELİK

TEMMUZ - 2009

TRABZON

0. SUNUŞ

00. Önsöz

Finansal başarısızlık, ülke ekonomileri için üzerinde durulması gereken önemli bir konudur. Gelecekle ilgili finansal kararların alınması açısından firma başarısızlıklarını doğru bir şekilde tespit etmek finansal başarısızlığın önüne geçmede son derece önem taşımaktadır. Piyasaların ve dolayısıyla ekonominin temelini oluşturan firmaların faaliyet ve sonuçları hakkında toplumdaki birçok kesimin bilgi sahibi olmak istemeleri finansal analizi gerekli kılmaktadır. Finansal analiz bir işletmenin yapısının finansal açıdan yeterli olup olmadığının anlaşılması, faaliyet sonuçlarının değerlendirilmesi ve firmalarla ilgili geleceğe yönelik tahminlerde bulunabilmek amacıyla finansal tablolardaki kalemler aracılığıyla çeşitli gruplara bilgiler vermektedir.

Finans alanında, finansal başarısızlıkla ilgili uzun yıllar, birçok çalışma yapılarak farklı modeller geliştirilmeye çalışılmıştır. Özellikle istatistiksel tekniklerin kullanıldığı finansal başarısızlık tahmin modelleri literatürde yoğun ilgi görmüştür. Bunun yanında insan beyninin ve merkezi sinir sisteminin çalışma prensiplerinden yola çıkarak geliştirilen çalışmalar da finans alanına ışık tutmuş ve geniş uygulama alanı bulmuştur.

Bu çalışmada finansal başarısızlık alanında kabul görmüş yöntemler karşılaştırılarak, İMKB'de faaliyette bulunan firmalar için geçerli olabilecek erken uyarı modeli geliştirmek amaçlanmıştır.

Çalışmanın her aşamasında önemli katkılarda bulunan tez danışmanım sayın hocam Prof.Dr. Osman KARAMUSTAFA'ya, değerli katkılarını esirgemeyen tez izleme komitesi hocalarım Prof.Dr. Hüseyin DAĞLI'ya ve Doç.Dr. Yakup KÜÇÜKKALE'ye ve ayrıca fikir ve önerilerinden dolayı Öğr.Gör.Dr. Aykut KARAKAYA'ya teşekkürlerimi sunarım.

Trabzon, Temmuz 2009

Melike KURTARAN ÇELİK

01. İindekiler

Sayfa Nr.

0.SUNUŞ	III
00. Önsöz.....	III
01. İindekiler.....	IV
02. Özet.....	VIII
03. Summary.....	IX
04. Tablolar Listesi.....	X
05. Şekiller Listesi.....	XIII
06. Grafikler Listesi.....	XIV
07. Kısaltmalar Listesi.....	XV
GİRİŞ.....	1-3

BİRİNCİ BÖLÜM

1. FİNANSAL BAŞARISIZLIK	4-29
10. Finansal Başarısızlık Kavramı	4
11. Finansal Başarısızlığın Belirtileri ve Nedenleri	8
110. İşletmenin Başarısızlığında İçsel Nedenler	9
111. İşletmenin Başarısızlığında Dışsal Nedenler	11
12. Finansal Başarısızlığı Öngörmenin Önemi.....	18
120. Yöneticiler Açısından Önemi.....	19
121. Yatırımcılar Açısından Önemi	21
122. Kredi Kurumları Açısından Önemi	22
123. Mali Analist ve Dış Denetçiler Açısından Önemi	23
124. Düzenleyici Kuruluşlar Açısından Önemi	24

125. Devlet Açısından Önemi.....	25
126. İş ve İşçi Kuruluşları Açısından Önemi.....	25
13. Finansal Başarısızlığı Önleme Yolları.....	26
130. Yeniden Yapılandırma (Reorganizasyon).....	27
131. Sermaye Yapısının Yeniden Düzenlenmesi (Rekapitalizasyon).....	29
132. Tasfiye.....	29

İKİNCİ BÖLÜM

2. FİNANSAL BAŞARISIZLIK TAHMİN MODELLERİ.....	30-109
20. Finansal Başarısızlık Tahminine Yönelik Geleneksel Yaklaşımlar	30
200. Tek Boyutlu Modeller.....	30
2000. Tek Boyutlu Model Kullanılarak Yapılan Çalışmalar	31
2001. Tek Boyutlu Modellere Getirilen Eleştiriler.....	40
201. Çok Boyutlu Modeller	40
2010. Çok Boyutlu Modellerde Kullanılan İstatistiksel Teknikler	41
20100. Diskriminant Analizi	41
20101. Çok Değişkenli Regresyon Modeli	45
20102. Lojistik Regresyon Modeli	47
20103. Logit ve Probit Modeller	50
2011. Çok Boyutlu Modellerle Yapılan Çalışmalar	51
20110. Türkiye’de Yapılan Çalışmalar	67
21. Finansal Başarısızlık Tahminine Yönelik Yeni Yaklaşımlar	74
210. Yapay Sinir Ağları.....	75
2100. Yapay Sinir Ağları Tanımı ve Genel Yapısı	75
2101. Yapay Sinir Ağlarının Özellikleri.....	79
2102. Yapay Sinir Ağlarının Uygulama Alanları.....	80
2103. Yapay Sinir Ağı Bileşenleri ve İşleyişi	83
2104. Yapay Sinir Ağlarının Yapıları.....	89
21040. İleri Beslemeli Yapay Sinir Ağlar	89
21041. Geri Beslemeli Yapay Sinir Ağları	90

21042. Hücresel Bağlantılı Yapay Sinir Ağları.....	91
2105. Yapay Sinir Ağlarının Öğrenmesi	92
21050. Denetimli Öğrenme	93
21051. Denetimsiz öğrenme	93
21052. Takviyeli Öğrenme	94
2106. Yapay Sinir Ağlarının Eğitimi.....	94
21060. Temel Öğrenme Kuralları.....	97
2107. Yapay Sinir Ağı Uygulamalarının Avantaj ve Dezavantajları	98
2108. Yapay Sinir Ağları İle Yapılan Çalışmalar	100
21080. Türkiye’de Yapılan Çalışmalar	106

ÜÇÜNCÜ BÖLÜM

3. FİNANSAL BAŞARISIZLIĞIN TAHMİNİNDE KULLANILAN YÖNTEMLERİN TEST EDİLMESİ	110-171
30. Çalışmanın Konusu ve Amacı.....	110
31. Çalışmanın Kapsamı.....	111
310. Veri Setinin Oluşturulması.....	111
311. Çalışmada Kullanılan Finansal Oranlar	113
32. Çalışmada Karşılaşılan Metodolojik Sorunlar	117
33. Çalışmada Kullanılan Tahmin Modelleri ve Sonuçları	120
330. Altman’ın “Z” Puanı Modelleri.....	121
3300. Başarısızlıktan Bir Yıl Öncesi İçin Oluşturulan Model	123
3301. Başarısızlıktan İki Yıl Öncesi İçin Oluşturulan Model.....	124
3302. Başarısızlıktan Üç Yıl Öncesi İçin Oluşturulan Model.....	125
331. Diskriminant Analizi.....	126
3310. Başarısızlıktan Bir Yıl Öncesi İçin Oluşturulan Model	130
33100. Varsayımların Değerlendirilmesi	132
33101. Diskriminant Fonksiyonlarının Öneminin Değerlendirilmesi	133
3311. Başarısızlıktan İki Yıl Öncesi İçin Oluşturulan Model.....	135
33110. Varsayımların Değerlendirilmesi	137

33111. Diskriminant Fonksiyonlarının Öneminin Değerlendirilmesi	138
3312. Başarısızlıktan Üç Yıl Öncesi İçin Oluşturulan Model.....	139
33120. Varsayımların Değerlendirilmesi	141
33121. Diskriminant Fonksiyonlarının Öneminin Değerlendirilmesi	142
3313. Diskriminant Analizi Sonuçlarının Diğer Çalışmalarla Karşılaştırılması.....	144
332. Yapay Sinir Ağları Modeli.....	147
3320. Başarısızlıktan Bir Yıl Öncesi İçin Oluşturulan Model.....	150
33200. Finansal Oranların Tamamı Kullanılarak Yapılan Analiz Sonuçları	150
33201. Altman'ın Oranları Kullanılarak Yapılan Analiz Sonuçları.....	153
33202. Diskriminant Analizinden Elde Edilen Oranlar Kullanılarak Yapılan Analiz Sonuçları.....	154
3321. Başarısızlıktan İki Yıl Öncesi İçin Oluşturulan Model.....	156
33210. Finansal Oranların Tamamı Kullanılarak yapılan Analiz Sonuçları	156
33211. Altman'ın Oranları Kullanılarak Yapılan Analiz Sonuçları.....	159
33212. Diskriminant Analizinden Elde Edilen Oranlar Kullanılarak Yapılan Analiz Sonuçları.....	160
3322. Başarısızlıktan Üç Yıl Öncesi İçin Oluşturulan Model.....	162
33220. Finansal Oranların Tamamı Kullanılarak yapılan Analiz Sonuçları	162
33221. Altman'ın Oranları Kullanılarak Yapılan Analiz Sonuçları.....	165
33222. Diskriminant Analizinden Elde Edilen Oranları Kullanılarak Yapılan Analiz Sonuçları.....	166
3323. Yapay Sinir Ağları Analizi Sonuçlarının Diğer Çalışmalarla Karşılaştırılması.....	170
4. SONUÇ ve ÖNERİLER	172-176
YARARLANILAN KAYNAKLAR.....	177-193
EKLER	
ÖZGEÇMİŞ	

02. Özet

Firmalar, son dönemlerde artan finansal krizlerden dolayı finansal başarısızlıkla karşı karşıya kalmaktadırlar. Firmaların karşı karşıya bulunduğu riskler nedeni ile yükümlülüklerini yerine getiremeyecek duruma düşmesini önlemek ve kontrolü sağlamak üzere finansal başarısızlıkları önceden görerek önlem almak gittikçe önem kazanmaktadır.

Bu çalışmanın amacı, firmaların finansal başarısızlığını tahmin etmek üzere bugüne kadar geliştirilmiş olan çeşitli yöntemlerin 1992-2008 yılları arasında İMKB’de kayıtlı bulunan firmalar üzerinde karşılaştırmalı analizini yapmak ve yine İMKB için finansal başarısızlıktan 1, 2 ve 3 yıl öncesi için geçerli olabilecek öngörü modelleri oluşturmaktır. Bu amaçla öncelikle, finansal başarısızlık çalışmalarına öncülük yapmış olan Altman’ın iki “Z” puanı modellerinin İMKB’deki geçerliliği araştırılmıştır. Daha sonra, literatürde oldukça fazla kullanılan diskriminant analizi ile yeni bir öngörü modeli oluşturulmuştur. Son olarak yapay zekâ sistemlerinden biri olan yapay sinir ağı modelinin İMKB’deki firmalar üzerindeki doğru tahmin gücü farklı sınıflandırmalarla ölçülerek, her modelin karşılaştırmalı analizi yapılmış ve İMKB’deki firmalar için en iyi modelin belirlenmesine çalışılmıştır.

Çalışmadan elde edilen sonuçlara göre, Altman’ın “Z” puanı modellerinin İMKB’de kayıtlı firmalar üzerindeki başarısı oldukça düşük kalmış, diskriminant analizi ile yapay sinir ağları modelleri daha başarılı sonuçlar vermiştir. Bunun yanında, sadece diskriminant analizinden elde edilen oranların yapay sinir ağlarında kullanılması ile oluşturulan modelin tüm modeller içerisinde tahmin gücü en başarılı olan model olduğu tespit edilmiştir.

03. Summary

The firms face with financial failure from increasing financial crisis. It gains important ever increasing to take measure for financial failure. Thus, it will be present that the firms fall to case which don't perform its liability and it will be establish control.

The aim of this study is to make an comparative analysis various methods which have been developed for predict to financial failure of firms between 1992-2008 period for the firms listed ISE and to compose forecasting models which will be effective for 1, 2, and 3 years ago from failure. For this purpose, initially it is investigated whether effective that Altman's two Z score models which are leader on financial failure studies for the ISE. Afterwards, it is composed a new predict model with discriminant analysis. Eventually, it is measured true predict power for firms listing on ISE with various classification and analyzed all models comparatively each other.

According to the results of this study, the success of Altman's Z score models on the firms listed in ISE are very insufficient whereas discriminant analysis and artificial neural networks models are more successful. Besides, it is determined that artificial neural networks which is used only ratios of discriminant analysis is the most successful model.

04. Tablolar Listesi

<u>Tablo Nr.</u>	<u>Tablonun Adı</u>	<u>Sayfa Nr.</u>
1	Finansal Başarısızlık Tanımları	6
2	Türkiye’de 1999 Depreminin Firmalar Üzerindeki Etkileri	16
3	Beaver’ın Başarısızlık Tahminindeki Finansal Oranlar	35
4	Altman’ın Z Modeli Değişkenlerinin Ortalama ve Anlamlılık Testi Sonuçları	53
5	Altman’ın Z ve ZETA Modellerinin Başarı Yüzdelerinin Karşılaştırılması	56
6	Libby’nin Çalışmasında Kullandığı Faktörler ve Finansal Oranlar	61
7	Sinkey’in Çalışmasında Kullandığı Kriterler ve Finansal Oranlar	63
8	Aktaş’ın Çalışmasında Kullanılan Modeller ve Başarı Yüzdeleri.....	71
9	İnsan Beyni ve Yapay Ağlar Arasındaki Farklılıklar	78
10	Sinir Sistemi İle Yapay Sinir Ağının Benzerlikleri	79
11	Odom ve Sharda’nın Analiz Sonuçları	101
12	Yıllara Göre Çalışmada Kullanılan Firma Sayıları	112
13	Türkiye’deki Firmalar Açısından Altman Modellerinin Başarısı.....	126
14	Diskriminant Analizinde Kullanılan Bağımsız Değişkenler	129
15	Bir Yıl Öncesi İçin Diskriminant Analizi Sonuçları.....	131
16	Başarısızlıktan Bir Yıl Öncesi İçin Box’s M Test Sonuçları	132
17	Bir yıl Öncesi İçin Diskriminant Analizinden Elde Edilen Değişkenler Arasındaki Korelasyon Katsayıları.....	133
18	Başarısızlıktan Bir Yıl Öncesi İçin Özdeğerler	134
19	Başarısızlıktan Bir Yıl Öncesi İçin Wilks' Lambda Sonuçları	134
20	İki Yıl Öncesi İçin Diskriminant Analizi Sonuçları	136
21	Başarısızlıktan İki Yıl Öncesi İçin Box’s M Test Sonuçları.....	137
22	İki yıl Öncesi İçin Diskriminant Analizinden Elde Edilen Değişkenler Arasındaki Korelasyon Katsayıları.....	138

23	Başarısızlıktan İki Yıl Öncesi İçin Özdeğerler.....	138
24	Başarısızlıktan İki Yıl Öncesi Wilks' Lambda Sonuçları.....	139
25	Üç Yıl Öncesi İçin Diskriminant Analizi Sonuçları.....	140
26	Başarısızlıktan Üç Yıl Öncesi İçin Box's M Test Sonuçları.....	142
27	Diskriminant Analizinde Başarısızlıktan 3 yıl Öncesi İçin Belirlenen Değişkenler Arasındaki Korelasyon Katsayıları	142
28	Başarısızlıktan İki Yıl Öncesi İçin Özdeğerler.....	142
29	Başarısızlıktan Üç Yıl Öncesi Wilks' Lambda Sonuçları	143
30	Diskriminant Analizi Sonuçlarının Özeti.....	143
31	Bir Yıl Öncesi İçin Oluşturulan YSA Modelinin Tahmin Sonuçları (Tüm Finansal Oranlar).....	150
32	Bir Yıl Öncesi İçin YSA Analizi Sonuçları (Tüm Finansal Oranlar).....	151
33	Bir Yıl Öncesi İçin Oluşturulan YSA Modelinin Tahmin Sonuçları (Altman'ın Finansal Oranları)	153
34	Bir Yıl Öncesi İçin YSA Analizi Sonuçları (Altman'ın Oranları)	154
35	Bir Yıl Öncesi İçin Oluşturulan YSA Modelinin Tahmin Sonuçları (Diskriminant Analizinin Finansal Oranları)	155
36	Bir Yıl Öncesi İçin YSA Analizi Sonuçları	156
37	İki Yıl Öncesi İçin Oluşturulan YSA Modelinin Tahmin Sonuçları (Tüm Finansal Oranlar).....	157
38	İki Yıl Öncesi İçin YSA Analizi Sonuçları (Tüm Finansal Oranlar)	157
39	İki Yıl Öncesi İçin Oluşturulan YSA Modelinin Tahmin Sonuçları (Altman'ın Finansal Oranları)	159
40	İki Yıl Öncesi İçin YSA Analizi Sonuçları (Altman'ın Oranları).....	160
41	İki Yıl Öncesi İçin Oluşturulan YSA Modelinin Tahmin Sonuçları (Diskriminant Analizinin Finansal Oranları)	161
42	İki Yıl Öncesi İçin YSA Analizi Sonuçları.....	161
43	Üç Yıl Öncesi İçin Oluşturulan YSA Modelinin Tahmin Sonuçları (Tüm Finansal Oranlar).....	162
44	Üç Yıl Öncesi İçin YSA Analizi Sonuçları (Tüm Finansal Oranlar)	163
45	Üç Yıl Öncesi İçin Oluşturulan YSA Modelinin Tahmin Sonuçları (Altman'ın Finansal Oranları)	165
46	Üç Yıl Öncesi İçin YSA Analizi Sonuçları (Altman'ın Oranları).....	166

47	Üç Yıl Öncesi İçin Oluşturulan YSA Modelinin Tahmin Sonuçları (Diskriminant Analizinin Finansal Oranları)	167
48	Üç Yıl Öncesi İçin YSA Analizi Sonuçları.....	167
49	Çalışmada Kullanılan Tüm Modellerin Birlikte Değerlendirilmesi.....	168
50	Modellerin Yıllara Göre Başarı Sırası	170

05. Şekiller Listesi

<u>Şekil Nr.</u>	<u>Şekil Adı</u>	<u>Sayfa Nr.</u>
1	Z' nin Yoğunluk derecesi.....	44
2	Lojistik Regresyon Eğrisi.....	49
3	Yapay Sinir Ağı Mimarisinin Temel Elemanları	77
4	Biyolojik Sinir Sisteminin Blok Gösterimi	78
5	Yapay Nöronun Genel Yapısı	84
6	Yapay Sinir Ağı Modeli.....	85
7	Yapay sinir ağlarında Toplam Ve Geçiş Fonksiyonu	87
8	En Çok Kullanılan Transfer Fonksiyonu	88
9	İleri Beslemeli Ağ Yapısı.....	90
10	Geri Beslemeli Ağ Yapısı	91
11	Hücrel Bağlantılı Ağ Yapısı.....	92
12	Yapay Sinir Ağları Sonuç Eğrileri.....	97

06. Grafikler Listesi

<u>Grafik Nr.</u>	<u>Grafiğin Adı</u>	<u>Sayfa Nr</u>
1	Başarısızlıktan 1 Yıl Önceki Diskriminant Skorlarının Dağılımı	132
2	Başarısızlıktan 2 Yıl Önceki Diskriminant Skorlarının Dağılımı	137
3	Başarısızlıktan 3 Yıl Önceki Diskriminant Skorlarının Dağılımı	141
4	Bir Yıl Öncesi İçin YSA'nın Başarılı Firmaları Tahmin Sonuçları.....	152
5	Bir Yıl Öncesi İçin YSA'nın Zarar Eden Firmaları Tahmin Sonuçları.....	152
6	İki Yıl Öncesi İçin YSA'nın Başarılı Firmaları Tahmin Sonuçları	158
7	İki Yıl Öncesi İçin YSA'nın Zarar Eden Firmaları Tahmin Sonuçları	158
8	Üç Yıl Öncesi İçin YSA'nın Başarılı Firmaları Tahmin Sonuçları	164
9	Üç Yıl Öncesi İçin YSA'nın Zarar Eden Firmaları Tahmin Sonuçları	164

07. Kısaltmalar Listesi

ABD	:	Amerika Birleşik Devletleri
ÇDA	:	Çoklu Diskriminant Analizi
ÇRM	:	Çoklu Regresyon Modeli
DDA	:	Doğrusal Diskriminant Analizi
FDIC	:	Federal Deposit Insurance Corporation (Federal Mevduat Sigorta Kurumu)
İMKB	:	İstanbul Menkul Kıymetler Borsası
KDA	:	Kuadratik Diskriminant Analizi
SPK	:	Sermaye Piyasası Kurulu
TTK	:	Türk Ticaret Kanunu
İİK	:	İcra İflas Kanunu
KOSPI	:	Korea Composite Stock Price Index

GİRİŞ

Finansal başarısızlığın tahmin edilmesi, gerek gelecekte başarısız olacağı tahmin edilen firmalarda koruyucu ve düzeltici önlemler alabilmek, gerekse kötü performans gösteren firmaları tespit edebilmek açısından son derece önemlidir. Çünkü alınabilecek yanlış kararlar çeşitli finansal sıkıntılara neden olmaktadır. Açık ve dinamik bir sistem olmalarından dolayı işletmeler sürekli olarak çevreleri ile ilişki içindedirler. Bu nedenle firma başarısızlıkları işletme içi ve dışındaki çıkar gruplarını yakından ilgilendirmektedir. Söz konusu çıkar gruplarına örnek olarak; yöneticiler, ortaklar, olası yatırımcılar, kredi verenler, çalışanlar, alıcı ve satıcılar ve devlet gösterilebilir.

Firmaların finansal durumlarını önceden tahmin etmek, firmalarla ilgili kararların alınmasında çeşitli çevrelere önemli katkılar sağlayacaktır. Başarısızlık tahmin modelleri ile; yatırımcılar, gelecekteki finansal başarısızlık riskini önceden görerek değişik yatırım stratejileri geliştirebilir ya da mevcut yatırımların takip edilmesinde yararlanabilirler. Yöneticiler ise erken uyarı modelleri ile bir başarısızlığın sinyalleri önceden gözlemleyip, önlem olarak birleşme ya da yeniden yapılanma yönünde kararlar verebilirler. Kredi verenler açısından, kredinin geri dönüp dönmeyeceği oldukça önemlidir. Kredi veren kurumlar, özellikle de bankalar tahmin modelleri ile yeni bir kredi verecekleri zaman ya da mevcut bir kredinin vadesini uzatmadan önce, potansiyel müşterinin krediyi geri ödeyip ödememe olasılığını tahmin etmeye çalışırlar. Denetçiler açısından bakıldığında ise finansal başarısızlığın öngörülmesi sayesinde denetçiler, işletmelerin finansal durumlarını daha iyi analiz edebileceklerdir. Böylelikle, müşteri işletme seçilirken denetçiler daha doğru sonuçlara ulaşabileceklerdir. Ayrıca devlet de, herhangi bir ekonomik kriz döneminde uygulayacağı politikadan hangi firmaların olumsuz şekilde etkileneceğini bilmek için finansal başarısızlık modellerinden yararlanılabilir.

Bir firma, başarısızlığa doğru giderken bu konuda bazı sinyaller ve uyarı işaretleri verir. Firmalarda finansal başarısızlıklar birçok nedenin sonucu olarak ortaya çıkmaktadır.

Finansal başarısızlığın göstergeleri olarak ilk aşamada; yönetimdeki hızlı değişim, önemli müşterilerin kaybedilmesi, faaliyet zararları, nakit girişleri ile çıkışları arasındaki olumsuz fark, alacakların tahsilinde sorunlar yaşanması örnek olarak gösterilebilir. Orta aşamada; sürekli faaliyet zararları, borç ödemelerinde ek vade ve yeniden yapılandırma talepleri, borç sözleşmelerinin ihlali, tedarikçi ilişkilerinde bozulmalar, nakit yönetiminin zorluklarla yürütülmesi gibi hususlar ön plana çıkar. Son aşamada ise, faaliyetlerden kar elde etme ihtimali imkânsız hale gelir, nakit açıkları giderek büyür, borç sözleşmelerinin ihlali süreklileşir, alacakların tahsili zorlaşır ve en önemlisi nitelikli çalışanların istifaları artmaya başlar.

Finansal başarısızlık tahmini finans alanında geçmişten günümüze kadar önemli araştırma konularından birisini oluşturmaktadır. Finansal başarısızlıkları tahmin etmeye yönelik olarak yapılan araştırmalar geleneksel olarak tek değişkenli ve çok değişkenli tahmin modellerini kullanan çalışmalardan oluşmaktadır. Teknolojinin gelişmesiyle birlikte ise insan beynini taklit eden sistemler kurmaya yönelik çalışmalar sonucu yapay sinir ağları modelleri kurularak geleneksel yöntemlere alternatif modeller oluşturulmuş ve finansal başarısızlık tahmininde de oldukça başarılı sonuçlar elde edilmiştir. Çünkü yapay sinir ağlarının istatistikî tekniklerin yetersiz kaldığı durumlarda iyi sonuçlar verdiği ve bazı sınırlayıcı varsayımları gerektirmediği yapılan çalışmalarda görülmüştür.

Bu çalışmada da, finansal başarısızlığı öngörmeye geleneksel yöntemlerin yanı sıra yapay sinir ağları da kullanılarak karşılaştırmalı olarak en iyi yöntemin belirlenmesi ve İMKB'deki firmalar için başarısızlıktan 1, 2 ve 3 yıl öncesi için öngörü modelleri kurulmaya çalışılmıştır.

Üç bölümden oluşan çalışmanın birinci bölümünde finansal başarısızlık kavramı açıklanmış, finansal başarısızlığın belirtileri ve başarısızlığa sebep olan içsel ve dışsal nedenler açıklanmıştır. Daha sonra, finansal başarısızlığın öngörülmesinin önemi, bu öngörüden yarar sağlayan yöneticiler, yatırımcılar, kredi kurumları, mali analist ve dış denetçi, düzenleyici kuruluşlar, devlet, iş ve işçi kuruluşları açısından incelenmiştir. Son olarak da finansal başarısızlığı önleme yollarına değinilmiştir.

Çalışmanın ikinci bölümünde, finansal başarısızlık tahmin modelleri incelenmiştir. Bu modeller geleneksel ve yeni yaklaşımlar olarak iki kısımda ele alınmıştır. Bu amaçla öncelikle geleneksel yaklaşımlardan olan tek boyutlu modeller açıklanmış ve tek boyutlu modellerle yapılan çalışmalar araştırılmıştır. Daha sonra, geleneksel yaklaşımların ikinci kısmını oluşturan çok boyutlu modeller olan diskriminant analizi, çoklu regresyon modeli, lojistik regresyon modeli logit ve probit modeller açıklanmış bu modellerle yapılmış olan çalışmalar ve sonuçları araştırılmıştır.

İkinci bölümde geleneksel modeller açıklandıktan sonra, yeni yaklaşımlardan olan yapay sinir ağı modelinin tanımı, genel yapısı, ağın özellikleri, yapay sinir ağlarının uygulama alanları, ağın eğitimi ve öğrenmesi detaylı olarak açıklanmış, yapay sinir ağı uygulamalarının avantaj ve dezavantajlarından bahsedildikten sonra yapay sinir ağları ile yapılan çalışmalar ve sonuçları açıklanmıştır.

Son bölümünde öncelikle, çalışmanın kapsamına alınan İMKB' de 1992–2008 yılları arasında işlem gören firmalar belirtilmiştir. Firmaların seçiminde, finansal başarısızlık kriterine uyan işletme sayısının sınırlılığından dolayı, sektör ayırımı yapılmadan işletmelerin tümü birlikte değerlendirmeye tabi tutulmuştur. Başarısız olan firmalar seçilirken; üst üste üç yıl zarar edilmesi, öz sermayesinin en az 2/3 oranında azalması, toplam aktiflerin % 10 oranında azalması kriterleri göz önüne alınmıştır. Bu kriterlerin dışında kalan firmalar ise başarılı firma olarak sınıflandırılmıştır. Toplam 355 adet firmanın bilanço ve gelir tablosu verileri kullanılmıştır. Bu verilere göre de 25 finansal orandan elde edilen sonuçlar kullanılmıştır.

Yapay sinir ağı modeli, Altman'ın Z puanı modelleri ve diskriminant analizi modelleri İMKB'de bulunan firmalar için test edilmiş ve ayrıca bu firmalar için başarısızlığa düşmeden 1, 2 ve 3 yıl öncesi için ayrı ayrı öngörü modelleri oluşturulmuştur. Ayrıca her yıl için en iyi öngörü modeli belirlenmiş ve daha önce yapılmış olan çalışmalarla karşılaştırılmıştır.

BİRİNCİ BÖLÜM

1. FİNANSAL BAŞARISIZLIK

10. Finansal Başarısızlık Kavramı

Farklı açılardan ele alınabilen başarısızlık kavramı, finansal literatüründe yaygın olarak, ekonomik başarısızlık, iş hayatındaki başarısızlık, finansal başarısızlık, negatif net değere sahip olmak ve iflas olmak üzere farklı şekillerde ortaya çıkmaktadır. Bu başarısızlık kavramları şöyle açıklanabilir (BRIGHAM-GAPENSKI, 1994, p.1015):

Ekonomik başarısızlık, genellikle şirketin gelirlerinin şirket giderlerini karşılamaması şeklinde ifade edilir. Ekonomik açıdan başarısız olan işletmeler tasfiye yoluna gitmekte, bu da iş hayatındaki başarısızlığa neden olmaktadır.

İş hayatındaki başarısızlık terimi ise, başarısızlık istatistiklerinin önemli derleyicisi ve dünyada güvenilir uluslararası derecelendirme kuruluşlarından Dun&Bradstreet tarafından “bir işletmenin, kredi verenlerin zarar etmelerine neden olacak şekilde faaliyetlerini durdurması” olarak açıklanmaktadır.

Finansal başarısızlık, diğer iki başarısızlık kavramından farklı olarak şirketin borç ödeme gücünü kaybetmesi şeklinde tanımlanabilir. HUA ve diğerleri finansal başarısızlığı, bir firmanın ciddi ve kronik kayıplar yaşamaya veya varlıklarıyla orantılı olmayan borçlarını ödeme güçlüğü çekmeye başladığında ortaya çıkan bir durum olarak tanımlamıştır (HUA ve diğerleri, 2007, p.435).

Negatif net değere sahip olma; toplam yükümlülüklerinin defter değerinin, varlıklarının gerçek değerinden daha fazla olan işletmeler için söz konusu olmaktadır.

İflas terimine bakıldığında bu terim, hukuki bir özellik taşımaktadır. Bazen, başarısız bir işletmeyi belirtmek için kullanılmasına rağmen, mahkeme tarafından ilan edilmedikçe hiçbir işletme hukuki olarak iflas etmiş sayılmaz.

Başarısızlık; katlanılan risk de göz önüne alındığında, yatırımlardan elde edilen getirinin, sürekli olarak benzer yatırımların getirisinden önemli ölçüde düşük olmasıdır. Ekonomik açıdan diğer bir yaklaşım ise, gelirlerin maliyetleri karşılamaması durumu ya da yatırımın ortalama getirisinin sermaye maliyetinin altında olmasıdır. Burada sıralanan ekonomik problemlerden birinin mevcut olması, firmanın faaliyetlerine devam edip etmeyeceği hakkında kesin fikir vermez.

Borcunu ödeme güçsüzlüğü, daha teknik bir yaklaşım olup, firmanın likidite problemi nedeniyle cari yükümlülüklerini yerine getirememesidir. Bu durum geçici olabilir ve firmanın likidite oranları bu güçsüzlüğü tespit etmede kullanılabilir. Bu durumun sürekli hale gelmesi durumunda ise iflas açısından borcunu ödeme güçsüzlüğünü ortaya çıkarır. Firmaların, teknik açıdan borcunu ödeme güçsüzlüğü kolaylıkla tespit edilmesine rağmen, iflas açısından borç ödeme güçsüzlüğünün tespit edilmesi için firma aktiflerinin gerçek değerinin bulunması gerekir ki bu da aktiflerin tasfiyesinin tamamlanmasını gerektirir.

Borç şartlarından birini yerine getirmemek durumu, teknik ve/veya yasal nedenlerden kaynaklanıp, borçlu ve alacaklı arasında bir ilişkiyi gerektirir. Borç şartlarından birini yerine getirmeme teknik açıdan, borçlunun alacaklı ile arasındaki sözleşme şartlarından birini ihlal etmesi durumunda ortaya çıkar ve bu durumda alacaklı yasal işlemde bulunma hakkını elde eder. Pratikte bu tür ihlaller, borçlu ile alacaklı arasında tekrar görüşülür, ancak bu durum borçlu firmanın kötüleşen performansı için bir işarettir. Firmanın borç ödeme takvimindeki, anapara ya da faiz ödemelerinden birini zamanında yerine getirmemesi durumu da yasal sürecin başlamasına neden olabilir. Bu durumdaki firma iflası önlemek için, faaliyetlerine devam edip, alacaklılar ile yeniden görüşme ve borcu yeniden yapılandırma sürecine gidebilir.

Finansal başarısızlığın en son evresini oluşturan iflas, iki farklı kaynağa göre tanımlanabilir. Bu kaynaklardan birincisi Türk Ticaret Kanunu (TTK), diğeri de İcra İflas Kanunu (İİK)'dur. TTK'ya göre; "Şirketin aktifleri şirket alacaklarının alacaklarını

karşılamaya yetmediği takdirde idare meclisi bu durumu derhal mahkemeye bildirmeye mecburdur. Mahkeme bu takdirde şirketin iflasına hükmeder” (TTK, Md.324). İİK 179. maddeye göre; “Sermaye şirketleri ile kooperatiflerin borçlarının aktifinden fazla olduğu idare ve temsil ile vazifelendirilmiş kimseler veya şirket ya da kooperatif tasfiye halinde ise tasfiye memurları veya bir alacaklı tarafından beyan ve mahkemece tespit edilirse, önceden takibe gerek kalmaksızın bunların iflasına karar verilir” (İcra İflas Kanunu, Md.179). Bu açıklamalar dikkate alınarak özetlemek gerekirse iflas, “bir şirketin borçlarını ödeyemeyecek duruma düşmesi” olarak ifade edilebilir.

Literatürde yer alan ampirik çalışmaların bazılarında iflas, bazılarında ise finansal başarısızlık terimi kullanılmıştır. Finansal başarısızlık teriminin kullanılması, araştırmanın yürütülmesinde bazı kolaylıklar sağlamaktadır. Finansal başarısızlık, iflasa kıyasla daha esnek bir tanım olduğundan, araştırma örneğinin daha geniş tutulmasına imkan sağlamaktadır. Çünkü iflas, finansal başarısızlığın özel bir halidir. Çalışmalarda iflas kriterinin esas alınması genellikle örnek işletme sayısını azaltmaktadır. Finansal başarısızlık teriminin kullanılması, uygulamadaki bu üstünlüğünün yanında kuramsal açıdan da üstünlük taşımaktadır. Çünkü finansal sorunları olan her işletme iflas etmemektedir. İflas, finansal sorunlarını çözemeyen işletmeler için son çare olarak başvuru bir yoldur. Dolayısıyla, çalışmalarda iflas teriminin kullanılması, finansal başarısızlığın dar kapsamda ele alınmasına neden olabilmektedir (TORUN, 2007, s.7). Bu açıklamalar dâhilinde, finansal başarısızlık tanımları farklı çalışmalarda farklı kriterlere göre ele alınmaktadır. Bu kriterleri Tablo 1’de görmek mümkündür.

Tablo:1
Finansal Başarısızlık Tanımları

Yazar	Kullanılan Kavram	Kullanılan Tanım
Altman	İflas	Yasal olarak iflas etmiş ve denetçi atanmış veya ABD ulusal iflas yasasına göre yeniden yapılanması istenmiş işletmeler
Beaver	Başarısızlık	Vadesi gelmiş borçlarını ödeyememe, iflas, tahvil faizinin ödenmemesi, karşılıksız çek yazılması veya imtiyazlı hisse senetlerine kar payının ödenmemesi
Blum	Başarısızlık	Vadesi gelmiş borçlarını ödeyememe, iflas sürecine başlamış olma, kredi verenlerle borçların bir kısmının silinmesi konusunda anlaşma

Deakin	Başarısızlık	İflas etmiş ya da alacaklıların isteği üzerine tasfiye edilmiş işletme.
Edmister	Başarısızlık	Hem Beaver hem de Blum'un tanımları kullanılmıştır.
Elam	İflas	İflas yasasına göre iflas etmiş sayılan işletmeler
Taffler	Başarısızlık	Tasfiye, alacaklıların isteği üzerine tasfiye ve mahkeme kararıyla faaliyetlerine son verme
Aktaş	Başarısızlık	Diğer yazarların kullandıkları tanımlara ek olarak üç yıl üst üste zarar etme, finansal kriz nedeniyle üretimi durdurma
McGurr	Başarısızlık	İflas yasasına göre iflas etmiş sayılan işletmeler
Tamari	İflas	Herhangi bir tanımlama getirilmemiştir.
Libby	Başarısızlık	Deakin'ın tanımlamasını kullanmıştır.
El Hennawy Morris	Başarısızlık	Firmaların tasfiye edilmesi
Taffler	Başarısızlık	Başarısızlıkta tasfiye, alacaklıların isteği üzerine tasfiye ve mahkeme kararı ile faaliyetlerine son verilme
Meyer-Pifer	İflas	İflas yasasına göre iflas etmiş firmalar
Sinkey	Başarısızlık	Federal Mevduat Sigorta Kurumu tarafından tanımlanan problemlili bankalar
Weibel	Başarısızlık	Borçlarını ödeyemez duruma düşme
Keskin	Başarısızlık	İflas, üç yıl üst üste zarar etmiş olmak, IMKB'de işlem sırasının kapatılması, IMKB'de kottan çıkarılma.
Yıldız	Başarısızlık	İflas, sermayenin yarısının kaybı, aktif tutarın % 10'unun kaybı, üç yıl üst üste zarar etme, borç ödeme zorluğu içine düşme, üretimi durdurma, borçların aktifi aşması.
Ağaoğlu	Başarısızlık	Faaliyet gösteren tüm bankalar
Göktan	Başarısızlık	İflas etmiş işletmeler
Şen	İflas	TMSF'ye devredilen bankalar
Torun	Başarısızlık	İflas etmiş olmak, borsada işlem sırası kapanmış olmak, faaliyetlerini durdurmuş olmak, üst üste iki ya da daha fazla yıl zarar etmiş olmak.
Canbaş Çubuk - Kılıç	Başarısızlık	TMSF'ye devredilmiş bankalar

11. Finansal Başarısızlığın Belirtileri ve Nedenleri

Firmaların başarısızlıklarını önceden tahmin edebilmek için, finansal performans göstergeleri incelenir. Bu göstergeler başarı ya da başarısızlığın belirtilerini taşır. Finansal başarısızlık modellerinin amacı, firma performansının gösterdiği başarı ya da başarısızlığı açıklamak değil, performans göstergelerine bakarak önceden tahminde bulunmaktır. Bunun için de firmaların çeşitli açılardan performanslarını ölçen oranlar kullanılır. Bu oranlar incelenerek, muhtemel başarısızlığın sinyalleri alınabilir.

Bir firma, başarısızlığa doğru giderken bu konuda bazı sinyaller ve uyarı işaretleri verir. Firmaların finansal durumunun bozulmaya yüz tuttuğu konusundaki göstergeler şunlardır (AKGÜÇ, 1994, s.917):

- Firmaların oranlarındaki olumsuz gelişmeler ve kötüye doğru gidiş,
- Firma, anonim şirket statüsünde ise hisse senetlerinin fiyatlarında devamlı ve hızlı düşüş,
- Firmaların bankalardaki kredi limitlerini en yüksek düzeye kadar kullanması ve kredilerdeki hareketsizlik, bankalardaki mevduatın en düşük düzeye inmesi ve bu durumun uzun süre devam etmesi,
- Ödemelerde gecikmeler.

Finansal başarısızlıkları öngörmede çeşitli modeller kullanılır. Kullanılan modellerde bulgular finansal tablolardan elde edilir ve değerlendirilir. Böylece işletme ile ilgili taraflar, finansal başarısızlığın ortaya çıkış süreci hakkında gerçekçi bilgiler elde etme olanağını bulmaktadırlar. Finansal başarısızlığın nedenlerinin bilinmesi, modellerin anlaşılması ve değerlendirilmesi açısından önemlidir.

Firmalarda finansal başarısızlıklar birçok nedenin sonucu olarak ortaya çıkmaktadır. Bu nedenler genel olarak işletme içinden ve işletme dışından kaynaklanan nedenler olarak açıklanmaktadır.

110. İşletmenin Başarısızlığında İçsel Nedenler

İşletmeleri başarısızlığa iten, işletmenin kontrolü altındaki işletme içi faktörler genel hatlarıyla şöyle ifade edilebilir:

1) Kötü Yönetim

Bir firmanın başarısızlığa uğramasına, finansal yapının zayıflamasına yol açan etmenlerin başında yönetim hataları gelmektedir. Firma yöneticilerinin, bir yöneticide bulunması gerekli yetenek ve niteliklerinden yoksun oluşları firmaların varlığını tehlikeye düşürmektedir. Firmaları başarısızlığa götüren yönetim hataları arasında; satış, üretim ve finans bölümleri arasında gerekli eşgüdümün sağlanamaması, yeni ürünler geliştirilememesi, yönetim faaliyetlerinde eşgüdüm yetersizliği, müşteriler hakkında yeterli bilgi toplamadan kredili satış hacminin genişletilmesi ve yeni pazarlar bulunmasına gereken önemin verilmeyişi gibi unsurlar sayılabilir (AKGÜÇ, 1994, s.916–917).

Yönetim hatalarıyla ilgili olarak Anderson ve Fraser 2000 yılında bankalarla ilgili yaptıkları çalışmada yönetici durumunda olan ortakların işletmelerin finansal sıkıntıya düşmesine muhtemel etkisini araştırmışlardır. Araştırma sonucunda bankaların risk alma düzeyinin, yönetici durumunda olan ortak sayısıyla bağlantılı olduğunu, bunun da bankaları finansal sıkıntıya düşürmede olumsuz bir etken olarak ortaya çıktığını tespit etmişlerdir (ANDERSON-FRASER, 2000, p.1397).

Firmaların başarısızlık nedeni olarak gösterilen kötü yönetimle ilgili olarak yapılan çalışmada; yönetimin beceri derecesinin düşüklüğü %90 gibi bir oranla birinci sırada yer almaktadır. Beceri derecesinin alt boyutu olarak, yöneticilerin ileriye görememesi %44 ile ilk sırada, yöneticilerin tecrübenin işletme yapısına uygun olmaması %22 ile ikinci sırada, yöneticilerin yönetim konusundaki tecrübesizlikleri %14 ile üçüncü sırada, yöneticilerin mesleki bilgilerinin yetersizliği %11 ile dördüncü sırada yer almıştır (AĞAOĞLU, 2000, s.2).

2) Çevredeki Değişime Karşı Yetersizlik

Çevre analizi, krizleri sezme yöntemlerinin başında gelir. Çevre analizinde ilk akla gelen dar çevreden uzak çevreye doğru bir analiz sistemi oluşturulmasıdır. Ülke sınırı dâhilindeki çevre analizlerinde talep düşüşleri, ekonomideki durgunluklar işletmeleri kısa sürede etkiler. Bu gibi analizlerden sonra dünyada meydana gelen ekonomik, sosyal ve siyasal gelişmelerin etkisinin neler olacağını belirlenmesine çalışılır.

İşletmeler çevre analizi yaparak birçok tehlikelere karşı kendilerini koruyabilirler. İşletme ile çevre arasındaki ilişki iki ana noktada odaklaşmaktadır. Bunlardan birincisi çevre şartları, ikincisi işletmenin kabiliyet ve kapasitesidir. Stratejik yönetimin temel amacı, işletmenin mali kaynak ve kabiliyetleri ile çevre şartları arasında uygunluk sağlayarak işletmeyi başarıya ulaştırmaktır. İşletmelerin amaçlarını gerçekleştirmesi ve gerekli planların hazırlanması, bu uyum sürecine bağlıdır. Çevre şartlarının sürekli değişmesiyle ya fırsatlar oluşturmakta ya da tehditler oluşmaktadır. Çevre değişim analizinin bu etkisiyle beraber, işletmelerin sahip olduğu kaynak ve kabiliyetlere bağlı olarak üstün ve zayıf olduğu yönlerini de ortaya koyması açısından önemlidir (MEGGINSON-MASLEY-PIETRI, 1989, p.139).

3) İşletmenin Mali Yapısı

İşletme faaliyetlerinin küreselleşen dünya ekonomisinde, sağlıklı işlemesi hukuki uyum ve mali yapılarının kuvvetli olmasıyla doğru orantılıdır. İşletme faaliyet alanlarının büyümesi, büyük miktarlarda mali kaynağa ve daha fazla nakde gereksinim duymalarına neden olmaktadır. İşletmelerdeki nakit akışı düzensizliği, finansal yapının bozulmasının en önemli nedenlerinden birisidir. Bu düzensizlik işletmelerin kısa sürede kendisini kriz ortamında bulmasına neden olmaktadır. Kriz döneminin en önemli özelliği de, işletmenin nakit değerlere aşırı ihtiyaç duymasıdır. İşletmeleri başarısızlığa götüren finansal noktalar şöyle sıralanabilir (AKGÜÇ, 1989, s.915–916):

- İşletme satışlarının yeterli düzeyde gerçekleşmemesi,
- İşletme faaliyetlerine göre giderlerinin çok yüksek düzeyde olması,
- İyi bir tahsilât politikasının izlenememesi,

- Duran varlıklara aşırı yatırıma rağmen, üretim ve satışların arttırılamaması,
- Aşırı düzeyde borçlanma ve özellikle kısa vadeli borçlanmanın sürekli cari değerlerden daha fazla artması.

4) İşletmenin Örgüt Yapısı

Örgütsel yapı, işletmede görevlerin birbirinden ayrı olarak ancak koordineli biçimde gerçekleşmesine yardımcı olan ilişkiler bütünü olarak tanımlanır. Bu tanımdan hareketle örgütsel yapı kavramından bir örgütü oluşturan alt sistemler arasındaki ilişkiler anlaşılmalıdır. Tüm işletmelerin kültürleri gereği, farklı da olsa yönetsel ve örgütsel yapıları vardır. Bu yapılarda yöneticilerin ve çalışanların yetki ve sorumlulukları, haberleşme ilkeleri, liderlik davranışları, yetki devri, uzmanlaşma düzeyi, yönetim alanı gibi unsurlar farklılaşabilir.

Krizler işletmelerin örgüt yapısı üzerinde genel olarak örgüt içi iletişimin bozulması, örgütsel değişim eğiliminin azalması, yetki ve sorumluluklarda karmaşa, yetkinin merkezileşmesi, koordinasyon yetersizliği, karar sürecinin bozulması gibi etkiler meydana getirmektedir (ÖZDEVECİOĞLU, 2002, s.99).

111. İşletmenin Başarısızlığında Dışsal Nedenler

İşletmeleri başarısızlığa sürükleyen nedenler arasında, örgüt içi faktörlerin yanı sıra örgüt dışı faktörler de bulunmaktadır. Bu faktörlerin başında temel girdilerde meydana gelen darlıklar veya büyük fiyat değişiklikleri gelmektedir. Bunlar da maliyetlerdeki artış, personel sayısının azaltılması, sosyal imkânların kısıtlanması, çıkarılan personel görevlerinin mevcut personele yüklenmesi gibi bir dizi olumsuz tedbirleri beraberinde getirmektedir.

İşletme dışı etmenler, işletme yönetiminin kontrolü dışında olup, işletmeyi dışardan kaynaklanan nedenlerle etkilemektedir. İşletme dışı etmenlerin temel özelliği, bunların alınacak etkili tedbirlerle önlenemez olmasına rağmen, tamamen ortadan kaldırmanın mümkün olmamasıdır.

İşletmelerde başarısızlığa neden olan dışsal faktörleri şöyle sıralanabilir:

1) Sosyo-Ekonomik Gelişmeler

Dünyada yaşanan teknolojik ve ekonomik gelişmeler, yaşanan değişimler, ulusları ve sosyo-ekonomik yapıları birbirine yaklaştırmıştır. Dünyada yaşanan global ekonomik eğilimler rekabet ortamını uluslararası boyuta taşımıştır. Küreselleşme eğilimlerinin yoğunlaşması ve genişleyen çevre ile işletme üzerinde doğurduğu yeni sorunlar nedeniyle ulusların ortak ekonomik işbirliği içinde olmaları veya bu yönde yakınlaşmaları, işletmelerin de bu yönde birleşme ve ortak yatırımlara girişmelerinde büyük ölçüde etkili olmaktadır. Bu etkinlik özellikle, ithalat, ihracat, dış yatırımlar, dış mali kaynaklar ve bunların etkilediği karlar, kredi faizleri, alım-satım maliyetleri ile işgücünün arz ve talebini etkilemektedir (EREN, 1997, s.111).

Bir ülkede, başarısız işletmelerin sayısının çok olması, ciddi refah kayıpları ve makroekonomik sorunlar yaratabilmektedir. Özellikle ülke için önemli sektörler, sektöre özgü veya ekonomiye özgü koşullardan olumsuz etkilendiğinde çok sayıda işletme tasfiye edilebilir. Bu durum, bankaların sermayesini aşındırarak bankacılık sistemini zayıflatabilir ve finansal krizleri tetikleyebilir. Çünkü başarısız işletmeler, kullanılabilir kredilerin azalmasına neden olarak, kaynakların daha değerli yatırım fırsatlarında kullanılmasını engeller. Bu durum kaynakların etkin olarak kullanılmamasına yol açar (HUNTER, ISACHENKOVA, 2003, p.4)

2) Hukuki ve Politik Çevre

İşletmeler bir hukuki yapıya sahip organizasyon olarak kurulurlar. Bu hukuki yapılarıyla, ekonomik faaliyette bulunduğu ülkenin veya bütünleşik ekonomik işletmelerin (AB, EFTA, NAFTA, vb.) hukuki yapılarına uymak zorundadırlar. Politik olarak gelişmekte olan veya az gelişmiş ülkelerde birçok kararlarda ekonomiyi elinde tutan devlet tarafından hukuki sınırlar çizilir ve işletmeler bu çerçevede yönlendirilirler (AKTÜRK-GÜRAN, 1997, s.3-7). Hukuki ve politik çevre, işletmelerin yaşama ve gelişme yeteneğini en fazla etkileyen dış çevre faktörlerindedir. En başta devletin, işletmelerin faaliyetlerini sürdürdükleri alanlara yönelik düzenleyici yasal sınırlamalar getirmeleri veya yeni

uyulması zorunlu kanunlar koymasındır. Devlet bazen yabancı sermayeyi teşvik ederek veya birtakım sınırlamalar getirerek, politika olarak bazı sektörlerin yabancı sermaye teşvikiyle teknoloji transferini sağlama veya tekelleşmeyi önleme ve bazen de yerli sanayiye korumak amacıyla yasal düzenlemeler uygular (ERGİN, 1992, s.50). Özellikle az gelişmiş ve Türkiye gibi gelişmekte olan ülkelerde devletin ekonomi içindeki rolü büyüktür. Devlet bir yandan temel ticari hayata yönelik yasal düzenlemeleri yaparken bir yandan da sanayinin gelişmesi için destekleyici fonlarla veya kotalarla, yeni vergiler gibi değişik şekillerle işletme örgütünün gelişmesini etkisi altına almaktadır (ÜLGEN, 1989, s.144).

Türkiye’de devletin ekonomi içindeki rolüne örnek olarak 1983’te kurulan ve idaresi TCMB’ye verilen Tasarruf Mevduatı Sigorta Fonu gösterilebilir. Devlet bu fonla birlikte, tasarruf mevduatını sigorta etmenin yanı sıra, bankaların mali bünyelerini güçlendirme ve gerektiğinde yeniden yapılandırma faaliyetlerini düzenlemektedir. Fonun idaresi daha sonra 1999 yılında kurulan Bankacılık Düzenleme ve Denetleme Kurumuna devredilmiştir.

Ülke ekonomisinde kamu borçlanma ihtiyacını azaltmaya yönelik politikalar, bütün ekonomilerde birtakım sosyal ve politik maliyetleri beraberinde getirir. Bu gibi kararlar piyasanın daralmasına, tüketici taleplerinin azalmasına neden olmaktadır. Hükümetlerin, özellikle ekonomi politikalarındaki ani değişiklikleri veya belli sektörlerle ağırlık vererek bazı sektörlerden desteğini çekmesi işletmeleri derinden etkilemektedir.

Hükümetin para politikasına fazla müdahaleci eğilim göstermesi, devalüasyon gibi ekonomiyi sarsıcı kararları, kurları yükseltmesi çoğunlukla ithal edilen yatırım mallarının daha pahalıyla mal olmasına neden olduğu için işletmelerin yatırım eğilimlerini azaltmaktadır. İthalat ve ihracat rejimlerinde desteğe ihtiyaç duyan sektörlerin gerekli desteği görmemeleri, işletmeleri bu nedenle mallarını dış piyasada pazarlama imkânlarını kısıtlaması işletmeleri olumsuz etkilemektedir.

Ayrıca, Merkez Bankası’nın faiz hadlerine direkt veya endirekt yollarla müdahalesi sonucu kredi maliyetlerinin yükselmesi veya ekonomideki paranın faizlere yönelmesi sebebiyle ticaret hacminin düşmesi ve işletmelerin kredi imkânlarının kısıtlanması işletmeleri olumsuz yönde etkilemektedir.

3) Rekabet

Gittikçe daha dinamik hale gelen ve zaman faktörünün giderek önem kazandığı pazarlarda rekabet üstünlüğü elde ederek başarılı olmak isteyen işletmelerin başarısı çevrelerinde yaşanan değişimi kısa vadede algılayıp, bunu kendi bünyelerinde uyarlayabilme yeteneğine bağlıdır. Yoğun rekabet ortamında başarılı olmak işletmelerin üretim maliyetlerini düşürmelerine, kaliteyi yükseltmelerine ve müşterilerinin beklentilerinin üzerine çıkmak için gerekli önlemleri alıp almadıklarına bağlıdır.

Geçtiğimiz yüzyılda, işletmelerin içinde faaliyet gösterdiği çevre ve koşullar, önemli ölçüde değişmiştir; öyle ki işletmeler küresel bir ekonomide faaliyet göstermeye başlamışlar ve rekabet çok daha güçlü bir hal almıştır. Bazı ülkelerde, iflas oranları anormal şekilde yükselmiş ve pek çok işletme başarısızlığa karşı daha kırılğan hale gelmiştir (ANDREV, 2006, p.2-3)

4) Teknolojik Gelişmeler

Teknolojik gelişmeler sayesinde işletmeler, rakip ürünlerin ortaya çıkmasından etkilenirler. Teknolojik gelişmeler, az sermaye ve fazla teknik uzmanlaşma gerektirmeyen faaliyet alanlarında kolaylıkla yeni işletmelerin, rakiplerin ortaya çıkmasına neden olabilmektedir. Bu gibi durumlarda, teknolojik çevre analizleri gündemde tutulmalıdır. İşletme yönetimi, örgütün tümünde teknolojik gelişmelere karşı, değişim kararları olarak; piyasa şartlarına uyum sağlamayı bilecek esneklikte, tüm rakiplerin fiyatlarını bastırarak dinamiklikte, müşteri tatmini sağlayacak kalite ve nitelikte yönlendirmelerde bulunmalıdır.

İşletmelerin teknolojiye aşırı bağımlı olması, değişim hızı ve değişim yeteneğinin olmaması sonucu, teknolojik gelişmeler karşısında ikame malların kalite ve sayısı artıyorsa işletme içinde de kriz artık kendini göstermeye başlar. İşletmelerin teknolojik bakımdan rakiplerine göre daha üstün olabilmeleri için yeni piyasaya öncülük edecek stratejiler geliştirmeleri gerekmektedir.

5) Tabi Afetler ve Felaketler

Finansal başarısızlık, tek başına başarısızlığa neden olabilecek bir ortağın ölümü, yangın, dolandırıcılık, hırsızlık ve doğal afetler gibi olaylardan kaynaklanabilir (HOLLAND, 1998, p.2).

Tabi afet ve benzeri doğadan gelen gelişmeler işletmenin kontrolü dışında gelişen, önceden hiçbir uyarı ve işaretinin genellikle olmadığı durumlardır. İşletmenin kontrol edemediği yangın, sel, deprem gibi felaketler işletmeyi krize sürükleyen nedenlerdendir. Ani krizler işletmeyi plansız bir değişime zorlamaktadır. Plansız değişim, krizin beklenmeyen boyutunun sonucu olarak ortaya çıkar. Dış çevrede meydana gelen ani ve beklenmeyen değişiklikler, işletmeyi mevcut tecrübelerinin dışına çıkmasına zorlar. En önemli belirtisi olarak da işletmenin, rasyonel ve etkili cevaplar planlayacak kadar zamanının olmamasıdır (DURMUŞ, 2000, s.24).

İşletmeler kendilerine kaynak sağlayan ve sınırları belirleyen çevresi ile birlikte yaşamaktadırlar. Eğer işletmelerin krizden ve felaketten etkilenmemeleri isteniyorsa, sürekli değişim gösteren çevresel şartlara uymaları gerekmektedir. Çevresel değişikliklere ayak uydurmamak, işletmenin başarısızlık nedenlerinden biridir. Ancak felaket olarak karşımıza çıkan olaylar, işletmelerin çevresel şartlara uyum sağlamasına bağlı olmaksızın işletmelerin faaliyetlerini belli oranda etkilemektedir. (DOĞAN-TANÇ-GÜNGÖR TANÇ, 2004, s.296).

Deprem, su baskını, yangın gibi felaketler sonrasında yaşanan durum, işletmeye dışarıdan bakıldığında etki açısından kriz niteliğindedir. Deprem ve su baskını önceden bilmek günümüz koşullarında mümkün olarak görülse de işletmelerin böyle bir felaketten sonra hazır olmaları beklenmektedir. Küçük boyutlu örgütsel sorunlar, grevler, işten ayrılmalar, kötü niyetli personel, dış faktörler (deprem, su baskını, yangın gibi) doğal afetler ve terörist saldırılar kriz olarak tanımlanmaktadır. İşletme faaliyetlerini olumsuz yönde etkileyen ve felaket olarak nitelendirilen olaylar, esas itibarıyla işletmelerde krize neden olmakta ve bu yüzden kriz kapsamında değerlendirilmektedir. Ortaya çıkacak olası felaketlere karşı tedbirli olmak, işletmelerde yaşanabilecek kriz etkilerini azaltmaktadır.

İşletmenin üretiminin devam etmesi, faaliyetlerini aksatmadan sürdürebilmesi yapması gereken en önemli çalışma felaketten kurtarma planı hazırlamasıdır.

Tabi afetler nedeniyle başarısızlığa uğrayan işletmelere örnek olarak Türkiye’de meydana gelen 1999 depremi sonuçları gösterilebilir. Tablo 2’de hangi firmaların bu depremden ne şekilde etkilendikleri belirtilmektedir.

Tablo: 2
Türkiye’de 1999 Depreminin Firmalar Üzerindeki Etkileri

SEKTÖR	FİRMA	UĞRANILAN ZARAR
Gıda Sanayi	Adapazarı Şeker Fabrikası	- Ana fabrika, yardımcı tesis ve sosyal tesislerde, - Pancar bölge şefliklerinde hasar
Gıda Sanayi	Zeytinolu Yem Sanayi AŞ	- Fabrika yıkılmıştır
Gıda Sanayi	Adapazarı Maraşlıoğlu Yağ Fabrikası	- Hasar
Gıda Sanayi	Kalyoncu Un Fabrikası	- Büyük zarar
Dokuma ve Giyim Sanayi	Kordsa Tesisleri	- Hasar, - Üretimde aksamalar
Kağıt Sanayi	SEKA Kartonsan İpek Kağıt	- Depremden etkilenmiştir
Deri ve Deri Mamülleri Sanayi	İstanbul-Tuzla Organize Deri Sanayi Bölgesinde 69 tesis	- Hasar
Kimya Sanayi	İstanbul ve Bolu’da 245 eczane	- Çalışmaz durumda
Plastik Sanayi	Kuruluşların önemli bir bölümü	- Bir kısmı tamamen yıkılmış - Bir kısmı kısmen zarar görmüş
Petrokimya Sanayi	PETKİM Yarımca Kompleksi	- Tesiste üretim 5-6 ay durmuştur
Petrokimya Sanayi	AKSA Yalova Tesisleri	- Üretim kısa bir süre durmuştur
Petrol Ürünleri Sanayi	TÜPRAŞ’ın İzmit Rafinerisi’nde	- 2000 yılına kadar üretime ara verilmiştir

Gübre Sanayi	İGDAŞ	- İşletme binası çökmüş - 96 lojman kullanılmaz hale gelmiş - Üre sektörü beton temelinde kopma tespit edilmiş
Cam Sanayi	Çayırova Şişe Fabrikası	- Ekim ayına kadar üretim durdurulmuş
Demir ve Çelik Sanayi	Asil Çelik Sanayi TAŞ'ye ait Bursa-Orhangazi'deki tesislerde	- Üretime ara verilmesi nedeniyle Yaklaşık 5 milyon dolarlık kayıp
Madeni Eşya-Elektiriksiz Makineler İmalat Sanayi	Standart İstif Makineleri Sanayi AŞ	- Binanın bir kısmında çökme - Üretimde 3-4 hafta aksama
Madeni Eşya-Elektiriksiz Makineler İmalat Sanayi	MKEK'in İzmit-Seğmen'deki Hurda Şantiyesi gemi sökümü yeri	- İskelede çökme
Karayolu Taşıtları İmalat Sanayi	Otomativ ana sanayi firmaların 13 adedi ve yan sanayi firmalarının 800 adedi	- Depremden etkilenmiş
Karayolu Taşıtları İmalat Sanayi	Sakarya'da bulunan OTOKAR, OTOYOL, TOYOTOSA ve Kocaeli'deki HYUNDAI ASSAN	- Makine ve techizatta önemli hasar
Demiryolu Taşıtları İmalat Sanayi	TÜVASAŞ	- Büyük hasar

KAYNAK: DPT, 1999 raporu, Depremin Ekonomik ve Sosyal Etkileri: Muhtemel Finans İhtiyacı Kısa-Orta-Uzun Vadede Alınabilecek Tedbirler.

Diğer yandan, doğal rezervlerin tükenmesi de işletmelerin yaşamına mecburen son verme nedenlerinden biri olabilir. Mermer, taşocağı, bakır, krom vb. doğal kaynakları işleten işletmeler, bağımlı oldukları ocaklardaki rezervlerin tükenmesiyle taşınmak veya kapanmakla karşı karşıya kalabilirler.

Doğal kaynaklara dayalı faaliyet yürüten işletmeler bağlı buldukları rezervlerin tespitini önceden yapmak zorundadırlar. Yeterli rezervlere sahip olmayan işletmeler erken dönemde iflasla veya taşınmakla karşı karşıya kalırken, yeterli rezervlere sahip fakat bu

rezervlerin uzağında kurulan işletmeler de pahalı üretim yapmak zorunda kalacaktır. Zira rezervlerin uzaklığından kaynaklanan nakliye maliyeti işletmeyi olumsuz yönde etkileyecektir. Bu tür işletmeler ucuz işçilikle veya gelişmiş teknoloji kullanımı ile benzer işletmelerle aradaki maliyet farkını gidermeye çalışsa dahi diğer işletmelerde aynı kriterleri kullandıklarında maliyet farkının giderilmesi kolay olmayacaktır.

Yukarıda ifade edilen hususlara örnek vermek gerekirse, 1996 yılında Avrupa birliği ülkelerinden; Fransa'da 59.900, İngiltere'de 42.900, Almanya'da 31.000, İtalya'da 15.600, İsveç'te 12.200, Belçika'da 7.400, Hollanda'da 5.600, Finlandiya'da 4.900, Norveç'te 3.800, Danimarka'da 1.900, Yunanistan'da 1.500, İspanya'da 1.100, Türkiye'de 631 şirket iflas etmiştir (DEMİR, 2007, www.dtm.gov.tr, s.3).

12. Finansal Başarısızlığı Öngörmenin Önemi

Finansal başarısızlığın tahmin edilmesi, gerek gelecekte başarısız olacağı tahmin edilen işletmelerde koruyucu ve düzeltici önlemler alabilmek, gerekse kötü performans gösteren işletmeleri tespit edebilmek açısından son derece önemlidir. İşletmenin başarısı, işletme ile ilgili grupları yakından ilgilendirmektedir. Finansal açıdan sorun yaşayan bir işletmenin piyasa değerinin büyük ölçüde azaldığını gösteren pek çok kanıt bulunmaktadır. Söz konusu durum, işletme ile ilgili grupların her birini ciddi şekilde etkileyebilmektedir. Bu nedenle, işletme başarısızlığının toplam maliyeti sanıldığından çok daha büyük olabilmektedir (BRABAZON ve diğerleri, 2002, p.1011).

Son yıllarda sayıları artan batık işletmeler, bankaların donuk kredileri, uygulanan işletme kurtarma yöntemlerinin ekonomiler üzerindeki olumsuz etkileri gibi nedenlerden dolayı işletmelerin gelecekteki finansal başarısını önceden belirleyebilecek modellerin geliştirilmesi gittikçe önem kazanmaktadır. İleriye dönük yaklaşımla hazırlanacak göstergeler sayesinde gelecekte ortaya çıkabilecek sorunları ve bu sorunların çözümüne yardımcı olabilecek etmenleri ortaya çıkarabilecek bir araç olmalarından dolayı, finansal başarısızlığı öngören çalışmalar yararlı olacaktır. Böylece işletmelerin gelecekteki finansal durumları hakkında daha tutarlı tahminler yürütmek ve istenilen hedeflere ulaşabilmek için gerekli önlemleri zamanında almak mümkün olabilir.

Finansal başarısızlığın tahmin edilmesinin önemi, bu tahminden yarar sağlayanlar açısından incelenebilir. Bunları yedi ana başlık altında toplamak mümkündür:

- Yöneticiler
- Yatırımcılar
- Kredi Kurumları
- Mali Analist ve Dış Denetçi
- Düzenleyici Kuruluşlar
- Devlet
- İş ve işçi Kuruluşları

120. Yöneticiler Açısından Önemi

Erken uyarı sisteminin geliştirilmesi ve uygulanması, özellikle finansal başarısızlığı önleme konumunda olan yöneticilere oldukça önemli bilgi sağlamaktadır. Çünkü finansal başarısızlık maliyettir. Erken uyarı modelleri ile bir başarısızlığın sinyalleri önceden gözlemlenirse, önlem olarak birleşme ya da yeniden yapılanma yönünde kararlar alınabilir (FOSTER, 1986, p.89)

Piyasa eksikliklerinin ve asimetric bilginin etkileri üzerinde yapılan çalışmalar da finansal başarısızlık tahmininin önemini ortaya koymaktadır. İşletmelerin ve onların projelerinin risk değerlemesi hayati öneme sahiptir. Üstelik başarısızlık tahmin modellerinin kullanılması, fon tedarikçileri ve işletme yönetimi arasında bulunan bilgi asimetrisini de azaltabilmektedir (ANDREV, 2006, p.2).

Bütün işletmeler diğer birçok amacının yanında kar elde etmek amacıyla kurulup, bu amaç doğrultusunda işletilirler. Bütün bu amaçlara ise etkili finansal yönetimle ulaşabilirler. Finans yöneticileri, bu süreç doğrultusunda işletmenin durumunu objektif olarak değerlendirmeli, işletmeye ait verileri gerek geçmiş veriler, gerekse sektör ortalamaları ile karşılaştırmalı ve buna bağlı olarak performans değerlendirmesi yapmalıdır. İşte bu değerlendirmeler finansal başarısızlığı tahmin çalışmaları sırasında yapılacak tek veya çok değişkenli istatistiksel çalışmalarla yapılabilir. Bu çalışmalar

sırasında işletmenin güçlü ya da zayıf yönleri ortaya çıkarılır, yönetim politikaları gözden geçirilir, varsa aksaklıkların düzeltilmesi sağlanır (TEZCAN, 2002, s.60).

Başarılı şekilde büyümek isteyen her işletme, mevcut durumunu dönemsel olarak nesnel bir şekilde gözden geçirmek durumundadır. Bu gözden geçirme sonucunda, işletmenin önemli denebilecek, kuvvetli ve zayıf yönleri saptanabilir. Bu değerlendirme mevcut yönetim politikalarında değişiklik yapıp yapılmaması konusunda yöneticilere yardımcı olacaktır. Doğru, tutarlı, sürekli aralıklarla kullanılması durumunda, ileride ortaya çıkabilecek sorunların önceden bilinmesini ve gerekli önlemlerin alınmasını mümkün kılabilen bir erken uyarı sistemi yönetim için çok önemlidir (GÖKTAN, 1981, s.17).

Finansal başarısızlığı öngören bir model uygulayan işletmeler, herhangi bir uyarı sinyalini önceden almaları durumunda, eğer başarısızlığı önlemek için hiçbir şeyin yapılamayacağını saptamışlarsa, bu durumda birleşme için uygun zamana dikkat edebilirler, çünkü bu durumda işletme henüz pazarlık gücüne sahipken gerekli önlemler alınır. Bir işletme iflas durumuna ne kadar yakınsa piyasa değeri ve kredi bulma olasılığı o derece azalır. Aynı zamanda güçlü işletmeler de finansal durumu zayıf işletmeleri belirleyerek onları kendi hesaplamaları doğrultusunda satın alma veya onlarla birleşme yoluna gidebilirler (ALTMAN, 1988, p.110–112).

Büyümek isteyen işletmeler, tahmin modelleriyle, iflas etmesi muhtemel işletmeleri saptayabilirler. Daha sonra bu işletmelerin ortaklarıyla yapılan pazarlıkta, işletmelerin durumu konusunda pazarlıkta üstünlük sağlayabilecek veriye sahip olduklarından bu işletmeleri ucuza satın alma olanağına sahip olabilirler (ALTMAN, 1988, p.117).

Yapılan bir araştırmaya göre satın alınmaya aday işletmeler çok boyutlu analiz yöntemleriyle belirlenebilmektedir. Araştırmada 92 satın alınmış işletme ile 92 sağlıklı işletme eşleştirilmiş ve çok boyutlu analiz yapılarak modelin tahmin gücü %68,5 çıkmıştır. Model daha sonra ikinci bir örnek üzerinde test edilmiş ve bu defa modelin tahmin gücü %74,3'e çıkmıştır. Böylece, çalışma sonuçları umut verici olarak yorumlanmıştır (BARNES, 1990, p.78–85).

121. Yatırımcılar Açısından Önemi

Finansal başarısızlığın herhangi bir modelle önceden saptanması özel ve tüzel kişilerin yatırım kararlarında büyük kolaylıklar sağlayacaktır. Böylece yatırımcıların hiç geri dönmeyeceği belirlenen alanlara boşuna yatırım yapmaları engellenerek, kaynakların israf edilmesi de önlenmiş olacaktır.

Özellikle sermaye piyasasında hisse senedi ve tahviller yoluyla işletmelere yatırım yapan yatırımcıların, işletmelerin gelecekteki finansal başarısızlık riskini önceden görmeleri onlara değişik yatırım stratejileri geliştirmelerinde oldukça önemlidir. Finansal başarısızlık ile hisse senetleri fiyatları arasındaki yakın ilişki birçok araştırmada saptanmıştır. Örneğin gelecekte herhangi bir finansal başarısızlık yaşamayacağı tahmin edilen, ancak bir finansal zorluk döneminden geçen işletmelere ait hisse senetlerinin, fiyatların düşüş yaptığı dönemde alınabilir ve finansal zorluğu aştıktan sonra yüksek fiyattan satarak, yüksek oranda kar sağlanabilir.

Başarısızlığı öngören bir modelden yararlanan yatırımcı, işletmenin ileride başarısız olacağı yönünde bir sinyal almışsa, bu kuruluşun hisse senedini zarar gerçekleşmeden portföyünden çıkartabilir. Eğer işletmenin başarısızlığı tahmin edildiği halde bu durumun düzeltilmesi mümkün görünmüyorsa, finansal bakımdan kuvvetli başka bir işletmeyle birleşme yoluna gidilebilir. Böylece, yatırımcıların da çıkarları korunmuş olacaktır.

Çok boyutlu analizin yatırımcıya sağladığı diğer fayda ise “derecelendirme” işlemlerindedir. Son dönemde sermaye piyasalarındaki gelişmelere bağlı olarak gündeme gelen bu konudaki amaç; yatırımcıyı sermaye piyasasındaki menkul kıymetler hakkında bilgilendirmektir. Derecelendirme ile sermaye piyasasına olan güven artırılarak, bu piyasanın işleyişi sağlıklı bir yapıya kavuşturulabilir. (ALTMAN, 1983, p.265–270).

Derecelendirme şirketlerinin yapmış oldukları çalışmalar incelendiğinde Türkiye’de SPK’nın izniyle faaliyet gösteren kuruluşlardan biri olan TCR (Turkish Credit Rating) Kurumsal Yönetim ve Kredi Derecelendirme Hizmetleri AŞ’nin metodolojisi şöyledir: Bir kurum için talep edilen derecelendirme hizmetinin sunulmasında; birkaç uzman analizcisinin bir araya gelerek yaptıkları ortak çalışmaların sonucunda elde ettikleri verileri

ve sonuçları komitede bulunan uzmanlara sunulur ve komitenin değerlendirmesi sonrasında ortak görüş olarak yayınlanmasına kadar birçok derecelendirme süreci takip edilir. En temel süreç, esas olarak birden fazla kredi denetçisi ve analizcisinin ekip çalışması yaparak ilgili kurumun, mesela, sektör trendleri ve riskleri, ticari riskler, işletme riskleri ve yönetim riski gibi kalitatif durum ve yönlerini değerlendirmeye tabi tutması ve ardından analiz sonucunu, kantitatif modellerden üretilmiş sayısal değerler ile kombine ederek komitenin karar toplantısına hazırlaması ve sunumudur. Son olarak, derecelendirme raporu Derecelendirme Komitesinin (rating committee) müzakerelerine tabi tutulur. Komite derecelendirme sonucunu onaylar ve nihai derecelendirme tamamlanmış olur.

Türkiye’de SPK’nın izniyle faaliyet gösteren derecelendirme kuruluşlardan birisi de JCR-Eurasia (Avrasya Derecelendirme Kuruluşu)dur. Bu kuruluşun firma derecelendirme metodolojisinde: Şirketlerin asgari 5 yıllık tarihsel faaliyetleri ve bu süreye tekabül eden finansal olan ve olmayan verileri, yapılacak analizin tabanını oluşturmaktadır. Bireysel ve küçük ölçekli firmalar için, ölçümlerin daha çok standart ve istatistiki temellere dayalı skora (scoring) yöntemi, büyük ölçekli kurumsal firmalar içinse risk rating yöntemleri ağırlık kazanmaktadır. Rating vadelerine (uzun, kısa) ve türlerine (Uluslararası döviz cinsinden rating, uluslararası yerel para cinsinden rating, ve ulusal yerel para cinsinden rating) göre birtakım çeşitleri olup tamamı JCR-Eurasia Rating tarafından sağlanmaktadır.

122. Kredi Kurumları Açısından Önemi

Yatırımcılar için finansal başarısızlık tahmin çalışmalarının önemi tartışılmaz boyutta olduğu kadar, kredi kurumları açısından da vazgeçilmez bir önemi vardır. Kredi kurumlarının kredi kararlarını duygusallıktan ziyade akılcı bir biçimde değerlendirmesi ekonomik yaşamın düzenli bir biçimde işleyişi için son derece önemlidir. Finansal başarısızlığa düşmesi muhtemel bir kuruluşa kredi verilmesi ülke kaynaklarının ve kredi kurumunun kaynaklarının etkin kullanılmadığı sonucunu doğuracaktır. Aynı zamanda başarılı bir kuruluşu, başarısız olması muhtemel gibi değerlendirmek de benzer bir hata olarak kabul edilmektedir (KESKİN, 2002, s.13).

Kredi verenler açısından kredinin geri dönüp dönmeyeceği oldukça önemlidir. Kredi veren kurumlar, özellikle de bankalar, yeni bir kredi verecekleri zaman ya da mevcut bir kredinin vadesini uzatmadan önce, potansiyel müşterinin krediyi geri ödemede temerrüde düşme olasılığını tahmin etmeye çalışırlar (ATIYA, 2001, p.929). Bu nedenle finansal başarısızlık riskinin önceden bilinmesi kredi kurumları için kredi verdikleri işletmeleri seçmede büyük kolaylık sağlayacaktır.

Finansal başarısızlık tahmin modelleri, kredi verenler tarafından potansiyel problemlili kredilerden kaçınmanın yanı sıra başka amaçlarla da kullanılabilir. Örneğin, kredi alan işletmenin, kredi değerini yansıtacak şekilde uygulanacak faiz oranının hesaplanmasında ya da banka kredi portföyünün kredi riskini doğru olarak değerlendirmede de kullanılabilir. Kredi riskinin doğru olarak değerlendirilmesi, hedeflenen risk/getiri özelliklerini başarabilmek için bankaların gelecekteki kredi işlemlerini planlamasına da olanak tanımaktadır (ATIYA, 2001, p.929).

Ayrıca, kredi başvurularının değerlendirilmesinde, çok boyutlu analiz yöntemleri ile hesaplanan “Z” değerleri kullanılarak, maliyetler düşürülebilir. Mesela “Z” değeri çok yüksek bulunan işletmelerin kredi başvurularının değerlendirilmesine ilişkin araştırmalara daha az zaman ve çaba harcayıp, “Z” değeri düşük olan işletmelerin durumu ise daha dikkatlice incelenebilir (GÖKTAN, 1981, s.16–17).

123. Mali Analist ve Dış Denetçiler Açısından Önemi

Finansal tabloların en önemli kullanıcılarından biri, mali analist ve dış denetçilerdir ve finansal başarısızlık tahmin çalışmalarının önemi onlar için fazladır. Çünkü genel bilgi düzeyi olarak yatırımcıların bilgilendirilmesi işlevinde önemli bir görevi yerine getirmektedirler. Ülkemizde büyük işletmelerin çoğunda dış denetim yeminli mali müşavirler tarafından yürütülmektedir.

Yapılacak finansal tahmin çalışmalarının başarısı finansal tablolardaki verilerin tutarlılığına ve güvenilirliğine bağlıdır. Geniş kullanıcı kitlesi bulunan finansal tabloların genel kabul görmüş ilkelere ve standartlara göre hazırlanması konusunda yeminli mali müşavirlere büyük görev düşmektedir. Finansal başarısızlığın tahmini sayesinde denetçiler,

işletmelerin finansal durumlarını daha iyi analiz edebileceklerdir. Böylelikle, müşteri işletme seçilirken denetçiler daha doğru sonuçlara ulaşabileceklerdir (ALTMAN, 1983, p.207–208).

Doğru ve güvenilir finansal başarısızlık tahmin modeli, dış denetçiye müşterisinin sorunlarını saptamada ve gerekli çözüm önerilerini getirmede nesnel değerlendirme yapma olasılığı sağlar. Müşteri-dış denetçi ilişkisi, bazen dış denetçiyi nesnel değerlendirme yapmaktan alıkoyabilir. Bu konu ile ilgili yapılan çalışmalarda bu görüşleri doğrulayıcı sonuçlar elde edilmiştir. Bu konudaki çalışmalardan birisinde, iflastan bir ve iki yıl öncesini tahmin etmedeki başarıları açısından Z modeli ile dış denetçinin görüşü üç ayrı dönemde kıyaslanmış ve Z modelinin daha başarılı olduğu bulunmuştur. Üç ayrı dönem (1970-1973; 1974-1978; 1978-1982) ve üç ayrı örnek hacmini (28, 37 ve 44) kapsayan bu üç bölümlü çalışmanın sonucu genelleştirildiğinde Z modelinin iflastan bir yıl öncesini %86.2 doğrulukta tahmin ettiği bulunurken, bu oranın dış denetçi için %48,1 olduğu saptanmıştır. İflastan iki yıl öncesi için ise bu oranlar sırasıyla %73.4 ve %9.3'tür. Bu bulgularla, çok boyutlu analizin başarısız işletmeleri saptama konusundaki önemi ortaya konulmaktadır (ALTMAN, 1974, p.50–57).

124. Düzenleyici Kuruluşlar Açısından Önemi

Bankalar, sigorta şirketleri gibi işletmeler büyük yatırımları gerektirdiğinden ve toplumun çok geniş kesimlerini ilgilendirdiklerinden bazı düzenleyici kuruluşlar tarafından izlenmekte ve gerekirse olumsuz gelişmeleri önleyici tedbirler, bu düzenleyici kuruluşlar tarafından alınmaktadır. Bu düzenleyici kuruluşlara, Sermaye Piyasası Kurulu, Bankacılık Düzenleme ve Denetleme Kurumu, Merkez Bankası, Tasarruf Mevduatı Sigorta Fonu örnek gösterilebilir. Finansal başarısızlığın tahmin edilmesi söz konusu düzenleyici kuruluşların izleme ve kontrol etkilerini artırıcı bir etki yapacağından finansal başarısızlığın tahmini bu tür kuruluşlar için de oldukça yararlı olacaktır. Bu nedenle düzenleyici işlevi olan kuruluşların, finansal başarısızlığın tahmininde kullanılacak modellere oldukça fazla gereksinimleri vardır. Bu tür modelleri kullanan düzenleyici kuruluşlar, finansal başarısızlığa uğrama olasılığına sahip kuruluşları kontrol altına alarak, toplumu geniş ölçüde etkileyecek olumsuz gelişmelerin önüne geçebilir (ERGİN,1999, s.23).

125. Devlet Açısından Önemi

Devlet, finansal tabloların önemli kullanıcılarından birisidir ve vergi alınması, denetim işlevi ve ekonomik politikaların belirlenmesi gibi konularda finansal tablolarla ilgilenmektedir. Devlet, ülke ekonomisinde ulusal gelir kaynağı olan işletmelerin yapısı ve gelecekteki durumlarıyla ilgilenmektedir. Finansal başarısızlığın tahmin edilmesiyle, ülke ekonomisini oluşturan işletmelerin geleceği hakkında bilgi sahibi olmak yararlı olacaktır.

Örneğin, devlet herhangi bir ekonomik kriz döneminde sıkı para politikası izlediğinde, bu politikadan hangi işletmelerin olumsuz şekilde etkileneceğini bilmek için finansal başarısızlık modellerinden yararlanılabilir. Hangi işletmelerin sıkı para politikasından etkileneceği bilindiğinde, devlet bu işletmelere yönelik çeşitli önlemler alabilir. Ayrıca, devletin gelecekte finansal başarısızlık sonucunda kaybedeceği vergi mükellefi sayısının da bu modeller kullanılarak tahmin edilmesi, toplam vergi tahsilâtının ulaşacağı rakamı belirlemede yararlı olacaktır (ERGİN, 1999, s.22).

Bir ülkede iflasların artması, ülke ekonomisinin kötüye gittiğinin en belirgin göstergelerinden biridir. Ülkenin kendi yöneticilerinin yanında yabancı ülkeler ve kredi kuruluşları da iflaslarla ilgili istatistikleri dikkatle izlemektedir. Finansal başarısızlıkta iflas son nokta olduğu için, iflastan önce meydana gelen ve iflasa gidişi gösteren eğilimlerin önceden saptanması önem taşımaktadır. Doğal olarak bu durum, sadece işletmeler için değil, ülke olarak yükümlülüklerin artmasına da neden olacaktır. Çünkü iflasın zincirleme etkisi söz konusudur. Finansal başarısızlığa uğrayan bir işletme, kendisine iştirakte bulunmuş olan veya kendisi ile iş ilişkisi içinde olan işletmeleri de iflasa sürükleyebilir.

126. İş ve İşçi Kuruluşları Açısından Önemi

Üretim öğelerinin başında yer alan emeğin varlığı, işletmede sermayenin varlığı ile önem kazanmaktadır. İşçilerin gelecekteki varlıkları, işletmenin gelecekteki varlığına bağlıdır. İşletmenin gelecekte yaşayacak olduğu sorunları, finansal tahmin çalışmalarıyla önceden öngörerek işçilerin ve onların bağlı bulunduğu kuruluşların da sürekliliği sağlanabilir, bu modeller gelecek garantisi gibi görülebilir.

Hizmet akdi ile işletmeye bağlı bulunan işçiler ve işçi temsilcileri finansal tabloları yorumlayarak ücret artışı isteminde bulunmaktadır. Ücret artışları dışında kader birliği içinde buldukları işletmelerin geleceği hakkında tahminde bulunabilmek aynı zamanda kendi gelecekleri açısından da çok büyük önem taşımaktadır. Gelecekte iflas edeceği şüphesi bulunan bir işletmede ücret artışlarından ziyade işletmenin ve dolayısıyla işin sürekliliğinin sağlanması için alınması gereken önlemlerin tartışılması işçi ve işçi kuruluşları açısından daha önemlidir (KESKİN, 2002, s.15).

13. Finansal Başarısızlığı Önleme Yolları

Başarısızlığa düşmüş bir işletmeyi bu durumdan kurtarmak veya durumunu iyileştirmek için her şeyden önce işletmenin başarısızlığa düşme nedenini tespit etmek gerekir. Alınacak önlem daha sonra gelir. Başarısız bir işletmenin başarısızlık nedeni araştırılırken işletmenin kendisinin, ilgili sektörün milli ve uluslararası ekonomideki gelişme ve trendlerin bu başarısızlıktaki payları ayrıntılı olarak incelenip ortaya konmalıdır. İşletmelerin başarısızlığa düşmesine neden olan faktörler böylece ayrıntılı bir analizle ortaya konulduktan sonra, olumsuz görülen etkiler bertaraf edildiğinde iyileşme başlayacaktır. Eğer işletmede iyileştirme mümkün olamıyorsa işletmenin tasfiyesi, devri veya satışı son çare olarak kullanılacaktır (TÜRKO, 1999, s.601).

Finansal yapısı bozulmuş, yükümlülüklerini yerine getirme gücü zayıflamış bir firma, mali durumunu güçlendirmek için Borçların vadesini uzatmak, Firmanın sermaye yapısının yeniden düzenlenmesi ve sermaye yapısının güçlendirilmesi, Firmanın yasal statüsünü değiştirmesi, Firmanın başka bir firmayla birleşmesi veya katılması ve borçların menkul kıymet haline dönüştürülmesi gibi çeşitli önlemlere başvurabilir. Bu önlemlerde amaç, firmayı tasfiye etmek değil, varlığını devam ettirmesini sağlamaktır (AKGÜÇ, 1994, s.917-924).

Başarısız işletmelerde başarısızlık nedenleri doğru tespit edilmelidir. Başarısızlık sermaye yetersizliğinden kaynaklanıyorsa, özkaynak artırımına veya başka bir işletme ile birleşmeye gidilmelidir. Şayet başarısızlık yönetimden kaynaklanıyorsa, yönetim yeniden yapılandırılmalıdır. Başarısızlık eleman yetersizliğinden kaynaklanıyorsa, yeni işçi

istihdamına, işçilerin yeteneksizliklerinden kaynaklanıyorsa, ya mevcut elemanlara beceri kazandırılmalı veya kalifiye eleman alımına gidilmelidir.

Başarısızlık bölgesel veya genel iç pazarın daralmasından kaynaklanıyorsa işletme dış pazar arayışına gitmelidir. Bunun için de işletmenin kullandığı teknolojinin, ürün kalitesinin, personel istihdamının yeterli olması ve girdi maliyetlerinin de ucuz olması gerekir. (DEMİR, www.dtm.gov.tr).

Finansal güçlüğü düşen işletmeler sermaye yapılarını ya da daha kapsamlı olarak finansal yapılarını yeniden düzenlerler. Düzenleme, rekapitulizasyon ve reorganizasyon olarak iki genel başlık altında incelenebilir. Rekapitulizasyon, sermaye yapısının işletme ve ilgililer tarafından gönüllü olarak yenilenmesini, reorganizasyon ise finansal yapıda yapılacak zorunlu düzenlemeyi ifade eder (GÖNENLİ, 1988, s.601).

130. Yeniden Yapılandırma (Reorganizasyon)

Yeniden yapılanma, kurumların ve firmaların değişen koşullara uyum için yeniden örgütlenmelerini tanımlayan bir terimdir. Günümüzde küçük bir işyerinden, devlete kadar her kurumun ve yapının yenilenmesi şarttır. Örgütsel yapısını, dizayn, üretim ve pazarlama süreçlerini değişen koşullara göre yeniden tanımlayan ve değiştiren şirketler pazar payını koruyup, büyütebilir. Yeniden yapılanmayanlar ise pazar paylarını kaybederler.

Yeniden yapılanma, iflas etme durumuna gelmiş bir işletmenin alabileceği iki karardan biri olup, son çare olan tasfiyeden önce girilen süreci ifade etmektedir. Yani, bir borcun ödenmemesi sebebi ile işletmenin tekrar örgütlenerek yaşamını devam ettirmesi olarak da ifade edilebilir.

Eğer bir işletmenin faaliyet halindeki ekonomik değeri, tasfiye değerinden daha büyük ise işletme reorganizasyon sürecine girmelidir. Reorganizasyonda amaç, işletmenin sermaye yapısını değiştirmek suretiyle faaliyetlerin devam etmesini sağlamaktır. Gerçekte işletme yöneticilerinin büyük çoğunluğu işletmelerini korumak için tasfiyeden önce reorganizasyon sürecine girme eğilimindedirler (TEZCAN, 2002, s.25).

Reorganizasyon işletmenin kendi isteğiyle veya alacaklıların isteğiyle, ya da hukuki yollarla veya hukuki yollara başvurmadan gerçekleşebilir. Reorganizasyon sürecinin bu yollardan hangisiyle sürdürüleceği, işletmenin durumuna, alacaklılar ile olan ilişkilerine bağlıdır. Reorganizasyon sürecinde dikkate alınması gereken önemli noktalar vardır. Bunlar şunlardır (TEZCAN, 2002, s.25) :

- İşletme ödemesi gereken tarihte ödeme yapmadığı ve pasif değerleri, aktif değerleri aştığı için iflas etmiştir. Bundan dolayı işletmenin yükümlülüklerinin yapısında ya da miktarında bazı değişiklikler yapılmalıdır. Bu işlemler, sabit ödemelerin azaltılması ya da kısa dönemli borcun, uzun dönemli borca çevrilmesi olarak tarif edilebilir.
- Çalışma sermayesi ya da iyileştirme çalışmaları için yeni sermaye oluşturmak gerekmektedir.
- İçinde bulunulan zor durumu yaratan, yönetimden ve faaliyetlerden kaynaklanan sebeplerin bulunması ve elimine edilmesi gerekmektedir.

Bir reorganizasyon süreci için; önce mahkeme başvurusu yapılır, daha sonra alacaklı ile borçlunun görüşme süreci gerçekleştirilir. Daha sonra reorganizasyon planı yapılır ve plan kabul edilir. Son olarak plan kabul edilsin ya da edilmesin süreç boyunca oluşan maliyetler karşılanır.

Reorganizasyon süreci içinde en önemli adım, reorganizasyon planının hazırlanmasıdır. Plan öncelikle, doğru ve adil olmalı, küçülme tüm bölümlerde doğru bir şekilde uygulanmalıdır. Bununla birlikte plan, en uygun sonucu vermelidir. Böylece işletmenin uygulanabilir gelecek faaliyetlerinin karlı ve başarılı olma ihtimali yüksek olacaktır.

Reorganizasyon ile alınan önlemler şöyle sıralanabilir:

- 1) Borçların vadesinin uzatılması,
- 2) Alacaklıları alacaklarının bir kısmından vazgeçmesi,
- 3) Alacaklılar komitesinin işletme yönetimini üstlenmesi
- 4) Konkordato

131. Sermaye Yapısının Yeniden Düzenlenmesi (Rekapitalizasyon)

Bir şirket mevcut hisse senetlerini ve tahvillerini halen elinde tutan kimselerle anlaşılıp, onları ikna ederek eskilerinin yerine yenilerini vererek sermaye yapısını deęiřtirdiđi takdirde, buna “sermaye yapısının yeniden düzenlenmesi veya rekapitalizasyon” denir.

Sermaye yapısının yeniden düzenlenmesi, adi hisse senedini içeren düzenleme, adi hisse senedine dönüřtürülebilir tahvilleri içeren düzenleme ve dönüřtürülebilirlik koşulu olmaksızın yapılacak düzenleme şeklinde sıralanabilir.

132. Tasfiye

Alınabilecek önlemlere karşılık firmanın varlığını devam ettirme şansı zayıf görünüyorsa, firmanın tasfiyesi yoluna gitmek bir zorunluluk haline alabilir. Tasfiye, firmaların aktiflerinin paraya çevrilmesi, borçlarının ödenmesi ve bakiye bir deęer kalırsa, bu deęerin firmanın sahip veya ortakları arasında paylaşılması işlemidir. TTK’ ya göre, tasfiyeye girmiş firmaların aktifleri, artırma suretiyle veya pazarlıkla satılabilir. Firmanın yasal statüsüne göre, firmanın ortaklarının veya genel kurulun kararı ile aktiflerin toptan satılması da mümkündür (AKGÜÇ,1994, s.924).

Tasfiye kararı özel mahkemelerde, yargılama yetkisi altında resmi muamele ile gerçekleştirilir. Bu kararlar mahkemede bir işletmenin resmi olarak kapatılması ve alacaklılara taleplerinin tamamen ödenmesi sağlanır.

İKİNCİ BÖLÜM

2. FİNANSAL BAŞARISIZLIK TAHMİN MODELLERİ

Finansal başarısızlığın tahminine yönelik olarak başta istatistiksel yöntemlere dayalı olmak üzere literatürde değişik modeller bulunmaktadır. Bunun yanında insan sezgisine dayalı yöntemler de incelenmekte ve böylece insan sezgisine dayalı yöntemlerle, istatistiksel yöntemler karşılaştırılmaktadır. Son zamanlarda bilgi-işlem teknolojisindeki gelişmeler paralelinde yapay sinir ağları olarak adlandırılan yapay zekâ teknolojisine dayalı model denemeleri artmaktadır.

Finansal başarısızlık tahmin modellerinde de değişken olarak çoğunlukla, finansal oranlar, nakit akımı, fon akımı gibi işletmeye ait muhasebe bilgileri veya piyasa verileri kullanılmaktadır.

Finansal başarısızlık alanında yapılan çalışmalar, geleneksel yaklaşımlar ve yeni yaklaşımlar şeklinde açıklanabilir.

20. Finansal Başarısızlık Tahminine Yönelik Geleneksel Yaklaşımlar

Uluslararası finans literatüründe, firma başarısızlıklarını tahmin etmeye yönelik klasik istatistiksel modelleri kullanan çalışmalar, kullanılan modeldeki bağımsız değişken sayısı bakımından tek boyutlu ya da çok boyutlu modeller olarak adlandırılır.

200. Tek Boyutlu Modeller

Tek boyutlu modeller, finansal oranları teker teker ele almak suretiyle finansal başarısızlığı tahmin etmeye çalışan modellerdir. Sadece bir finansal oranın bağımsız değişken olarak alındığı bu yaklaşımda, kullanılan istatistiksel teknikler 0–1 basit

regresyon modeli, teknik diskriminant analizi, Markov zinciri gibi tekniklerdir (AKTAŞ, 1993, s.25–26).

Bu modellerde finansal başarısızlık tek bir değişkene bağlı olarak tahmin edilmeye çalışılır. Bu değişkenin aldığı değer bir kopuş noktasıyla karşılaştırılır ve işletmenin finansal olarak başarısız veya başarısız olmayan gruplardan hangisine atanacağına karar verilir. Değişken sayısındaki bu kısıtlama tek boyutlu modellerin kullanıcılarını bazı yanıltıcı sonuçlara da götürebilmektedir. Örneğin, likidite oranları işletmenin durumunu başarılı gösterirken, karlılık oranları kötü bir performans gösterdiği izlenimini verebilecektir.

Birden fazla değişkenin incelendiği bazı çalışmalarda değişkenler tek tek ele alındıkları için bunlar da tek boyutlu model çalışmalarında incelenmektedir.

2000. Tek Boyutlu Model Kullanılarak Yapılan Çalışmalar

Kendi içinde birkaç alt türe ayrılan bu modelleri kullanan çalışmalar, finansal başarısızlığın tahminine ilişkin ilk denemelerdir ve anlaşılmasının ve uygulanmasının basit oluşundan dolayı yaygın kullanım alanı kazanmıştır.

Finansal başarısızlık ile ilgili literatürde yer alan en eski çalışma, 1935 yılında yapılmıştır. 133 işletmenin finansal tablolarına dayalı olarak yapılan çalışmada net çalışma sermayesi oranı en önemli tahmin edici değişken olarak saptanmıştır (ALTMAN, 1988, p.14).

Zaman içinde finansal tablolara dayalı oran analizleri, işletmenin ödeme gücünü ölçen, işletme dışındaki kişiler için kredi analizlerinde kullanılan ve işletme yöneticilerini için de karlılık analizlerinde yol gösteren geniş kullanım alanlarına sahip olmuştur. Böylece, finansal tablo analizi, yöneticiler ve yatırımcılar tarafından farklı açılardan ele alınmaya başlanmıştır. Yöneticiler analizde işletmenin karlılık göstergeleri ile, yatırımcılar ise borç göstergeleri ile ilgilenmişlerdir. Kredi analizleri yaklaşımı özellikle ilk yıllarda oran analizlerinden daha önemli olmuştur. Bir çok araştırmacı, işletmelerin borç ödeyebilme gücünü, başka bir ifade ile işletmelerin başarısızlık ihtimalini önceden tahmin edebilmek

için erken uyarı modelleri kurmaya çalışmışlardır. Tek değişken kullanılarak yapılan çalışmalarda amaç, başarılı ve başarısız işletmelerin, finansal oranları arasındaki sistematik farklılıkları karşılaştırarak tahminde bulunmaktır (FOSTER, 1978, p.460–462).

Finansal başarısızlık konusunda en kapsamlı çalışmalardan biri 1942 yılında Charles Merwin tarafından yapılan çalışmadır. 900'den fazla işletmenin 1926–1936 yılları arasındaki performansının incelendiği bu çalışmada, başarısız işletme tanımı bu zaman dilimi içerisinde faaliyetlerini durduran işletme olarak yapılmış ve başarısızlıktan 6 yıl öncesine kadar analiz genişletilmiştir. Sonuçta başarısızlığı tahmin eden birçok oran saptanmakla beraber, cari oran, net varlıkların toplam borçlara oranı ve net işletme sermayesinin toplam varlıklara oranı diğer oranlara kıyasla daha önemli bulunmuştur. Bu çalışmada saptanan diğer önemli konu, başarısız işletmelerin finansal oranlarının, finansal başarısızlıktan 6 yıl önce bozulmaya başladığının gözlemlenmesidir.

Zaman içinde finansal oranların kullanım alanları genişlemeye başlamıştır. Ekonomik faaliyetlerin incelenmesi ve açıklanmasında, işletmelerin tahvillerinin değerlendirilmesinde oran analizlerinden yararlanılmaya başlanmıştır. İşletmelerin kredi değerleri ve bankaların işletmelere kredi açma kararlarıyla bazı finansal oranlar arasında önemli ilişkiler bulunabileceği gözlenmiştir (AKTAŞ, 1977, p.34).

Tamari, İsrail'de 1956–1960 dönemini kapsayan 28 başarısız işletme üzerinde 1966 yılında yaptığı çalışmada¹, iflas eden işletmelerin finansal oranlarının endüstri ortalamasından daha düşük olduğunu ve söz konusu farkın iflas tarihi yaklaştıkça hızlandığını ortaya koymuştur (TAMARİ, 1966, p.19). Çalışmada ayrıca, altı finansal orana farklı ağırlıkların verildiği bir risk endeksi oluşturulmuştur. Buna göre, en fazla ağırlık, öz sermayenin toplam sermayeye oranına verilmiş, en az ağırlık ise işletmenin karlılık trendine verilmiştir (TAMARİ, 1966, p.20) . Çalışmada, ağırlıkların gelişigüzel olarak verilmesi sakınca olarak görülmesine rağmen, çalışmanın çok boyutlu modellere doğru bir gelişim süreci oluşturması bakımından önemli olarak kabul edilmektedir.

Finansal oranlar kullanılarak yapılan tek değişkenli model çalışmalarına aşağıdaki çalışmalar örnek verilebilir:

¹ Söz konusu çalışma, ilerleyen kısımda ayrıntılı olarak açıklanacaktır

Beaver (1966)'in 1954–1964 yılları arasında finansal başarısızlığa uğrayan 79 işletmeyi kapsayan çalışması, finansal başarısızlığın tahmini ile ilgili tek boyutlu çalışmalar içerisinde finansal oranları kullanan ve bu alanda yapılan çalışmalara öncülük eden bir çalışmadır.

Herhangi bir analiz tekniği kullanmadan yapılan tek boyutlu çalışmalar, sadece iki işletme grubunun finansal oranları arasındaki farklılıkları açıklamaya yöneliktir. Beaver'e göre işletmenin finansal başarısızlık içinde olduğunu söylemek için aşağıdaki dört durumdan biriyle karşılaşılmalıdır (BEAVER, 1966, p.80):

- 1) İflas,
- 2) Tahvil faizini zamanında ödeyememe,
- 3) Banka hesabında açık verme,
- 4) İmtiyazlı hisse senetlerinin kar paylarını ödeyememe.

Beaver, çalışmasında finansal başarısızlığa uğramış olan 79 başarısız işletme ile 79 başarılı işletmeyi eşleştirmiştir. Çalışmadaki 79 başarısız işletmenin; 59'u iflas etmiş, 16'sı imtiyazlı hisse senetlerinin kar payı ödemesini yapmamış, 3'ü tahvil faizini ödeyememiş ve 1 tanesi de banka hesabında açık vermiştir (BEAVER, 1966, p.73).

Eşlemeli örnekleme yönteminin kullanıldığı bu incelemede, eşleme kriteri olarak endüstri ve varlık toplamı kullanılmıştır. Eşlemeli örneklemenin kullanılmasındaki amaç endüstri ve varlık toplamı değişkenlerini kontrol altına almak ve böylece salt finansal oranların tahmin gücünü ölçmektir (BEAVER, 1966, p.75).

Çalışmada 5 yıllık bir süreci içeren finansal tablo verileri kullanılmıştır. Başarısızlığa uğramış işletmelerin her biri için başarısızlığın başladığı tarihten itibaren 5 yıl geriye doğru gidilerek bulunan finansal tablo verileri ile başarılı işletmelerin finansal tablo verileri karşılaştırılmıştır. Çalışmada ayrıca 30 finansal oran kullanmış ve bu oranlar daha sonra 6 gruba ayrılmış, her gruptan da yalnızca bir oran alınmıştır. Finansal oranların belirlenmesinde kullanılan temel kriterler ise şunlardır (BEAVER, 1966, p.84–85):

- Oranların literatürde sıkça görülmeleri,
- Daha önceki çalışmalarda iyi performans göstermeleri,
- Nakit akımını yansıtmaları.

Araştırmanın önemli bulgularından birisi, finansal başarısızlığı tahmin etme açısından kimi değişkenlerin diğerlerine kıyasla daha başarılı olduğunun saptanmasıdır. 30 oranın incelenmesi sonucunda, başarısız işletmeleri başarısız olmayan işletmelerden ayırmada 5 oranın önemli olduğu bulunmuştur. Bu oranlar finansal başarısızlığı öngörmedeki yeterlilikleri açısından aşağıdaki gibi sıralanabilir (BEAVER, 1966, p.85):

- 1) Nakit Akımı / Toplam Borçlar
- 2) Net Dönem Karı / Toplam Varlıklar
- 3) Toplam Borç / Toplam Varlık
- 4) Net İşletme Sermayesi / Toplam Varlık
- 5) Dönen Varlık / Kısa Vadeli Borçlar

Bu değişkenlerden, Nakit Akışı / Toplam Borçlar oranı, finansal başarısızlığı bir yıl önceden %87, iki yıl önceden %79, üç yıl önceden %77, dört yıl önceden %76 ve beş yıl önceden %78 doğrulukla tahmin etmiştir (BEAVER, 1966, p.89).

Beaver analizini üç aşamada gerçekleştirmiştir:

- 1) Profil Analizi (Oran Ortalamalarının Karşılaştırılması):

Analizde kullanılan 30 finansal oran 6 grupta toplamıştır ve her gruptan bir orana ağırlık vererek iflas etmiş işletmelerle başarılı işletmelerin ortalama oranları karşılaştırılmıştır. Beaver, çalışması sonucunda, finansal güçlüğe uğrayan işletmelerin oran ortalamalarıyla, finansal güçlüğe düşmeyen işletmelerin oran ortalamalarının anlamlı derecede farklı olduğunu, bu farklılığın başarısızlık yılı yaklaştıkça arttığını belirlemiştir (BEAVER, 1966, p.83).

2) İkili Sınıflandırma Testi:

Bu yöntemde, firmaların başarısızlık durumu veri olarak sadece finansal oranlara dayalı olarak tahmin edilmektedir. Bu testin tahmin gücü Profil Analizine kıyasla daha güçlüdür. Firmaları sınıflandırırken, başarılı firmalar ve başarısız firmalar olarak iki uç nokta kullanılır. Fakat bu yöntem, başarı ve başarısızlık arasında ne kadar fark olduğunu açıklayamamaktadır. Yani, başarılı bir firmanın, başarısız bir firmadan ne kadar başarılı olduğu açıklanamaz. (BEAVER, 1966, p.83–84).

İki grup için oran ortalamalarının farklı olması, oranların tahminleme güçleri hakkında bilgi vermektedir. Oranların tahmin gücünü ölçebilmek için çalışmada İkili Sınıflandırma Testi kullanılmıştır. Testte, bir mali oran için kopuş noktaları saptanmıştır. Bu kopuş noktalarından yararlanarak örneğe alınan işletmelerin finansal başarısızlığa uğrayıp, uğramayacakları tahmin edilmiştir.

Beaver çalışmasında, firmaların başarısızlığa düşmeden önceki 5 yıllık süreçte finansal oranlarında gerçekleşen değişimi Tablo 3'te gösterildiği gibi bulmuştur.

Tablo: 3
Beaver'in Başarısızlık Tahminindeki Finansal Oranlar

Oranlar	Başarısızlığa Düşme Tarihinden Önceki Yıllar				
	1	2	3	4	5
Nakit Akımı / Toplam Borç	0,13 (0,10)	0,21 (0,18)	0,23 (0,21)	0,24 (0,24)	0,22 (0,22)
Net Kar / Toplam Varlıklar	0,13 (0,12)	0,20 (0,15)	0,23 (0,22)	0,29 (0,28)	0,28 (0,25)
Toplam Borç / Toplam Varlıklar	0,19 (0,19)	0,25 (0,24)	0,34 (0,28)	0,27 (0,24)	0,28 (0,27)
Çalışma Sermayesi / Toplam Varlıklar	0,24 (0,20)	0,34 (0,30)	0,33 (0,33)	0,45 (0,35)	0,41 (0,35)
Cari Oran	0,20 (0,20)	0,32 (0,27)	0,36 (0,31)	0,38 (0,32)	0,45 (0,31)
Kredisiz Dönem	0,23 (0,23)	0,38 (0,31)	0,43 (0,30)	0,38 (0,35)	0,37 (0,30)

* Parantez içindeki veriler, bu test için yanlış tahmin oranını vermektedir

KAYNAK: BEAVER, 1966, s.85

Tek deęişkenli yöntemlerin en büyük sakıncası, iflası tahmin etmek için, bu yöntemlerin her finansal oranı ayrı ayrı ele alması ve oranlar arasındaki ilişkilere yer vermemesidir.

3) Olasılık Oranlarının İncelenmesi:

Son aşamada incelenen oranlar için normal dağılım testi yapılmış ve hiçbir oranın normal dağılım göstermedięi saptanmıştır. Bu nedenle Beaver, çok boyutlu analizin kendi veri seti için uygun olmayacağını, çünkü çok boyutlu modellerin ancak normal dağılım varsayımı altında uygulanabileceğini belirtmiştir.

Beaver, iflas eden ve etmeyen işletmeler için oran dağılımları çıkararak, iflastan beş yıl öncesine kadar, bir işletmenin iflas olasılığını araştırmıştır. Çalışma sonucunda, her grup için beş yıllık bir süreç içerisinde en az yanlış sınıflandırma hatası veren finansal oranlar belirlenmiştir. Beaver, çalışması sonucu finansal oranların, başarısızlığı beş yıl önceden tahmin etme yeteneğine sahip olduğunu ortaya koymuştur. Beaver'ın çalışması sonucunda ayrıca, muhasebe verilerinin sadece finansal tahmininde değil her türlü amaç için kullanılmasının mümkün olduğu belirtilmektedir (BEAVER, 1966, p.95).

Beaver'ın çalışması birçok yönden eleştirilmiştir, fakat en önemli eleştiri, eşlemeli örnekleme teknięi konusunda olmuştur. Eşlemeli örnekleme yönteminde yıl ve varlık toplamı gibi finansal başarısızlığı etkileyebilecek iki önemli deęişkenin kontrol altına alınması, finansal başarısızlığın tahminini olumsuz yönde etkileyebilmektedir. Kontrol edilen deęişkenlerin belki de başarısızlığın tahmininde önemli belirleyiciler olabileceęi, ancak eşlemeli örnekleme yöntemi ile söz konusu deęişkenlerin tahmin gücünün örtülebileceęi ifade edilmiştir (ALTMAN,1983, p.148).

Beaver 1968 yılında yaptığı bir başka çalışmada, finansal oranları ve hisse senetlerinin piyasa deęerindeki deęişmeleri kullanmış, böylece işletmelerin finansal başarısızlıklarını tahmin etmeye çalışmıştır. Çalışmanın sonucunda, hisse senedi fiyatlarının finansal oranlardan daha kısa sürede finansal güçlüęü tahmin ettięi, ancak bu süre farkının çok az olduğu tespit edilmiştir (BEAVER, 1968a, p.192).

Tamari (1966), yaptığı çalışmada, firmaların risk durumunu tek değişken yerine, birçok orandan meydana gelmiş bir endekse göre değerlemenin daha etkin olacağını savunmuştur. Tamari, iflasını isteyen 16 endüstri işletmesiyle yeni iflas etmiş 12 işletmeyi çalışma kapsamına almıştır. Literatürde kabul görmüş olan 6 finansal oranı kullanarak bu oranlara subjektif olarak ağırlık vermiştir. Çalışmada kullanılan oranlar ve ağırlıkları şunlardır (TAMARI, 1966, p.18):

- (Esas Sermaye+Yedekler)/ Toplam Borçlar : % 25
- Kar Trendi : % 25
- Cari Oran : % 20
- Üretim Değeri/Stoklar : % 10
- Satışlar/Kısa Vadeli Alacaklar : % 10
- Üretim Değeri/Çalışma Sermayesi : % 10
- % 100

Tamari, çalışmasında kullandığı oranları, belirlediği katsayılarla çarparak değerlendirmeye almıştır. En yüksek katsayılar ise (Ana Sermaye + Yedekler) / Toplam Borçlar ile Kar Trendi olmaktadır.

Tamari'nin bulduğu sonuçlara göre, otuzdan daha az puan alan firmaların %50'si iflas etmiş, otuzdan daha fazla puan alan firmaların sadece % 3'ü iflas etmiştir. Toplam 28 başarısız işletme üzerinde yapılan çalışmada, başarısızlıktan beş yıl öncesine ait veriler kullanılmıştır. Çalışma sonucunda, başarısız işletmelerin finansal oranlarının beş yıl öncesinden, faaliyette bulunduğu endüstri kolunun ortalama değerlerinden farklı gerçekleştiği ve bu farkın iflas dönemine yaklaştıkça daha da arttığı saptanmıştır (TAMARI, 1966, p.21).

Tamari, çalışmasında kullandığı oranların ağırlıklarının belirlenmesinde herhangi bir istatistiki yöntem kullanmamış olmasından dolayı eleştiri almıştır. Fakat Tamari'nin çalışması, çok boyutlu modellere doğru bir adım olması açısından da önemli bir çalışma olmuştur.

Wilcox (1971), yapılan çalışmaları kuramsal bir çerçeveye dayanmadığı gerekçesiyle eleştirmiş ve Marcov zinciri kavramına dayalı matematiksel ve istatistiksel tekniklerle bu

alandaki kuramsal bir model geliştirmeye çalışmıştır. Wilcox, istatistiksel tekniklerin, zaten kısıt olan iflas bilgisini, araştırma süreci sırasında tükettiğini ve bu yüzden de kuramsal bir model oluşturulmasına engel olduğunu ileri sürmüştür. Wilcox araştırmasında, finansal başarısızlık alanındaki kuramsal model eksikliğini kapatmayı amaçlamıştır.

Wilcox bu çalışmasında, Feller'in klasik "Kumarbazın İflası (Gambler's ruin)" modelini işletme riskini ölçme sorununa uyarlayarak, net tasfiye değeri ve bu değer dalgalanmasına neden olan faktörler üzerinde odaklanmıştır. Net tasfiye değeri, likidite girdi ve çıktı oranlarıyla belirlenen ve "ABD Doları" cinsinden ölçülen bir değer olarak tanımlanmıştır. Likidite girdi oranı, belirli bir dönem itibarıyla net karın dağıtılan temettüler sonrasında kalan kısmı olarak tanımlanırken, likidite çıktı oranı ise varlıkların defter değerindeki artışlardan, varlıkların tasfiye değerindeki artışın düşülmesinden sonra kalan tutar olarak tanımlanmıştır. Likidite girdi oranı, likidite çıktı oranını aştığı takdirde net tasfiye değeri yükselmekte, aksi durumda ise net tasfiye değeri azalmaktadır. Wilcox, bu girdi ve çıktı değişkenleri bir arada ele alınarak net akış kavramına ulaşmış ve bu kavram net tasfiye değerindeki dönemsel değişimi gösteren "düzeltilmiş nakit akışı" olarak ifade edilmiştir (WILCOX, 1976, p.35).

Modelde net tasfiye değerinin kullanılmasındaki temel amaç, net tasfiye değerinin negatif olması halinde söz konusu durumun iflası işaret edecek olmasıdır. Net tasfiye değerinin sıfır olması olasılığı, durağan süreç varsayımı altında şu üç faktörün fonksiyonudur (WILCOX, 1976, p.43):

- Net tasfiye değeri ya da mevcut varlıklar,
- Düzeltilmiş nakit akışı ortalaması,
- Düzeltilmiş nakit akışında görülen değişkenlik. Bu faktör, düzeltilmiş nakit akışının varyansı (σ^2) alınarak ölçülmüştür. Bunlar aşağıdaki gibi formüle edilmiştir:

$$P_r(NTD \leq 0) = f(NTD, \mu, \sigma^2)$$

NTD : Net tasfiye değeri

μ : Düzeltilmiş nakit akışı ortalaması

σ^2 : Düzeltilmiş nakit akışının varyansı

“Kumarbazın iflası” modeli çerçevesinde net tasfiye değeri aşağıdaki formülle hesaplanmaktadır;

$$NTD = N \times S = \mu^2 + \sigma^2$$

N = İflastan önceki dönem sayısı

S = Risk büyüklüğünü ifade eder.

Wilcox, çalışma sonucunda iflas riskinin azaltılması için, net tasfiye değerinin artırılması ya da “ S ” değerinin azaltılması gerektiğini ileri sürmüştür. Net tasfiye değeri ve bu değer dalgalanmasına neden olan faktörler üzerinde yoğunlaşan çalışma sonucunda, net tasfiye değerinin artırılması veya bu değere etki eden faktörlerin artırılması ile başarısızlık riskinin kontrol edilebileceği saptanmıştır. Çalışmada, iflastan 1,2,3,4 ve 5 yıl öncesi için saptanan doğru sınıflandırma olasılıkları %94, %89, %89, %91 ve %76 olarak bulunmuştur (WILCOX, 1976, p.41).

Wilcox, “kumarbazın iflası” modelinin Beaver ve Altman’ın modellerinden daha üstün olduğunu ileri sürmektedir. Bu üstünlüğün şu özelliklerden kaynaklandığı ifade edilmektedir (WILCOX, 1976, p.38–39):

- 1) Model, kuramsal alt yapısı olan bir model olduğundan dolayı, sonuçların güvenilirliği veri setine bağlı olan istatistiksel araştırmalara göre daha avantajlıdır.
- 2) Model uzun bir zaman sürecini kapsayan veri seti ile test edilmiştir. Ayrıca modelin, finansal oranları etkileyen enflasyon faktörüne karşı duyarlı olmadığı belirlenmiştir.
- 3) Model, yönetim sürecine yardımcı olacak bir kavramsal çerçeve getirmemektedir.

Wilcox’un çalışması, başarısızlık tahmini için bir yarar sağlasa da firmaların finansal başarısızlıklarının nedenlerini oluşturan önemli giriş çıkışları belirlemeye olanak sağlamamaktadır. Bu nedenle modelin aksaklıkları bulunmaktadır.

2001. Tek Boyutlu Modellere Getirilen Eleştiriler

Tek boyutlu modellerin çok boyutlu modellere kıyasla uygulama kolaylığı açısından daha üstün olduğu ifade edilebilir. Buna karşılık tek boyutlu modeller şu noktalarda eleştirilmektedir (ALTMAN, 1983, p.101–110):

- 1) Tek boyutlu modeller çelişkili sonuçların ortaya çıkmasına yol açabilirler. Örneğin likidite oranları, işletmenin durumunu parlak gösterirken, karlılık oranları kötü bir performans izlenimini verebilmektedir. Bu durumda mali analizcinin karar vermesi güçleşecektir.
- 2) Çok boyutlu modelde önemli bulunabilen bir oran, tek boyutlu modelde önemsiz bulunabilir.
- 3) Çok boyutlu modeller, işletmenin hem tüm özelliklerini, hem de bu özellikler arasındaki ilişkiyi ölçme olasılığına sahipken, tek boyutlu modeller için böyle bir olanak söz konusu değildir.
- 4) Yapılan araştırmalar sonucunda, tek boyutlu modellerin tahmin gücü çok boyutlu modellere kıyasla daha düşük olarak saptanmıştır (GÖKTAN, 1981, s.65).

201. Çok Boyutlu Modeller

Tek boyutlu modellerin sakıncalarını ortadan kaldırmak amacıyla geliştirilen çok boyutlu modeller, belli bir kurama dayanmadığı için eleştirilmekte fakat bu modeller genelde daha fazla başarı sağlamaktadır. Çok boyutlu modellerin olumlu yönü, model sonuçlarının istikrarlı olmasıdır. Çok boyutlu modellerde, farklı veri ve istatistiksel yöntemler kullanıldığından dolayı hangi modelin daha başarılı olduğunu belirlemek zor olsa da, çok boyutlu modellerin tek boyutlu modellere göre daha üstün olduğu bilinmektedir (SCOTT, 1981, p.324).

Çok boyutluluk, oluşturulan modellerde yer alan finansal oranların birden fazla olmasından kaynaklanmaktadır. Yani, aynı denklem içinde birkaç finansal oran kullanarak yapılan bir tahmin modelidir. Böylece işletmenin karlılık ve likidite gibi iki veya daha fazla finansal boyutu değişik ağırlıklarla modelde temsil edilebilir.

Çok boyutlu model çalışmaları yapılırken finansal oranların tümünü çalışmaya dâhil etmek mümkün olabilmektedir. Modelde kullanılacak olan finansal oranların seçimi ve ağırlıklandırılması istatistiksel teknik gerektirdiği için, analizcilerin kişisel yargıları daha az olmakta, ayrıca birden fazla finansal oran farklı ağırlıklarda yer alabilmektedir. Çok boyutlu model denemelerinde en uygun modelin bulunması süreci birkaç istatistiksel tekniğin karşılaştırılmasını da gerektirmektedir.

Tek başına açıklayıcılığı istatistikî olarak düşük çıkan bir finansal oran, çok boyutlu modellerde açıklayıcılığı yüksek olarak yer alabilmektedir. Bu sayede çok boyutlu modellerde araştırmacının kullanacağı değişkenlere getirilebilen sınırlamalar en aza indirilebilir. Ayrıca teknolojik gelişmeler sayesinde büyük ölçekli veriler bilgisayarlarda analiz edilebilir (SCOTT, 1981, p.326).

2010. Çok Boyutlu Modellerde Kullanılan İstatistiksel Teknikler

Çok boyutlu model geliştirilirken, farklı istatistiksel tekniklerden yararlanılmaktadır. Bu istatistiksel teknikler şunlardır:

- Diskriminant Analizi
- Çoklu Regresyon Modeli
- Logit Model
- Probit Model
- Performans Endeksi

20100. Diskriminant Analizi

Diskriminant analizi, ana kütle birimlerini iki ya da daha fazla gruba ayırmaya yönelik tek ya da çok değişkenli sınıflandırma analizidir. Diskriminant analizinin amacı, bağımsız değişkenler kümesine dayanarak, belirli bir birimin hangi ana kütlede olması gerektiğini belirlemektir. Bağımlı değişken, genelde kadın/erkek, başarılı/başarısız, doğru/yanlış gibi özellik taşır (HAIR ve diğerleri, 1998, p.238–240).

Ana kütleliyi oluşturan birimler, seçilen değişkenlere göre çeşitli gruplara ayrılabilir. Bu gruplar bir ya da daha fazla değişkenin alacağı değerlere bağlı olarak, birbirlerinden kesin

sınırlarla ayrılacakları gibi, kısmen iç içe geçmiş de olabilirler. Diskriminant analizi, birimin bir ya da daha fazla diskriminant fonksiyonu üzerinde alacağı değerlere bağlı olarak, hangi gruba atanması gerektiğini ortaya çıkarır (SHARMA, 1996, p.287).

Diskriminant analizinin iyi grup ayırımı yapabilme özelliği, örnek büyüklüğü ile tahmin edici değişken sayısına oldukça duyarlıdır. Bağımsız değişkenlerin sayısına bağlı olarak örnek büyüklüğünü belirlemek daha tutarlı sonuçlar elde edilmesini sağlar.

Tüm istatistiksel ve matematiksel modellerde olduğu gibi diskriminant analizi de bazı varsayımlara dayanmaktadır. Analizin ayırım gücü, dayandığı varsayımların sağlanmasına ya da bu varsayımlar karşısında sağlam olmasına bağlıdır. Özellikle modelin başarısının, beklenenden düşük çıktığı durumlarda doğru yorumda bulunabilmek için bu varsayımların test edilmesi gerekir. Bu varsayımlar şunlardır (HAIR ve diğerleri, 1998, p.241–245):

- Veriler ana kütlede rastsal olarak seçilmiştir.
- Bağımsız değişkenler çok boyutlu normal dağılıma sahiptir.
- Gruplara ait ortalamalar ve kovaryans matrisi önceden bilinir.

Diskriminant analizi tek boyutlu ya da çok boyutlu olabilir. Diskriminant analizinde ilk adım grupların oluşturulmasıdır. Grup sayısı iki ya da daha fazla olabilir. Literatürde grup sayısı ikiden fazla olduğunda, bu analiz çok boyutlu diskriminant analizi olarak tanımlanmakla beraber, grup sayısına bakmaksızın değişken sayısının ikiden fazla olduğu durumlarda da çok boyutlu diskriminant analizi tanımlaması yapılmaktadır.

Çoklu diskriminant analizi, finansal başarısızlık tahmin çalışmalarında en çok kullanılan modeldir. Bunun nedeni, bu konudaki ilk çok boyutlu model denemesinin çoklu diskriminant analizi ile yapılmış olmasındandır.

Çoklu diskriminant analizi, birbirleriyle ilişkili, ama farklı özellikteki üç ayrı sorunun çözümünde sağladığı sonuçlar açısından yararlı kabul edilen bir tekniktir. Bu sorunlar şunlardır (AKTAŞ, 1993, s.33):

- 1) Bir grup açıklayıcı değişkene bağlı olarak (finansal oranlar gibi), iki ya da daha fazla grup (finansal açıdan başarılı ve başarısız işletme grupları gibi) arasında önemli bir farklılık olup olmadığını belirlemek,
- 2) Başlangıçtaki açıklayıcı değişken sayısından daha az değişken sayısı ile gruplar arasındaki önemli farklılıkları açıklamak,
- 3) Elde edilen diskriminant fonksiyonu yardımıyla, grup üyeliği konusunda geleceğe yönelik tahminde bulunmak.

Çoklu diskriminant analizi, doğrusal ve kuadratik olmak üzere iki gruba ayrılabilir. Doğrusal diskriminant fonksiyonu aşağıdaki gibi ifade edilebilir (JOY-TOLLEFSON, 1975, p.723):

$$Z_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2} \dots \dots \dots + \beta_m X_{im}$$

veya

$$Z_i = \beta_0 + \sum_{j=1}^m \beta_j X_{ij}$$

Burada;

Z_i = Diskriminant değerini (Bileşik Göstergesi)

β_j = Diskriminant katsayılarını

X_{ij} = Bağımsız değişken olan mali oranları göstermektedir.

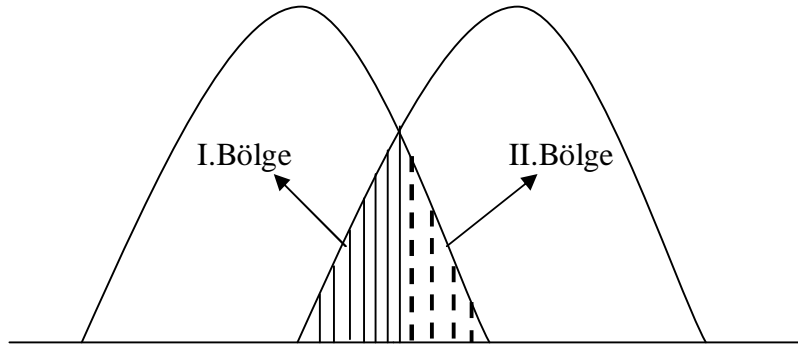
Burada görüldüğü gibi diskriminant değeri bağımsız değişkenlerin doğrusal bir fonksiyonudur. Dolayısıyla herhangi bir bağımsız değişkenin etkisini yorumlamak kolaydır.

Kuadratik diskriminant fonksiyonu ise daha karmaşık bir fonksiyon olup bir değişkenin etkisini diğerlerinden arındırarak yorumlamak kolay değildir. 3 bağımsız değişkenli bir kuadratik diskriminant fonksiyonu aşağıdaki gibi gösterilebilir (JOY-TOLLEFSON, 1975, p.723):

$$Z_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2} + \beta_3 X_{i3} + \beta_4 X_{i^2_1} + \beta_5 X_{i1} X_{i2} + \beta_6 X_{i1} X_{i3} + \beta_7 X_{i^2_2} + \beta_8 X_{i2} X_{i3} + \beta_9 X_{i^2_3}$$

Yukarıdaki fonksiyondan da görülebileceği gibi “ X_1 ”deki bir birim artışın “ Z ” değeri üzerinde nasıl bir etkiye sahip olacağını bulmak için yalnızca “ β_1 ” katsayısına bakmak yeterli olmayacaktır. $\beta_4, \beta_5, \beta_6$ gibi katsayılarının değerini de dikkate almak gerektiğinden, kuadratik diskriminant fonksiyonunu yorumlamak oldukça zordur. Yorum güçlüğünden dolayı çoğu çalışmada doğrusal diskriminant analizi tercih edilmektedir.

Çoklu diskriminant analizi fonksiyonu yardımıyla grup üyeliği konusunda tahminde bulunurken, söz konusu işletmenin “ Z ” değeri minimum hatayı sağlayan kopuş (kritik) değeriyle, yani Z ile karşılaştırılır. Eğer $Z > Z^*$ ise işletmenin finansal açıdan başarılı olduğuna, $Z < Z^*$ ise işletmenin finansal açıdan başarısız olduğuna karar verilir. Kopuş değerleriyle olan farklılık arttıkça doğru sınıflandırma olasılığı da artacaktır. Diğer yandan, modelin sınıflandırma gücü bir hata yüzdesine sahip olabilecektir. Bu durumu Şekil 1’deki gibi belirtmek mümkündür (HAIR ve diğerleri, 1998, p.245).



Şekil: 1

Z'nin Yoğunluk derecesi

KAYNAK: HAIR ve diğerleri, 1998, p.245

Taralı alana gri bölge denilmektedir. Bu bölgenin kapsadığı alana bağlı olarak diskriminant fonksiyonunun ayırım gücü ortaya çıkmaktadır. Taralı alan büyüdükçe çoklu diskriminant analizinin ayırım gücü düşmektedir. Taralı alandaki I. bölge başarısız işletmelerin başarılı olarak sınıflandırıldığı durumu, II. Bölge ise başarılı işletmelerin başarısız olarak sınıflandırıldığı durumu göstermektedir.

20101. Çok Değişkenli Regresyon Modeli

Çok değişkenli regresyon modelleri, değişkenler arasındaki ilişkinin boyutuna göre, doğrusal veya doğrusal olmayan modeller olarak ikiye ayrılmaktadır. Ekonomik ve finansal olayların açıklanmasında, anlaşılabilirliği ve uygulama kolaylığı nedeniyle genellikle çok değişkenli doğrusal regresyon modeli kullanılmaktadır.

Çok değişkenli doğrusal regresyon analizi, bağımlı değişkenlerdeki değişmelerin birden çok açıklayıcı değişkenle açıklanabildiği durumlarda kullanılır. Çok değişkenli doğrusal regresyon analizine başvurmak için şu noktalara dikkat edilmelidir.

- Veriler mutlaka nicel olmalı ya da ölçülebilir şekle dönüştürmeye uygun olmalı,
- Regresyon eşitliğini modellemeden önce, araştırmacı hangi değişkenin bağımlı, hangi değişkenlerin bağımsız olarak kalacağına karar vermelidir.

Birden fazla açıklayıcı değişken (finansal oran) ile bağımlı değişken arasındaki ilişkiyi gösteren çoklu regresyon fonksiyonu şöyle gösterilebilir (CİVELEK, 2003, s.48):

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \beta_2 X_{2i} + \dots + \beta_k X_{ki} + \varepsilon_i$$

Y = Regresyon değerini

β_0 = Sabit terim yani regresyon denkleminin dikey eksenini kestiği nokta, bağımsız değişkenlerin değeri sıfır ise bağımlı değişkenin alacağı değeri

β = Regresyon katsayılarını

X_{ki} = Bağımsız değişkeni

ε_i = Hata terimini gösterir.

Çoklu regresyon modeli, çoklu diskriminant modelinden farklı olarak grupların aynı yığından geldiğini varsaymaktadır. Bu noktada çoklu diskriminant analizi tekniği, çoklu regresyon analiz tekniğine göre finansal başarısızlığı tahmin etmek için daha uygun olmaktadır (MEYER-PIFER, 1970, p.854).

Çoklu regresyon modeli, bağımlı değişkene başarısız olma durumunda 0, başarılı olma durumunda ise 1 değerini vermektedir. Böylece aradaki belirsiz durumun her iki tarafa da eşit uzaklıkta olduğunu kabul etmektedir. Bu modele doğrusal olasılık modeli de denmektedir. Finansal başarısızlık tahmin yöntemi olarak kullanılan (0–1) çoklu regresyon modelinde, bağımsız değişkende meydana gelen değişikliklere karşı, bağımlı değişkenin aldığı olasılık değeri (Z_i) tahmin edilir. Modeldeki doğrusal ilişki nedeniyle bağımlı değişken yani finansal başarı ya da başarısızlık durumu ile bağımsız değişkenler yani finansal oranlar arasındaki ilişkiyi yorumlamak kolaydır.

Çoklu regresyon modeli ile çoklu diskriminant analizi karşılaştırıldığında, iki model arasında şu farklılıklar ortaya çıkar (ŞEN, 1998, s.126):

- Çoklu diskriminant analizinde mevcut olan, grupların birbirinden ayrı tanımlanabilme özelliğine sahip olduğu ve ana kütlelerin belli özelliklere göre gruplanabileceği varsayımı çoklu regresyon modelinde yoktur. Bu açıdan çoklu diskriminant analizi, çoklu regresyon modeline göre finansal başarısızlığın tahmini için daha uygun bir modeldir.
- Çoklu regresyon modelinde çoklu diskriminant analizinden farklı olarak, bağımsız değişkenlere istatistiksel önemlilik testleri yapılabilir.
- Örnek hacminin yetersiz olması halinde, çoklu regresyon modelinde düzeltilmiş R^2 , modelin açıklayıcılık gücünde düzeltme yapmaya olanak tanır. Çoklu diskriminant analizinde böyle bir olanak olmadığından, modelin sonuçlarının başka bir model üzerinde denenerek geçerlilik testinin yapılması gerekir.
- (0–1) çoklu regresyon modeli, bağımlı değişkenleri (finansal başarı-başarısızlık), aralıklı ölçek olarak kabul etmektedir. Bu modelde başarısız olana “0”, başarılı olana”1” değeri verilmektedir. Bu durumda aradaki belirsiz bölümün her iki tarafa da eşit uzaklıkta olduğu kabul edilmektedir. Oysaki bu bölüm her iki tarafa da aynı uzaklıkta değildir. Bu nedenle finansal başarısızlığın derecesi aralıklı ölçek yerine, sıralama ölçeğiyle ölçülmelidir.

Çoklu regresyon modeli ve çoklu diskriminant analizi farklı varsayımlara dayalı modeller olsa da her iki model de birbirine yakın, başarılı sonuçlar verir. Fakat her iki

modelde de gerek kullanılan finansal oranlar gerekse katsayıları açısından bir tutarlılık bulunmamaktadır.

20102. Lojistik Regresyon Modeli

Finansal başarısızlık tahmin çalışmalarında lojistik regresyon modeli, çoklu diskriminant analizi ve çoklu regresyon modeline göre taşıdığı kuramsal üstünlüklerden dolayı daha çok kullanılmaktadır (CİVELEK, 2003, s.50).

Lojistik regresyon modeli, değişkenlerden bazılarının sürekli, bazılarının kesikli olması durumunda diskriminant analizine alternatif olarak önerilen ve bağımsız değişkenlerin çok boyutlu normal dağılım göstermesi varsayımını gerektirmemesi nedeniyle son yıllarda yaygın olarak kullanılan bir yöntemdir (CİVELEK, 2003, s.51)

Doğrusal olasılık fonksiyonu olan doğrusal çoklu diskriminant analizi ve çoklu regresyon modeli fonksiyonlarının parametreleri hesaplandıktan sonra, tahmini bağımlı değişken değerinin 0–1 aralığı dışına taşınması olası bir durumdur. Bu sorun, yani bağımlı değişkenin değerinin bağımsız değişken ya da değişkenlerin alacağı değer ne olursa olsun, 0-1 aralığında tutulabilmesi, ancak birikimli bir olasılık fonksiyonunun kullanılması ile mümkün olur. Lojistik regresyon analizi fonksiyonunun birikimli olasılık fonksiyonu olmasından dolayı, yukarıdaki sorun lojistik regresyon modeli için söz konusu değildir. Lojistik regresyon fonksiyonu şu şekilde ifade edilebilir (SHARMA, 1996, p.340).

$$F(Y_i) = \frac{1}{1 + e^{-Y_i}} = \frac{1}{1 + e^{-\left(\beta_0 + \sum_{j=1}^m \beta_j X_{ij}\right)}} \quad \text{ya da;}$$

$$F(Y_i) = \frac{\exp(Y_i)}{1 + \exp(Y_i)} \quad \text{olarak ifade edilebilir.}$$

$$\text{Dolayısıyla} \quad \log \frac{F(Y_i)}{1 - F(Y_i)} = \beta_0 + \sum_{j=1}^m \beta_j X_{ij} \quad \text{ifadeleri elde edilebilir.}$$

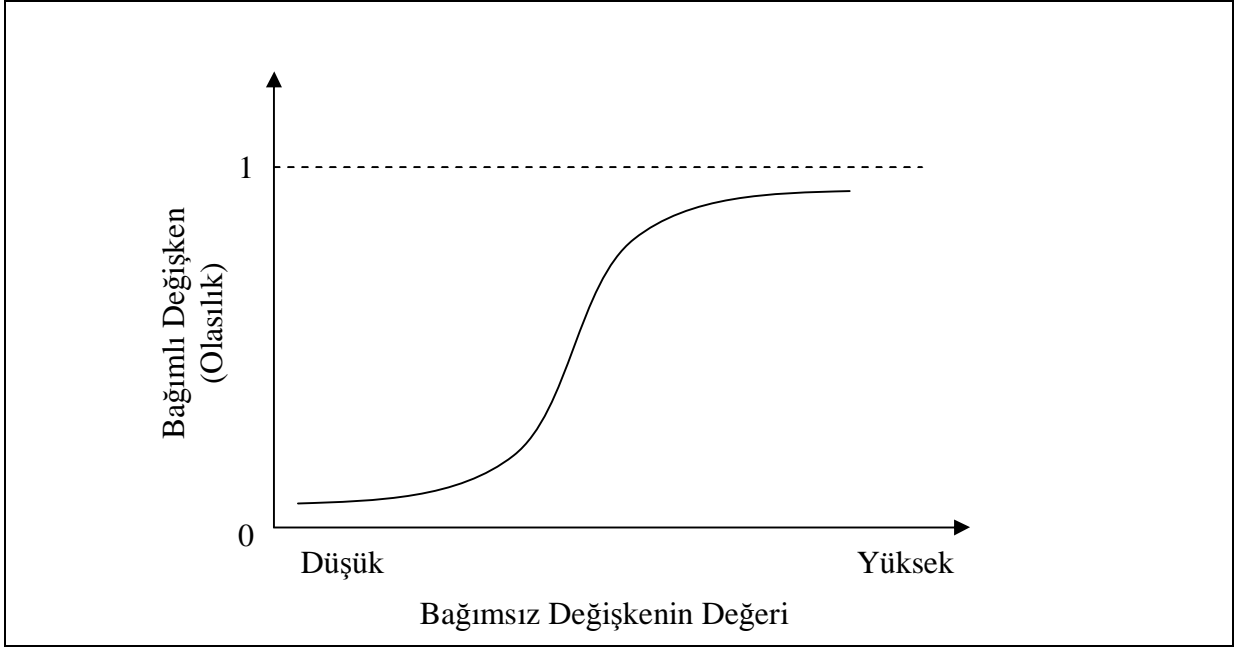
Eğer $F(Y_i) = P_i = \text{Pr ob}(y_i = 0)$ olarak ifade edilecek olursa, logit model için

$$\text{Log} \frac{P_i}{1 - P_i} = \beta_0 \sum_{j=1}^m \beta_j X_{ij} \quad \text{eşitliğine erişilecektir.}$$

Yukarıdaki $\text{Prob}(y=0)$ ifadesi, bağımlı değişkenin değerinin sıfır olma ihtimalini göstermektedir. Eğer finansal başarısızlık = 0; finansal başarı = 1 olarak alınırsa yukarıdaki ifade finansal başarısızlığın olasılığını gösterecektir.

Lojistik regresyon modelinde, model oluşturma yöntemleri doğrusal regresyondaki yöntemlere benzemektedir. Aralarındaki fark aşağıdaki şekilde özetlenebilir (HAIR ve diğerleri, 1998, p.278):

- 1) Lojistik regresyonda bağımlı değişken var/yok, başarılı/başarısız gibi nitelik veri tipindedir. Bağımsız değişkenler çoklu doğrusal regresyondaki gibi sayısal sürekli-sesikli ya da nitelik veri tipinde olabilir.
- 2) Çoklu doğrusal regresyonda her bir gözlem için bağımlı değer değeri kestirilirken, lojistik regresyonda her bir gözlem için riskin ortaya çıkma olasılığı elde edilir. Yani sonuç, 0-1 arasında bir değerdir.
- 3) Doğrusal regresyondaki birçok varsayım lojistik regresyonda yoktur. Örneğin, çoklu doğrusal regresyonda hataların sıfır ortalama ve belirli bir varyansla normal dağılması istenirken, lojistik regresyonda böyle bir koşul aranmaz.
- 4) Çoklu doğrusal regresyonda olduğu gibi lojistik regresyon modelinde uygun değişkenler modele alınmalı, nedensel olarak uygun olmayan değişkenler modele alınmamalıdır.
- 5) Genel bir yaklaşım olarak modeldeki her bağımsız değişken için en az 10 gözlem olmalıdır.
- 6) Çoklu doğrusal regresyonda olduğu gibi lojistik regresyonda da adımsal yöntemler bulunmaktadır.



Şekil: 2

Lojistik Regresyon Eğrisi

KAYNAK: HAIR ve diğerleri, 1998, p.277

Şekil 2’de lojistik regresyon eğrisi gösterilmektedir. Bağımsız değişkenin çok düşük düzeyi için olasılık sifıra yaklaşır. Bağımsız değişkenin değeri arttıkça; olasılık eğri boyunca artmakta, fakat eğim azalmaya başlamaktadır, yani olasılığın artışı azalan oranda olmaktadır. Bu durumda bağımsız değişkenin herhangi bir düzeyinde olasılık 1’e yaklaşabilir, fakat asla 1’i geçemez. Çoklu regresyonda böyle doğrusal olmayan bir ilişki kullanılması uygun olmaz. Çünkü bu tekniklerin böyle bir durumda kullanılabilmesi için birkaç tane varsayımın ihlal edilmesi gerekmektedir (HAIR ve diğerleri, 1998, p.285).

Çoklu regresyon modelinde bağımlı değişkenin tahmin ve gerçek değerleri arasındaki farkın kareleri toplamını minimize edebilmek için en küçük kareler metodu kullanılır. Lojistik regresyonda ise katsayılarla ilişkin en iyi tahminciyi bulabilmek için “maksimum olabilirlik” prosedürü izlenir. Modelin uygun olup olmadığını ölçmek için de kareler toplamı yerine, sonuçlardaki “olabilirlik” değeri kullanılır. Olayın ortaya çıkma ve çıkmama olasılıklarını karşılaştırarak lojistik regresyon modelinin katsayıları hesaplanır.

Tahmin edilen katsayılar gerçekte olasılık oranındaki değişikliklerin ölçümüdür. Ayrıca oranlar logaritmik olarak ifade edilir. Bu nedenle algoritmaları alınmalıdır. Böylece olasılıkların göreceli etkisi daha kolay hesaplanabilmektedir.

20103. Logit ve Probit Modeller

Logit analizi bağımlı değişkenlerin iki eksen üzerinde değerlendirildiği doğrusal bir analiz tekniğidir. Tesadüfi değişkenler, başarılı/başarısız, kadın/erkek, canlı/cansız gibi kalitatif değişkenlerdir (MADDALA, 1988, p.272–284).

Logit analizinde firmaların iflas olasılığı hesaplanır. Bu olasılığa ve belirli bir kesim olasılığa dayanılarak firmalar faaliyetlerini sürdüren ve iflas etmiş olarak sınıflara ayrılır. Logit modelinde, sınıflandırma işlemi gerçekleştirilirken, sınıflandırma hatalarını minimize eden “Log-likelihood fonksiyonu” maksimize edilerek model katsayıları elde edilir.

Firmaların seçilmiş rasyoları bağımsız değişken, firmanın durumu (y_i) bağımlı değişken olmak üzere logit modeli şöyle ifade edilebilir:

$$y_i = \begin{cases} 0 & \text{ise firma faaliyetlerini sürdürmekte} \\ 1 & \text{ise firma iflas etmiştir} \end{cases}$$

Logit modelinde “i” firmasının iflas etme olasılığı, değişken vektörü X_i verildiğinde, $P(X_i, \beta) = f(\alpha + \beta X_i)$ şeklinde ifade edilebilir. $f(\alpha + \beta X_i)$ ise kümülatif lojistik fonksiyondur (KILIÇ, 2003, s.30):

$$f(\alpha + \beta X_i) = \frac{1}{1 + e^{-(\alpha + \beta X_i)}}$$

Probit modeli ile logit modeli birbirine benzemekte, iki model arasındaki temel farklılık olasılık hesaplanmasından kaynaklanmaktadır. Probit modelinde olasılık $P(Z_i)$ aşağıdaki gibi kümülatif standart normal dağılım fonksiyonuna göre hesaplanır (MADDALA, 1988, p.272):

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

Probit modelin çözümü, integral ve türev hesapları gerektirdiğinden oldukça karmaşıktır. Bu durumda daha matematiksel form olan logit model kullanılır. Kümülatif ve logistik dağılımlar uç noktaların dışında birbirine çok yakın olduğundan, örnek boyutu çok büyük değilse bu durumda logit ve probit modeller birbirine yakın sonuçlar verecektir. Örneğin büyümesi durumunda uç değerlerde farklılık yaratacak kadar gözlem olacağından, iki modelin sonuçları gittikçe farklılaşacaktır (MADDALA, 1988, s.272).

2011. Çok Boyutlu Modellerle Yapılan Çalışmalar

Çok boyutlu modellerle yapılan çalışmaların başında Edward I. Altman'ın 1968 yılında yaptığı ve doğrusal çoklu diskriminant analizinin finansal başarısızlığın tahmininde ilk kez kullanıldığı çalışma gelmektedir.

Altman, finansal başarısızlığı öngörmeye, tek değişkenli modellerin finansal oranları tek tek dikkate almalarını eleştirmiştir. Buna göre bir işletmenin finansal oranlarından bazılarının gösterdiği istikrara veya performansa bakılarak, işletmenin finansal başarısızlık potansiyeli taşıdığını söylemek her zaman doğru olmamaktadır. Çünkü işletmenin bazı finansal oranları kötü bir performans sergilerken, diğer finansal oranları oldukça iyi durumda olabilir ve işletme gerçekten finansal başarısızlık potansiyeli taşımadığı halde, finansal başarısızlık riski bulunduğu sonucuna varılabilir. Altman, bu eksikliğin modelin tek boyutlu olmasından kaynaklandığını ileri sürerek çok boyutlu bir model geliştirmeye çalışmıştır.

Altman çalışmasında iki grubu incelemiştir. Birinci grupta, 1946–1965 döneminde ulusal iflas kanununa göre iflas talebinde bulunmuş olan imalatçı firmaları ele almıştır ve çalışmasında çok değişkenli istatistik analiz yöntemi olan “çoklu diskriminant analizini” kullanmıştır. Bu yöntemle yaptığı finansal başarısızlık tahminine yönelik çalışmasında, finansal başarısızlık kavramı yerine “iflas” kavramını kullanmıştır. Çalışmada yer alan firmaların aktifleri 0,7 milyon \$ ile 25,9 milyon \$ arasında değişmektedir ve ortalama olarak 6,4 milyon \$ civarındadır. Bu grup, endüstri ve büyüklükleri açısından tamamen

homojen değildir. İkinci grup, rasgele seçilmiş imalatçı işletmelerin eşlemeli bir örneklemesini içerir. Aktifleri 1–25 milyon \$ ile sınırlı olan işletmeler endüstri gruplarına ve büyüklüklerine göre sınıflandırılmıştır (ALTMAN, 1968, p.593).

Çalışmada 33 iflas etmiş işletme ile 33 iflas etmemiş işletme ele alınmıştır. Eşlemeli örnekleme yönteminin kullanıldığı çalışmada, eşleme kriteri olarak; endüstri ve işletme büyüklüğü kriterleri kullanılmıştır.

Altman çalışmasında ilk olarak, likidite, karlılık, finansal kaldıraç faaliyet ve ödeme gücü şeklinde 5 grupta 22 finansal oran tespit etmiştir. Çalışma sırasında istatistik tekniğiyle, her bağımsız değişkenin açıklama gücü, değişkenler arasındaki karşılıklı ilişkiler, bağımsız değişkenlerin modelin doğruluğuna olan katkıları ve kendi yargularıyla bu değişken sayısı 5'e indirilmiştir.

Altman'ın analiz için belirlediği oranlar ve diskriminant fonksiyonu şu şekildedir (ALTMAN, 1968, s.594):

$$\begin{aligned}
 X_1 &= \text{Çalışma Sermayesi/ Toplam Varlıklar} \\
 X_2 &= \text{Dağıtılmayan Karlar/ Toplam Varlıklar} \\
 X_3 &= \text{Faiz ve Vergiden Önceki Kar / Toplam Varlıklar} \\
 X_4 &= \text{İşletmenin Piyasa Değeri / Toplam Borcun Defter Değeri} \\
 X_5 &= \text{Satışlar / Toplam varlıklar} \\
 Z &= \text{Diskriminant değeri olmak üzere}
 \end{aligned}$$

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

Altman'ın Z modeli kullanıldığında, işletmeler iflastan bir yıl öncesi için %95, iki yıl öncesi için %72, oranında doğru sınıflama sağlayabilmiştir. İflastan 3,4 ve 5 yıl öncesi için bu oran sırasıyla %48, %29, %36 olarak bulunmuştur. Bu veriler modelin tahmin etme gücünün 3 yıl öncesinden itibaren önemli ölçüde azaldığını ortaya koymaktadır (ALTMAN, 1968, p.604)

Altman'ın Z modeli adı verilen bu modelde X'ler bağımsız değişkenleri ifade etmekte, X'lerin önünde yer alan değerlere de diskriminant katsayıları adı verilmektedir.

Diskriminant fonksiyonu ile bağımsız değişkenlerin (finansal oranların) doğrusal bileşimi oluşturularak bireylere ya da birimlere ait tüm değişkenler tek bir diskriminant değerine dönüştürülmektedir. Bu değer ya da skora dayanılarak işletme faaliyetleri ile ilgili tahmin ve yorumlarda bulunma imkânı doğmaktadır. İşletmeler için bulunan diskriminant değeri, kritik değer solunda yer alıyorsa işletme başarısız olan işletmeler grubuna, sağında yer alıyorsa başarılı işletmeler grubuna dâhil edilmektedir.

Altman, Z skoru 1.81'in altında bulunan işletmelerin yüksek iflas olasılığı taşıdığı, Z skoru 2.99'un üzerinde olan işletmelerin ise iflas olasılığının düşük olduğu sonucunu ortaya koymuştur. Ancak 2.675 gibi bir değere sahip bir işletmenin durumunun ne olduğu ise açıklık kazanmamıştır. Altman 1.81 ile 2.99 değeri arasında kalan alana "gri bölge" ya da "ihmal edilen bölge" adını vermiştir. Altman, bu bölge için Z skoruna sahip işletmelerin, hangi işletme grubuna ait olabileceğini tahmin etmenin zor olabileceğini belirtmektedir (ALTMAN, 1968, p.606).

Değişkenlerin diskriminant analizine uygun olup olmadığını ölçmek için Altman "F" testi uygulamıştır. Çalışmada başarısız ve başarısız olmayan işletmelerin beş oran için hesaplanan ortalamaları yukarıdaki Tablo 4'te verilmektedir (ALTMAN, 1968, p.596).

Tablo: 4

Altman'ın Z Modeli Değişkenlerinin Ortalama ve Anlamlılık Testi Sonuçları

Değişken	Başarısız İşletmelerin Ortalamaları (%)	Başarısız Olmayan İşletmelerin Ortalamaları (%)	F Değeri
X_1	-6.1	41.4	36.60*
X_2	-62.6	35.5	58.86*
X_3	31.8	15.3	26.56*
X_4	40.1	247.7	33.26*
X_5	150	190	2.84*

* 0.001 anlamlılık düzeyinde

KAYNAK: ALTMAN, 1968, p.596

Tablo 4'te görüldüğü gibi X_5 değeri haricindeki tüm değişkenler her iki grup için de 0.001 anlamlılık düzeyinde farklı ortalama değerler ortaya koymuştur.

Altman'ın yaptığı geçerlilik testleri sonucunda Z modeli ABD imalat sektörü genelinde oldukça başarılı sonuçlar vermiş ve model daha sonra muhasebe denetmenlerinin inceledikleri işletmelerin iflas edip etmeyeceklerinin saptanması çalışmalarında başarılı şekilde kullanılmıştır (ALTMAN-LORIS, 1976, p.1202).

Altman, ilk çalışmasında doğrusal diskriminant analizi kullanmıştır. Ancak daha sonraki çalışmasında sapma matrislerinin eşitliğinin gerçekleşmemesine bağlı olarak kuadratik diskriminant analizini kullanmış ve doğrusal diskriminant analizi tekniği yerine kuadratik diskriminant analiziyle yeni bir model daha geliştirmiştir. Bu modelin kurulması için bir takım haklı nedenler ileri sürmüştür. Bunlar genelde değişen iş yaşamı, işletme yönetimi anlayışı, raporlama sistemleri değişiklikleri ve çoklu diskriminant analizi üzerindeki bilimsel tartışmalardır.

Kuadratik diskriminant analizinin kullanıldığı modelde, ABD'de iflas etmiş borsa aracı kurumları arasından tesadüfi olarak seçilen ve 40 başarısız işletmeyle, 113 başarılı işletmeyi kapsayan bir çalışma yapılmış, 6 değişkenden oluşan model elde edilmiştir (ALTMAN-LORIS, 1976, p.1206).

Modelin içerdiği 6 değişken şunlardır (ALTMAN-LORIS, 1976, p.1207):

- 1) Net Kar / Toplam Varlıklar
- 2) Toplam Borç / Özsermaye
- 3) Toplam Varlıklar / (Dönen Varlık - Stoklar)
- 4) (Son Sermaye - Sermaye Eklmeleri) / Başlangıç Sermayesi
- 5) İşletme Yaşı
- 6) Bileşik Değişken (On değişkenin bileşkesi)

Bu model başarısız olmayan işletmeleri %90,3 ve başarısız işletmeleri de iflastan bir yıl öncesi % 90,1 oranında doğru sınıflandırmıştır. Bu ifadeye ek olarak, daha önce kullanılan doğrusal diskriminant analizinin ve kuadratik diskriminant analizinin grupları ayırmada

doğruluk açısından önemli fark yaratmadığı da belirtilmiştir (ALTMAN-LORİS, 1976, s.1203).

Altman 1968'de geliştirdiği Z modelini aşağıdaki nedenlerden dolayı yetersiz bularak 1977'de Haldeman ve Narayanan ile birlikte ZETA modelini geliştirmiştir.

Altman'a göre Z modeli şu nedenlerden dolayı yetersizdi (ALTMAN-LORIS, 1976, p.1203).

- Z modeli geliştirilirken, örneğe daha çok küçük işletmeler alınmıştır. Ama bugün işletmelerin ölçeği geçmişe kıyasla daha da büyüdüğünden Z modeli yetersiz kalabilmektedir.
- Z modeli geliştirilirken örneğe sadece imalat sektöründe faaliyet gösteren işletmeler alınmıştır ve dolayısıyla ticaret ve hizmet sektörüne modelin genelleştirilmesi sorunu ortaya çıkmıştır.
- Yeni muhasebe düzenlemelerinin yapılmış olması Z modelinin güvenilirliğini sarmıştır.
- Diskriminant analizindeki son gelişmeler daha iyi bir modelin geliştirilmesini mümkün kılabilir.

Altman, Z modelinin bu eksiklerini ortadan kaldırmak amacıyla yaptığı çalışmasında 1969–1975 yılları arasında 58 iflas etmiş ve 58 iflas etmemiş işletme verileri kullanılarak 7 değişkenli ZETA modelini oluşturmuştur. Çalışmada imalat sektörünün ağırlığı %50 olarak alınmış ve yedi adet orana kuadratik diskriminant analizi uygulanmıştır. ZETA modelindeki değişkenler şunlardır (ALTMAN-HALDEMAN-NARAYANAN,1977, p.34):

- 1) Faiz ve Vergiden Önceki Kar / Toplam Varlıklar
- 2) Faiz ve Vergiden Önceki Karın istikrarlılığı (Faiz ve Vergiden Önceki Karın gösterdiği istikrar, 10 yıllık bir dönemi kapsayan zaman serisi analizi ile saptanmıştır)
- 3) Faiz Karşılama Oranı
- 4) Dağıtılmayan Kar/Toplam Varlıklar
- 5) Cari Oran

- 6) Öz sermaye/Toplam Kaynaklar
7) İşletme Büyüklüğü (İşletmenin maddi duran varlıkları toplamı)

Bu modelin doğruluğu orijinal örnek için %92,8 olarak bulunurken yapılan geçerlilik testleri de bu sonuca destek vermiştir. Daha sonra bu model değişik sektörler için de denenmiş ve başarılı sonuçlar alınmıştır. Tablo 5'te her iki çalışmanın sonuçları karşılaştırılmaktadır.

Tablo : 5
Altman'ın Z ve ZETA Modellerinin Başarı Yüzdelerinin
Karşılaştırılması

Başarısızlıktan Önceki Yıllar	ZETA Modeli	Z Modeli
1	95	95
2	90	72
3	78	48
4	67	29
5	63	36

Meyer ve Piber 1970 yılında yaptıkları çalışmada banka iflaslarını önceden tahmine ilişkin deneysel bir model oluşturmuşlardır. Diskriminant analizinden farklı fakat aynı sonucu veren 0-1 regresyon tekniğini bankalar üzerinde uygulamışlardır. Çalışmada daha çok, önceki yıllarda ortaya çıkan iflasları değil, gelecekte meydana gelecek iflasları tahmine yönelik model geliştirmek amaçlanmıştır.

Bu çalışmada 1948-1965 yılları arasında ABD'de iflas eden 55 bankadan 39 banka ile benzer özelliklere sahip 39 tane durumu iyi olan banka seçilerek inceleme yapılmıştır. Eşleştirilmiş örnekleme yönteminin kullanıldığı bu çalışmada eşleştirme kriteri olarak aşağıdaki kriterler esas alınmıştır (MEYER-PIFER, 1970, p.856);

- aynı şehirde bulunma,
- aynı büyüklükte olma,
- aynı yaşam süresi,

- aynı denetim organlarının denetimi altında olma,
- verilerin aynı tarihte olmaları.

Çalışmada bağımsız değişken olarak, bilânço, gelir tablosu ve banka müfettişlerinin raporlarından elde edilen 32 finansal oran kullanılmıştır. Çalışma sonucunda elde edilen modelin iflas tarihinden 1 ve 2 yıl öncesi için bankaların %80'inin doğru gruplara ayrılabilirdiği görülmüştür. Ayrıca araştırmada bir kesit analizi çalışması için oldukça yüksek sayılan % 70 değerinde bir (R^2) elde edilmiştir (MEYER-PIFER, 1970, p.867).

Deakin (1972) yaptığı çalışmada Beaver ve Altman'ın çalışmalarına dayanan bir model geliştirmiş ve söz konusu çalışmalara farklı bir açıdan yaklaşarak alternatif bir model oluşturmuştur. Deakin çalışmasında, Beaver'ın tek boyutlu modelindeki yüksek tahmin gücünü ve Altman'ın çoklu yaklaşımını bir araya getirerek iflas eden ve etmeyen işletmeleri en iyi ayıracak bir model geliştirmeye çalışmıştır. 1964–1970 yılları arasında iflas eden 32 işletme ile 32 iflas etmeyen işletmenin örnek kapsamına alındığı çalışmada, endüstri, aktif büyüklükleri ve finansal verilerin dönemleri dikkate alınmıştır (DEAKIN, 1972, p.167–179).

Deakin, Beaver'ın analiz ettiği oranları Altman tipi bir çoklu diskriminant analizi için kullanmış, iflas eden ve etmeyen işletmeleri birbirinden en iyi ayıracak diskriminant fonksiyonunu, iflastan önceki 5 yılın her biri için ayrı ayrı hesaplamıştır. Değişkenlerin hepsi fonksiyonun ayırım kabiliyetine katkıda bulunmuşlardır fakat, değişkenlerin her birinin anlamlılık derecesi 5 yıl boyunca değişmemiştir (DEAKIN, 1972, p.173).

Deakin çalışmasında, Beaver'ın modelini kendisinin seçtiği örnek üzerinde tekrarlamıştır. Her iki çalışmada da nakit akışlarının toplam borçlara oranı finansal başarısızlığı doğru olarak tahminde en etkili değişken olarak bulunmuştur.

Daha sonra Altman tarafından geliştirilen çok boyutlu diskriminant analizini uygulayarak işletmenin iflas eğilimlerini tespit etmeye çalışmıştır. Deakin sınıflandırmayı kritik bir Z skoruna göre değil, herhangi bir grubun elamanı olma ihtimalini veren bir formülle hesaplamıştır. Bu şekilde iflastan önceki 3 yıl için sınıflandırma hataları sırasıyla %3, %4,5 ve %4,5 olarak bulunmuştur. Dördüncü ve beşinci yıllarda ise gruplar

birbirinden kesin olarak ayırlamamış ve yanlış sınıflandırma oranları karar verme amacı çerçevesinde oldukça yüksek çıkmıştır. Deakin araştırmasında Beaver'ın uyguladığı metodun tahmin kabiliyetinin Altman'dan daha yüksek olduğunu, ancak Altman'ın çok boyutlu analizinin kendisi için daha cazip olduğunu belirtmiştir (DEAKIN, 1972, p.167).

Deakin'in çalışması hangi oranların iflas eden, hangi oranların iflas etmeyen işletmelerde geçerli olacağına ilişkin anlamlı sonuçlar vermesi nedeni ile tahmin literatüründe önemli bir çalışma olmuştur.

Deakin çalışmasını 1977 yılında, Libby'nin (1975) temel bileşenler analizi ile geliştirerek, revize etmiştir. Çalışmasında, 1972 yılındaki araştırmasında ele aldığı 32 iflas eden işletmeye ilave olarak, 1970–1971 yıllarında iflas eden 31 işletmeyi ve 80 başarılı işletmeyi araştırma kapsamına almış ve Libby tarafından hesaplanan 5 oran setini değişken olarak kullanmıştır.

Deakin, 1977 yılındaki modelinde, hem doğrusal hem de kuadratik diskriminant analizi yöntemini kullanmıştır. Doğrusal modelin tahmin başarısı %94,4 olarak hesaplanırken, kuadratik modelin tahmin başarısı %84,9 olarak bulunmuştur. Modelin başarı yüzdesi yüksek bulunmakla birlikte birinci ve ikinci tip hatalar model kapsamında yer alan gruplar için çok farklı bulunmuştur.

Edmister (1972), yapmış olduğu çalışmada birçok analiz metodundan yararlanarak küçük ölçekli işletmelerin başarısızlıklarını önceden tahmin etmeye çalışmıştır. Çalışma kapsamına 1954–1969 döneminde ABD'deki SBA (Küçük İşletmelere İdaresi) adlı organizasyona borçlu olan işletmeler alınmıştır. Bu dönemde finansal başarısızlığa düşmüş 42 işletme ile 562 başarılı küçük işletme çalışmaya dahil edilmiştir. Edmister'in yaptığı analizde 19 finansal oran ele aldığı ve metodolojik olarak dört değişik hipotezi test ettiği görülmektedir. Bunlar (EDMISTER, 1972, p.1480);

- Başarısızlığın tahmininde rasyoların katkı payı,
- Başarısızlığın tahmininde rasyoların üç yıllık trendlerinin etkisi,
- Başarısızlığın tahmininde rasyoların üç yıllık ortalamalarının etkisi,
- Başarısızlığın tahmininde rasyoların endüstrideki trendlerle kombinasyonu.

Modelin istatistiksel olarak anlamlılığını artırmak için çoklu bağlantı sorunu sınırlandırılmaya çalışılmıştır. Bu amaçla bir değişkenin modeldeki diğer değişkenlerden birisi ile arasındaki korelasyon katsayısının 0,31'den yüksek olması durumunda söz konusu değişkeni modele almayacak olan stepwise süreci geliştirilmiştir. Bu yaklaşımın en temel sakıncası ise belki de model için oldukça anlamlı olabilecek bir değişkenin regresyon denkleminde çıkarılabilecek olmasıdır.

Çalışmada, literatürde önemli bulunmuş olan 19 oranın test edildiği çoklu regresyon analizi kullanılmıştır. Çalışma sonucunda ise 7 bağımsız değişkenden oluşan 0–1 regresyon modeli geliştirilmiştir. Burada değişkenler ham oran olarak değil, ölçüm ve trend değerlerini tek bir kritik kopuş değerine ulaştırmak amacı ile 0–1 formuna dönüştürülerek ele alınmıştır. Böylece, herhangi bir oranın değerinin örneğin 0,05'ten düşük olması durumunda, söz konusu değişkenin değeri 1, aksi durumda 0 olarak modele dâhil edilmiştir. Modelin son aşamasında, hesaplanacak değer "0" olması durumunda işletme başarısız, "1" olması durumunda ise işletme başarılı olarak sınıflandırılmıştır.

Çalışmada, başarılı ve başarısız şirketler için 0–1 tekniğinin yer aldığı regresyon analizinde kullanılan 7 değişken ve model aşağıda verilmektedir (EDMISTER, 1972, p.1483):

$$Z = 0.951 - 0.523X_1 - 0.293X_2 - 0.482X_3 - 0.277X_4 - 0.425X_5 - 0.352X_6 - 0.924X_7$$

X_1 = Yıllık Nakit Girişi / Dönen Varlıklar

X_2 = Öz sermaye / Satışlar

X_3 = Net İşletme Sermayesi / Satışlar (Endüstri ortalama rasyosuna bölünmüş olarak)

X_4 = Dönen Varlıklar / Öz sermaye (Endüstri ortalama rasyosuna bölünmüş olarak)

X_5 = Stoklar / Satışlar (Endüstri ortalama rasyosuna bölünmüş olarak)

X_6 = Likidite Oranı

X_7 = Likidite Oranının Endüstri Likidite Oranına Oranı

Açıklayıcı gücü (R^2) =%74 olan modelin doğru sınıflandırma oranı ise %90'ın üzerinde bulunmuştur. Küçük işletmeler için ilk model olma özelliğini taşıyan bu çalışmada,

finansal başarısızlık ayırımının sağlıklı olarak yapılabilmesi için en az ardışık üç yılın finansal tablolarının olması gerektiği ortaya çıkmıştır.

Edmister, araştırma sonucunda tahmini güçlü kılan en önemli unsurların analitik metot ve oran seçimi olduğunu belirtmiştir. Ayrıca, bir oranın ilgili olduğu endüstrinin ortalamasına bölünmesinin ve oranların üç aylık dönemlere göre gruplandırılmasının da yararlı olduğunu vurgulamıştır. Edmister, çalışmasında regresyon uygulaması sayesinde, tek başına modele katkı sağlayan değişkenlerin birbiriyle etkileşime girerek toplamda tahmini etkilediklerini belirtmiştir. Çalışmanın eleştiri alan kısmı ise 0-1 tekniğinin bilgiyi azaltması yönünde olmuştur.

Blum (1974), “Başarısız Şirket Doktrini” olarak adlandırılan çalışmasını ABD Adalet Bakanlığı’nın Anti-Tröst bölümüne yardımcı olmak için hazırlamış ve bu çalışma şirket birleşmeleri davasında kullanılmıştır. Kurulan modelde 1954–1968 yılları arasında başarısız olan 115 işletme ile aynı endüstri, büyüklük ve yıl bazında 115 başarılı işletme ele alınmıştır. Blum’un nakit akışına dayandırdığı bu modelde çok fazla değişken kullanılmamıştır. Başarısızlık tahmin modeli likidite, karlılık ve değişkenlik kriteri üzerine kurulmuş ve bu üç değişkeni ölçmek için 12 oran kullanılmıştır. Çalışmada başarısızlık göstergesi olarak 3 değişik gösterge ele alınmıştır. Bunlar (BLUM, 1974, p.11);

- Vadesi gelen borçların ödenememesi,
- İflas işlemlerinin başlaması,
- Kredi veren kuruluşlarla borçların azaltılması için uzlaşmaya gidilmesi.

Çalışmada çıkan sonuçların doğruluk oranlarının başarısızlık yılına yaklaştıkça arttığı dikkati çekmektedir. Söz konusu çalışmanın, başarısızlıkları iflastan bir yıl öncesinde %94, iki yıl öncesinde %80 ve üç yıl öncesinde %70 doğrulukla tahmin ettiği görülmüştür. Ayrıca değişkenleri oluşturan katsayıların zaman içinde istikrarsızlık gösterdiği de saptanmıştır.

Çalışmada yorum yapma zorluğu ile karşılaşmıştır. Örneğin, başarısızlıktan bir yıl öncesine ilişkin yapılan sınıflandırmada, değişkenlik oranlarının hesaplanmasında

kullanılan yıllara göre altı farklı sonucun yer alması modelin yorumlanmasını güçleştirmiştir.

Libby, 1975 yılında yaptığı çalışmasında, Deakin'in 14 değişkenini kullanarak şirket başarısızlıklarını önceden tahmine yönelik çalışma yapmış ve bu oranların finansal başarısızlığı öngörmeye yararlı olup olmadığını incelemiştir. Libby, 14 olan değişken sayısını 5 faktöre indirgemiş ve her bir faktörü bir değişkenle temsil eder duruma getirmiştir.

Tablo: 6

Libby'nin Çalışmasında Kullandığı Faktörler ve Finansal Oranlar

FAKTÖRLER	FİNANSAL ORANLAR
Karlılık	Net Kar / Aktif Toplamı
Faaliyet	Dönen Varlıklar / Satışlar
Likidite	Dönen Varlıklar / Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar
Varlık Dengesi	Dönen Varlıklar / Aktif Toplamı
Nakit Durumu	Kasa / Aktif Toplamı

KAYNAK: ALTMAN ve diğerleri, 1981, s.284.

Deakin'in kullandığı veri setinden rasgele seçilmiş 60 işletmeye ait veriler kullanılmış ve 43 ticari kredi analistinden, işletmelerin gelecekte başarısız ve başarısız olmayan sınıflarından hangisine gireceğinin tahmin edilmesi istenmiştir. Analistlere öncü olasılıkları belirtmek amacıyla, örnekleme finansal tabloları bulunan işletmelerden yarısının üç yıl içinde başarısız duruma düştükleri belirtilmiştir. Analistlerin tek başlarına bir haftalık zaman içinde analizleri bitirmeleri istenmiştir. Daha sonrasında ise kendilerine her doğru tahmin için bir puan verileceği, her yanlış tahmin için ise bir puan geri alınacağı vurgulanmıştır ve Libby analistlerin tahmin sonuçları üzerinde çeşitli hipotezler test edilmiştir (LIBBY, 1975, p.151–152):

Libby'nin araştırmasında yer alan analistler ortalama olarak % 74,4 oranında doğru tahmin yaparken, en iyi tahmin %81,7 olmuştur. Çalışmada aşağıda belirtilen 4 önemli sonuca varılmıştır (LIBBY, 1975, p.158):

- Büyük ve küçük banka analistleri arasında tahmin başarısı açısından önemli farklılık bulunmamaktadır.
- Analistlerin yaş ve deneyimleri ile tahmin başarıları arasında herhangi bir ilişki bulunamamıştır.
- Analistler arasında kısa dönemde test güvenilirliği açısından bir farklılığa rastlanmamıştır.
- Analistlerin yorumları arasında birlik bulunmuştur.

Sinkey (1975)'in çalışması, banka başarısızlıklarını sınıflandırma ile başarılı ve başarısız bankalar arasındaki farklılıkları saptamaya çalışan ayrıntılı bir çalışmadır. Çalışmada Federal Mevduat Sigorta Kurumu (FDIC: Federal Deposit Insurance Corporation) tarafından ele alınan bankalar için model oluşturulmuştur.

Çalışmada, 1972 yılında Federal Mevduat Sigorta Kurumu tarafından tanımlanan problemlili banka sınıfına giren 90 banka ile 1975 yılındaki 20 banka olmak üzere 110 banka ele alınmıştır. 1969-1972 yıllarını içeren çalışmada eşlemeli örnekleme yöntemi kullanılmıştır. Her problemlili bankanın faaliyet gösterdiği bölge, toplan mevduat, şube sayısı ve Merkez Bankası üyelik statüsü kriterleri dikkate alınarak eşleme yapılmıştır. 110 problemlili banka olmak üzere 220 banka analize dâhil edilmiştir (SINKEY, 1975, p.23–26).

Sinkey, çalışmasında çok boyutlu diskriminant analizi yöntemini kullanmıştır. Analizde kullanılan oranlar, likidite, kredi yapısı, etkinlik, karlılık, sermaye yeterliliği, gelirlerin kaynakları ve kullanım alanlarıdır. Analizde kullanılan oranlar ve bunları temsil eden kriterler Tablo 7'de yer almaktadır.

Model iflastan 1 yıl öncesini %80 doğru sınıflandırırken, daha sonraki yıllarda 6. yıla kadar olan dönemde % 50'lik bir başarı oranı ile doğru sınıflandırma yapabilmıştır (SINKEY, 1975, p.36).

Tablo: 7
Sinkey'in Çalışmasında Kullandığı Kriterler ve Finansal Oranlar

KRİTERLER	DEĞİŞKENLER (FİNANSAL ORANLAR)
1) Likidite	(Nakit + ABD Hazine Tahvilleri) / Toplam Varlıklar
2) Kredi Hacmi	Krediler / Toplam Varlıklar
3) Kredi Kalitesi	Kredi Zarar Karşılıkları / Faaliyet Giderleri
4) Sermaye Yeterliliği	Krediler / (Sermaye+ Yedekler)
5) Etkinlik	Faaliyet Gideri / Faaliyet Geliri
6) Gelir Kaynakları (Gelirin %'si olarak)	a) Kredi Gelirleri / Toplam Gelirler
	b) ABD Hazine Tahvil Gelirleri/ Toplam Gelirler
	c) Eyalet ve Borçlanma Senetlerinden Elde Edilen Gelirler / Toplam gelirler
7) Gelirlerin Kullanımı (Gelirin %'si olarak)	a) Mevduat faizleri / Toplam gelirler
	b) Diğer Giderler / Toplam Gelirler

KAYNAK: SINKEY, 1975, s.28

Sinkey'in analizi sonucunda, hatalı sınıflandırma oranının 1969 yılından 1972 yılına doğru gelindikçe azaldığı saptanmıştır. Bankaların izlenmesi sırasında I.tip hatanın II. Tip hatadan daha fazla önem taşıdığı dikkate alındığında analizin bu yönden de başarılı sonuçlar verdiği anlaşılmaktadır. 1969 yılında %46,36 olan I. tip hata oranı 1972 yılında %28,15'e düşmüştür (SINKEY, 1975, p.31–34).

Sinkey, gözetim aracı olarak erken uyarı sisteminin yararlarını 4 ana başlık altında toplamıştır (SINKEY, 1975, p.34–35):

- 1) Bankacılık faaliyetlerini düzenleyici kurumların kaynaklarını daha etkin kullanabilmeleri,
- 2) İnceleme öncesi bilânço ve gelir tablosu verilerinin daha etkin olarak kullanılması,
- 3) Objektif kriterlerin belirlenmesine yardımcı olmak,
- 4) Düzenleyici kurumların, inceleme ve denetim performanslarını değerlendirme imkânı sağlaması,

Çalışma sonucunda Sinkey, bankalar için geliştirilecek erken uyarı sisteminin önemi üzerinde durmuş fakat hiçbir zaman geliştirdiği sistemin insana dayalı modellerin yerini alamayacağını belirtmiştir.

Altman ve Loris (1976) yaptıkları çalışmada, 1971 ve 1973 yılları arasında Menkul Kıymet Yatırımcılarını Koruma kanunu düzenlemeleri çerçevesinde tasfiye edilen 40 aracı kurum ile Ulusal Menkul Kıymet Aracıları Birliği'nin 1972 yılındaki listelerinde yer alan 113 aracı kurumu çalışmalarına almışlardır. Bu kurumlar tesadüfi örnekleme yöntemiyle seçilmiştir. Çalışmada, aracı kurumların belli bir yıldaki finansal tablolarından elde edilen veriler kullanılmıştır (ALTMAN-LORIS, 1976, p.1201–1217).

Araştırmada, likidite, karlılık, kaldıraç oranlarının yanı sıra aracı kurumların yapıları ve faaliyet alanları nedeniyle yeni oranlar da kullanılmıştır. Bunun yanında, işletmenin yaşı, organizasyonun yapısı gibi finansal olmayan veriler de çalışmaya dahil edilmiştir. Veri eksikliği ve benzeri nedenlerle ilk başta 32 olarak belirlenen değişken sayısı, 24'e indirilmiştir. Söz konusu oranlar, başarılı ve başarısız aracı kurumlar arasında anlamlı farklılıklar gösteren oranların belirlenmesi amacıyla çeşitli testlere tabi tutulmuştur. Sonuç olarak, başarılı ve başarısız aracı kurumları doğru tahmin etmede en etkili olduğu düşünülen 6 finansal oran seçilmiştir. Bu finansal oranlar şunlardır (ALTMAN-LORIS, 1976, p.1207):

- 1) Net Kar / Toplam Varlıklar
- 2) (Toplam Yükümlülükler + Teminatlar)
- 3) Toplam Varlıklar / Düzeltilmiş Net Sermaye
- 4) (Dönem sonu Sermaye – Sermaye Artırımları) / Dönem Başı Sermaye
- 5) Ölçeklendirilmiş İşletme Yaşı
- 6) Kompoze değişken (10 ayrı değişkenin bileşkesi olarak)

Modelde yer alan kompoze değişken, Ulusal Menkul Kıymet Aracıları Birliği tarafından yapılan araştırmalar sonucu, aracı kurumlar açısından önemli olduğu kabul edilen 10 ayrı kritik kopuş değerli değişkenden oluşmaktadır. Kompoze değişkeni oluşturan 10 değişken şunlardır (ALTMAN-LORIS, 1976, p.1216):

- 1) Organizasyon Türü: Anonim Ortaklık = 1 ; Diğerleri = 0
- 2) İşletme yaşı $\langle 5 = 1$; İşletme Yaşı $\geq 5 = 0$
- 3) Tezgah üstü piyasalarda kendi nam ve hesabına yapılan işlemlerden elde edilen kar veya zarar ve vergi öncesi net kar $\langle 0 = 1$; $\geq 0 = 0$
- 4) Vergi Öncesi Net Kar $\langle 0 = 1$; $\geq 0 = 0$
- 5) Kendi nam ve hesabına yapılan işlemlerden elde edilen kar veya zarar ve vergi öncesi net kar $\leq 0 = 1$; $> 0 = 0$
- 6) Sermaye benzeri Borçlar $> 0 = 1$; $\leq 0 = 0$
- 7) Sermaye Benzeri Borçlar $> 1/3$ Toplam Sermaye = 1 ; $\leq 1/3$ Toplam Sermaye = 0
- 8) Dönem başı Sermayesi $\leq 0 = 1$; $> 0 = 0$
- 9) Vergi sonrası net kar / Dönem başı Sermaye $\leq -0.25 = 1$; $> -0.25 = 0$
- 10) Raporlama: geç raporlama durumunda 1; zamanında raporlama durumunda = 0

Çalışmada, kuadratik diskriminant modeli kullanılmış ve 40 başarısız aracı kurumdan 36'sı, 113 aracı kurumdan ise 102'si doğru olarak sınıflandırılmıştır. Modelin genel tahmin gücü % 90,1 başarısız aracı kurumları doğru sınıflandırma gücü %90, başarılı aracı kurumları doğru sınıflama gücü ise %90,3 olarak bulunmuştur. Model için Lachenbruch geçerlilik testi uygulanmıştır. Test sonucunda, modelin başarısız aracı kurumları doğru sınıflandırma başarısı %82,5'e, başarılı aracı kurumları doğru sınıflandırma başarısı %87,6'ya, genel başarısı ise %86,2'ye düşmüştür (ALTMAN-LORIS, 1976, p.1211).

Ohlson (1980) yapmış olduğu çalışmada, işletmelerin sadece iflas edip etmeyeceklerini değil, hangi olasılıkla iflas edeceklerini belirlemeye çalışmıştır. Ohlson, bir olayı öngörmede kullanılacak değişkenlere ait verilerin olayın gerçekleşmesinden önceki dönemde toplanması gerektiğine dikkat çekerek, önceki araştırmalarda bu konuya dikkat edilmediğini belirtmektedir.

Ohlson çoklu diskriminant analizinde karşılaşılan sorunları şöyle açıklamaktadır (OHLSON, 1980, p.112):

- Tahmin değişkenleri, bazı dağılım özelliklerine sahip olmalıdır. Normal dağılımlarının yanında her iki grup işletmenin aynı varyans-kovaryans matrisine sahip olmaları şarttır.

- Çoklu diskriminant analizi modelinin türettiği Z skorları işletmeleri sıralama imkânı sağlasa da iki tür sınıflandırma hatası arasındaki maliyet oranı bilinmedikçe uygun bir kritik nokta saptamak ve işletmeleri değerlendirmek mümkün değildir.
- Çoklu diskriminant analizi modeli işletmeler eşleştirilerek kullanılmakta ve eşleştirme çeşitli kriterlere göre yapılabilmektedir. Hangi eşleştirme kriterinin daha uygun olacağını saptamak çok güçtür ve değişkenlerin eşleştirme kriteri yerine tahmin değişkeni olarak kullanılmaları daha yararlıdır.

Ohlson, çoklu diskriminant analizi modelinin ortaya çıkardığı sakıncaları gidermek için lojistik regresyon modelini kullanmıştır. Çalışmada 105 başarısız ve 2058 başarılı işletmeyi kapsayan, 1970–1976 dönemleri arasında sermaye piyasasında ve ikincil piyasada işlem gören ve ayrıca bir endüstri kolunda sınıflandırılmış işletmelerden oluşan model üzerinde, logit modelinin doğruluğu test edilmeye çalışılmıştır. Analiz edilecek işletmeler için oldukça detaylı bir çalışma yapılmıştır. Küçük ve kişisel işletmeler, taşımacılık, finans, sigorta sektörüne giren işletmeler, finansal başarısızlıktan üç yıl önceki finansal tabloları elde edilemeyen işletmeler ile satışı çok az veya hiç olmayan işletmeler kapsam dışı bırakılmıştır (OHLSON, 1980, p.114).

Logit tekniği kullanılarak yapılan çalışmada geliştirilen modelin %96,12 oranında başarılı sınıflandırma yaptığı tespit edilmiştir. Ayrıca modellerde aşağıdaki oranlar değişken olarak kullanılmıştır (OHLSON, 1980, p.118):

- İşletme büyüklüğü
- Toplam Borç/ Toplam Varlıklar
- Çalışma Sermayesi/ Toplam varlıklar
- Kısa Vadeli Borç / Dönen Varlıklar
- Toplam borçların toplam varlıkları aştığı durumda “1”, aksi durumda “0” değeri alan kukla değişken,
- Net Kar/ Toplam Varlıklar,
- Faaliyet Karı/ Toplam Borçlar
- Son iki yılın net karı negatif olduğunda 1, aksi durumda 0 değeri alan kukla değişken

- $(NK_t - NK_{t-1}) / (|NK_t| + |NK_{t-1}|)$ deęişkeni. NK_t son döneme ait net karı ifade etmektedir. Bu oran işletmenin net kar rakamındaki deęişmeyi ölçmeyi amaçlamaktadır.

20110. Türkiye’de Yapılan Çalışmalar

Türkiye’de finansal oranların dağılımını inceleyen ilk çalışma Ertuna (1978), tarafından yapılmıştır. Ertuna çalışmasında, giyim, gıda, dokuma ve içki gibi 24 sanayi dalında faaliyet gösteren 195 imalat işletmesi için saptanan 38 finansal oranın 1973–1975 yıllarındaki istatistiksel dağılımlarını incelemiştir. Araştırmada finansal oranların büyük çoğunluğunun normal dağılmadığını, sektör ayrımı yapıldığında ise finansal oranların normale çok yaklaştığını bulmuştur.

Türkiye’de, finansal başarısızlığın tahmininde diskriminant analizinin kullanıldığı ilk çalışma 1981 yılında yapılmıştır (Göktan, 1981). Bu çalışmada çoklu diskriminant analizi yöntemi, 25 başarılı ve 14 başarısız işletmenin 1976–1980 dönemi içindeki üçer yıllık finansal tablolarından çıkarılan 19 oran kullanılarak gerçekleştirilmiştir. İflastan 4 yıl öncesine kadar incelemenin genişletildiği bu çalışmada her yıl için ayrı bir diskriminant fonksiyonu hesaplanmış ve bu fonksiyonlar esas alınarak her yıla ilişkin tahmin yapılmıştır. Ancak iflastan 4 yıl öncesi, veri eksikliğinden dolayı bazı işletmelerin analizden çıkarılması sonucu 34 işletme esas alınarak tahmin edilmiştir. İflastan bir yıl öncesini %92,9 oranında doğru tahmin eden modelin deęişkenleri önem sırasına göre şu şekildedir (GÖKTAN, 1981, s.67).

- 1) Nakit Akışı / Toplam Borç
- 2) Nakit Akışı / Toplam Varlıklar
- 3) Öz sermaye / Toplam Borçlar
- 4) Dönen Varlıklar / Kısa Vadeli Borçlar
- 5) Toplam Varlıklar / Satışlar
- 6) Net İşletme Sermayesi / Satışlar
- 7) Satılan Malların Maliyeti / Ortalama Stok
- 8) Öz sermaye / Net Duran Varlıklar
- 9) Satılan Malların Maliyeti / Satışlar

İflastan 2, 3 ve 4 yıl öncesi için bulunan modellerin içerik olarak değiştiğinin gözlemlendiği bu çalışmada, iflastan iki yıl öncesi %89,74 üç yıl öncesi %84,6 ve dört yıl öncesi için %85,2 doğrulukla tahmin edilmiştir. Bu sonuçlar, çoklu diskriminant analizinin Türkiye koşullarında bir erken uyarı sistemi olarak kullanılabileceğini göstermiştir.

Meriç, 1985 yılında yaptığı çalışmada, farklı sanayi dallarındaki işletmelerin finansal karakteristikleri arasındaki farkların tespit edilmesi amacıyla yönelik bir araştırma yapmıştır. Çalışmada, temel bileşenler analizi ile çok değişkenli varyans analizi kullanılmıştır. Gıda, dokuma-giyim, kimya ve metal eşya sanayi dallarında faaliyet gösteren 81 işletmenin bilanço ve gelir tablolarından elde edilen 28 finansal oran ele alınmıştır. Çalışmada enflasyonun etkisi göz önüne alınarak da denemeler yapılmış ve sonuçta, değişik sanayi dallarında faaliyet gösteren işletmelerin finansal karakteristikleri arasında istatistiksel bakımdan önemli farklılıkların bulunduğu ortaya çıkmıştır.

Bolak 1986 yılında yaptığı araştırmada işletmeleri finansal amaca ulaşma derecelerine göre sıralayabilen ve her bir işletmenin bu amaca ulaşabilmede gösterdiği başarıyı ölçebilen bir performans endeksi geliştirilmiştir. Çalışma 1979–1983 yılları arasında dokuma, çimento ve metal eşya-makine ve teçhizat sanayinde faaliyette bulunan 84 işletme üzerinde gerçekleştirilmiştir. İşletmelerin finansal performanslarının belirlenmesinde bağımsız değişken olarak finansal oranlar kullanılarak çok boyutlu bir analiz yardımıyla üç sektör için ayrı ayrı performans endeksi oluşturulmuştur. Analizde kullanılacak bağımsız değişkenlerin seçiminde şu kriterler gözetilmiştir.

- Seçilecek değişkenlerin daha önce sözü edilen gruplardan birine dâhil edilebilmesi,
- Artan değerleri olumlu kabul edilebilecek oranların bağımsız değişken olarak seçilmeleri,
- Seçilecek bağımsız değişkenler arasında korelasyonların düşük seviyelerde olması.

Çalışmanın yapıldığı üç sektör için performans skorları ile bağımlı değişkenler arasında elde edilen korelasyon 0,001 güven derecesinde anlamlı bulunmuştur.

Çilli ve Temel 1988 yılında yaptıkları çalışmada Türk bankacılığı için erken uyarı modeli geliştirmeyi amaçlamışlar ve 1986–1987 yıllarında 42 değişken ve 47 ticari bankayı

analizlerine dahil etmişlerdir. Çok değişkenli farklılık analizi kullanılarak sorunlu ve sorunsuz bankaları birbirinden ayıran özellikleri belirlemek ve tanımlamak amaçlanmıştır (ÇİLLİ-TEMEL, 1988, s.3–28).

Farklılık analizi sonucunda 42 değişken mali açıdan sorunlu ve sorunsuz olarak önceden iki gruba ayrılan bankalar arasındaki farklılaşmanın en fazla olduğu 1986 yılı için 14, 1987 yılı için 16 değişken belirlenmiştir. Bu değişkenlerden Özellikle özkaynak yeterliliği ve karlılık boyutlarında bulunanların sorunlu ve sorunsuz bankaları farklılaştırmada büyük rol oynadığı tespit edilmiş ve bu iki değişkenin “erken uyarı göstergeleri” olarak kullanılabilceği sonucuna varılmıştır (ÇİLLİ-TEMEL, 1988, s.28).

Çok değişkenli regresyon modelini kullanan çalışmalardan biri de Ağaoğlu'nun 1989 yılında yaptığı çalışmadır. Çalışmada bankacılık sektöründe faaliyette bulunan bankaların performansları ve taşıdıkları risk boyutları analiz edilmiştir. 1960–1987 döneminde Türkiye’de faaliyet göstermiş 36 başarılı ve 15 başarısız banka işletmesi incelemeye alınmış ve aşağıdaki hipotezler geliştirilmiştir:

- Sistemik riskin ölçülmesinde alternatif bir yaklaşım olarak beta, muhasebe verilerine dayanılarak hesaplanabilir.
- Muhasebe verilerinden oluşan bir riskler fonksiyonu ve uygun bir model yardımıyla bankalar için performans ve erken uyarı sistemi geliştirilebilir.

Ağaoğlu, bankaların risk değerlendirmesi ve erken uyarı sistemi için 7 finansal orandan oluşan bir model geliştirmiştir. Çoklu regresyon yönteminin kullanıldığı çalışmada, modelin açıklayıcılık gücü (R^2) 0,55 olarak bulunmuştur. Kopuş değerinin 0,60 alınması durumunda başarılı bankaların %94, başarısız bankaların ise %93 oranında doğru sınıflandığı tespit edilmiştir.

Modelde yer alan çeşitli risk boyutlarını yansıtan oranlar aşağıdaki gibidir:

- 1) Faiz hassasiyeti oranı: (Tahvil ve Hisse Senetleri + Menkul Değerler + Verilen krediler + Kanuni karşılıklar + Munzam Karşılıklar + Kanuni Yedekler) / (Tedavüldeki Tahviller + Alınan Krediler + Mevduat)

- 2) Kredi riskini ölçmeye yönelik: Diğer Aktifler / Toplam Krediler
- 3) Likidite Riskine Yönelik: (Likit Değerler – Kanuni Karşılıklar – Mevduat Munzam Karşılıkları – Yedekler) / Toplam Aktifler
- 4) Kaldıraç Riskine Yönelik: (Toplam mevduat + Toplam Kısa Vadeli Borçlar) / Toplam Aktifler
- 5) Faaliyet Riskine Yönelik: (Faiz Gelirleri – Faiz Giderleri – Personel Giderleri) / (Toplam Gelir – Yılın Zararı)
- 6) Çeşitlendirme Riskine Yönelik: Ticari Krediler / Toplam Krediler
- 7) Sermaye Yeterliliğine Yönelik: (Özkaynaklar – geçmiş ve Cari Yıl Zararları – Ödenmemiş Sermaye) – (Sabit Değerler+ İştirakler) / (Toplam Aktifler- Ödenmemiş Sermaye).

Ağaoğlu tarafından geliştirilen model, finans teorisinin sağladığı bilgiden yola çıkarak ampirik olarak saptanan risk boyutlarını ele almıştır. Bankaları risklilik sırasına göre yerleştirme olanağına sahip olduğundan, riskli bankaların zaman geçirilmeden denetim altına alınmasını sağlaması açısından önemli bir çalışma olmuştur. Model, tüm bankalara uygulanabilecek şekilde oluşturulmuştur. Ayrıca, az değişkenin kullanıldığı anlaşılması kolay bir modeldir.

Aktaş, 1993 yılında yaptığı çalışmada 1980–1989 yılları arasında başarısızlığa uğramış olan 25 işletme ile 35 başarılı işletmeyi incelemiştir. Araştırmada eşleştirilmiş örnekleme yöntemi kullanılmıştır. İşletmeler saptanırken SPK tarafından yayınlanan “Sermaye Piyasası Kanunu’na Tabi 300 Anonim şirketin Son 5 Yıllık Mali Tabloları” isimli yayından yararlanılmıştır. Analiz için, finansal başarısızlıktan 1 yıl öncesi için 25 başarısız 35 başarılı, 2 yıl öncesi için 23 başarısız 35 başarılı, 3 yıl öncesi için ise 19 başarısız 35 başarılı işletme incelemeye alınmıştır (AKTAŞ, 1993, s.69–70).

Çalışmada, Doğrusal ve Kuadratik Diskriminant Analizi, 0–1 Doğrusal Çoklu Regresyon Modeli, Probit ve Logit modelleri kullanılmıştır. Ayrıca çalışmada kullanılan mali oranlar şunlardır (AKTAŞ, 1993, s.72–73):

$$X_1 = \text{Cari Oran}$$

$$X_2 = \text{Likidite Oranı}$$

- $X_3 = \text{Nakit Oranı}$
 $X_4 = \text{Hazır Değerler + Menkul Kıymetler / Kısa Vadeli Borçlar}$
 $X_5 = \text{Stokların Dönen Varlıklara Oranı}$
 $X_6 = \text{Toplam Borçlar / Özsermaye}$
 $X_7 = \text{Kısa Vadeli Borçlar / Özsermaye}$
 $X_8 = \text{Orta ve Uzun Vadeli Borçların Özsermayeye Oranı}$
 $X_9 = \text{Duran Varlık / Özsermaye}$
 $X_{10} = \text{Toplam Borç / Toplam Varlıklar}$
 $X_{11} = \text{Kısa Vadeli Borçların Toplam Varlıklara Oranı}$
 $X_{12} = \text{Faiz ve Vergiden Önceki Kar / Faiz Giderleri}$
 $X_{13} = \text{Ortalama Tahsilât Dönemi} = (\text{Satışlar} / \text{Alacaklar} \times 360)$
 $X_{14} = \text{Hazır Değerler Devir Hızı Oranı}$
 $X_{15} = \text{Stok Devir Hızı Oranı}$
 $X_{16} = \text{Döner Sermaye Devir Hızı Oranı}$
 $X_{17} = \text{Sabit Değerler Devir Hızı Oranı}$
 $X_{18} = \text{Öz sermaye Devir Hızı}$
 $X_{19} = \text{Aktif Devir Hızı}$
 $X_{20} = \text{Gayri Safi Maliyet Marjı Oranı}$
 $X_{21} = \text{Faaliyet Kar Marjı}$
 $X_{22} = \text{Net Kar Marjı}$
 $X_{23} = \text{Özsermaye Karlılığı}$

Tablo: 8**Aktaş'ın Çalışmasında Kullanılan Modeller ve Başarı Yüzdeleri**

Model	Yıllar		
	1	2	3
Doğrusal Diskriminant Analizi (DDA)	% 90	% 87.5	% 87
Kuadratik Diskriminant Analizi (KDA)	% 85	% 89.7	% 90.7
Çoklu Regresyon Modeli (ÇRM)	% 85	% 89.7	% 85.2
Probit	% 90	% 86.2	% 90.7
Logit	% 90	% 87.9	% 90.7

KAYNAK: AKTAŞ, 1993, s.109

Çalışma sonucunda, finansal başarısızlığın doğru tahmin edilmesinde finansal oranlar kadar, kullanılan modelin de önemli bir unsur olduğu vurgulanmıştır. Ayrıca finansal oranların, finansal başarısızlığı açıklamada yararlı olabileceği saptanmıştır. Çalışmada ulaşılan sonuçlar yıllar ve modeller itibariyle Tablo 8’de yer almaktadır.

Kısa, 1997 yılında yaptığı çalışmada bankalar için erken uyarı modeli olarak kullanılabilecek finansal başarısızlık tahmin modelleri geliştirmiştir. 1977–1993 yıllarını kapsayan çalışmada 33 bankaya ait beş yıllık veri seti analize alınmıştır. Çoklu regresyon modeli, logit ve probit tekniklerinin kullanıldığı çalışmada en başarılı yöntemin logit olduğu görülmüştür. Logit modelin beş yıllık ortalama başarısı %94,36 olarak saptanmıştır. Çalışmada yıllar itibariyle geliştirilen modeller farklı finansal oranları içerdiğinden, bu sorunu aşmak için genel bir model geliştirilmiştir. Modelde beş yıllık veri seti tek bir örnek olarak incelenmiş ve örneklemin 159 gözlemden oluşması sağlanmıştır. Çalışmada 6 finansal oranlı çoklu regresyon modeli, logit ve probit modelleri oluşturulmuştur. Modellerin performansları sırasıyla %94,97 %95,6 %94,97 olarak saptanmıştır.

Şen’in 1998 yılındaki çalışmasında 1985–1996 yılları arasında Türkiye’de faaliyet gösteren tüm bankaların ele alınmasıyla oluşturulan modelinde 11’i finansal başarısızlığa uğramış, 42 finansal başarısızlığa uğramamış toplam 53 banka analize tabi tutulmuş ve başarısızlığı üç yıl önceden tahmin etmeye yönelik çok boyutlu istatistiksel modeller geliştirilmiştir. Araştırmada, sermaye yeterliliği, likidite, aktif kalitesi, gelir/gider yapısı ve karlılık olarak 5 oran kullanılmıştır (ŞEN, 1998, s.167).

Çalışmada çok boyutlu regresyon modeli, çoklu diskriminant modeli ve logit modelleri kullanılmıştır. Bir bağımlı (0–1) değişken ve 28 bağımsız değişkenin kullanıldığı çalışmada, öncelikle bağımsız değişkenlerin tamamı analize dâhil edilerek stepwise çoklu regresyon tekniği ile modele girecek olan değişkenler saptanmıştır.

Çalışma sonucunda çoklu regresyon modelinin finansal başarısızlıktan 1, 2 ve 3 yıl öncesinden başarılı ve başarısız bankaları doğru tahmin yüzdesi sırasıyla %98, %96, %94 olmuştur. Çoklu diskriminant analizinin sonuçları ise benzer şekilde finansal başarısızlıktan 1 yıl öncesi için %98,2 2 yıl öncesi için %92 ve 3 yıl öncesi için %96 olarak

gerçekleşmiştir. Bu tahmin yüzdeleri ile çalışma sonucunda, bankacılıkta finansal başarı/başarısızlığı tahmin etmede önemli olduğu sonucuna varılmıştır (ŞEN, 1998, s.189).

Canbaz (1998), 1984–1988 yılları arasını kapsayan çalışmasında 60 adet şirketin verilerini kullanarak, dört adet likidite, dört adet finansal yapı, üç adet faaliyet ve dört adet karlılık olmak üzere onbeş finansal oran kullanmıştır. İlk analiz sonucunda ortalama %95,7 oranında genel tahmin gücü elde edilmiş. İkinci analizini stepwise yöntemiyle gerçekleştirerek %95 oranında, üçüncü analizini de faktör analizi ve çok değişkenli diskriminant analiziyle yaparak %91,7 oranında doğru sınıflandırma sonucuna ulaşmıştır. Analizin dördüncü aşamasında tüm değişkenler kullanılarak çoklu regresyon analizi (0–1 regresyon) kullanmış ve % 92 oranında doğru sınıflandırmaya ve son aşamada da değişken azaltımı yapılarak çoklu regresyon analizi ile %93,3 oranında doğru sınıflandırmaya ulaşılmıştır.

Tanrıöver (2003), ticaret bankaları ile ilgili çalışmasında 1998–2001 yılları arasında toplam 55-60 (yıllar itibariyle tasfiye edilen, birleşen ve sistemden çeşitli şekilde çıkan bankalar sonraki yıllarda analizden çıkartılmıştır) bankanın verilerini kullanmıştır. Çalışmada Türkiye Bankalar Birliği (TBB)'nin kullandığı rasyolara ek olarak bankaların riskliliğini gösterebilecek başka rasyolar hesaplanarak araştırmaya bağımsız değişken olarak katılmıştır. Toplam 65 rasyo elde edilmiş ve daha sonra analiz sonuçlarına göre değişken azaltımına gidilmiştir. Çalışmada öne çıkan rasyolar; Özsermaye/Riskli Varlıklar, Ticari Krediler/Özsermaye, Likit Değerler/Toplam Varlıklar, Net Kar/Toplam Varlıklar, Net Kar/Özsermaye rasyolarıdır (TANRIÖVER, 2003, s.195–196).

Çalışmada, Bartlett testi, korelasyon analizi, varyans analizi ve çok değişkenli diskriminant analizleri kullanılmıştır. Çok değişkenli diskriminant analizi birbirleriyle ilişkili ancak farklı özellikli sorun çözümünde sağladığı sonuçlar açısından yararlı kabul edilmiştir. 1998 yılında toplu olarak % 92,3 oranında doğru sınıflandırma oranı elde edilmiştir. 1999 yılında ise toplu olarak % 96,2 oranında doğru sınıflandırma oranı, 2000 yılında %96,4, 2001 yılında ise % 98,0 oranında doğru sınıflandırma oranı elde edilmiştir (TANRIÖVER, 2003, s.196–246).

Altaş ve Giray (2005), çalışmalarında tekstil sektöründe finansal başarısızlık riski olan işletmeleri saptamaya çalışmışlardır. Bunun için 2001 yılında İMKB'ye kayıtlı tekstil sektöründe faaliyet gösteren 33 firma kullanılmış ve verilerin analizinde faktör ve lojistik regresyon analizlerinden yararlanılmıştır (ALTAŞ-GİRAY, 2005, s.19–20).

Rasyolar, işletme faaliyetlerinin değerlendirilmesindeki kullanım biçimlerine göre 5 likidite oranı, 11 mali yapı oranı, 9 faaliyet oranı, 8 karlılık oranı olarak ayrılmıştır. Hesaplanan rasyolar faktör, analizine tabi tutulmuş ve elde edilen faktör skorları, lojistik regresyonda bağımsız değişken olarak alınmıştır. Lojistik regresyon analizinde dönem sonu kar-zarar durumuna bakılarak, işletmeler o dönem için mali başarısız ya da mali başarılı olarak değerlendirilmiştir (ALTAŞ-GİRAY, 2005, s.25).

Analizde doğru sınıflandırma olasılığı %74,2 olarak bulunmuş ve sonuç olarak mali başarısızlığın incelenmesinde en önemli rasyonun likidite rasyosu olduğu ve bu rasyonun başarılı ve başarısız şirket grubunda önemli farklılıklar yarattığı ortaya konulmuştur (ALTAŞ-GİRAY, 2005, s.26).

21. Finansal Başarısızlık Tahminine Yönelik Yeni Yaklaşımlar

Finansal başarısızlık tahmin çalışmalarında geleneksel yöntemlerin beraberinde insanın düşünme yöntemleri analiz edilerek bunların benzerleri yapay yönergeler geliştirilmeye çalışılmıştır. Bunu yaparken de insan beyninin çalışması hareket noktası olarak kabul edilmiştir.

İnsan beyni dünyanın en karışık makinesi olarak kabul edilir. İnsanlar zekâlarını, beyinlerinde bulunan bilgiye dayalı muhakeme yaparak problem çözmede kullanabilmektedirler. Bundan dolayı bilgi, insan zekâsında çok önemli bir rol oynamaktadır. İnsan zekâsından esinlenerek de yapay zeka oluşturulmuştur. Dolayısıyla yapay zeka sistemlerinin en temel özellikleri, problem çözümünde bilgiye dayalı olarak karar verme özelliklerinin olması ve bu bilgilerden öğrendiklerini sonraki problemlere uygulayabilmesidir (ÖZTEMEL, 2003, s.13).

Yapay zekanın alt dalları şöyle sıralanmaktadır (ELMAS, 2003, s.21):

- Uzman Sistemler
- Bulanık Mantık
- Genetik Algoritma
- Yapay Sinir Ağları

Finansal başarısızlığın tahmini alanında yapay zekanın alt dalı olan yapay sinir ağları oldukça geniş kullanım alanı oluşturmuştur. Diğer zeka dalları ise finansal başarısızlık alanında henüz kullanım alanına sahip olmamıştır.

210. Yapay Sinir Ağları

2100. Yapay Sinir Ağları Tanımı ve Genel Yapısı

Yapay sinir ağı, biyolojik sinir ağlarının karakteristiklerine benzer şekilde çalışan bir bilgi işleme sistemidir. İnsan beyninin özelliklerinden olan öğrenme yolu ile yeni bilgiler türetebilme, yeni bilgiler oluşturabilme ve keşfedebilme gibi yetenekleri herhangi bir yardım almadan otomatik olarak gerçekleştirmek amacı ile geliştirilen bilgisayar sistemleridir (ÖZTEMEL, 2003, s.29). Diğer bir ifadeyle, yapay sinir ağları, normalde bir insanın düşünme ve gözlemlemeye yönelik doğal yeteneklerini gerektiren problemlere çözüm üretmektedir. Bir insanın, düşünme ve gözleme yeteneklerini gerektiren problemlere yönelik çözümler üretebilmesinin temel sebebi ise insan beyninin ve dolayısıyla insanın sahip olduğu yaşayarak veya deneyerek öğrenme yeteneğidir.

Yapay sinir ağları, yeni bilgiler oluşturabilme ve keşfedebilme gibi yetenekleri herhangi bir yardım almadan otomatik olarak gerçekleştirmek amacı ile geliştirilen bilgisayar sistemleridir. Bu yetenekleri geleneksel programlama yöntemleri ile gerçekleştirmek oldukça zordur veya mümkün değildir. Bu nedenle yapay sinir ağları, programlanması çok zor veya mümkün olmayan olaylar için geliştirilmiş, bilgi işleme ile ilgilenen bir bilgisayar bilim dalıdır (GRITTA-DAVALOS, 2000, p.47).

Yapay sinir ağıları, olayların örneklerine bakmakta, onlardan ilgili olay hakkında genellemeler yapmakta, bilgiler toplamakta ve daha sonra hiç görmediği örnekler ile karışılışınca öğrendiği bilgileri kullanarak o örnekler hakkında karar verebilmektedir.

1990'lı yıllardan beri bilgisayarların öğrenmesini sağlayan yapay sinir ağıları teknolojisinde oldukça hızlı bir gelişme görülmektedir. Yapay sinir ağıları, insan beyninin özelliklerinden olan öğrenme yolu ile yeni bilgiler türetebilme, yeni bilgiler oluşturabilme ve keşfedebilme gibi yetenekleri herhangi bir yardım almadan otomatik olarak gerçekleştirmek amacı ile geliştirilen bilgisayar sistemleri olduklarından yeni gelişmelere ve nasıl çalıştığı bilinmeyen insan beyni hakkında yapılan araştırmalara da önemli katkılar sağlamaktadır.

İlk yapay nöron, 1943 yılında nöropsikiyatrist Warren McCulloch ve bilim adamı Walter Pitts tarafından üretilmiştir. Ancak dönemin kısıtlı olanakları nedeniyle, bu alanda çok gelişme sağlanamamıştır. Daha sonra 1969'da Minsky ve Papert bir kitap yayımlayarak, yapay sinir ağıları alanında duyulan etik kaygıları da ortadan kaldırmışlar ve bu yeni teknolojiye giden yolu açmışlardır. İlk gözle görülür gelişmeler ise 1990'lı yıllara dayanmaktadır.

Yapay sinir ağıları insan beyni gibi tecrübelerle dayanarak öğrenir. Yapay sinir ağıları insan beyninden birkaç noktada ayrılır. Örneğin, sıkılmaz, kahve molası vermez, tatile ihtiyacı yoktur, sadece çalışır. Beyin $2+2$ 'nin 4 olduğunu hesaplarken ya da bir telefonla bir kitabın farklı olduğunu görebilmek için hiç çaba sarf etmez. Fakat yapay sinir ağlarının $2+2$ 'nin 4 olduğunu bulması bazen 3933, bazen de 4008 kez tekrarlayan çözümleri gerektirebilir.

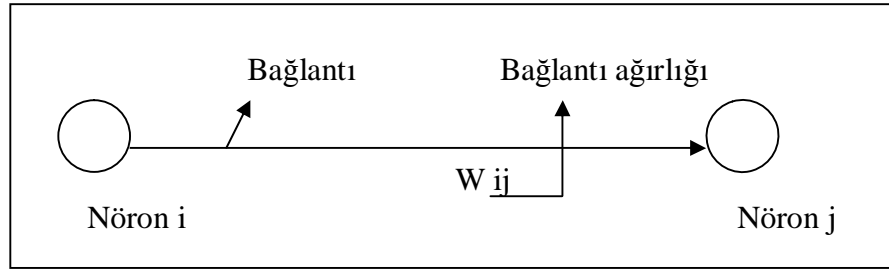
Sinir hücreleri bir grup halinde işlem gördüklerinde ağ (network) olarak adlandırılır ve böyle bir grupta binlerce neuron bulunur. Beyin ise bu sinir ağlarının (neural network) toplamı olarak görülür.

Yapay sinir ağıları, basit biyolojik sinir sisteminin çalışma şeklini simüle etmek için tasarlanan programlardır. Simüle edilen sinir hücreleri (nöronlar) içerirler ve bu nöronlar çeşitli şekillerde birbirlerine bağlanarak ağı oluştururlar. Bu ağlar öğrenme, hafızaya alma

ve veriler arasındaki ilişkiyi ortaya çıkarma kapasitesine sahiptirler (WARNER-MANAVENDRA, 2003, s.6).

Yapay sinir ağları, ağırlıklandırılmış şekilde birbirlerine bağlanmış birçok işlem elemanından (nöronlardan) oluşan matematiksel sistemlerdir. Bir işlem elemanı, aslında sık sık transfer fonksiyonu olarak anılan bir denklemdir. Bu işlem elemanı, diğer nöronlardan sinyalleri alır, bunları birleştirir, dönüştürür ve sayısal bir sonuç ortaya çıkartır (YURTOĞLU, 2005, s.5).

Yapay sinir ağlarının yapısı üç ana eleman içermektedir. Bunlar; nöron, girdi ve çıktı yolunu sağlayan bağlantı ve bu bağlantıların sağlamlığını gösteren bağlantı ağırlığıdır.



Şekil: 3

Yapay Sinir Ağı Mimarisinin Temel Elemanları

KAYNAK: YURTOĞLU, 2005, s.6

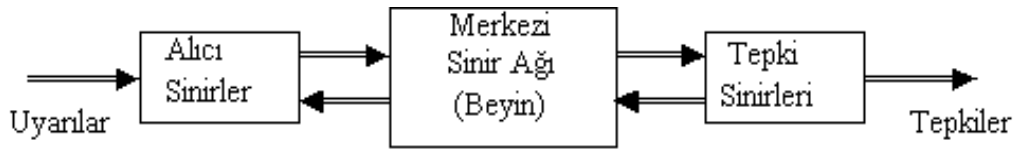
Yapay sinir ağları sadece sayılarla, insan beyni ise beş duyu organından aldığı girdilerle işlem yapmaktadır. Yapay sinir ağları içindeki nöronların ara bağlantıları insan beynindekilerine göre çok daha kısıtlıdır. Biyolojik bir nöron, 1000 veya daha fazla nörona bağlı iken simule edilmiş bir yapay sinir ağları nöronu, network deki gizli nöronların sayısına bağlı olarak bağlantı kurulabilir. Bu durum çok nadir 100'ü bulur, genellikle 10'dur (KILIÇ, 2000, s.13). Bu fark Tablo 9'da gösterilmektedir.

Tablo: 9
İnsan Beyni ve Yapay Ağlar Arasındaki Farklılıklar

FAKTÖR	BEYİN	YAPAY AĞ
Boyut	100 milyar nöron	Birkaç 100 nöron
Giriş	5 duyu	Data serileri
Çalışma Etiği	Genelde sıkılan ve dikkati dağılan	Mekanik, sadece istenileni yapan
Özelleştirme	Birçok ilgi ve yetenek Fakat kolayca ilgi dağılıbilir	Sadece tek görev
Yapı	Biyolojik	Matematiksel
Nöron Başına Bağlantı Sayısı	Ortalama 1000	Çok nadiren 100 ve daha az
Beyin Yönü	Sağ ve sol olmak üzere 2	Sadece sağ taraf

KAYNAK: KILIÇ, 2000, s.14

Biyolojik sinir sistemi, merkezinde sürekli olarak bilgiyi alan, yorumlayan ve uygun bir karar üreten beynin (merkezi sinir ağı) bulunduğu 3 katmanlı bir sistemdir. Alıcı sinirler organizma içerisinde ya da dış ortamlardan algıladıkları uyarıları, beyne bilgi ileten elektriksel sinyallere dönüştürür. Tepki sinirleri ise, beynin ürettiği elektriksel darbeleri organizma çıktısı olarak uygun tepkilere dönüştürür.



Şekil: 4

Biyolojik Sinir Sisteminin Blok Gösterimi

İnsan beyнинin 10 milyar sinir hücresinden ve 60 trilyon synapse bağlantısından oluştuğu düşünüldüğünde son derece karmaşık ve etkin bir yapı olduğu anlaşılır. Diğer taraftan bir sinir hücresinin tepki hızı, günümüz bilgisayarlarına göre oldukça yavaş olmakla birlikte duyuşsal bilgileri son derecede hızlı değerlendirebilmektedir. Bu nedenle

insan beyni; öğrenme, birleştirme, uyarılma ve genelleştirme yeteneği nedeniyle son derece karmaşık, doğrusal olmayan ve paralel dağılmış bir bilgi işleme sistemi olarak tanımlanabilir.

Tablo: 10
Sinir Sistemi İle Yapay Sinir Ağının Benzerlikleri

SİNİR SİSTEMİ	YSA SİSTEMİ
Neuron	İşlem elemanı
Dendrit	Toplama fonksiyonu
Hücre gövdesi	Transfer fonksiyonu
Aksonlar	Eleman çıkışı
Synapslar	Ağırlıklar

2101. Yapay Sinir Ağlarının Özellikleri

Yapay sinir ağlarının birçok bilim alanında uygulama yeri bulmasını sağlayan özellikleri şunlardır:

- 1) Doğrusal olmama: Yapay sinir ağlarının temel işlem elemanı olan hücre doğrusal değildir. Dolayısıyla hücrelerin birleşmesinden meydana gelen yapay sinir ağları da doğrusal değildir ve bu özellik bütün ağa yayılmış durumdadır. Bu özelliği ile yapay sinir ağları doğrusal olmayan karmaşık problemlerin çözümünde en önemli araç olmuştur.
- 2) Öğrenme: Yapay sinir ağlarının arzu edilen davranışı gösterebilmesi için amaca uygun olarak ayarlanması gerekir. Bu, hücreler arasında doğru bağlantıların yapılması ve bağlantıların uygun ağırlıklara sahip olması gerektiğini ifade eder. Yapay sinir ağlarının karmaşık yapısı nedeniyle bağlantılar ve ağırlıklar önceden ayarlı olarak verilemez ya da tasarlanamaz. Bu nedenle yapay sinir ağları, istenen davranışı gösterecek şekilde ilgilendiği problemde aldığı eğitim örneklerini kullanarak problemi öğrenmelidir.
- 3) Genelleme: Yapay sinir ağları ilgilendiği problemi öğrendikten sonra eğitim sırasında karşılaşmadığı test örnekleri için de arzu edilen tepkiyi üretebilir.

Örneğin, karakter tanıma amacıyla eğitilmiş bir yapay sinir ağları, bozuk karakter girişlerinde de doğru karakterleri verebilir ya da bir sistemin eğitilmiş yapay sinir ağları modeli, eğitim sürecinde verilmeyen giriş sinyalleri için de sistemle aynı davranışı gösterebilir.

- 4) Uyarlanabilirlik: Yapay sinir ağları ilgilendiği problemdeki değişikliklere göre ağırlıklarını ayarlar. Yani, belirli bir problemi çözmek amacıyla eğitilen yapay sinir ağları, problemdeki değişimlere göre tekrar eğitilebilir, değişimler devamlı ise gerçek zamanda da eğitime devam edilebilir. Bu özelliği ile yapay sinir ağları, uyarlamalı örnek tanıma, sinyal işleme, sistem tanıma ve denetim gibi alanlarda etkin olarak kullanılır.
- 5) Hata toleransı: Yapay sinir ağları çok sayıda hücrenin çeşitli şekillerde bağlanmasından oluştuğu için paralel dağılmış bir yapıya sahiptir ve ağına sahip olduğu bilgi, ağdaki bütün bağlantılar üzerine dağılmış durumdadır. Bu nedenle, eğitilmiş bir yapay sinir ağlarının bazı bağlantılarının hatta bazı hücrelerinin etkisiz hale gelmesi, ağın doğru bilgi üretmesini önemli ölçüde etkilemez. Bu nedenle, geleneksel yöntemlere göre hatayı tolere etme yetenekleri son derece yüksektir.
- 6) Donanım ve hız: Yapay sinir ağları paralel yapısı nedeniyle büyük ölçekli entegre devre (VLSI) teknolojisi ile gerçekleştirilebilir. Bu özellik, yapay sinir ağlarının hızlı bilgi işleme yeteneğini artırmakta ve gerçek zamanlı uygulamalarda tercih edilmesine neden olmaktadır.
- 7) Analiz ve tasarım kolaylığı: Yapay sinir ağlarının temel işlem elemanı olan hücrenin yapısı ve modeli, bütün yapay sinir ağları yapılarında yaklaşık aynıdır. Dolayısıyla, yapay sinir ağlarının farklı uygulama alanlarındaki yapıları da standart yapıdaki bu hücrelerden oluşmaktadır. Bu nedenle, farklı uygulama alanlarında kullanılan yapay sinir ağları benzer öğrenme algoritmalarını ve teorilerini paylaşabilirler. Bu özellik, problemlerin yapay sinir ağları ile çözümünde önemli bir kolaylık getirmektedir.

2102. Yapay Sinir Ağlarının Uygulama Alanları

Yapay sinir ağları yukarıda sayılan avantajları nedeniyle çok değişik alanlarda kullanımı olan bir teknolojidir. Özellikle geleneksel yollarla çözülemeyen problem alanlarında başarılı sonuçlar üretir.

Başlıca uygulama alanlarından bazıları şunlardır (ÖZTEMEL, 2003, s.205–206):

Finansal Uygulamalar:

- Makro ekonomik tahminler,
- Borsa endekslerinin tahmin edilmesi,
- Kredi kartı hilelerinin tespiti,
- Kredi kartı kurumlarında iflas tahminleri,
- Banka kredilerinin değerlendirilmesi,
- Emlak kredilerinin yönetilmesi,
- Döviz kuru tahminleri,
- Risk analizleri,
- İpotek uygulamaları,
- Banka hata payı hesaplamaları,
- Opsiyon fiyatlandırma,
- Nakit akış tahminleri,
- Stok işlemleri.

Endüstriyel Uygulamalar:

- Bir endüstriyel proseste fırınların ürettiği gaz miktarının tahmini,
- İmalatta, ürün tasarımı, proses ve makinelerin bakımı ve hataların teşhisi, görsel kalite kontrolü,
- Kimyasal proseslerin dinamik modellenmesi,
- Otomobillerde otomatik rehber sisteminin geliştirilmesi,
- Robotlarda görme sistemleri ve mainpulatörlerin kontrol edilmesi,
- Cep telefonlarında ses ile çalışabilme,
- Araba pistonlarının üretim şartlarının belirlenmesi,
- Elektronik yonga hata analizleri,
- Üretim planlama ve kontrol çalışmaları,
- Müşteri tatmini ve piyasa verilerinin değerlendirilmesi ve analiz edilmesi,
- Kömür güç istasyonları için çevrimiçi karbon akımı ölçülmesi,
- İşlerin makinelere atanması ve çizelgeleme,

- Gezin satıcı problemi.

Askeri Uygulamalar:

- Hedef tanıma ve takip sistemleri,
- Yeni sensörlerin performans analizleri,
- Radar ve görüntü sinyalleri işleme,
- Sensör fizyonu,
- Askeri uçakların uçuş yörüngelerinin belirlenmesi,
- Mayın detektörleri.

Sağlık Uygulamaları:

- Solunum hastalıklarının teşhisi,
- EEG ve ECG analizleri,
- Transplant zamanlarının optimizasyonu,
- Hastalıkların teşhisi ve resimlerinden tanınması,
- Karidovascular sistemlerin modellenmesi ve teşhisi,
- Tıbbi resim işleme,
- CTG izleme,
- Hamile bayanların karınlarındaki kalp atışlarının izlenmesi,
- Yumurtalık kanserinin immunoterapik izlenmesi,
- Üroloji uygulamaları.

Diğer Alanlar:

- Sigorta poliçelerinin değerlendirilmesi,
- Uçak parçalarının hata teşhislerinin yapılması,
- Petrol ve gaz aramasının yapılması,
- Havaalanlarında bomba detektörleri ve uyuşturucu koklayıcıları,
- Rotalama sistemleri,
- Resim işleme, restorasyon,
- Karakter, el yazısı ve imza tanıma sistemleri,

- Şekil sıkıştırma,
- Veri madenciliği,
- İnsani davranışlar sergileyen çocuk oyuncaklarının geliştirilmesi,
- Kömür ve yemeklerdeki nem oranının tahmin edilmesi,
- Büyük inşaat projelerinde (baraj inşaatı gibi) maliyetlerin tahmin edilmesi.

Bu uygulamaların yapay sinir ağları ile gerçekleştirilebilmesi için, öncelikle girdiler, daha sonra da sonuçlar matematiksel büyüklük haline getirilmelidir.

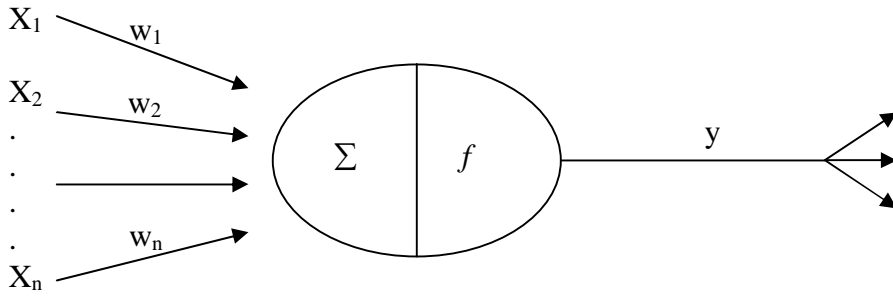
Finans alanındaki uygulamalarına bakıldığında, bankalar, kredi kartı firmaları ve borç veren kurumlar sıklıkla kesin sonuçları belli olmayan kararlar vermek zorunda kalırlar ve genellikle istatistiksel verilerden yararlanırlar. Borç verme onay işlemi, borç veren kurumun karar vermesini kolaylaştıran bir form doldurma işlemini içerir. Günümüzde bu formdaki bilgiler, geçmişte alınan kararların verileriyle eğitilen yapay sinir ağları tarafından kullanılmaktadır. Ayrıca kredi kartı firmaları da benzer geri-beslemeli yapay sinir ağlarını, kredi risklerini ve limitlerini saptamak için kullanmaktadırlar. Yapay sinir ağları, bütün finansal piyasalarda, borsada, bono işlemlerinde, uluslararası nakit para akışında ve ticaret mallarında kullanılmaktadır. Birçok kullanıcı bu sistemleri para getiren sistemler olarak tanımlamakta ve gerçekten de Japonya finans piyasasında yapay sinir ağlarının çok başarılı olduğu bildirilmektedir. Daiichi Kangyo Bankasının hazine bonusu işlemleri ile ilgili raporuna göre, yapay sinir ağları hazine bonosunun hit hızını %60'dan %75'e değerine yükseltmişler. Ayrıca, Daiwa Araştırma Enstitüsü, bir yapay sinir ağının Nikkei ortalamadan %20 daha iyi sonuç verdiğini belirtirken; Daiwa Güvenlik'in borsa tahmin sisteminin, şirketlerin hit hızını %70'den %80 değerlerine yükselttiğini açıklamışlardır (VURAL, 2007, s.39).

2103. Yapay Sinir Ağı Bileşenleri ve İşleyişi

Yapay sinir ağının temel elemanları; yapay nöron, girdiler, ağırlıklar, bağlantılar, toplam ve transfer fonksiyonları ve çıktıdır.

Yapay Nöron

Yapay sinir ağlarının temel elemanları yapay nöronlardır. Bu nöronlar aralarındaki bağlantılar oluşturularak ve tabakalar halinde gruplandırılarak yapay sinir ağı oluşturulmaktadır. Yapay nöron, ağın temel işlem elemanıdır. Ağ içinde yer alan tüm nöronlar bir veya birden fazla girdi alırlar ve tek bir çıktı verirler. Bu çıktılar, yapay sinir ağının dışına verilen çıktılar olabileceği gibi, başka neuronlara girdi olarak da kullanılabilir.



Şekil: 5

Yapay Nöronun Genel Yapısı

X_i : Girdiler

W_i : Ağırlıklar

Σ : Toplam Fonksiyonu

f : Transfer Fonksiyonu

y : Çıktı

Girdiler

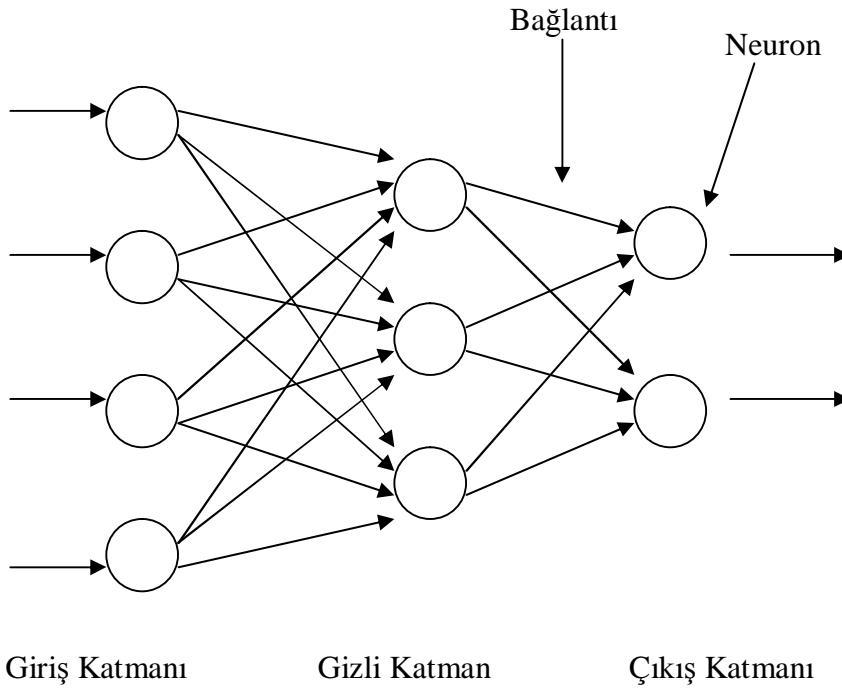
Girdiler, girdi seti veya kendinden önceki katmandaki başka bir işlem elemanının çıktısıdır. Burada X , girdi bilgilerini içeren sütun vektör olmak üzere $X^T = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$ olarak ifade edilir.

Ağırlıklar

Veriler, bağlantılar vasıtasıyla nöronlara ulaşır. Bağlantılar aynı zamanda bir ağırlık (weight) değerine sahiptir. Ağırlıklar, bir nöronda girdi olarak kullanılacak değerlerin göreceli kuvvetini (matematiksel katsayılarını) göstermektedir. Ağırlıklar her işlem elamanının her girdisi üzerinde etki yapmaktadır. Çünkü, yapay sinir ağları içinde tüm bağlantıların farklı ağırlık değerleri bulunmaktadır. Ağırlık katsayısını ifade eden sütun vektör $W^T = \{W_1, W_2, \dots, W_n\}$ şeklinde ifade edilebilir.

Bağlantılar

Yapay nöronların birbirleriyle bağlantılar aracılığıyla bir araya gelmeleri yapay sinir ağını oluşturmaktadır (Şekil 6). Bir yapay sinir ağı yapısında, girdi katmanı, gizli katman ve çıktı katmanı olmak üzere üç katman bulunur.



Şekil: 6

Yapay Sinir Ağı Modeli

KAYNAK: VEMURI, 1992, p.42

Yapay sinir ağlarında ilk katman girdi katmanıdır ve dışarıdan gelen verilerin yapay sinir ağına alınmasını sağlar. Bu veriler istatistikte bağımsız değişkene karşılık gelir. Diğer katman çıktı katmanıdır ve bu katman ile bilgiler dışarıya iletilir. Bu veriler ise istatistikte bağımlı değişkene karşılık gelir. Diğer katmanlar ise girdi katmanı ile çıktı katmanı arasında kalır ve gizli katman olarak adlandırılır. Bir yapay sinir ağında gizli katman olması gerekmediği gibi, birden fazla da gizli katman olabilir.

Toplam Fonksiyonu

Toplam fonksiyon, bir hücreye gelen net girdiyi hesaplayan bir fonksiyondur ve genellikle net girdi, girişlerin ilgili ağırlıklarla çarpımlarının toplamıdır. Toplam fonksiyon, girdi ve ağırlıkların tamamının işlem elamanına etkisini hesaplayan bir fonksiyondur. Bu amaçla hücreye ait girdi değerleri, girdilerin ağırlık değerleriyle çarpılarak toplamları alınır. Bu fonksiyonu şöyle gösterebiliriz:

$$\sum_{i=1}^n x_i \cdot w_{kj} = a_j$$

j = hücreye ait girdi adedi

x_i = girdinin değeri

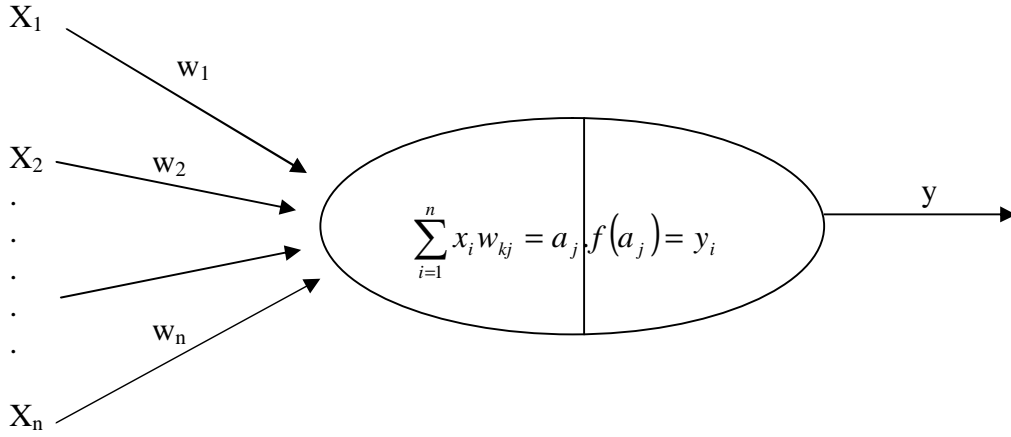
w_{kj} = girdilerin ağırlık değerleri

a_{ij} = toplamları

Bu toplam, nörona gelen toplam ağırlıklı uyarıyı oluşturur ve bu toplam değer daha sonra geçiş fonksiyonu tarafından işlenir. Toplam fonksiyonu ağ yapısına göre; maksimum alan, minimum alan ya da çarpım fonksiyonu olabilir.

Transfer Fonksiyonu

Toplam fonksiyonun çıktısı transfer fonksiyonuna gönderilir. Bu fonksiyon, aldığı değeri bir algoritma ile gerçek bir çıktıya dönüştürür. Transfer fonksiyonu, toplam fonksiyonun çıktısında hesaplanan değerini çıktı değerine dönüştürüldüğü fonksiyondur ve bir nöronun hangi uyarılma düzeyinden sonra çıktı üreteceği ve çıktının uyarılma düzeyi ile ilişkisi bu fonksiyon tarafından belirlenmektedir.



Şekil:7

Yapay sinir ağlarında Toplam Ve Geçiş Fonksiyonu

KAYNAK: YILDIZ, 1999, s.94

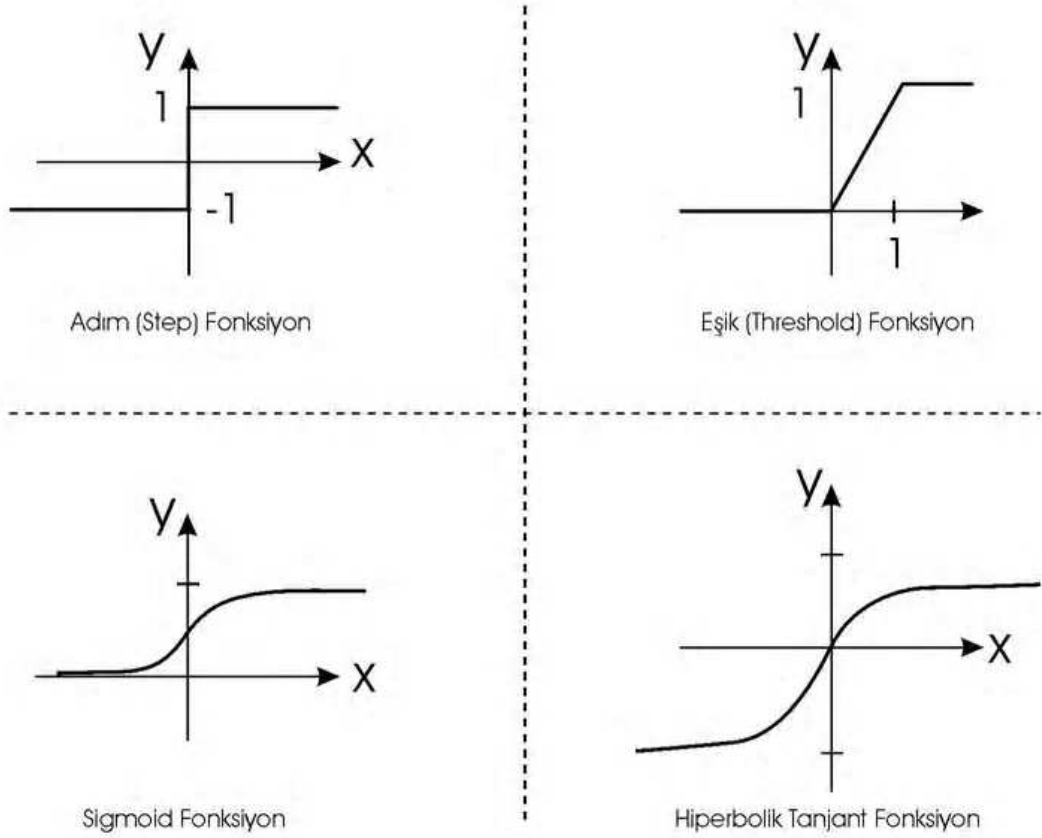
Transfer fonksiyonu, nöronun çıkış sonucunu istenilen değerler arasında sınırlar. Bu değerler genellikle 0,1 veya bazen -1,+1 arasındadır. Yapay sinir ağlarında kullanılan fonksiyonların türevlerinin alınıyor olması gerekmektedir. Transfer fonksiyonu şöyle gösterilebilir:

$$f(a_j) = y_i$$

Transfer fonksiyonu genellikle doğrusal olmayan bir fonksiyondur. Doğrusal fonksiyonlarda çıktı ile girdi orantılı olduğundan genelde tercih edilmez. Genellikle kullanılan transfer fonksiyonları:

- Eşik fonksiyon,
- Sigmoid fonksiyon
- Hiperbolik Tanjant Fonksiyonlarıdır.

Transfer fonksiyonunun sonucu, işlem elemanının sonucudur. Transfer fonksiyonunun çalışma yapısı sigmoid fonksiyon kullanılarak örneklenmektedir. Geçiş fonksiyonları içinde en çok kullanılanı sigmoid fonksiyondur.



Şekil: 8

En Çok Kullanılan Transfer Fonksiyonu

KAYNAK: YURTOĞLU, www.ekutup.gov.tr, 2005

Sigmoid transfer fonksiyonu, toplama fonksiyonundan gelen değeri alır ve “0 ile 1” arasında bir değere dönüştürür. “0 ile 1” arasındaki bu değer transfer fonksiyonunun ve dolayısıyla işlem elamanının çıktısıdır ve dış ortama veya girdi olarak başka nöronlara iletilir.

$$y_j = \frac{1}{1 + e^{-y_j}} \quad \text{veya} \quad y_j = \frac{1}{1 + e^{-y_j \cdot c}} \quad \text{dir.}$$

Burada “c” öğrenme oranıdır ve değeri sistem tasarımcısı tarafından belirlenen bir katsayıdır. Bu katsayı, sigmoid fonksiyonun “0” noktasına olan eğimini belirler.

Çıktı

Çıktı, transfer fonksiyonunun sonucudur. Hücreye taşınan her bir bilgi, bilgi değerleriyle bağlantı ağırlık değerlerinin çarpılmasıyla elde edilir.

Yapay sinir hücresinin çalışmasını şöyle bir örnek verilebilir:

Toplam fonksiyonu gereği

$$\sum = (0,5)(0,1) + (0,6)(-0,2) + (0,9)(-0,1) + (0,5)(0,7) = 1,225$$

Hücresinin sigmoid fonksiyonuna göre çıktısı

$$y_j = \frac{1}{1 + e^{-1,225}} = 0,77 \text{ dir.}$$

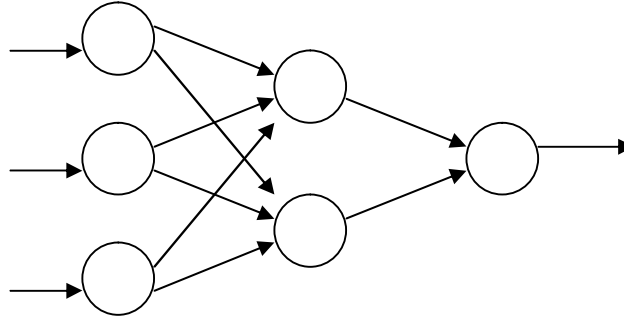
2104. Yapay Sinir Ağlarının Yapıları

Yapay sinir ağları, hücrelerin birbirleri ile çeşitli şekillerde bağlanmalarından oluşur. Hücre çıkışları, ağırlıklar üzerinden diğer hücrelere ya da kendisine giriş olarak bağlanabilir ve bağlantılarda gecikme birimi de kullanılabilir. Hücrelerin bağlantı şekillerine, öğrenme kurallarına ve aktivasyon fonksiyonlarına göre çeşitli yapay sinir ağları yapıları geliştirilmiştir. Çeşitli problemlerin çözümünde kullanılan ve kabul görmüş bazı yapay sinir ağları ve genel özellikleri şöyle açıklanabilir.

21040. İleri Beslemeli Yapay Sinir Ağlar

İşlem elemanları ardışık olarak dizilirler, girdiler dışarıdan veya önceki nörondan alınırken girişlerle birlikte girişlerin ağırlıklarının bir işlevi hesaplanarak elde edilen çıktılar bir sonraki nörona veya sistem dışına iletilir (ELMAS, 2003, s.62). İleri beslemeli ağlar herhangi bir dinamiklik özelliği taşımazlar ve gösterdikleri özellik bakımından doğrusal ve doğrusal olmayan kararlı problem alanlarına uygulanabilirler (CICHOCKI-UNBEHAVEN, 1993, p.64).

Giriş katmanı, dış ortamlardan aldığı bilgileri hiçbir değişikliğe uğratmadan orta (gizli) katmandaki hücrelere iletir. Bilgi, orta ve çıkış katmanında işlenerek ağ çıkışı belirlenir. Bu yapısı ile ileri beslemeli ağlar doğrusal olmayan statik bir işlevi gerçekleştirir. Girişler hem ileri yönde hem de geri yönde aktarılmış olur. İleri beslemeli 3 katmanlı yapay sinir ağlarının, orta katmanında yeterli sayıda hücre olmak kaydıyla, herhangi bir sürekli fonksiyonu istenilen doğrulukta yaklaştırabilir. En çok bilinen geriye yayılım öğrenme algoritması, bu tip yapay sinir ağlarının eğitiminde etkin olarak kullanılmakta ve bazen bu ağlara geriye yayılım ağları da denmektedir. Şekil 9'da giriş, orta ve çıkış katmanı olmak üzere 3 katmanlı ileri beslemeli yapay sinir ağı yapısı verilmiştir.



Şekil: 9

İleri Beslemeli Ağ Yapısı

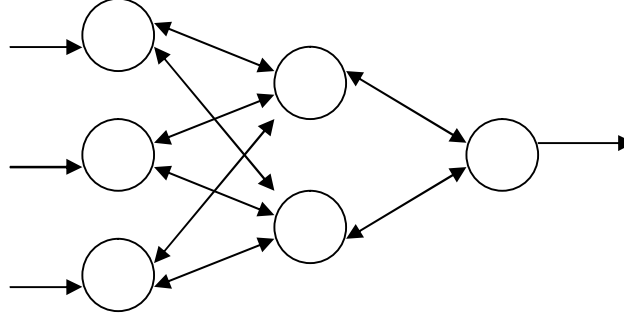
KAYNAK: YAZICI, 2007, s.84

Bu çeşit sinir ağlarının dinamik hafızaları vardır ve bir andaki çıkış hem o andaki hem de önceki girişleri yansıtır. Bundan dolayı, özellikle önceden tahmin uygulamaları için uygundur. Bu ağlar çeşitli tipteki zaman-serilerinin tahmininde oldukça başarı sağlamaktadırlar.

21041. Geri Beslemeli Yapay Sinir Ağları

Geri beslemeli ağlarda işlem elemanlarının çıktıları daha gerideki işlem elemanlarına girdi olarak kabul edilir. Geri beslemeli ağları ileri beslemeli ağlardan ayıran temel özelliği bu tip mimari ile oluşan ağların dinamik doğrusal olmayan sistemleri, özellikle doğrusal olmayan diferansiyel denklemleri modelleyebilmeleridir (CICHOCKI-UNBEHAVEN, 1993, p.66).

Geri beslemeli yapay sinir ağlarında, en az bir hücrenin çıkışı kendisine ya da diğer hücelere girdi olarak verilir ve genellikle geri besleme bir geciktirme elemanı üzerinden yapılır. Geri besleme, bir katmandaki hücreler arasında olduğu gibi katmanlar arasındaki hücreler arasında da olabilir. Bu yapısı ile geri beslemeli yapay sinir ağları, doğrusal olmayan dinamik bir davranış gösterir. Dolayısıyla, geri beslemenin yapılış şekline göre farklı yapıda ve davranışta geri beslemeli yapay sinir ağları yapıları elde edilebilir. Şekil 10'da geri beslemeli yapay sinir ağları yapısı gösterilmektedir.



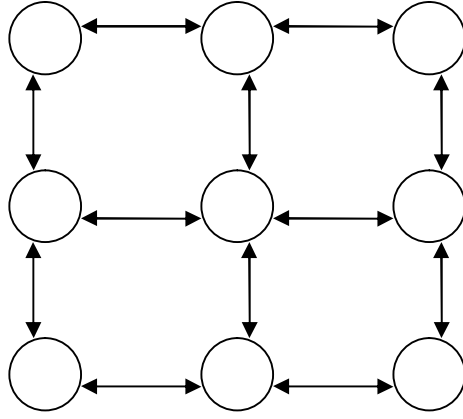
Şekil: 10

Geri Beslemeli Ağ Yapısı

Geri beslemeli ağlar genellikle danışmansız öğrenme kurallarının uygulandığı ağlarda kullanılmaktadır. Hopfield ağı bu tür mimariye sahip bir yapay sinir ağıdır (ELMAS, 2003, s.63).

21042. Hücresel Bağlantılı Yapay Sinir Ağları

Bu ağlarda bir işlem birimi sadece komşu bir işlem birimi ile bağlantılıdır. Bu tip mimaride bir hücre, komşusu olmayan hücrelerle ancak dolaylı ilişki içinde olabilmektedir. Hücreler arası bağlantı karşılıklı olmasından dolayı bir işlem elemanı kendi çıktısından da uyarılabilmektedir (YILDIZ, 1999, s.108). Şekil 11'de hücresel bağlantılı yapay sinir ağları yapısı gösterilmektedir.



Şekil: 11
Hücresel Bağlantılı Ağ Yapısı

2105. Yapay Sinir Ağlarının Öğrenmesi

Yapay sinir ağı tekniğinin önemi, veri setini oluşturan değişkenlerin, bunlar arasındaki ilişkilerin ve sonuç üzerine olan etkilerinin muhakeme yeteneği ile sistem tarafından öğrenilmesi ve kazanılan bu yeteneğin arzu edilen sonuca ulaşmak üzere sistem performansının artırılması amacı ile geliştirilmesi esaslarına dayanmaktadır. Öğrenme, istenilen sonuca ulaşmak için yapay sinir ağına yer alan nöronların sinaptik ağırlıklarının en uygun hale getirilmek üzere ayarlanması sürecidir. 1990'lı yıllardan bugüne gelinceye kadar birçok öğrenme algoritması geliştirilmiştir (ÖZTEMEL, 2003, s.25).

Yapay sinir ağlarında, kullanılan mimarinin yanı sıra, ağırlık değerlerinin belirlenmesi işlemi de ağı performansı etkileyen önemli bir unsurdur. Ağı ağırlık değerlerinin belirlenmesi işlemi, ağı eğitilmesi olarak tanımlanır ve ağı problem ile ilgili doğru sonuçlar veren ağırlık değerlerine ulaşması işlemine de ağı öğrenmesi denir.

Öğrenme algoritmaları temelde üç grupta toplanmaktadır. Bunlar:

- Denetimli öğrenme,
- Denetimsiz öğrenme,
- Takviyeli öğrenme.

21050. Denetimli Öğrenme

Denetimli öğrenmede bir dış öğreticinin ağa, her bir girdi için ağın üretmesi beklenen “doğru” sonuçları hedef çıktı olarak verdiği düşünülür. Bu öğrenmede ağın ürettiği çıktılar ile hedef çıktılar arasındaki fark hata olarak ele alınır ve bu hata minimize edilmeye çalışılır (HERTZ-KROGH-PALMER, 1991, p.10).

Denetimli öğrenmeye öğreticili öğrenme de denilmektedir ve yapay sinir ağlarının eğitilmesinde kullanılan en yaygın yöntemdir. Bu modelde yapay sinir ağından elde edilen gerçek çıktı değeri ile elde edilmesi istenilen çıktı değeri karşılaştırılır. Başlangıçta ağ tarafından rasgele atanan ağırlık değerleri, ağ tarafından tekrar düzenlenir, böylelikle bir sonraki döngüde istenilen çıktı ile gerçek çıktı arasında daha yakın değerler üretir. Bu öğrenme metodu, bütün işlem elementlerinin var olan bütün hatalarını minimize etmeye çalışır ve hataların azaltılması işlemi, girdilerin ağırlık değerlerinin sürekli olarak değiştirilerek kabul edilebilir bir ağ performansına ulaşıncaya kadar devam eder.

Öğreticili öğrenme algoritmalarına örnek olarak; Widrow ve Hoff tarafından geliştirilen delta kuralı ve Rumelhart ve McClelland tarafından geliştirilen genelleştirilmiş delta kuralı algoritması verilebilir (VURAL, 2007, s.29).

21051. Denetimsiz öğrenme

Bu tür öğrenmede ağa sadece girdiler verilir. Ağın ulaşması gereken hedef çıktılar bulunmaz. Ağ bu girdiler arasındaki ilişkiyi bir başka ifade ile girdi setindeki örüntüyü öğrenmeye çalışır. Böylelikle ağ kendini girdi setindeki örüntüye uyumlaştırır (HERTZ-KROGH-PALMER, 1991, p.10).

Denetimsiz öğrenmede, arzu edilen “y” çıkışları bilinmemektedir. Bu yüzden kesin bir hata bilgisini ağın davranışını değiştirmekte kullanmak mümkün değildir. Cevabın doğruluğu veya yanlışlığı hakkında bilgi sahibi olunmadığı için öğrenme, girişlerin verdiği cevaplar gözlenerek başarıya ulaşılır. Aslında bu öğrenme biçiminde de denetimci vardır ancak, denetimci her öğrenme adımında sürece dâhil olmamasına rağmen, amaçları ayarlamaktadır.

Öğretmensiz öğrenme algoritması, süreç elemanları grupları arasındaki işbirliğine önem vermektedir. Eğer grup içine dışarıdan bazı girdiler aktivite edilirse, grubun etkinliği artabilir. Aynı şekilde, eğer gruptaki dışarıdan girdiler azaltılırsa, bütün grup üzerinde engelleyici etki yaratabilir. İşlem elemanları arasındaki rekabet, öğrenme esaslı da olabilir. Rekabetçi grupların eğitilmesi, özel grupların özel uyarıcılara olan cevaplarını kuvvetlendirebilir. Böylelikle, gruplar kendi aralarında özel uygun bir cevap ile birleşirler. Öğrenme için rekabet etki altında olduğunda, sadece kazanan süreç elemanına ait ağırlıklar güncellenir (VURAL, 2007, s.30).

Günümüzde, öğretmensiz öğrenme metodunu uygulandığı ağların kullanımı çok yaygın olmayıp, sadece temel akademik çalışmalar yürütülmektedir. Bu metot kendi kendine öğrenme olarak da adlandırılabilir.

21052. Takviyeli Öğrenme

Takviyeli öğrenme yöntemi, denetimli öğrenme yöntemine benzetmekle birlikte, ağa hedef çıktılar yerine, ağın çıktılarının ne ölçüde doğru olduğunu belirten bir skor veya derece bildirilir (YILDIZ, 1999, s.102). Bu bilgilere göre de ağırlıklar ayarlanır. Bu öğrenme yönteminde deneme- yanılma yöntemiyle sinir ağı eğitilmektedir.

2106. Yapay Sinir Ağlarının Eğitimi

Belirli bir uygulamaya yönelik bir ağ yapılandırıldıktan sonra, bu ağ artık eğitime hazır durumdadır. Bu aşama, deneyim yoluyla öğrenme özelliği için kilit önem taşımaktadır. Çünkü bu, bağlantı ağırlıklarının belirlendiği aşamadır. Genel olarak, başlangıç ağırlıkları rassal olarak seçilir ve eğitime ya da diğer bir ifadeyle öğrenme işlemi başlar.

Kullanılan ağların büyük çoğunluğu denetimli öğrenmeyi kullanır. Denetimsiz eğitime, girdiler için bazı karakter belirleme durumlarında kullanılır. Bununla beraber, kendi kendine öğrenme kavramı parlak bir gelişme potansiyeli taşısa da günümüzde tam olarak çalışmamaktadır.

Yapay sinir ağlarının denetimli öğrenmesinde hem girdi hem de çıktı veriler kullanılır. Öncelikle, ağ rassal olarak belirlenen başlangıç ağırlıklarını kullanarak girdileri işler ve çıktıyı istenilen çıktı ile karşılaştırır. Elde edilen hatalar sistem içinde geriye gönderilir ve bu hatalar kullanılarak ağı kontrol eden bağlantı ağırlıkları güncellenir. Bu işlem defalarca tekrarlanır ve bağlantı ağırlıkları sürekli olarak ayarlanır. Bir ağı eğitilmesi sırasında, aynı veri seti bağlantı ağırlıkları belirleninceye kadar defalarca işlemden geçirilir.

Yapay sinir ağları “hata yaparak” öğrenir. Yapay sinir ağlarının öğrenme süreçlerinde temel olarak üç adım bulunmaktadır:

- Çıktıları hesaplamak,
- Çıktıları hedef çıktılarla karşılaştırmak ve hatayı hesaplamak,
- Ağırlıkları değiştirerek süreci tekrarlamak.

Eğitim, girdi ve çıktı verilerinin ağa sunulmasını içermektedir. Yapay sinir ağlarının eğitilmesinde kullanılan girdi ve çıktı verileri “eğitim seti” olarak tanımlanır ve sisteme sunulan her girdiye karşılık istenilen çıktı değerleri de ağa sunulur. Gerçek hayattaki problem alanına ilişkin değişkenler yapay sinir ağının “girdi” dizisini, bu değişkenlerle elde edilmiş gerçek hayata ilişkin sonuçlar ise yapay sinir ağının ulaşması gereken “çıkıtı” dizisini oluşturur.

Eğitim aşaması çok fazla zaman alabilir ve yetersiz işlem gücüne sahip bir sistemin öğrenmesi de haftalar alabilir. Eğitim sırasında yapay sinir ağının ağırlıklarının derece derece değiştirilmesi ve yapay sinir ağının istenen çıktıları üretebilecek şekilde uygun ağırlıkların bulunması süreci, çok sayıda tekrarlanan döngüler gerektirir. Yapay sinir ağının eğitimi, ağ kullanıcının tanımladığı performans seviyesine ulaştığında sonlandırılabilir. Bu seviye, ağın verilen girdi değerlerine karşılık istenilen istatistiksel kesinlikteki çıktı değerlerini üretebildiği nokta olarak tanımlanır. Eğer daha ileri seviyede bir öğrenmeye ihtiyaç yoksa elde edilen ağırlık değerleri uygulamalarda kullanılır. Bazı yapay sinir ağları, çalışma sırasında da düşük hızlarda öğrenmeye devam etmekte, bu da ağın ileri seviyelerdeki değişim koşullarına adapte olmasını sağlamaktadır.

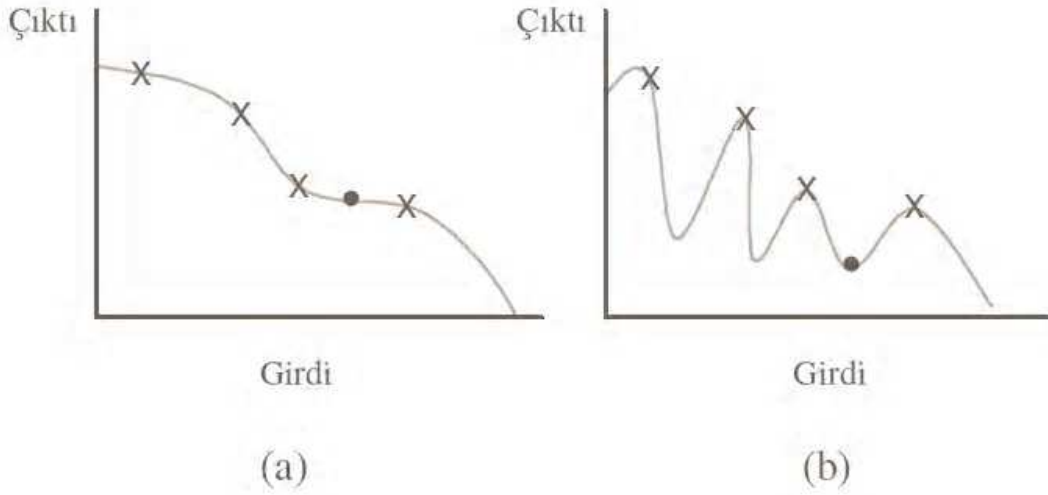
Öğrenme sürecinin başlangıcında yapay sinir ağının ağırlıkları rasgele atanmış durumdadır. Girdiler girdi katmanından başlayarak gizli katmanlara ve çıktı katmanına işlenerek geçilir. Böylelikle yapay sinir ağı, ağırlıklar ile toplam ve transfer fonksiyonunun etkisi altında bir çıktı dizisi üretmiş olur. Bu çıktılar ile hedef çıktılar arasında hesaplanan fark “hata” olarak adlandırılır. Bu hata yapay sinir ağının ağırlıkları ile istenen çıktılar arasındaki farkın giderilmesi için ağ içinde kullanılmaktadır (YILDIZ, 1999, s.100).

Yapay sinir ağlarında eğitim setinin tekrarlanan döngüler içinden bir defa geçmesi “devir” olarak adlandırılır ve bir yapay sinir ağında öğrenme sürecinin tamamlanması için gerekli olan devir sayıları farklılıklar gösterir. Bu devir sayısının belirlenmesinde yapay sinir ağının yapısı ve öğrenme algoritması önemli bir yer tutar.

Yapay sinir ağlarının diğer bir elemanı ise “öğrenme oranı”dır. Öğrenme oranı, öğrenme sürecinin hızı ve işlevi açısından önemlidir. Çünkü yapay sinir ağlarının öğrenme gücü ile hızı ters orantılıdır. Basit bir şekilde, bir adımda daha fazla öğrenme, daha düşük bir hız ve dolayısıyla daha fazla zaman anlamına gelmektedir. Diğer bir ifadeyle, daha fazla hız daha az öğrenme anlamına gelmektedir. Sonuç olarak, bir ağın ne kadar eğitileceği sorusu öğrenme oranına bağlıdır. Öğrenme oranının belirlenmesinde ise ağın karmaşıklık düzeyi, büyüklüğü, mimarisi, kullandığı öğrenme kuralı ve istenilen doğruluk derecesi gibi birçok faktör rol oynar. Çoğu öğrenme fonksiyonu, öğrenme oranı için belirli standartlara sahiptir. Öğrenme oranı genellikle (0,1) gibi bir aralık içinde belirlenir. Bu aralıkta, öğrenme oranının küçük değer alması, yavaş bir öğrenme süreci getirecektir. Diğer taraftan ise, öğrenme sürecinin küçük adımlar halinde olması maksimum doğruluk derecesine yakınsamayı getirebilecektir (YURTOĞLU, 2005, s.27).

Yapay sinir ağının gerçek amacı girdi-çıkı örnekleri için genellemeye ulaşmaktır. Genelleme, yapay sinir ağının eğitimde kullanılmamış ancak aynı evrenden gelen girdi-çıkı örneklerini ağın doğru bir şekilde sınıflandırabilme yeteneğidir. Şekil 12-a 'da genellemenin nasıl gerçekleştiği görülmektedir. Şekilde (x) ile görülen noktalar eğitim verileridir. Bunların arasında kalan eğri ise ağ tarafından oluşturulmaktadır. Bu eğri üzerindeki farklı bir girdi değeri için üretilen doğru çıkı değeri, ağın iyi bir genelleme yaptığını gösterir. Ancak ağ gereğinden fazla girdi-çıkı ilişkisini öğrendiğinde, ağ verileri ezberlemektedir (memorization). Bu durum genellikle gereğinden fazla gizli katman

kullanıldığında verilerin synaptic bağlantılar üzerinde saklanmasından veya gereğinden fazla veri kullanılarak eğitilmesinden (overtraining) kaynaklanmaktadır. Ezberleme, genellemenin iyi gerçekleşmediğini ve girdi-çıkı eğrisinin düzgün olmadığını gösterir (Şekil 12-b).



Şekil:12

Yapay Sinir Ağları Sonuç Eğrileri

KAYNAK: YURTOĞLU, 2005, s.25

21060. Temel Öğrenme Kuralları

Öğrenme sürecinde yapay sinir ağlarının istenilen çıktıları üretecek şekilde ağ içindeki ağırlıklarının düzenlenmesi “öğrenme algoritması” tarafından sağlanır.

Literatürde kullanılan çok sayıda öğrenme algoritması bulunmaktadır. Bu algoritmaların çoğunluğu matematik tabanlı olup ağırlıkların güncelleştirilmesi için kullanılırlar. Yapay sinir ağının mimarisine, karşılaşılan sorunun niteliğine göre farklılık gösteren bu öğrenme algoritmalarının yüzden fazla çeşidi bulunmaktadır. Bu algoritmaların çoğu şu kurallardan esinlenerek geliştirilmiştir (COAKLEY-BROWN, 2000, p.141):

- Delta Kuralı,
- Hebb Kuralı,
- Kohonen Kuralı,
- Hopfield Kuralı'dır.

2107. Yapay Sinir Ağı Uygulamalarının Avantaj ve Dezavantajları

Yapay sinir ağlarının uygulamaya alınmasının arkasında haklı gerekçeler ve yararlar vardır. Bunları şu şekilde sıralamak mümkündür (ÖZTEMEL, 2003, s.207–208):

- Yapay sinir ağları matematik olarak modellenmesi mümkün olmayan veya zor olan karmaşık problemleri çok rahat modelleyerek çözebilmektedir.
- Yapay sinir ağlarını kullanarak problemleri başarılı bir şekilde çözebilmek için problemin çok iyi modellenmesi gerekmektedir. Bu modelleme, problemi çözebilmek için sadece söz konusu olay ile ilgili örneklerin belirlenip toparlanmasına yardımcı olacaktır. Örneklerin dışında herhangi bir ön bilgiye ihtiyaç yoktur.
- Gerçek dünyada olaylar ve olayların arkasındaki değişik faktörlerin birbirleri ile ilişkilerini ve birbirleri üzerindeki etkilerini gerçek hayatta bilmek zordur. Yapay sinir ağları bu ilişkileri otomatik olarak örneklerden öğrenir. Kullanıcıların bu ilişkileri bilmesi ve ağa söylemesi beklenmemektedir. Geleneksel yöntemlerde bu ilişkileri belirlemek veya yok saymak gerekmektedir. Bu özellik yapay sinir ağlarının beklide en önemli özelliklerindedir.
- Gerçek dünya olayları ve bu olayların arkasındaki faktörlerin birbirleriyle ilişkileri doğrusal olmaz ise bu ilişkileri modellemek çok zordur. Bu nedenle gerçek hayatta problemleri çözmek için bazı varsayımlar yapmak gerekmektedir. Bu da modellenen sistemin gerçek sisteme uygunluğunu azaltmakta ve gerçek sistemin davranışlarını kontrol altına almayı zorlaştırmaktadır. Özellikle insan hayatının söz konusu olduğu yerlerde bu sebepten dolayı geleneksel sistemleri kullanmak sorun olabilmektedir. Yapay sinir ağları için ise ilişkilerin doğrusal olup olmaması önemli değildir. O nedenle bu ilişkilerin modellenmesi sorunu geleneksel sistemdeki kadar zor değildir.

Örnekler gerçek sistemi temsil etmektedirler. Bu örnekleri kullanarak öğrenen ağlar tarafından verilen kararlar daha gerçekçi olmaktadır.

- Yapay sinir ağları uygulamaları hem pratik hem de maliyet bakımından daha ucuzdur. Sadece örneklerin belirlenmesi ve basit bir program problemi çözmek için yeterli olabilmektedir.
- Yapay sinir ağları zaman bakımından da çok verimli çalışırlar. Örneklerin bulunması, ağların oluşturulması, olayı öğrenmesi, gerçek zamanda kullanıma alınması çok kısa bir zaman diliminde mümkün olabilmektedir. Aynı zamanda yapay sinir ağlarının çalışması da geleneksel sistemlerden daha hızlıdır.
- Yapay sinir ağları, yeni bilgilerin ortaya çıkması ve ortamda bazı değişikliklerin olması durumunda yeniden eğitilebilirler. Bazı ağların eğitilmesine de gerek yoktur. Kendileri ortama uyumu öğrenerek gerçekleştirebilirler.
- Yapay sinir ağlarının paralel çalışabilmeleri onların gerçek zamanlı kullanımlarını kolaylaştırmaktadır.

Yapay sinir ağlarının oluşturulmalarında ve kullanılmalarında avantajlar yanında bazı dezavantajlar da vardır. Bunların bazıları şunlardır (ÖZTEMEL, 2003, s.208–209):

- Yapay sinir ağlarının oluşturulmasında, model seçiminde, ağın topolojisinin belirlenmesinde bir kurallar seti yoktur. Kullanıcının tecrübesine dayalı olarak belirlenmektedir.
- Problemlerin yapay sinir ağları ile çözülmesi için örneklerin tasarlanması için bir kurallar seti yoktur. Problem sahibi kendi tecrübesine göre örnekleri formülize etmektedir. Aynı problem değişik şekillerde gösterilebilmekte ve her gösterimin kendisine göre performansı da değişmektedir. Doğru gösterimi bulmanın yolu yine tecrübeler ile sınırlıdır.

- Ağın davranışlarını açıklaması mümkün değildir. Bu ise ağa olan güveni azaltmakta ve özellikle insan hayatı ile ilgili olan problemlerde sonuçların neden verilmediğinin açıklanamaması kullanım alanlarını sınırlandırmaktadır.
- Eğitimin gerçekleştirilmesi uzun zamanlar alabilmektedir.
- Problemlere optimum sonuçlar garanti etmez. Üretilen sonuçların optimum olduğunu iddia etmek doğru değildir, iyi sonuçlardan birisidir denilebilir. Geleneksel yöntemler optimum çözümler üretirler.
- Örneklerin bulunmasının güç olduğu durumlarda ve problemi doğru temsil eden örneklerin bulunmaması durumlarında problemlere sağlıklı çözümler üretebilmek mümkün olamamaktadır.

2108. Yapay Sinir Ağları İle Yapılan Çalışmalar

Odom ve Sharda 1990 yılında yaptıkları çalışmalarında, 1975-1982 yılları arasındaki dönemde 65 iflas etmiş, 64 iflas etmemiş toplam 129 işletmeden oluşan bir örneklem oluşturmuşlardır. Veri seti 74 işletmeden oluşan eğitim (38 iflas etmiş, 36 iflas etmemiş) seti ve 55 işletmeden oluşan (27 iflas etmiş, 28 iflas etmemiş) test setine ayrılmıştır. İflas etmiş şirketlerin, iflas etmeden önceki son yıllarına ait finansal tabloları dikkate alınmıştır (ODOM-SHARDA, 1990, p.164).

Odom ve Sharda çalışmalarında Altman'ın 1968 yılında geliştirmiş olduğu "Z-Score" modelindeki beş oranı değişken olarak kullanmışlar ve bu oranlarla yapmış oldukları ayırma analizindeki doğru sınıflandırma performansı ile yine bu beş oranı kullanarak yapmış oldukları yapay sinir ağı analizindeki doğru sınıflandırma performanslarını karşılaştırmışlardır (ODOM-SHARDA, 1990, p.164). Araştırmanın sonuçları Tablo 11'de verilmiştir.

Tablo: 11
Odom ve Sharda'nın Analiz Sonuçları

Oranlar		50/50		80/20		90/10	
Gerçek Tahmin	İflas Etmemiş	İflas Etmemiş (27)	İflas Etmemiş (28)	İflas Etmemiş (27)	İflas Etmemiş (28)	İflas Etmemiş (27)	İflas Etmemiş (28)
	İflas Etmemiş	İflas Etmemiş (27)	İflas Etmemiş (28)	İflas Etmemiş (27)	İflas Etmemiş (28)	İflas Etmemiş (27)	İflas Etmemiş (28)
Yapay Sinir Ağları	İflas Etmemiş	22 (81,48)	5 (18,51)	21 (77,78)	6 (22,22)	21 (77,78)	6 (22,22)
	İflas Etmemiş	5 (17,86)	23 (82,14)	6 (21,43)	22 (78,57)	4 (14,29)	24 (85,71)
Diskriminant Analizi	İflas Etmemiş	16 (59,26)	11 (40,74)	19 (70,37)	8 (29,63)	16 (59,26)	11 (40,74)
	İflas Etmemiş	3 (10,71)	25 (89,29)	4 (14,29)	24 (85,71)	6 (21,43)	22 (78,57)

KAYNAK: ODOM-SHARDA, 1990, s.166

Odom ve Sharda çalışmalarında, yapay sinir ağı modelini kullanırken eğitim setini, işletmelerin iflas etmiş ve etmemiş olmalarına göre değişik oranlardaki denemelerle oluşturmuşlardır. İflas etmiş ve iflas etmemiş işletmelerin eşit olması durumunda yapay sinir ağları; iflas etmiş işletmeleri % 81,48 oranında, iflas etmemiş işletmeleri ise % 82,14 oranında doğru tahmin etmişlerdir (ODOM-SHARDA, 1990, p.165–166). Bu sonuç, ayırma analizine göre (iflas etmiş %59,26, iflas etmemiş %89,29 oranında doğru tahmin edilebilmiş) iflas etmiş işletmeleri tahminde daha başarılı bulunmuştur (ODOM-SHARDA, 1990, p.166).

Odom ve Sharda'nın kullanmış oldukları yapay sinir ağı modeli, girdi katmanında 5 sinir, gizli katmanda 5 sinir ve çıktı katmanında da 1 sinir hücrelerinden oluşmuştur. Çıktı katmanındaki değer 0,5'in altında olduğunda işletmelerin iflas edecekleri, 0,5'in üzerinde

olduğunda ise işletmelerin iflas etmeyecekleri yönünde sınıflandırılmış. Çalışmada ağ, 0,6 öğrenme oranı ve 0,9 momentum değeri ile eğitilmiş ve eğitim sırasında öğrenme oranı 0,1'e, momentum değeri ise 0,8'e düşürülmüştür (ODOM-SHARDA, 1990, p.165).

Jo, Han ve Lee 1997 yılında yaptıkları çalışmada Kore'deki 554 işletmeye ait (272 iflas etmiş, 272 iflas etmemiş) verileri kullanarak 1990–1992 (1990 yılında 31, 1991 yılında 99, 1992 yılında da 142 çift firma örnekleme alınmıştır) yılları arasında tahmin yöntemi geliştirilmiştir. Çalışmada, yapay sinir ağı, diskriminant analizi ve case-based reasoning temelli 3 tahmin yöntemi kullanılmıştır (JO-HAN-LEE, 1997, p.98–99).

Toplam 36 deneysel uygulama sonucunda, modellerin ortalama doğru sınıflandırma başarıları, yapay sinir ağı için %83,79, diskriminant analizi için %82,22 ve case-based reasoning için %81,52 olarak bulunarak yapay sinir ağının performansı diğer modellerden istatistiksel olarak daha üstün olduğu saptanmıştır (JO-HAN-LEE, 1997, p.104–105).

Zhang, Hu, Patuwo, Indro 1999 yılında yaptıkları çalışmalarında yapay sinir ağı ve logit modeli karşılaştırmışlardır. Çalışmada 220 firma (110 iflas etmiş, 110 iflas etmemiş) kullanılmış ve örneklem beş alt örnekleme ayrılarak test edilmiş (ZHANG ve diğerleri, 1999, p.23–24).

Çalışmada iki önemli sorunun cevabı bulunmaya çalışılmıştır. Bunlar (ZHANG ve diğerleri, 1999, p.23):

- Yapay sinir ağı mimarisinin belirlenmesi sırasında gizli katmanda kaç adet sinir hücresinin olması gerektiği,
- Modeldeki değişkenlerin modelin performansını nasıl etkilediğidir.

İlk soru için çalışmada, yapay sinir ağında gizli katmandaki sinir hücresi sayısı arttıkça, modelin eğitim setindeki hata düzeyinin düştüğü, genelleme yeteneğinin azaldığı ve test setindeki hata oranının arttığı sonucuna varılmıştır (ZHANG ve diğerleri, 1999, p.23) .

İkinci soru için ise, aynı örneklem beş alt örnekleme ayrılmıştır. Farklı beş alt örneklemeden elde edilen sonuçlara göre, yapay sinir ağı modelinin performansı çoğu

örnekleme lojistik regresyonun performansından üstün çıkmıştır. Buna göre yapay sinir ağının ortalama sınıflandırma başarısı %80,46 ve lojistik regresyonun ortalama sınıflandırma başarısı da % 78,18 olarak bulunmuştur (ZHANG ve diğerleri, 1999, p.24-26).

Charalambous, Charitou, Kaourou'nun 2000 yılındaki çalışmalarında 1983–1994 yılları arasında ABD de yer alan 139 iflas etmiş ve iflas etmemiş firma çalışma kapsamına alınmıştır. Çalışmada Learning Vector Quantization (LVC), Radial Basis Function (RBF) ve ileri beslemeli Conjugate Gradient Optimization algoritmalarının performansı, geri yayılım algoritmasını ve lojistik regresyonun performansları ile karşılaştırılmıştır (CHARALAMBOUS-CHARITOU-KAOUROU, 2000, p.403–404).

Çalışmada, stepwise regresyon analizi ile iflas tahmininde önemli olan yedi oran bulunmuştur. Bu oranlar şunlardır (CHARALAMBOUS-CHARITOU-KAOUROU, 2000, p.405):

- Nakit ve Benzeri Varlıklar/Toplam Aktif
- Kısa Vadeli Borçlar/ Toplam Aktif
- Uzun Vadeli Borçlar/ Toplam Aktif
- Kukla Değişken: eğer faaliyet karı son iki yıl negatifse 1; aksi halde 0
- Faliyet Nakit Akışı/Öz sermayenin Piyasa Değeri
- Çalışma Sermayesi/Öz sermayenin Piyasa Değeri

Charalambous, Charitou ve Kaourou, kullanılan modelleri iflastan üç yıl öncesine kadar karşılaştırmışlardır. Çalışma sonucu, iflastan 1,2 ve 3 yıl öncesi lojistik regresyonun geri yayılım algoritmasından daha iyi performans sergilediği (geri yayılım algoritması ortalama % 79,1 ve lojistik regresyon modeli ortalama %82,6 oranında doğru sınıflandırma yapmıştır) görülmüştür. Ayrıca Conjugate Gradient Optimization algoritmasının, Kohenen LVQ, 2 sinir hücreli Kohenen LVQ ve RBF hem lojistik regresyondan hem de geri yayılım algoritmasından daha iyi performans sergilediği sonucuna varılmıştır (CHARALAMBOUS-CHARITOU-KAOUROU, 2000, p.418–420).

Atiya 2001 yılında yaptığı çalışmada, yapay sinir ağı teknolojisini bir başka teknik ve yöntemle karşılaştırmak yerine, yapay sinir ağı teknolojisini kullanan daha iyi modeller oluşturmayı amaçlamıştır. Çalışmasında, iflası 1-36 ay öncesi tahmin eden modeller oluşturmak amacıyla 1160 firmayı (444 başarısız, 716 başarılı) ele almış ve 120 değişkenden oluşan veri seti kullanmıştır (ATİYA, 2001, p.932).

Kullandığı verilerde boyut indirgemesi yaparak, önce sadece geleneksel finansal oranlardan oluşan bir örneklem oluşturmuştur, daha sonra da piyasa temelli oranları da içeren ikinci bir örneklem oluşturmuştur (ATİYA, 2001, p.932).

Çalışma sonucunda, sermaye piyasasına ilişkin değişkenleri içeren modelin %85,5 doğru tahminde bulunduğu, geleneksel finansal oranları kullanan modelin ise %81,46 oranında doğru tahminde bulunduğu ortaya konulmuştur (ATİYA, 2001, p.933).

Yang, Li, Ji ve Xu 2001 yılında yaptıkları çalışmada Çin bankacılık sisteminden elde ettikleri verilerle yapay sinir ağı teknolojisini kullanarak, banka kredileri için bir erken uyarı sistemi oluşturmayı amaçlamışlar ve çalışma sonucunda %95 oranında başarı gösteren bir model oluşturulmuştur (YANG ve diğerleri, 2001, p.306)

Kim, Hwang ve Lee (2004), Güney Kore'de 1997 yılında yaşanan finansal krizi Yapay Sinir Ağları ile modellemek üzere hisse senedi piyasa endeksi olan Korea Composite Stock Price Index (KOSPI) endeksini derinliğine incelemişlerdir. İlk olarak KOSPI endeksinin 1997 yılı fiyat grafiğinden yola çıkarak 1997 yılını üç temel döneme ayırmışlardır (KIM-HWANG-LEE, 2004, s.372). 3 Ocak - 18 Eylül arasına istikrarlı dönem, 19 Eylül - 21 Ekim arasını istikrarsız dönem ve 22 Ekim - 27 Aralık dönemini de kriz dönemi olarak ele almışlardır. Bu sınıflandırma yapılırken hisse senedi piyasasının ekonomide yaşanan gelişmelere tepkisi esas alınmıştır. Finansal krizin ölçüsü olarak endeksin volatilitisini kabul etmişler ve volatilitenin piyasanın yönü hakkında önemli bilgi taşıdığını düşünerek KOSPI endeksinin gün sonu kapanış değerini, günlük getirisini, 10 günlük hareketli ortalamasını, varyansını ve varyans oranını hesaplamışlardır. Daha sonra bu beş değişkenin belirlenen dönemleri ayırmadaki başarısını, bir ayırma analizi olan EDA (Explatory Data Analysis) analizi ile test etmişler ve endeksin gün sonu kapanış değerleri ile 10 günlük

hareketli varyansının bu üç dönemi diğerlerine göre daha başarılı bir şekilde ayırdığı sonucuna ulaşmışlardır (KIM-HWANG-LEE, 2004, p.376–377).

Analiz edilen 1994–2001 döneminde, geliştirilen Yapay Sinir Ağları modelinin piyasanın hareketlerini sınıflandırmada ve ekonominin temel trendini takip etmede oldukça başarılı olduğunu tespit etmişlerdir (KIM-HWANG-LEE, 2004, p.379).

Perez 2006 yılında bir literatür incelemesi yapmış ve 30 yayını incelemiştir. İncelemesinde yapay sinir ağı ile iflas tahmininde genellikle geri yayılım algoritmasının tercih edildiği sonucuna varmıştır. Geri yayılım algoritmasının 30 araştırmanın 21’inde kullanıldığını ve bu algoritmanın daha çok tercih edilme sebebinin zaten elde var olan girdi- çıktı verilerinden kaynaklandığını ve kullanımının daha kolay olduğunu saptamıştır (PEREZ, 2006, p.155–162).

Oh, Kim, Kim (2006), finansal piyasaları izlemek ve uyarı sinyalleri vermek üzere geliştirdikleri ve adına ekonomik durum göstergesi dedikleri bir erken uyarı sisteminin finansal krizleri öngörme gücünü YSA ile test etmişlerdir. Piyasa endeksi olarak KOSPI endeksi, döviz kuru olarak Dolar/Won kuru ve faiz oranı olarak da üç yıllık hazine bonusu faiz oranları belirlenerek, bu değişkenlerin kısa dönem (5, 10 ve 60 gün) ağırlıklı ortalama ve ağırlıklı varyanslarını hesaplamışlardır. Ekonomik durum göstergesinin analiz dönemini sınıflandırırken bu üç değişkenin ağırlıklarının ne kadar etkili olduğu Yapay Sinir Ağları yöntemiyle ortaya konmuştur.

Araştırmanın sonuçlarına göre bu göstergenin ekonominin krizde olduğuna işaret ettiği dönemde, endeksin gösterge içerisindeki ağırlığı %99.84, döviz kurunun ağırlığı %0.05 ve faiz oranının ağırlığı da %0.12 olarak hesaplanmıştır. Ancak, aynı gösterge ekonominin istikrarlı dönem içerisinde olduğunu gösterirken endeksin ağırlığı %0.03 kadar düşmüş, faiz oranının ağırlığı ise %99,9’a yükselmiştir. Buradan, hisse senedi piyasa endeksinin ekonominin kriz dönemlerini tespit etmede oldukça önemli bir gösterge olduğu yargısına ulaşılabilir (OH-KIM-KIM, 2006, p.83–98). Oh, Kim (2007), bir yapay zekâ tekniği olan durum temelli çıkarsama (case-based reasoning) analizinin, hisse senedi piyasalarının muhtemel çöküşlerine karşı finansal piyasaların izlenmesinde oldukça etkin bir yöntem

olduğunu Kore hisse senedi piyasası üzerinde ispatlamışlardır (OH-KİM, 2007, p.795–800).

21080. Türkiye’de Yapılan Çalışmalar

Gülseçen, 1993 yılındaki çalışmasında “Döviz kurunun Gelecek Aya Ait Ortalama Aylık Değişim Yüzdesinin Yapay Sinir Ağları ile Tahmin Edilmesi” problemini seçmiştir. Türkiye’de 1991 ve 1992 yıllarına ait verilerden hareketle Amerikan Doları ve Alman Markı değerlerinin 1993 yılının ilk iki ayındaki yüzde değişimin bir yapay sinir ağı tarafından tahmin edilip edilemeyeceği ortaya konulmaya çalışılmıştır. Sonuç olarak, yapay sinir ağlarının bazı işletme problemlerinde tahmin aracı olarak kullanılabilceği ortaya konulmuştur (GÜLSEÇEN, 1993, s.112–125).

Yıldız, 1999 yılında yaptığı çalışmada, Türkiye’de 1983–1997 yılları arasında İMKB’de işlem gören sanayi, ticaret ve hizmet işletmelerini incelemiştir. Bu kapsamda 53’ü finansal başarısız, 53’ü finansal başarısız olmayan 106 işletmeden oluşan bir örneklem elde edilmiştir. Çalışmada geliştirilen modelle, işletmeleri finansal başarısızlığa düşmeden 1 yıl öncesinde tanımlayabilme amaçlanmış ve değişken olarak da finansal oranlar kullanılmıştır. Çalışmada yapay sinir ağları modeli de uygulanmıştır.

Çalışma sonucunda, işletmelere ait 15 finansal oran hesaplanmıştır. Örneklem 70 işletmeden oluşan deney grubu ve 36 işletmeden oluşan kontrol grubu olmak üzere ikiye ayrılmıştır. Deney grubu örneklem verileri ile biri ayırma analizi tekniğine dayalı, biri yapay sinir ağı ile oluşturulmuş iki model geliştirilmiştir. Elde edilen modellerin, 36 işletmeden oluşan kontrol grubu örneklem verileri üzerinde geçerlilik analizi-testi yapılmıştır. Geçerlilik analizi sonucu, ayırma analizi modelinin kontrol grubu örneklem verilerini %83,33 oranında doğru sınıflandırdığı görülmüştür. Aynı veriler üzerinde yapay sinir ağının doğru sınıflandırma oranı % 94,4 olmuştur (YILDIZ, 1999, s.159).

Kılıç, 2000 yılında İMKB’de işlem görmekte olan Türk Hava Yolları A.Ş.’nin 5 günlük fiyat değişimini Brainmaker 2.0 Professional isimli yapay sinir ağı simülasyon programı kullanılarak tahmin edilmeye çalışmıştır. Giriş ve çıkış değerlerinden oluşan 133 günlük data tablosu yapay sinir ağlarının eğitimi için kullanılmıştır. Bu tablonun %10’luk kısmı

test datası olarak kullanılmıştır. 3000 eğitim olayı gerçekleştirilmiş ve ortalama %2.08 hata yüzdesi ile nöral ağlar kullanılarak borsa tahminlerinde bulunulabileceği sonucuna varılmıştır (KILIÇ, 2000, p.108–113).

Keskin, 2002 yılında yaptığı çalışmada endüstri işletmeleri için erken uyarı görevi yapabilecek finansal açıdan başarısız işletmelerin başarısızlığa düşmeden 1, 2, 3 yıl öncesinden tahmin edilmesine yönelik bir model geliştirmeyi amaçlamıştır. Çalışma kapsamını 1992–2001 yıllarında İMKB’de işlem gören endüstri işletmeleri oluşturmuştur. Çalışmaya 30 başarılı ve 30 başarısız işletme dahil edilmiştir. Başarılı ve başarısız işletmelerin finansal oranları elde edilirken başarı ve başarısızlık başlangıç tarihlerinden 1,2 ve üç yıl öncesine ait bilânço ve gelir tabloları kullanılmış ve bağımsız değişken olarak 28 finansal oran kullanılmıştır.

Finansal başarısızlık tahmininde, yapay sinir ağı modeli, lojistik regresyon ve doğrusal diskriminant modelleri birbirleriyle karşılaştırılmıştır. Üç yıllık dönem için genel sınıflandırma başarıları, yapay sinir ağları için ortalama doğru sınıflandırma oranı %90.84 lojistik regresyon modelinin ortalama doğru sınıflandırma oranı %87.10 doğrusal diskriminant modelinin ise %79.10 olarak bulunmuştur (KESKİN, 2002, s.112).

Aktaş, Doğanay Ve Yıldız’ın 2003 yılındaki çalışmalarında Türkiye’de 1987–1997 yılları arasındaki dönemde SPK’ya tabi ya da İMKB’de işlem gören sanayi, ticaret ve hizmet işletmeleri incelemeye almışlardır. Bu kapsamda 53’ü finansal başarısız, 53’ü finansal başarısız olmayan toplam 106 firmanın başarısızlığa düşmeden 1 yıl önceden tanımlanabilmesi amaçlanmıştır (AKTAŞ-DOĞANAY-YILDIZ, 2003, s.21).

Çalışmada modellerin başarı güçleri karşılaştırılarak çoklu regresyon ve logit modelleri diskriminant modeline göre daha başarılı bulunmuştur. Çoklu regresyon ve logit modelinin başarısı ikisinde %78 olduğu ve çoklu regresyon modelinin iki grubu yansız, buna karşılık Logit modelin başarısız işletmeleri daha hatalı tahmin ettiği gözlenmiştir. Yapay sinir ağları ile de 36 işletmeden oluşan kontrol grubu üzerinde modelin %86.11 oranında doğru tahmin gücüne sahip olduğu ve böylece Yapay sinir ağları’nın kontrol grubu üzerinde daha iyi sonuç verdiği saptanmıştır (AKTAŞ-DOĞANAY-YILDIZ, 2003, s.21–22).

Keskin Benli (2005), 1997–2001 döneminde Bankacılık Düzenleme ve Denetleme Kurumu tarafından Tasarruf Mevduat Sigorta Fonuna devredilen 17 özel sermayeli ticaret bankası ile 21 faaliyetini sürdüren özel sermayeli ticaret bankası verileri kullanılarak mali başarısızlıklarının tahmin edilmesine yönelik istatistiksel tekniklerden biri olan lojistik regresyon ve yapay sinir ağı modeline dayanan mali başarısızlık tahmin modelleri geliştirilmiş ve modellerin mali başarısızlığı tahmin gücü karşılaştırılmıştır.

Çalışmaya göre genel sınıflandırma başarıları incelendiğinde yapay sinir ağı modelinin doğru sınıflandırma oranı % 87, lojistik regresyon modelinin ise % 84.2'dir. Yapay sinir ağı modelinin başarısız bankaları doğru tahmin etme gücü % 82.4, lojistik regresyon modelinin ise % 76.5 olarak bulunmuştur. Yapay sinir ağı modelinin mali başarısızlığı öngörme gücünün lojistik regresyon modelinden daha üstün olduğu sonucuna varılmıştır (KESKİN-BENLİ, 2005, s.43).

Yazıcı, 2007 yılındaki çalışmasında KOBİ'lere yönelik tahmin modeli geliştirmeyi amaçlamış ve 42 başarısız, 52 başarılı işletme 1993-2004 yıllarını içine alan dönemden ratgele örneklem seçilmesi yoluyla belirlenerek çalışma kapsamına alınmıştır. 90 gün içinde kredi borcunu ödemeyen işletmeler başarısız, diğer işletmeler başarılı olarak nitelendirilmiştir.

Çalışmada 54 adet değişken ve 100 adet örneklemden oluşan veri seti deney ve test grubu olarak ikiye bölünmüş, yapay sinir ağı, lojistik regresyon ve diskriminant analizi teknikleri uygulanmıştır (YAZICI, 2007, s.2–5). Modeller arasından yapay sinir ağı modelinin en yüksek tahmin ile (%96) KOBİ kredilerinin değerlendirilmesinde alternatif bir yöntem olarak kullanılabilmesi kanaatine varılmıştır (YAZICI, 2007, s.145–148).

Akel, Bayramoğlu (2008), çalışmalarında İMKB Ulusal 100 Endeksinde meydana gelebilecek değişmelerin, oluşturulan YSA modeli ile tahmininin yapılabilirliği geriye dönük olarak test edilmiştir. Analiz dönemi olarak 04.01.1999–28.02.2001 tarihleri arasındaki yaklaşık 2 yıllık bir zaman periyodu seçilmiştir. Çalışmada, girdi (bağımsız) değişkenleri olarak ABD Doları, Merkez Bankası Döviz Rezervleri, İMKB İşlem Hacmi, Merkez Bankası 1 Aylık Mevduat Faiz Oranı ve Altın Borsası Kapanış Fiyatları

kullanılmıştır. Çıktı (bağımlı) değişkeni olarak ise İMKB Ulusal 100 Endeksi kullanılmıştır. (AKEL-BAYRAMOĞLU, 2008, s.10–11).

Yapay sinir ağları ile tahmin dönemi hem kriz öncesi dönemi hem de kriz sonrası dönemi kapsamaktadır. Sonuçlar bu kapsamda değerlendirildiğinde 21 Şubat krizinden önceki dönemi yapay sinir ağlarının oldukça başarılı şekilde öngörebildiği görülmüştür. Kriz sonrası dönem için elde edilen tahmin sonuçları değerlendirildiğinde ise yapay sinir ağları'nın yine başarılı tahmin sonuçları ortaya koyduğu ancak bu sonuçların kriz öncesi dönemdeki kadar güçlü olmadığı görülmektedir. Yapay sinir ağları, hem kriz öncesi dönemde hem de kriz sonrası dönemde, endeksin bir önceki güne göre düşüş mü yoksa yükseliş mi göstereceği konusundaki sinyalleri başarılı şekilde öngörebilmiştir. Tahmin sonuçlarında, yön uyumlarının yapay sinir ağları modeli ile %73.68'lik bir doğrulukla tahmin edilebildiği ortaya çıkmaktadır. (AKEL-BAYRAMOĞLU, 2008, s.14).

ÜÇÜNCÜ BÖLÜM

3. FİNANSAL BAŞARISIZLIĞIN TAHMİNİNDE KULLANILAN YÖNTEMLERİN TEST EDİLMESİ

30. Çalışmanın Konusu ve Amacı

Finansal kararların alınması açısından finansal başarısızlıkların doğru bir şekilde tahmininin yapılması oldukça önemli bir konudur. Başarısızlığın analizinde, başarısızlığa uğrayan ya da uğramayan grup/gruplara ait veriler kullanıldığı için başarısızlık olarak nitelendirilen zamana gelinceye kadar geçen sürenin net bir şekilde tanımlanması gerekmektedir.

Başarısızlık zamanının tam olarak belirlenebilmesi için başarısızlık kavramının kesin şekilde tanımının yapılması gerekmektedir. Bu çalışmada başarısızlık, finansal başarısızlık olarak ele alınmaktadır.

İşletmelerin finansal başarısızlıkları, işletme içi ve dışı çeşitli çıkar gruplarını yakından ilgilendirmektedir. İşletmelerle ilgili finansal kararların verilmesinde yüksek tahmin sağlayan çeşitli modellerin kullanılması son zamanlarda rekabet ve kriz ortamlarında oldukça önemli hale gelmiştir. Ancak her koşula uygun bir modelin olmayışı tahmin çalışmalarını devam ettirmektedir.

Bu çalışmada finansal başarısızlığı tahmin edebilmek için yapay sinir ağı modeli ile literatürde genel kabul görmüş Altman'ın Z puanı modelleri ve yine literatürde oldukça sık kullanılan istatistiki yöntemlerden diskriminant analizinin İMKB'de bulunan firmalar için test edilmesi ve ayrıca bu firmalar için başarısızlığa düşmeden 1, 2 ve 3 yıl öncesi için ayrı ayrı tahmin modelleri oluşturmak amaçlanmaktadır.

31. Çalışmanın Kapsamı

Bu kısımda çalışmada kullanılan firmaların seçimi ve başarısızlığın tahmin edilmesinde kullanılacak olan söz konusu firmalara ait finansal oranlar ayrıntılı olarak açıklanmaktadır.

310. Veri Setinin Oluşturulması

Finansal başarısızlık kriterleri birçok çalışmada farklı şekillerde ele alınmaktadır. Bu çalışmada finansal başarısızlığa düşmüş işletmelerin seçiminde göz önüne alınan finansal başarısızlık kriterleri aşağıdaki gibidir:

- Üst üste üç yıl zarar edilmesi,
- Öz Sermayesinin en az 2/3 oranında azalması,
- Toplam Aktiflerin % 10 oranında azalması.

Bu kriterlerden herhangi birini sağlayan işletme başarısız olarak kabul edilmiştir. Yukarıdaki kriterlere girmeyen işletmeler ise başarılı olarak kabul edilmiştir. Bu nedenle bir yıl zarar etmiş ancak sonrasında faaliyetlerini normal olarak sürdürmüş işletmeler de çalışma kapsamına başarılı işletme olarak alınmıştır. Veriler arasında bu tür işletmelerin bulunmasında amaç, geliştirilecek modelde bu işletmelerle, finansal olarak başarısız kabul edilen işletmelerin daha hassas biçimde ayrılabilmesine olanak sağlamaktır.

Çalışmada başarılı ve başarısız işletmeler seçilirken belirli bir yıl itibariyle yeterli sayıda firma bulunmadığından ve finansal başarısızlık tahmin çalışmalarında sıklıkla karşılaşılan bir durum olduğundan dolayı farklı yılların verileri kullanılmıştır. Başarısızlık başlangıç yılı olarak, üç yıl üst üste zarar eden firmalar için zararın üçüncü yılı; sermaye veya aktif kaybı olan firmalar için ise, kaybın gerçekleştiği yıl, zarar yılı olarak kabul edilmiştir.

Çalışma kapsamına, faaliyet yapılarının farklı olmasından dolayı yatırım ortaklıkları, sigorta şirketleri ve bankalar hariç olmak üzere İMKB' de 1992–2008 yılları arasında işlem gören firmalar dahil edilmiştir. Çalışma kapsamında yer alan tüm başarılı ve başarısız firmalar EK 1'de yer almaktadır. Firmaların seçiminde, finansal başarısızlık kriterine uyan

işletme sayısının sınırlılığından dolayı sektör ayırımı yapılmadan işletmelerin tümü birlikte değerlendirilmeye tabi tutulmuştur. Ayrıca böyle bir ayırımın yapılmaması ile araştırma sonuçlarının firmaların özellikleri ve içinde buldukları sektöre bakılmaksızın geniş bir uygulama alanına sahip olması hedeflenmiştir. Çalışma kapsamına alınan firma sayıları kullanılan başarısızlık yöntemine göre değişmekle birlikte toplam 355 firma verisi kullanılmıştır. Yıllar itibariyle kullanılan toplam firma sayılarının dağılımı tablo 12’de gösterilmektedir.

Tablo: 12
Yıllara Göre Çalışmada Kullanılan Firma Sayıları

Yıllar	Başarılı Firma Sayısı	Zarar Eden Firma Sayısı	Toplam
1995	3	3	6
1996	3	3	6
1997	5	5	10
1998	2	3	5
1999	10	8	18
2000	24	19	43
2001	31	33	64
2002	22	20	42
2003	25	21	46
2004	25	18	43
2005	31	17	48
2006	8	9	17
2007	2	1	3
2008	3	1	4
TOPLAM	194	161	355

Çalışmada başarılı firma sayısı ile zarar eden firma sayısı birbirinden farklıdır. Bunun nedeni, başarılı firma sayısının zarar eden firma sayısından gerçek hayatta daha fazla olması ve başarılı firmaların verilerinin daha kolay elde edilebilmesidir. Ayrıca, iki grubun farklı sayılarda olması model için herhangi bir sakınca oluşturmamıştır.

Çalışmada veri setini oluşturan firmaların İMKB’de kayıtlı firmalar arasından seçilmesindeki temel neden, diğer işletmelerin verilerine ulaşmadaki zorluktur. İMKB’de yer alan firmalar finansal tablolarını düzenli olarak borsaya sunmak zorundadırlar. Bu finansal tablolar bağımsız denetimden geçmiş ve SPK’nın belirlediği standartlara göre hazırlanmıştır.

Çalışma kapsamına alınan firmaların 12 aylık bilânço ile gelir tabloları İMKB’nin web sitesinden elde edilmiş; eksik olan veriler ise İMKB’den ayrıca talep edilerek tamamlanmıştır. İMKB’den elde edilen finansal tabloda yer alan bilgiler, 1992–1997 dönemi için farklı, 1997 sonrası için farklı formatlarda hazırlandığı için Microsoft Excel ortamında belli bir standartlaştırmaya gidilmiştir. Ayrıca finansal tablolarında eksiklik bulunan işletmeler kapsam dışında bırakılmıştır.

Çalışmada geliştirilen modellerle firmaların başarısızlığa düşmeden 1, 2 ve 3 yıl öncesinden tahmin edilmesi amaçlandığı için, çalışma kapsamına alınan firmaların, finansal başarısızlık yılından 1, 2 ve 3 yıl önceki finansal tablo bilgileri dikkate alınmıştır. Farklı yıllara ait verilerin kullanılması, finansal tablolar üzerinde enflasyonun etkisini gündeme getirmektedir. Fakat bu çalışmada değişken olarak oran kullanıldığı için veriler üzerinde böyle bir etki oluşmamıştır.

311. Çalışmada Kullanılan Finansal Oranlar

Finansal olarak başarısız kabul edilen firmalarda, kötüye gidişin yansımaları finansal tablolardan ve buradaki verilerden hesaplanan finansal oranlardan hissedilebilmektedir. Bu nedenle finansal başarısızlık çalışmalarında oran kullanımı oldukça yaygındır.

Bir firmanın finansal durumu söz konusu firmanın finansal tablolarında görülen yalın rakamlardan çok, bilânço ve gelir tablosunda yer alan kalemler arasındaki ilişkilerden yararlanılarak daha anlamlı ve anlaşılır olarak ifade edilebilir. Bu nedenle finansal tablolarda yer alan herhangi iki kalem arasındaki ilişkinin basit matematiksel ifadesi olarak tanımlanan oranlardan yararlanılmaktadır. Oranlar sadece firmanın geçmiş ve cari finansal durumunu değerlendirmek açısından değil, planlama ve denetim işlevlerinin yerine getirilmesi açısından da yararlıdır.

Finansal başarısızlık tahmin çalışmalarının çoğunda, kullanılan finansal oranların seçiminde, genellikle literatürde önemli olduğu kabul edilen, yaygın olarak kullanılan ve kolay hesaplanabilme özelliği olan oranlar tercih edilmektedir.

Bu çalışmada da finansal oran seçiminde aynı yöntem izlenmiş ve toplam 25 finansal oran kullanılmış ve bu oranlar 6 grupta toplanmıştır. Kullanılan finansal oranlar şunlardır:

A) LİKİDİTE ORANLARI:

Likidite oranları, firmaların kısa vadeli borçlarını zamanında ödeme gücünü gösterir. Likidite oranları hesaplanarak firmaların net işletme sermayelerinin yeterli olup olmadığı tespit edilmeye çalışılır. Bir firmanın likidite oranlarının yüksek olması kısa vadeli borçlarını ödemede bir sorunla karşılaşmayacağını gösterir. Firmaların karşılaştığı sorunların çoğu likidite yetersizliğinden kaynaklanmaktadır. Bu nedenle firmaların likidite durumlarının değerlendirilmesi firmalar açısından önemlidir

Çalışmada kullanılan likidite oranları şunlardır:

Cari Oran = Dönen Varlık/ Kısa vadeli Borç

Asit-Test Oranı = Dönen Varlık-Stoklar/ Kısa vadeli Borç

Nakit Oran = Hazır Değerler/ Kısa vadeli Borç

Net Çalışma Sermayesinin Aktiflere Oranı = Net Çalışma Sermayesi/Top.Aktifler

B) AKTİVİTE ORANLARI

Firmaların sahip olduğu ve faaliyetlerini gerçekleştirmede kullandıkları varlıkların ne ölçüde etkin kullanıldığını tespit etmek için kullanılan oranlardır. Yani, firmaların sahip oldukları iktisadi varlıklarını belirli bir dönem üzerinden ne kadar süratle paraya dönüştürüldüğünü gösterir. Bu dönüşüm ne kadar hızlı olursa varlıklar o kadar etkin kullanılmış demektir. Aktivite oranları özellikle dönen varlıklardaki hareketlilik durumunu ortaya koymaları bakımından oldukça önemlidirler

Çalışmada kullanılan aktivite oranları şunlardır:

Stok Devir Hızı = Satışların Maliyeti/Ortalama Stok

Alacak Devir Hızı = Net Satışlar/ Ortalama Ticari Alacaklar

Net Çalışma Sermayesinin Devir Hızı = Net Satışlar/(Dönen Varlık-Kısa vadeli Borç)

Aktif Devir Hızı = Net Satışlar/Toplam Aktifler

Öz sermaye Devir Hızı = Net Satışlar/Öz sermaye

C) SERMAYE YAPISI ORANLARI

Kaldıraç oranları olarak da bilinen sermaye yapısı oranları, esas itibariyle firmanın uzun süreli yükümlülüklerini yerine getirebilme konusundaki kabiliyetini ortaya koymaya çalışır. Bir firma sahip olduğu iktisadi varlıklarını ya borçla ya da öz sermaye ile finanse eder. Firmaların öz sermaye yerine borç kullanmaları finansal kaldıraç olarak adlandırılır (DAĞLI, 2007, s.74).

Çalışmada kullanılan sermaye yapısı oranları şunlardır:

Toplam Borç Oranı = Toplam Aktif-Öz sermaye/Toplam Aktif

Borç-Öz sermaye Oranı = Toplam Aktif-Öz sermaye/Öz sermaye

Uzun Vadeli Borçları Aktiflere Oranı = Uzun Vadeli Borçlar/Toplam Aktif

Yedeklerin Toplam Aktiflere Oranı = Yedekler/Toplam Aktifler

Net Çalışma Sermayesinin Aktiflere Oranı = Net Çalışma Sermayesi/Toplam Aktif

D) KARŞILAMA ORANLARI

Karşılama oranları, firmanın faiz gibi bazı sabit ödemelerini karşılama kabiliyetini ortaya koymak amacıyla hesaplanan oranlardır (DAĞLI, 2007, s.79).

Çalışmada kullanılan karşılama oranı:

Faiz Karşılama Oranı = FVÖK/ Faizler

E) KARLILIK ORANLARI

Firmaların faaliyetleri sonucunda ulaşılan başarıyı ölçmek, ölçülü ve yeterli bir karlılığın elde edilip edilmediğini değerlendirmek için karlılık oranlarından yararlanılır. Karlılık oranları özellikle, işletme ortakları ya da işletmeye ortak olmayı düşünen yatırımcılar açısından oldukça önemlidir.

Çalışmada kullanılan karlılık oranları şunlardır:

Brüt Kar Marjı = Brüt Satış Karı/Net Satışlar

Faaliyet Kar Marjı = FVÖK/Net Satışlar

Net Kar Marjı = Net Kar/Net Satışlar

Ekonomik Karlılık Oranı = FVÖK/Toplam Aktifler

Aktif Karlılık Oranı = Net Kar/Toplam Aktif

Öz sermaye Karlılığı = Net Kar/Öz sermaye

F) PIYASA ORANLARI

Piyasa oranları, yatırımcıların firmaların performansları hakkındaki düşünceleri yansıtan oranlardır.

Çalışmada kullanılan piyasa oranları şunlardır:

Fiyat Kazanç Oranı = Fiyat/Hisse Başına Gelir

Piyasa Değeri Defter Değeri Oranı = Piyasa değeri/Defter Değeri

Öz sermaye Piyasa Değerinin Toplam Borçlara Oranı = Öz sermayenin Piyasa Değeri/Toplam Borç

Tobin Q Oranı = Piyasa Değeri/Toplam Aktif

32. Çalışmada Karşılaşılan Metodolojik Sorunlar

1) Veri seti ile ilgili sorunlar:

Çalışmada, finansal başarısızlığın ölçümü ile ilgili literatürde yer alan diğer araştırmalarda olduğu gibi herhangi bir yıl itibariyle yeterli sayıda başarısız işletmenin bulunması mümkün olmadığı için farklı yıllarda başarısız olmuş işletmeler kullanılmıştır. Farklı dönemlerde firmaları başarısızlığa götüren firma dışı unsurların bulunması ve bunların göz ardı edilmesi bir dezavantaj olarak görülmekle birlikte, farklı yıllardaki verilerin kullanılması, modelin temsil yeteneğini artırması açısından olumlu bir etken olarak düşünülebilir.

Bir başka sorun, çoğu çalışmada firmalar gruplandırılırken eşleştirilmiş örnekleme yönteminin kullanılmasıdır. Eşleştirilmiş örnekleme yönteminde, eşleştirme kriterleri genellikle gelişigüzel olarak seçilmektedir. Eğer seçilen kriter başarısızlık olasılığıyla bağlantılıysa, bu durum seçim yanlılığına neden olabilir. Örneğin, eşleştirme kriteri olarak büyüklüğün seçilmesi, bazı problemler ortaya çıkarabilir. Çünkü küçük işletmeler genellikle başarısızlığa büyük işletmelerden daha eğilimli oldukları için, büyüklük değişkeni tek başına önemli bir ayırıcı değişken olabilir. Eşleştirme kriteri olarak seçilen değişkenin tahmin gücü elendiğinden, genel bir tahmin modeli yerine sınırlı bir başarısızlık tahmin modeli ortaya çıkacaktır. Eşleştirilmiş örneklemin başka bir dezavantajı ise uygulamada çeşitli kriterlere dayanan çok değişkenli bir eşleştirme yapmanın zorluğudur (LIN-PIESSE, 2001, p.3). Bu sorunlarla karşılaşmamak amacıyla çalışmada eşleştirilmiş örneklem yöntemi kullanılmamıştır.

2) Başarısızlık kriteri ile ilgili sorunlar:

Pek çok çalışmada başarısızlığın yasal tanımı olan iflas kullanılmaktadır. Başarısızlığın yasal tanımı geniş ölçüde kabul görmüş olmakla birlikte, bazı problemlere neden olabilmektedir. Bu problemlerden ilki, yasal başarısızlık zamanının çoğu kez gerçek başarısızlık zamanını yansıtmamasıdır. Başarısızlığın gerçek zamanı ile yasal durumdaki değişim zamanı (iflasın mahkeme tarafından ilan edilmesi) arasında büyük bir fark bulunması muhtemeldir. Diğer bir problem ise başarısız işletmelerden bazılarının yasal

durumlarında bir deęişiklik olmaması olasılıęıdır. Dięer bir ifadeyle, başarısız işletme özelliklerinden bazılarında sahip bir işletme iflas etmeyebilir. Ayrıca, böyle bir işletme bazen yasal durumda deęişiklik (iflas gibi) göstermek yerine başka bir işletmeyle birleşebilir ya da yeniden organize edilebilir. Başarısızlığın yasal tanımının kullanılmasıyla ilgili problemlerden dolayı, bazı araştırmacılar yasal tanımın çok dar olduğunu ve daha geniş bir kavram olan finansal başarısızlık üzerinde çalışmanın uygun olacağını ileri sürmektedirler.

Çalışmada başarısızlık kriteri olarak yukarıda açıklanan bir tür sorunla karşılaşmamak için, iflas kriteri kullanılmamıştır.

3) Finansal oranlarla ilgili sorunlar

Finansal oranlarla ilgili sorunlardan ilki, kullanılan finansal oranların sadece halka açık firmaların finansal tablo verilerinden oluşmasıdır. Çünkü sadece halka açık firmaların finansal tablolarını yayınlamak zorundadırlar ve çalışmalar da bu firmalarla yapılmaktadır.

Finansal oranlara dayalı olarak başarısızlık tahmin modeli oluşturulduğunda, araştırmacılar dolaylı olarak, mali tabloların işletmelerin finansal durumunu doğru bir şekilde yansıttığını varsaymaktadırlar. Buna karşılık, bazen mali tabloların doğru ve güvenilir olmadığı bilinmektedir. İşletmeler zararlarını ya da karlarındaki azalmayı gizlemeye ve finansal durumlarını daha olumlu bir şekilde göstermeye eğilimlidirler. Özellikle başarısız işletmelerde, bir savunma mekanizması olarak bu eğilimin daha güçlü olduğu düşünülebilir. Dolayısıyla, manipüle edilmiş mali tablolardan elde edilen finansal oranların kullanılması, başarısızlık tahmin modellerinin güvenilirliğini tartışmalı kılmaktadır (TORUN, 2007, s.75–76).

Çok deęişkenli analizlerin bazılarının temel varsayımı bağımsız deęişkenlerin normal dağıldığıdır. Ancak finansal oranlarla yapılan çalışmalarda oranların dağılımının sağa çarpık olduğu saptanmıştır. Böyle olması normal bir durumdur çünkü bir oranın alacağı en küçük deęer sıfır ile sınırlıyken üst sınır bulunmamaktadır (TANRIÖVER, 2003, s.209). Finansal oranların normal dağılımdan sapma gösterdiği durumlarda modelin tahmin gücü

düşük çıkmaktadır. Modelin tahmin gücü etkilenmemişse ya da yüksekse finansal oranların normal ya da normale yakın dağılım gösterdiği düşünülür.

Finansal oranlarla ilgili diğer bir sorun da, oran hesaplaması sırasında karşılaşılan veri noksanlığıdır. Bazen bir firmayla ilgili verilerin bir kısmına ulaşılamayabilir. Bu durumda ya kullanılan finansal oranlar değiştirilmekte, ya da eksik verisi bulunan firmalar örnek kapsamından çıkartılmaktadır. Bu çalışmada da veri eksikliği olan firmalar örnek kapsamından çıkartılmıştır.

Finansal oranlarla ilgili yukarıda bahsedilen problemlere ilave olarak, başarısızlık tahmin modelleri kurulurken genellikle her bir işletme için sadece bir yıla ilişkin mali tabloların kullanılması da bazı sorunlara neden olmaktadır. Bilindiği gibi bilânçolar, işletmenin sadece o andaki finansal durumunu vermektedir. Bu nedenle de tek yıla ait bilânçodan elde edilen verilere dayalı başarısızlık tahmin modelleri yanıltıcı olabilir. Örneğin, bilânço tarihinde belirli bir göstergeye göre geçici sıkıntı içinde olan bir işletme, aslında başarılı olmasına rağmen başarısız işletmeler örneği arasında yer alabilir. Sadece bir yıla ilişkin mali tablolardan elde edilen finansal oranlar üzerinde kurulan başarısızlık tahmin modelleri, değişkenlerin zaman serisi davranışlarını hesaba katmamaktadır. Dolayısıyla, işletme performansı ile ilgili önemli geçmiş veriler yok sayılmaktadır. Bazı araştırmacılar, işletme başarısızlık tahmininin sadece bir yıllık mali tablolara dayalı olarak yapılmaması gerektiğini, daha fazla yıla ait verilerin ve finansal durumdaki değişimin dikkate alınması gerektiğini ileri sürmektedirler (LIN-PIESSE, 2001, p.3-4). Bu kapsamda finansal başarısızlığın tahmin edilmesinde finansal oranların trendini de hesaba katmak uygun olabilecektir.

Finansal oran kullanımıyla ilgili önemli bir sorun da çoklu bağlantı sorunudur. Bir finansal oran hesaplanırken pay ve paydada yer alan değer, bir başka oran hesabında da kullanılabilir ve bu durum finansal oranların kendi aralarında yüksek korelasyon göstermesine sebep olur. Çoklu bağlantı olarak adlandırılan bu durum, bazı istatistikî yöntemlerde katsayıların standart hatasını etkileyerek anlamlılık testlerinin yanlı çıkmasına neden olmaktadır.

4) Hata Maliyetlerinin Etkisi:

Finansal başarısızlık tahmin çalışmalarının çoğu, modelin tahmin yeteneğini ve performansını toplam hata oranlarını dikkate almak suretiyle değerlendirmektedir. Örnek değerlerine dayanılarak herhangi bir sıfır hipotezi alternatif hipotezler karşısında test edilirken sıfır hipotezinin doğru olmasına karşılık reddedilmesinden kaynaklanan hata I.tip hata, yanlış olan sıfır hipotezinin kabul edilmesinden kaynaklanan hataya da II. tip hata denir (JOHNSON, 1970, s.1168). Başka bir deyişle, modelin başarısız bir işletmeyi başarılı olarak yanlış sınıflandırmasına I. tip hata; başarılı bir işletmeyi başarısız olarak yanlış sınıflandırmasına ise II. tip hata denilmektedir.

Kredi verenler açısından konu incelendiğinde, anapara ve faiz kaybı nedeniyle I. tip hata maliyeti oluşurken, sağlam bir müşteriye kredi vermemenin doğurduğu fırsat maliyeti de II. tip hata maliyetini oluşturmaktadır (NANDA-PENDHARKAR, 2001, p.155).

33. Çalışmada Kullanılan Tahmin Modelleri ve Sonuçları

Literatürde finansal başarısızlık tahmin çalışmalarına bakıldığında, model kurmada genellikle şu yöntemlerden birinin seçildiği görülmektedir (LEECLERE, 2004, p.413):

- 1) Tek bir model kurarak, başarısızlıktan önceki tüm yıllar için bu modelin kullanılması,
- 2) Başarısızlıktan önceki her yıl için farklı oran ve katsayılarından oluşan modellerin kurulması,
- 3) Başarısızlıktan önceki her yıl için aynı oran fakat farklı katsayılarından oluşan modellerin kurulması.

Bu çalışmada tahmin modeli oluşturulurken, ikinci yöntem tercih edilerek başarısızlıktan önceki her yıl için farklı oran ve katsayılarından oluşan model kurulması amaçlanmıştır.

Yapay sinir ağı modeli ile literatürde genel kabul görmüş Altman'ın Z puanı modelleri ve yine literatürde oldukça sık kullanılan istatistiki yöntemlerden diskriminant analizinin

İMKB’de bulunan firmalar için test edilmesi ve ayrıca bu firmalar için başarısızlığa düşmeden 1, 2 ve 3 yıl öncesi için ayrı ayrı tahmin modelleri oluşturulması amaçlanmaktadır.

Çalışmada, yapay sinir ağları, diskriminant analizi ve Altman’ın “Z” puanı modelleri kullanılmış ve bu modellerin başarısı birbirleriyle karşılaştırılmıştır.

330. Altman’ın “Z” Puanı Modelleri

Finansal başarısızlık alanında çok değişkenli model kullanarak, bu alandaki çalışmalara öncü olan Altman’ın “Z” puanı modeli birçok ülkede örnek alınan öncü bir çalışma olmuştur.

Altman ilk çalışmasını 1968 yılında yapmış ve ilk çalışmasında doğrusal diskriminant analizi kullanmıştır. Çalışma kapsamına 1946–1964 döneminde ulusal iflas kanununa göre iflas talebinde bulunmuş 33 iflas etmiş ve 33 iflas etmemiş imalatçı firmaları ele almıştır (ALTMAN, 1968, p.593).

Altman çalışmasında ilk olarak, likidite, karlılık, finansal kaldıraç faaliyet ve ödeme gücü şeklinde 5 grupta 22 finansal oran tespit etmiştir. Çalışma sırasında istatistik tekniğiyle, her bir bağımsız değişkenin açıklama gücü, değişkenler arasındaki karşılıklı ilişkiler, bağımsız değişkenlerin modelin doğruluğuna olan katkıları ve kendi yargılarıyla bu değişken sayısı 5’e indirilmiştir.

Altman’ın çalışmasında kullandığı oranlar; literatürdeki popüleritelerine ve çalışmaya olan potansiyel uygunluklarına göre seçilmiştir (ALTMAN, 1968, p.594) .

Altman’ın analiz için belirlediği oranlar ve diskriminant fonksiyonu şu şekildedir (ALTMAN, 1968, p.594):

$$X_1 = \text{Çalışma Sermayesi/ Toplam Varlıklar}$$

$$X_2 = \text{Dağıtılmayan Karlar/ Toplam Varlıklar}$$

$X_3 =$ Faiz ve Vergiden Önceki Kar / Toplam Varlıklar

$X_4 =$ İşletmenin Piyasa Değeri / Toplam Borcun Değer Değeri

$X_5 =$ Satışlar / Toplam varlıklar

$Z =$ Diskriminant değeri olmak üzere

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

Altman'ın bu Z modeli kullanıldığında, işletmeler iflastan bir yıl öncesi için %95, iki yıl öncesi için %72, oranında doğru sınıflama sağlayabilmiştir. İflastan 3,4 ve 5 yıl öncesi için bu oran sırasıyla %48, %29, %36 olarak bulunmuştur. Bu veriler modelin tahminleme gücünün 3 yıl öncesinden itibaren önemli ölçüde azaldığını ortaya koymaktadır (ALTMAN, 1968, p.604).

Z skoru 1.81'in altında bulunan işletmelerin yüksek iflas olasılığı taşıdığı, Z skoru 2.99'un üzerinde olan işletmelerin ise iflas olasılığının düşük olduğu sonucunu ortaya koymuştur.

Altman'ın yaptığı geçerlilik testleri sonucunda Z modeli ABD imalat sektörü genelinde oldukça başarılı sonuçlar vermiş ve model daha sonra muhasebe denetmenlerinin inceledikleri işletmelerin iflas edip etmeyeceklerinin saptanması çalışmalarında başarılı şekilde kullanılmıştır.

Altman 1968 yılında geliştirdiği bu modelini revize ederek 1993 yılında yeni bir “Z-skoru” modeli geliştirmiştir. Altman 1968'de geliştirdiği “Z-skoru” modelinde X_5 'i yani Aktif Devir Hızını modelden çıkarmıştır. Çünkü satışların aktiflere oranı, firmaların içinde buldukları endüstrilere oldukça duyarlı bir orandır. Bu oran farklı endüstrilerde çok farklı çıkmaktadır. Mesela hizmet sektöründe imalat sektörüne göre çoğunlukla daha yüksektir. Bu durum, hizmet sektöründeki bir firmayı diğerlerine göre bir adım önde tutmaktadır. Bu dengesizliği gidermek için böyle bir yol izlemiştir. Yeni modeldeki katsayılar da aşağıdaki şekilde değişmiştir (ALTMAN, 2000, p. 26–27):

$$Z = 6,567X_1 + 3,26X_2 + 6,72X_3 + 1,05X_4$$

$Z < 1,10$ ise finansal güçlüğün gerçekleşme olasılığı çok yüksek,
 $Z > 2,60$ ise finansal güçlüğün gerçekleşme olasılığı çok düşük,
 $Z = 1,10$ ile $2,60$ arasında ise finansal güçlüğe düşüp düşmeme arasında kesin bir yargı yoktur.

Altman'ın 1993 yılında geliştirdiği modelin tahmin gücü, başarısız firmaları %90,9 oranında ve başarılı firmaları da %97 oranında doğru tahmin etmiştir (ALTMAN, 2000, p.26).

Bu çalışmada, oldukça başarılı sonuçlar veren Altman'ın her iki "Z" modeli uygulamasının, çalışmada bulunan oran ve katsayılarıyla Türkiye'de faaliyet gösteren firmalar için tahmin gücü test edilmiştir.

3300. Başarısızlıktan Bir Yıl Öncesi İçin Oluşturulan Model

Başarısızlıktan bir yıl öncesi için İMKB'de 1992–2008 yılları arasında 162 başarılı, 119 zarar eden firma verilerine ulaşılabilmiş ve analize bu kapsamda toplam 281 firma alınmıştır. Yapılan analiz sonuçları şöyledir:

"Z" modeline (1968) göre;

$Z < 1,80$; 85 zarar etmiş firma, (%72 oranında doğru tahmin)

$Z = 1,81-2,99$ arası ; 29 zarar etmiş firma,

$Z > 3,00$; 5 zarar etmiş firma,

$Z < 1,80$; 1 başarılı firma,

$Z = 1,81-2,99$ arası ; 30 başarılı firma,

$Z > 3,00$; 131 başarılı firma, (%81 oranında doğru tahmin)

“Z-Skoru” modeline (1993) göre;

$Z < 1.10$; 57 zarar etmiş firma, (%48 oranında doğru tahmin)

$Z = 1.10-2.60$ arası ; 34 zarar etmiş firma,

$Z > 2.60$; 28 zarar etmiş firma,

$Z < 1.10$; 46 başarılı firma,

$Z = 1.10-2.60$ arası ; 90 başarılı firma,

$Z > 2.60$; 26 başarılı firma (%18 oranında doğru tahmin)

3301. Başarısızlıktan İki Yıl Öncesi İçin Oluşturulan Model

Başarısızlıktan iki yıl öncesi için İMKB’de 1992–2008 yılları arasında 170 başarılı, 137 zarar eden firma verilerine ulaşılabilmiş ve analiz kapsamına toplam 307 firma alınmıştır. Yapılan analiz sonuçları şöyledir:

“Z” modeline (1968) göre;

$Z < 1.80$; 83 zarar etmiş firma, (%61 oranında doğru tahmin)

$Z = 1,81-2,99$ arası ; 28 zarar etmiş firma,

$Z > 3,00$; 26 zarar etmiş firma,

$Z < 1.80$; 4 başarılı firma,

$Z = 1,81-2,99$ arası ; 25 başarılı firma,

$Z > 3,00$; 139 başarılı firma, (%82 oranında doğru tahmin)

“Z-Skoru” modeline (1993) göre;

$Z < 1.10$; 121 zarar etmiş firma, (%88,5 oranında doğru tahmin)

$Z = 1.10-2.60$ arası ; 14 zarar etmiş firma,

$Z > 2.60$; 2 zarar etmiş firma,

Z<1.10 ; 42 başarılı firma,
 Z= 1.10-2.60 arası ; 98 başarılı firma,
 Z>2.60 ; 28 başarılı firma (%15 oranında doğru tahmin)

3302. Başarısızlıktan Üç Yıl Öncesi İçin Oluşturulan Model

Başarısızlıktan üç yıl öncesi için İMKB’de 1992–2008 yılları arasında 162 başarılı, 140 zarar eden firma verilerine ulaşılabilmüş ve analize bu kapsamda toplam 302 firma alınmıştır. Yapılan analiz sonuçları şöyledir:

“Z” modeline (1968) göre;

Z<1.80 ; 67 zarar etmiş firma, (%48 oranında doğru tahmin)
 Z= 1,81–2,99 arası ; 36 zarar etmiş firma,
 Z>3,00 ; 37 zarar etmiş firma,

Z<1.80 ; 5 başarılı firma,
 Z= 1,81–2,99 arası ; 30 başarılı firma,
 Z>3,00 ; 127 başarılı firma, (%78 oranında doğru tahmin)

“Z-Skoru” modeline (1993) göre;

Z<1.10 ; 38 zarar etmiş firma, (%27 oranında doğru tahmin)
 Z= 1.10-2.60 arası ; 35 zarar etmiş firma,
 Z>2.60 ; 67 zarar etmiş firma,

Z<1.10 ; 48 başarılı firma,
 Z= 1.10-2.60 arası ; 87 başarılı firma,
 Z>2.60 ; 27 başarılı firma (%17 oranında doğru tahmin)

Her iki modelin de başarısızlıktan önceki yıllarda göstermiş olduğu performans Tablo 13’te özet olarak verilmektedir.

Tablo: 13**Türkiye’deki Firmalar Açısından Altman Modellerinin Başarısı**

	Z Modeli			Z-score Modeli		
	Başarılı (%)	Zarar (%)	Genel (%)	Başarılı (%)	Zarar (%)	Genel (%)
Başarısızlıktan Bir Yıl Öncesi	81	72	76,5	18	48	33
Başarısızlıktan İki Yıl Öncesi	82	61	71,5	15	88,5	51,7
Başarısızlıktan Üç Yıl Öncesi	78	48	63	17	27	22

Tablo 13’te görüldüğü gibi, İMKB’deki firmalar için Altman’ın “Z” ve “Z-Skoru” modelleri karşılaştırıldığında, başarısızlıktan bir yıl öncesinde, başarılı ve zarar etmiş firmaları doğru tahminde “Z” modelinin tahmin gücü daha yüksek bulunmuştur. Z modeli başarılı firmaları %81 oranında doğru tahmin ederken, Z skoru modelinin başarılı firmaları doğru tahmin etme gücü sadece %18 olarak gerçekleşmiştir. Başarısızlıktan bir yıl öncesi için iki model arasında oldukça önemli bir fark oluşmuştur.

Başarısızlıktan iki yıl öncesi için ise başarılı firmalar için ”Z” modelinin (%82), zarar etmiş firmalar için “Z-skoru” modelinin (%88,5) tahmin güçleri yüksek bulunmuştur. Başarısızlıktan üç yıl öncesi için de yine başarılı ve zarar etmiş firmaları “Z” modelinin daha başarılı tahmin ettiği görülmektedir (%78, %48).

331. Diskriminant Analizi

Diskriminant analizi, matematiksel teknikler kullanarak, grupların birbirinden en iyi şekilde ayrımını sağlar. Analiz, grup üyeliğinin tespitine en fazla etki eden bağımsız değişkenlerden oluşan diskriminant fonksiyonu yardımı ile üyelik atamasını tahmin etmeye yarayan bir tekniktir. Diskriminant fonksiyonunda gruplar arası farklılığa etki eden değişkenlere de “diskriminant değişkenler” adı verilir (LEANO, 2004, p.87).

Diskriminant analizini kullanım amaçları:

- Grup üyeliğini tahmin etmek, yani, bir verinin hangi değişken grubuna gireceğine karar vermek,
- Ayırma (diskriminant) fonksiyon eşitliğini kullanarak, verilerin gruplara ayrılmasına yardımcı olmak,
- Grupları ayırmada etkili olan ve olmayan değişkenleri belirlemek,
- Verilerin, tahmin edildiği gibi sınıflandırılıp sınıflandırılmadığını test etmek.

Diskriminant analizinde yanlış sınıflandırma ihtimalini ortadan kaldırmak için,

- Değişkenlerin çoklu normal dağılıma sahip olmaları,
- Bütün gruplar için kovaryans matrislerinin eşit olması,
- Bağımsız değişkenler arasında çoklu doğrusal bağlantı probleminin olmaması gerekir.

Çalışmada Diskriminant analizinin uygulanmasında SPSS 13.0 for Windows paket programı kullanılmıştır. Analizin aşamaları şöyle özetlenebilir:

- Öncelikle verilerin düzenlenirken, başarılı firmalar ile zarar eden firmalardır bağımlı değişken olarak belirlenmiştir. Bu kapsamda başarılı firmaları “1”, zarar eden firmaları ise “2” rakamı temsil etmektedir.
- Modelde daha önce açıklanmış olan 25 finansal oran, bağımsız değişken olarak kullanılmıştır.
- Diskriminant analizi mөнüsünde, değişkenler seçilirken adımsal ayırma (stepwise) metodu kullanılmıştır.
- Stepwise metodunun uygulanması sonucu elde edilen ve modellerin geçerliliğini ve değişkenlerin anlamlılığını gösteren analizler yapılmıştır. Bu analizler; bağımsız değişkenlerin önemlilik testi olan Wilks’ Lambda istatistiği ile grup kovaryans matrislerinin eşitliğinin ölçülmesinde kullanılan Box’s M Testi’dir.

- Stepwise kısmında ayrıca, her bir deneğin diskriminant skorunu, ait olduğu grubu, bir gruba ait olma olasılığını gösteren “casewise result” seçeneği kullanılmıştır.
- Analizin sınıflandırma kategorisinde, bağımlı değişkende karşılaştırılan grupların sayısı diğer bir ifadeyle başarılı firma sayısı ile zarar eden firma sayısı eşit olmadığı için “compute from group sizes” seçeneği işaretlenmiştir.
- Sınıflandırma kategorisinde ayrıca her bir grup için doğru ve doğru olmayan sınıflandırma sonuçlarını hem yüzde hem de sayı olarak gösteren “summary table” seçeneği işaretlenmiştir.
- Sınıflandırma kategorisinde son olarak tüm grupların kovaryans matrislerine bağlı olarak gözlemleri sınıflandıran “within group” seçilmiştir.
- Canonical root olarak da adlandırılan diskriminant fonksiyonu aşağıda gösterildiği gibi bağımsız değişkenlerin lineer kombinasyonudur.

$$Z = \alpha + b_1 X_1 + b_2 X_2 + \dots + b_n X_n$$

Burada Z Diskriminant skoru olarak adlandırılır, “ α ” sabit terim, “b”ler diskriminant katsayıları ve “X”ler bağımsız değişkenlerdir.

- Programda yer alan bağımsız değişkenleri ifade eden “X” değerleri ve karşılığı olan oranlar Tablo 14’de gösterilmektedir.

Tablo: 14
Diskriminant Analizinde Kullanılan Bağımsız Değişkenler

Değişken	Finansal Oran
X ₁ :	Cari Oran
X ₂ :	Asit-Test Oranı
X ₃ :	Nakit Oran
X ₄ :	Stok Devir Hızı
X ₅ :	Alacak Devir Hızı
X ₆ :	Net Çalışma Sermayesi Devir Hızı
X ₇ :	Aktif Devir Hızı
X ₈ :	Öz sermaye Devir Hızı
X ₉ :	Net Çalışma Sermayesinin Aktiflere Oranı
X ₁₀ :	Uzun Vadeli Borçları Aktiflere Oranı
X ₁₁ :	Toplam Borç Oranı
X ₁₂ :	Borç-Öz sermaye Oranı
X ₁₃ :	Faiz Karşılama Oranı
X ₁₄ :	Brüt Kar Marjı
X ₁₅ :	Faaliyet Kar Marjı
X ₁₆ :	Net Kar Marjı
X ₁₇ :	Ekonomik Karlılık
X ₁₈ :	Aktif Karlılık
X ₁₉ :	Öz sermaye Karlılığı
X ₂₀ :	Fiyat Kazanç Oranı
X ₂₁ :	Piyasa Değeri Defter Değeri Oranı
X ₂₂ :	Tobin Q
X ₂₃ :	Öz sermaye Piyasa Değerinin Toplam Borçlara Oranı
X ₂₄ :	Net çalışma Sermayesinin Aktiflere Oranı
X ₂₅ :	Yedeklerin Toplam Aktiflere Oranı

Bu bilgiler ışığında, analizin yorumları ve varsayımlarının değerlendirilmesi, her üç yılın sonuçları için ayrı ayrı açıklanacaktır.

3310. Başarısızlıktan Bir Yıl Öncesi İçin Oluşturulan Model

Çalışma kapsamında, finansal başarısızlığı bir yıl öncesinden tahmin edebilecek bir tahmin modeli oluşturmak amacıyla 1992–2008 yılları arasında İMKB’de kayıtlı bulunan 180 başarılı firma ve 118 zarar eden firma olmak üzere toplam 298 firmayı içeren analiz yapılmıştır.

Analiz sonucunda, başarısızlığı bir yıl önceden tahmin edecek olan 7 değişkenli Diskriminant modeli oluşturulmuştur. Oluşturulan modeldeki değişkenler ve katsayıları aşağıdaki gibidir. Diskriminant analizine ilişkin program çıktıları EK 3’te yer almaktadır.

$$Z = -1.007 + 0.485X_2 + 1.089X_7 - 0.044X_9 - 1.604X_{11} - 0.078X_{16} + 2.148X_{17} + 0.001X_{20}$$

Burada;

- Z : Diskriminant Skoru
- X_2 : Asit-Test Oranı
- X_7 : Aktif Devir Hızı
- X_9 : Net Çalışma Sermayesinin Aktiflere Oranı
- X_{11} : Toplam Borç Oranı
- X_{16} : Net Kar Marjı
- X_{17} : Ekonomik Karlılık
- X_{20} : Fiyat Kazanç Oranı

Çalışmada 7 değişkenli bulunan diskriminant fonksiyonunun başarısı Tablo 15’te açıklanmaktadır. Buna göre başarısızlıktan bir yıl öncesi için oluşturulan tahmin modelinin doğru tahmin gücü başarılı firmalar için %92,8 olarak bulunmuştur. Yani model, 180 tane başarılı firmanın 167 tanesini doğru tahmin etmiş, 13 tanesini de zarar etmiş kategorisine sokarak yanlış tahmin etmiştir. Başarılı bir firmanın, zarar etmiş bir firma olarak tahmininden kaynaklanan II. tip hata oranı %7,2’dir.

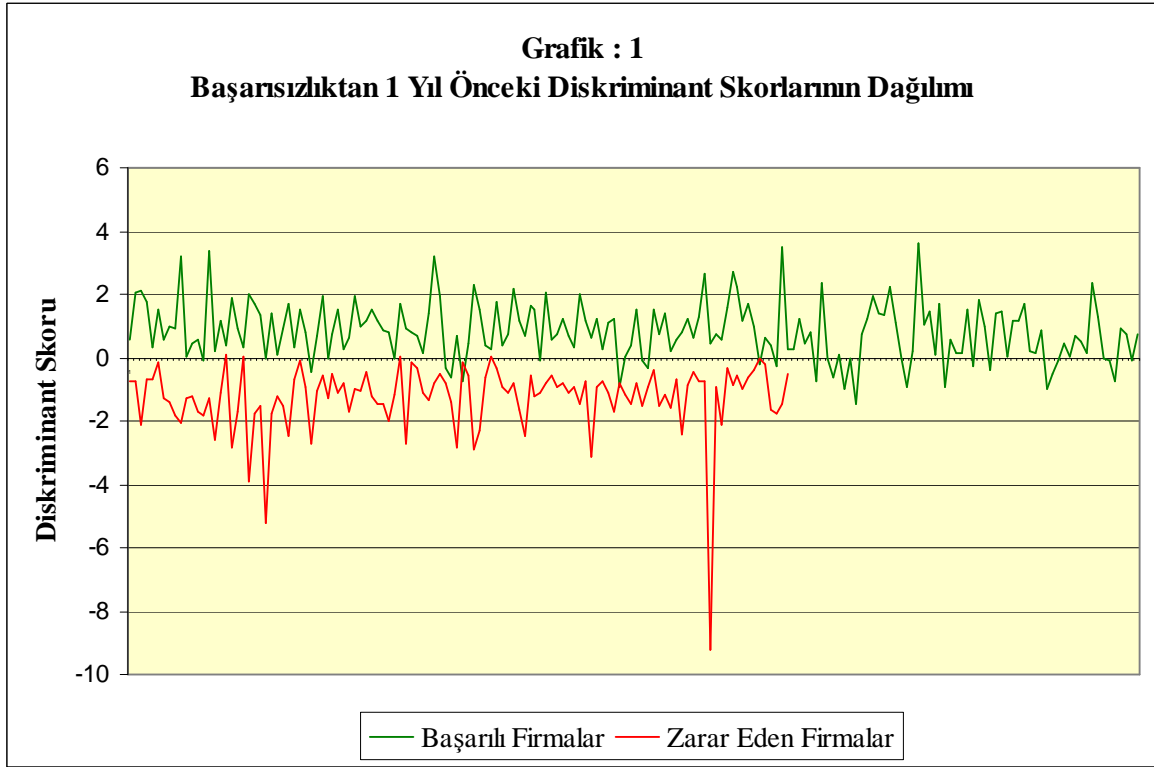
Tablo: 15
Bir Yıl Öncesi İçin Diskriminant Analizi Sonuçları

	Predicted Group		

Başarısızlıktan bir yıl öncesi için oluşturulan tahmin modelinin zarar eden firmaları doğru tahmin etme gücü ise %87,3'tür. Yani, toplam 118 adet zarar etmiş firmanın 103 tanesi doğru tahmin edilmiştir. Buradaki hata ise, zarar etmiş olan bir firmanın başarılı bir firma olarak tahmininden kaynaklanan I.tip hatadır ve oranı %12,7'dir.

Modelin genel başarı gücü %90,6 olarak bulunmuştur. Yanlış tahmin edilen firmalar EK 3'te yer alan Diskriminant analizi çıktılarında "Casewise Statistics" tablosunun tahmin grupları sütununda (**) olarak işaretlenmiş firmalardır.

Başarısızlıktan bir yıl öncesi için yapılan Diskriminant analizinden elde edilen Z skorlarının başarılı ve zarar eden firmalar için dağılımı Grafik 1'de gösterilmektedir. Yeşil renkle gösterilen çizgi başarılı firmaları, kırmızı renkle gösterilen çizgi ise zarar eden firmaları temsil etmektedir. Dikkat edilirse yeşil ve kırmızı hatlar arasında belirgin bir ayırım göze çarpmaktadır. Bu durum, analizin başarılı olduğunun bir göstergesidir. Diğer bir ifadeyle söz konusu çizgiler birbirleriyle ne kadar az kesişirse, analiz sonuçlarının o kadar güvenilir olduğu anlaşılabilir.



33100. Varsayımların Değerlendirilmesi

Diskriminant analizinin en önemli varsayımları eşit kovaryans, çoklu bağlantı ve normal dağılım varsayımlarıydı. Eşit kovaryans varsayımını test etmek için kullanılan Box's M testinde, sıfır hipotezi "grupların kovaryans matrisleri eşittir" şeklindedir. Tablo 16'da görüldüğü gibi "sıfır hipotezi" reddedilememektedir (sig.,0.00). Yani gruplar kovaryans matrisleri açısından eşit çıkmakta ve çalışmadaki kovaryans matrislerinin eşitliği varsayımı gerçekleşmiş olmaktadır.

Tablo: 16

Başarısızlıktan Bir Yıl Öncesi İçin Box's M Test Sonuçları

Box's M		2143,400
F	Approx.	74,516
	df1	28
	df2	219680,620
	Sig.	,000

İkinci önemli varsayım, değişkenler arasında çoklu bağlantı varsayımının olmamasıdır. Bunun için bağımsız değişkenler arasındaki korelasyona bakılabilir. Eğer iki değişken arasındaki korelasyon, “0.70”ten büyük ise, değişkenlerden birinin analiz dışında tutulması ve değişkenlerin birleştirilmesi yoluna gidilebilir.

Tablo: 17
Bir yıl Öncesi İçin Diskriminant Analizinden Elde Edilen
Değişkenler Arasındaki Korelasyon Katsayıları

	X₂	X₇	X₉	X₁₁	X₁₆	X₁₇	X₂₀
X₂	1,000	-0,219	0,197	-0,338	0,058	0,024	-0,053
X₇		1,000	0,330	0,098	0,108	0,091	-0,027
X₉			1,000	-0,143	0,016	0,049	-0,026
X₁₁				1,000	-0,304	-0,268	0,053
X₁₆					1,000	0,437	-0,011
X₁₇						1,000	-0,079
X₂₀							1,000

Tablo 17’de, belirlenen 7 değişken arasındaki korelasyon katsayıları gösterilmektedir. Tüm değişkenler arasındaki korelasyon değerleri ise EK 2’de yer almaktadır. Tablo 17 ve EK 2 incelendiğinde değişkenler arasında çok yüksek sayılabilecek bir korelasyon olmadığı görülmektedir. Böylece çalışmadaki, değişkenler arasında çoklu doğrusal bağlantı olmadığı ve değişkenlerin normal dağıldığı varsayımı da gerçekleşmiş olmaktadır.

33101. Diskriminant Fonksiyonlarının Öneminin Değerlendirilmesi

Diskriminant fonksiyonlarının ne kadar önemli olduğunu belirlemek için, “Canonical Correlation”, “Eigenvalue (özdeğer)” ve “Wilks’s Lambda” istatistiklerine bakılır.

Canonical Correlation, diskriminant skorları ve gruplar arasındaki ilişkiyi ölçer ve açıklanan toplam varyansı gösterir. Aşağıdaki tabloda Canonical Correlation değeri (0.719)’dur. Bu değeri yorumlanabilmesi için karesi ($0.719^2 = 0.52$) alınır. Yani model, bağımlı değişkendeki varyansın % 52’sini açıklayabilmektedir.

Tablo: 18
Başarısızlıktan Bir Yıl Öncesi İçin Özdeğerler

Function	Eigenvalue	% of Variance	Cumulative %	Canonical Correlation
1	1,069(a)	100,0	100,0	,719

Özdeğerin “0” olması, Diskriminant analizinin herhangi bir ayırım gücünün olmadığını göstermektedir. Özdeğer istatistiği ne kadar büyükse, bağımlı değişkendeki varyansın daha büyük bir kısmı o fonksiyon tarafından açıklanacak demektir Kesin bir değer olmamakla birlikte 0.40’tan büyük özdeğerler iyi olarak kabul edilir. Çalışmadaki özdeğer istatistiği Tablo 18’de görüldüğü gibi (1.069) olup, diskriminant fonksiyonunun başarılı olduğu söylenebilir. Bağımlı değişken iki kategorili olduğu için sadece bir Diskriminant fonksiyonu bulunmaktadır.

Tablo 19’da Wilk’s Lambda istatistiği, ayırma skorlarındaki toplam varyansın gruplar arasındaki farkları tarafından açıklanmayan kısmını vermektedir. Çalışmada ayırma skorlarındaki toplam varyansın yaklaşık %48’i gruplar arasındaki farklar tarafından açıklanamamaktadır.

Wilk’s Lambda aynı zamanda her bir Diskriminant fonksiyonu için özdeğer istatistiğinin anlamlılığını test etmektedir. Wilk’s Lambda değeri “0 ile 1” arasında bir değer alır ve değerinin küçük olması modelin ayırt edici gücünün yüksek olduğunu gösterir. Aşağıdaki tabloda da görülebileceği gibi Wilk’s Lambda değeri (0.483) çıkmış, yani modelin ayırt edici gücünün yüksek olduğu söylenebilir. Çalışmada bir tane ayırma fonksiyonu vardır ve anlamlıdır.

Tablo: 19
Başarısızlıktan Bir Yıl Öncesi İçin Wilks' Lambda Sonuçları

Test of Function(s)	Wilks' Lambda	Chi-square	df	Sig.
1	,483	212,735	7	,000

3311. Başarısızlıktan İki Yıl Öncesi İçin Oluşturulan Model

Çalışma kapsamında, finansal başarısızlığı iki yıl öncesinden tahmin edebilecek bir tahmin modeli oluşturmak amacıyla 1992–2008 yılları arasında İMKB’de kayıtlı bulunan 170 başarılı firma ve 130 zarar eden firma olmak üzere toplam 300 firmayı içeren analiz yapılmıştır.

Analiz sonucunda, başarısızlığı iki yıl önceden tahmin edecek olan 9 değişkenli Diskriminant modeli oluşturulmuştur. Oluşturulan modeldeki değişkenler ve katsayıları aşağıdaki gibidir. Diskriminant analizine ilişkin program çıktıları EK 3’de verilmiştir.

$$Z = -0.043 + 0.844X_7 + 2.621X_{10} - 4.133X_{11} - 2,150X_{14} - 0.100X_{16} \\ + 0.002X_{20} + 0.385X_{22} - 0.025X_{23} + 2.835X_{25}$$

Burada;

- Z : Diskriminant Skoru
- X_7 : Aktif Devir Hızı
- X_{10} : Uzun Vadeli Borçları Aktiflere Oranı
- X_{11} : Toplam Borç Oranı
- X_{14} : Brüt Kar Marjı
- X_{16} : Net Kar Marjı
- X_{20} : Fiyat Kazanç Oranı
- X_{22} : Tobin Q
- X_{23} : Öz sermaye Piyasa Değerinin Toplam Borçlara Oranı
- X_{25} : Yedeklerin Toplam Aktiflere Oranı

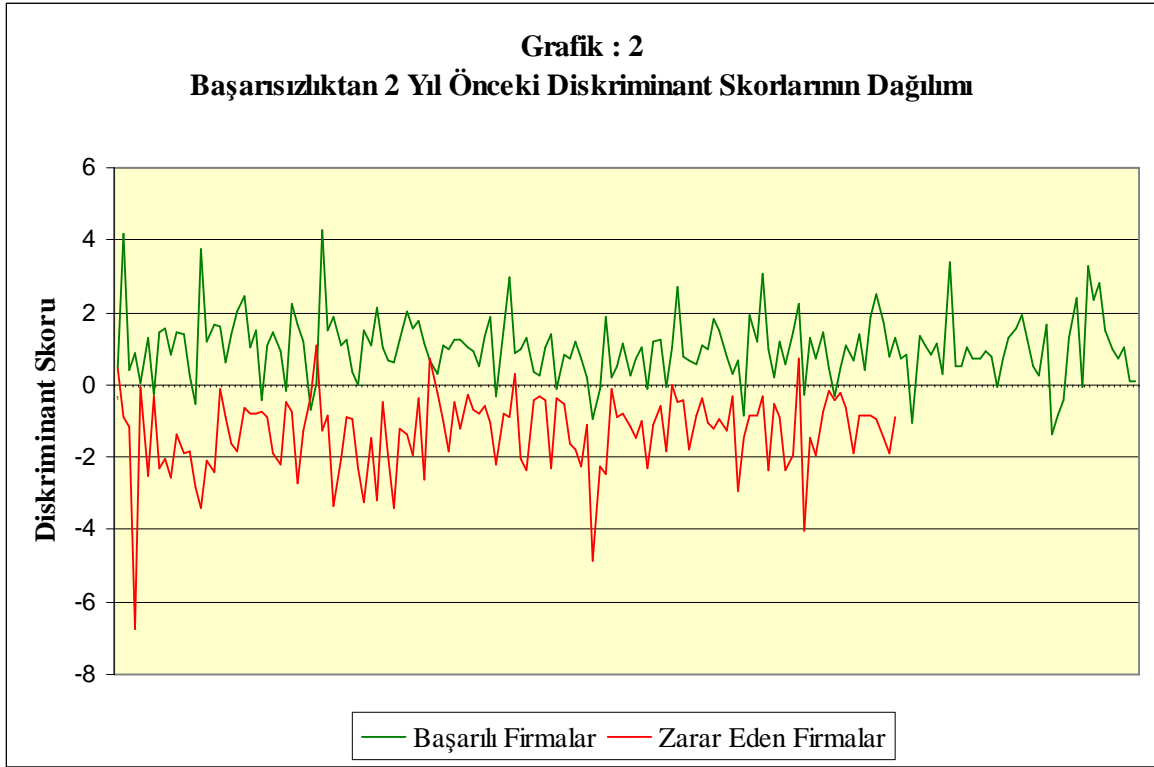
Çalışmada 9 değişkenli bulunan diskriminant fonksiyonunun başarısı Tablo 20’de açıklanmaktadır. Buna göre başarısızlıktan iki yıl öncesi için oluşturulan tahmin modelinin doğru tahmin gücü başarılı firmalar için %92,9 olarak bulunmuştur. Yani model, 170 tane başarılı firmanın 158 tanesini doğru tahmin etmiş, 12 tanesini de zarar etmiş kategorisine sokarak yanlış tahmin etmiştir. Başarılı bir firmanın, zarar etmiş bir firma olarak tahmininden kaynaklanan II. tip hata oranı %7,1’dir.

Tablo: 20			
İki Yıl Öncesi İçin Diskriminant Analizi Sonuçları			
	Predicted Group		

Başarısızlıktan iki yıl öncesi için oluşturulan tahmin modelinin zarar eden firmaları doğru tahmin etme gücü ise %90,8'dir. Yani, toplam 130 tane zarar etmiş firmanın 118 tanesi doğru tahmin edilmiştir. Buradaki hata ise, zarar etmiş olan bir firmanın başarılı bir firma olarak tahmininden kaynaklanan I.tip hatadır ve oranı %9,2'dir.

Modelin genel başarı gücü %90 olarak bulunmuştur. Yanlış tahmin edilen firmalar EK 3'de yer alan diskriminant analizi çıktılarında "Casewise Statistics" tablosunun tahmin grupları sütununda (**) olarak işaretlenmiş firmalardır.

Başarısızlıktan iki yıl öncesi için yapılan Diskriminant analizinden elde edilen Z skorlarının başarılı ve zarar eden firmalar için dağılımı Grafik 2'de gösterilmektedir. Yeşil renkle gösterilen çizgi başarılı firmaları, kırmızı renkle gösterilen çizgi ise zarar eden firmaları temsil etmektedir. Bir yıl öncesi için oluşturulan grafikte olduğu gibi analizin başarısı arttıkça yeşil ve kırmızı hatlar arasındaki fark da çoğalmaktadır.



33110. Varsayımların Değerlendirilmesi

Eşit kovaryans varsayımını test etmek için kullanılan Box's M testinde, Tablo 21'de görüldüğü gibi "sıfır hipotezi" reddedilememektedir (sig.,0.00). Yani gruplar kovaryans matrisleri açısından eşit çıkmaktadır ve çalışmamızdaki kovaryans matrislerinin eşitliği varsayımı gerçekleşmiş olmaktadır.

Tablo: 21

Başarısızlıktan İki Yıl Öncesi İçin Box's M Test Sonuçları

Box's M		988,507
F	Approx.	21,253
	df1	45
	df2	253448,745
	Sig.	0,000

İkinci önemli varsayım, değişkenler arasında çoklu bağlantı sorununun olmamasıydı. Bunun için bağımsız değişkenler arasındaki korelasyon "0.70"ten büyük bir değer bulunmamıştır.

Tablo : 22
İki yıl Öncesi İçin Diskriminant Analizinden Elde Edilen Değişkenler
Arasındaki Korelasyon Katsayıları

	X₇	X₁₀	X₁₁	X₁₄	X₁₆	X₂₀	X₂₂	X₂₃	X₂₅
X₇	1,000	-0,034	0,180	-0,298	0,059	-0,026	0,095	-0,180	0,009
X₁₀		1,000	0,631	-0,039	-0,049	0,053	-0,035	-0,083	0,170
X₁₁			1,000	-0,059	-0,355	0,072	-0,032	-0,200	0,086
X₁₄				1,000	0,045	-0,056	-0,050	0,058	0,105
X₁₆					1,000	-0,012	0,034	0,050	0,015
X₂₀						1,000	0,126	0,178	-0,044
X₂₂							1,000	0,691	-0,046
X₂₃								1,000	-0,020
X₂₅									1,000

Tablo 22’de, 2 yıl öncesi için belirlenen 9 değişken arasındaki korelasyon katsayıları gösterilmektedir. Tüm değişkenler arasındaki korelasyon değerleri ise EK 3’de yer almaktadır. Tablo 22 ve EK 3 incelendiğinde değişkenler arasında çok yüksek sayılabilecek bir korelasyon olmadığı görülmektedir. Böylece çalışmadaki, değişkenler arasında çoklu doğrusal bağlantı olmadığı ve değişkenlerin normal dağıldığı varsayımı da gerçekleşmiş olmaktadır.

33111. Diskriminant Fonksiyonlarının Öneminin Değerlendirilmesi

Diskriminant fonksiyonlarının önemini değerlendirmek için, “Canonical Correlation”, “Eigenvalue (özdeğer)” ve “Wilks’s Lambda” istatistiklerine bakılabilir. Tablo 23’te Canonical Correlation değerinin 0.759 olduğu görülmektedir. Bu durumda model, bağımlı değişkendeki varyansın $(0,759^2)$ 0,58’ini açıklayabilmektedir.

Tablo : 23
Başarısızlıktan İki Yıl Öncesi İçin Özdeğerler

Function	Eigenvalue	% of Variance	Cumulative %	Canonical Correlation
1	1,358(a)	100,0	100,0	0,759

Çalışmadaki özdeğer istatistiği Tablo 23'te görüldüğü gibi 1,358 olup, sınır kabul edilen 0.40 değerinden büyük çıkmış olduğu için diskriminant fonksiyonunun iyi bir ayırım yaptığı söylenebilir. Bağımlı değişken iki kategorili olduğu için sadece bir diskriminant fonksiyonu bulunmaktadır.

Wilk's Lambda değeri Tablo 24'te görüldüğü gibi 0.424 çıkmıştır. Buna göre modelin ayırt edici gücünün yüksek olduğu söylenebilir. Ayrıca çalışmada bir tane ayırma fonksiyonu vardır ve anlamlıdır.

Tablo: 24
Başarısızlıktan İki Yıl Öncesi Wilks' Lambda Sonuçları

Test of Function(s)	Wilks' Lambda	Chi-square	df	Sig.
1	0,424	251,734	9	0,000

3312. Başarısızlıktan Üç Yıl Öncesi İçin Oluşturulan Model

Çalışma kapsamında, finansal başarısızlığı üç yıl öncesinden tahmin edebilecek bir tahmin modeli oluşturmak amacıyla 1992–2008 yılları arasında İMKB'de kayıtlı bulunan 163 başarılı firma ve 134 zarar eden firma olmak üzere toplam 297 firmayı içeren analiz yapılmıştır.

Analiz sonucunda, başarısızlığı üç yıl önceden tahmin edecek olan 4 değişkenli Diskriminant modeli oluşturulmuştur. Oluşturulan modeldeki değişkenler ve katsayıları aşağıdaki gibidir. Diskriminant analizine ilişkin program çıktıları EK 4'te verilmiştir.

$$Z = 0.303 + 0.674X_7 - 2.854X_{11} + 1.742X_{16} + 1.948X_{24}$$

Burada;

Z : Diskriminant Skoru

X₇ : Aktif Devir Hızı

X₁₁ : Toplam Borç Oranı

X₁₆ : Net Kar Marjı

X_{24} : Net çalışma Sermayesinin Aktiflere Oranı

Çalışmada 4 değişkenli bulunan Diskriminant fonksiyonunun başarısını Tablo 25’te açıklanmaktadır. Buna göre başarısızlıktan üç yıl öncesi için oluşturulan tahmin modelinin doğru tahmin gücü başarılı firmalar için %91,4 olarak bulunmuştur. Yani model, 163 tane başarılı firmanın 149 tanesini doğru tahmin etmiş, 14 tanesini de zarar etmiş kategorisine sokarak yanlış tahmin etmiştir. Başarılı bir firmanın, zarar etmiş bir firma olarak tahmininden kaynaklanan II. tip hata oranı %8,6’dır.

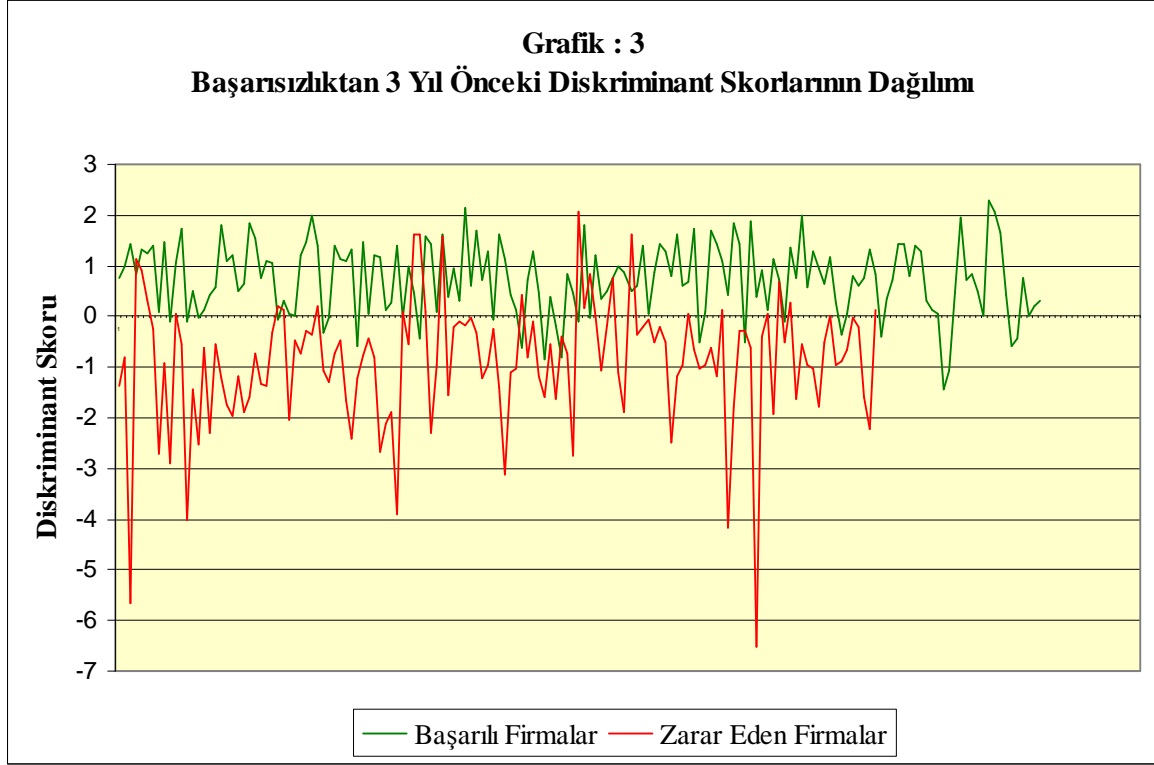
Tablo : 25			
Üç Yıl Öncesi İçin Diskriminant Analizi Sonuçları			
	Predicted Group		

Başarısızlıktan üç yıl öncesi için oluşturulan tahmin modelinin zarar eden firmaları doğru tahmin etme gücü ise %75,4’tür. Yani, toplam 134 tane zarar etmiş firmanın 101 tanesi doğru tahmin edilmiştir. Buradaki hata ise, zarar etmiş olan bir firmanın başarılı bir firma olarak tahmininden kaynaklanan I.tip hatadır ve oranı %24,6’dır.

Modelin genel başarı gücü %84,2 olarak bulunmuştur. Yanlış tahmin edilen firmalar EK 4’te yer alan diskriminant analizi çıktılarında “Casewise Statistics” tablosunun tahmin grupları sütununda (**) olarak işaretlenmiş firmalardır.

Başarısızlıktan üç yıl öncesi için yapılan Diskriminant analizinden elde edilen Z skorlarının başarılı ve zarar eden firmalar için dağılımı Grafik 3’te gösterilmektedir. Yeşil renkle gösterilen çizgi başarılı firmaları, kırmızı renkle gösterilen çizgi ise zarar eden

firmaları temsil etmektedir. Dikkat edilirse, bir ve iki yıl öncesi için oluşturulan grafiklere göre yeşil ve kırmızı hatlar arasındaki fark nispeten daha azdır. Hatta belli noktalarda kesişmeler göze çarpmaktadır. Bu durum, üç yıl öncesi için yapılan Diskriminant analizinin başarısının diğer yıllara göre daha az olduğunu göstermektedir.



33120. Varsayımların Değerlendirilmesi

Eşit kovaryans varsayımını test etmek için kullanılan Box's M testinde, Tablo 26' da görüldüğü gibi "sıfır hipotezi" reddedilememektedir (sig.,0.00). Yani gruplar kovaryans matrisleri açısından eşit çıkmaktadır ve çalışmamızdaki kovaryans matrislerinin eşitliği varsayımı gerçekleşmiş olmaktadır.

Tablo 26'da, analizde belirlenen 4 adet değişken arasındaki korelasyon katsayıları gösterilmektedir. Tüm değişkenler arasındaki korelasyon değerleri ise EK 4'te yer almaktadır. Tablo 27 ve EK 4 incelendiğinde değişkenler arasında çok yüksek sayılabilecek bir korelasyon olmadığı görülmektedir. Böylece çalışmadaki, değişkenler

arasında çoklu doğrusal bağlantı olmadığı ve değişkenlerin normal dağıldığı varsayımı da gerçekleşmiş olmaktadır.

Tablo: 26
Başarısızlıktan Üç Yıl Öncesi İçin Box's M Test Sonuçları

Box's M		67,169
F	Approx.	6,618
	df1	10
	df2	382123,443
	Sig.	0,000

Tablo: 27
Diskriminant Analizinde Başarısızlıktan 3 yıl Öncesi İçin Belirlenen Değişkenler Arasındaki Korelasyon Katsayıları

	X ₇	X ₁₁	X ₁₆	X ₂₄
X ₇	1,000	0,017	0,009	-0,010
X ₁₁		1,000	0,012	-0,003
X ₁₆			1,000	0,313
X ₂₄				1,000

33121. Diskriminant Fonksiyonlarının Öneminin Değerlendirilmesi

Diskriminant fonksiyonlarının önemini gösteren Tablo 28'e bakıldığında Canonical Correlation değerinin 0.630 olduğu görülmektedir. Bu değer karesinin 0,43 olması, bağımlı değişkendeki varyansın % 43'ünün model tarafından açıklandığını göstermektedir.

Tablo: 28
Başarısızlıktan İki Yıl Öncesi İçin Özdeğerler

Function	Eigenvalue	% of Variance	Cumulative %	Canonical Correlation
1	0,657(a)	100,0	100,0	0,630

Çalışmadaki özdeğer istatistiğinin 0,657 olarak hesaplanması, diskriminant fonksiyonunun iyi bir ayırım sağladığını göstermektedir. Yine, bağımlı değişken iki kategorili olduğu için sadece bir adet diskriminant fonksiyonu bulunmaktadır.

Wilk's Lambda değeri Tablo 29 görüldüğü gibi 0.604 çıkması, modelin ayırt edici gücünün yüksek olduğunun başka bir göstergesidir. Çalışmada bir tane bulunan ayırma fonksiyonu istatistiksel olarak anlamlıdır.

Tablo: 29
Başarısızlıktan Üç Yıl Öncesi Wilks' Lambda Sonuçları

Test of Function(s)	Wilks' Lambda	Chi-square	df	Sig.
1	0,604	147,961	4	0,000

Çalışmadaki Diskriminant analizinin her bir yıl için başarısını özetlemek gerekirse, Tablo 30'da görüldüğü gibi başarısızlıktan bir yıl öncesi için başarılı firmaları % 92,8 oranında, zarar eden firmaları %87,3 oranında; iki yıl öncesi için başarılı firmaları % 92,9 oranında, zarar eden firmaları % 90,8 oranında; üç yıl öncesi için başarılı firmaları 92,3 oranında, zarar eden firmaları % 75,4 oranında tahmin etme gücüne sahip modeller oluşturulabilmiştir.

Ayrıca en iyi tahmin yılı, en yüksek başarı oranı %92 ile başarısızlıktan iki yıl için kurulan model tarafından gerçekleşmiştir. Diskriminant analizinin her üç yıl için de oldukça başarılı sonuçlar verdiği söylenebilir.

Tablo: 30
Diskriminant Analizi Sonuçlarının Özeti

	Tahmin Gücü		
	Başarılı Firmalar (%)	Zarar Eden Firmalar (%)	Genel Başarı (%)
Bir Yıl Öncesi	92.8	87.3	90.6
İki Yıl Öncesi	92.9	90.8	92.0
Üç Yıl Öncesi	91.4	75.4	84.2

3313. Diskriminant Analizi Sonuçlarının Diğer Çalışmalarla Karşılaştırılması

Altman'ın 1968 yılında, 33 iflas etmiş, 33 iflas etmemiş firma üzerinde yaptığı ilk çalışmasında geliştirmiş olduğu diskriminant modelinin başarısızlıktan bir yıl öncesi için tahmin gücü %95'lik başarı ile (ALTMAN, 1968, p.603–604) bu çalışmadaki tahmin gücünden (%90,6) daha yüksek çıkmıştır. Fakat iki ve üç yıl önceki tahmin güçleri daha düşük çıkmıştır (Altman'ın modelinin iki ve üç yıl önceki tahmin güçleri: %72, %48; bu çalışmanın tahmin güçleri: %92, %84,2).

Blum'un 1974 yılında geliştirdiği çalışmasında 1954–1968 yılları arasında başarısız olan 115 işletme ile aynı endüstri, büyüklük ve yıl bazında 115 başarılı işletme kapsama alınmıştır. Çalışmada çıkan sonuçların doğruluk oranlarının başarısızlık yılına yaklaştıkça arttığı görülmektedir. İflastan bir yıl öncesi %94, iki yıl öncesi %80, üç yıl öncesi %70 doğrulukla tahmin ettiği görülmüştür. Burada yapılan çalışma sonuçlarına göre ilk yılın tahmin gücü daha yüksek, ikinci ve üçüncü yılların tahmin gücü ise daha düşük çıkmaktadır.

Analiz sonucunda başarısızlıktan bir yıl öncesinde oluşturulan modelin genel başarı gücü %90,6 çıkmıştır. Bu sonuç, Altman ve Loris'in 1976 yılında 113 başarılı, 113 başarısız işletme üzerinde yaptıkları ve kuadratik diskriminant analizi kullandıkları çalışmada, başarısızlıktan bir yıl önce %90,2 olarak çıkan tahmin gücüne oldukça yakındır (ALTMAN-LORİS, 1976, p.1202–1203).

Deakin'in 1977 yılındaki modelinde, hem doğrusal hem de kuadratik diskriminant analizi yöntemi kullanılmıştır. Doğrusal modelin tahmin başarısı %94,4 olarak hesaplanırken, kuadratik modelin tahmin başarısı %84,9 olarak bulunmuştur. Deakin'in Doğrusal modelinin başarısı, bu çalışmanın tahmin gücünden yüksek çıkmış fakat Deakin'in kuadratik modelinin başarısı bu çalışmanın tahmin gücünden düşük çıkmıştır.

Sinkey'in 1975 yılındaki çalışmasında çok boyutlu diskriminant analizi yöntemini kullanmıştır. 1969–1972 yıllarını içeren çalışmada 110 problemsiz, 110 problemlü banka olmak üzere 220 banka analize dâhil edilmiştir. Model iflastan 1 yıl öncesini %80 doğru sınıflandırırken, daha sonraki yıllarda 6. yıla kadar olan dönemde % 50'lik bir başarı oranı

ile doğru sınıflandırma yapabilmiştir (SINKEY, 1975, p.21–36). Sinkey’in çalışmasına göre, bu çalışmada bulunan her üç yılın sonuçları daha yüksek tahmin gücü göstermiştir.

Odom ve Sharda, 1990 yılında yaptıkları çalışmalarında, 1975–1982 yılları arasındaki dönemde 65 iflas etmiş, 64 iflas etmemiş toplam 129 işletmeden oluşan bir örneklem oluşturmuşlardır (ODOM-SHARDA, 1990, p.164). Odom ve Sharda çalışmalarında Altman’ın 1968 yılında geliştirmiş olduğu “Z-Score” modelindeki beş oranı değişken olarak kullanmışlar ve ayırma analizine tabi tutmuşlardır (ODOM-SHARDA, 1990, p.164). Başarısızlıktan bir yıl öncesini tahmin etmek için kurulan diskriminant analizinde iflas etmiş firmalar %59,26 ve iflas etmemiş firmalar %89,3 oranında bir doğrulukla tahmin edilmiştir (ODOM-SHARDA, 1990, p.166). Bu çalışmada bulunan sonuçlarla karşılaştırıldığında, başarısızlıktan bir yıl öncesi için bulunan doğru sınıflandırma oranları olan başarılı işletmeler için %92,8 oranından düşük, zarar eden işletmeler için bulunan %87,3 oranından yüksek çıkmıştır.

Jo, Han ve Lee, 1997 yılında yaptıkları çalışmada 554 işletmeye ait (272 iflas etmiş, 272 iflas etmemiş) verileri kullanarak 1990–1992 (1990 yılında 31, 1991 yılında 99, 1992 yılında da 142 çift firma örnekleme alınmıştır) yılları arasında tahmin yöntemi geliştirilmiştir. Çalışmada kullanılan diskriminant analizinin başarısızlıktan bir yıl öncesi için genel başarı oranı %82,22 oranında bulunmuştur (JO, HAN, LEE, 1997, p.104–105). Bu çalışmada bulunan başarısızlıktan bir yıl öncesinin genel başarı oranı olan %90,6’nın daha yüksek bir sonuç olduğu görülmektedir.

Ülkemizde, finansal başarısızlığın tahmininde diskriminant analizinin kullanıldığı ilk çalışma 1981 yılında yapılmıştır (Göktan, 1981). Bu çalışmada çoklu diskriminant analizi yöntemi ile 25 başarılı ve 14 başarısız işletmenin 1976–1980 dönemi ele alınmıştır. İflastan 4 yıl öncesine kadar incelemenin genişletildiği bu çalışmada her yıl için ayrı bir diskriminant fonksiyonu hesaplanmış ve bu fonksiyonlar esas alınarak her yıla ilişkin tahmin yapılmıştır. İflastan bir yıl öncesini %92,9 oranında doğru tahmin eden modelin iflastan 2, 3 ve 4 yıl öncesi için bulunan modellerin içerik olarak değiştiğinin gözlemlendiği bu çalışmada, iflastan iki yıl öncesi %89,74 üç yıl öncesi %84,6 oranındaki başarılarına göre, bu çalışmada bulunan sonuçlara göre oldukça yakın oranlardır.

Diskriminant analizi açısından fark, çalışma yılının kapsamı ve örneklem büyüklüğü üzerindedir.

Aktaş, 1993 yılında yaptığı çalışmada 1980–1989 yılları arasında başarısızlığa uğramış olan 25 işletme ile 35 başarılı işletmeyi incelemiştir. Çalışmada, Doğrusal ve Kuadratik Diskriminant Analizi, 0–1 Doğrusal Çoklu Regresyon Modeli, Probit ve Logit modelleri kullanılmıştır (AKTAŞ, 1993, s.72–73). Çalışmanın doğrusal diskriminant analizi sonuçlarına göre; bir yıl önceki başarısı %90, iki yıl önceki başarısı %87,5, üç yıl önceki başarısı %87 bulunmuştur. Aktaş'ın çalışmasında bulunduğu oranlar ile bu çalışmanın sonuçları olan %90,6, %92, %84,2 oranları karşılaştırıldığında; Aktaş'ın başarısızlıktan bir ve iki yıl önceki tahmin modellerinin yakın olmakla beraber daha düşük, üç yıl önceki tahmin modelinin ise daha yüksek tahmin gücü gösterdiği söylenebilir.

Şen'in 1998 yılındaki çalışmasında 1985–1996 yılları arasında Türkiye'de faaliyet gösteren tüm bankaların ele alınmasıyla oluşturulan modelinde 11'i finansal başarısızlığa uğramış, 42 finansal başarısızlığa uğramamış toplam 53 banka analize tabi tutulmuştur ve başarısızlığı üç yıl önceden tahmin etmeye yönelik çok boyutlu istatistiksel modeller geliştirilmiştir. Çoklu diskriminant analizinin sonuçlarına göre finansal başarısızlıktan 1 yıl öncesi için %98,2, 2 yıl öncesi için %92 ve 3 yıl öncesi için %96 olarak gerçekleşmiştir (ŞEN, 1998, s.175).

Keskin'in 2002 yılında yaptığı bir çalışmada endüstri işletmeleri için erken uyarı görevi yapabilecek finansal açıdan başarısız işletmelerin başarısızlığa düşmeden 1, 2, 3 yıl öncesinden tahmin edilmesine yönelik model geliştirilmesi amaçlanmıştır. 30 başarısız işletme, 112 başarılı işletme çalışma kapsamına alınmıştır. Doğrusal diskriminant modelinin başarısı üç yıl için sırayla %86,6, %81,7, %69 bulunmuştur (KESKİN, 2002, s.84–110). Keskin'in çalışmasında bulunduğu diskriminant analizi sonuçları bu çalışmayla karşılaştırıldığında her üç yıl için, bu çalışmanın daha yüksek tahmin sonuçları verdiği görülmektedir.

332. Yapay Sinir Ağları Modeli

Yapay sinir ağları uygulamasında çoklu ağ tabakalarından yararlanılmıştır. Uygulamada 25 bağımsız değişken olduğu için yapay sinir ağı modelini oluşturan girdi katmanında 25 sinir bulunmaktadır, çıktı katmanında da 1 sinir bulunmaktadır.

Yapay sinir ağlarında, veriler rasgele eğitim ve test seti olarak ayrılmaktadır. Eğitim seti, ağın eğitimine yönelik olarak verilerin ağırlıklarına uygun olarak kullanılır. Test seti ise, eğitimin uygulanmasının performansını ölçmek için kullanılır.

Yapay sinir ağlarında birçok ağ yapısı bulunmasına karşılık geriye yayılım algoritmasının diğer yapay sinir ağı algoritmalarından daha yüksek doğruluk oranına sahip olduğu ve basit algılayıcıların en az hata yapan algoritma olduğu belirtilmektedir (VURAL, 2007, s.60–61). Yine daha önceki çalışmaların ışığında 3 katmanlı yapının daha az ya da daha fazla katmanlı yapılara oranla daha doğru sonuçlar ürettiği görülmüştür. Bunun yanında ağın her bir sinir hücresinin başlangıç ağırlıkları rasgele bir şekilde verilmiştir (VURAL, 2007, s.70).

Çalışmada NeuralWorks Predict 3.1 programı kullanılmıştır. Programda iyi bir sinir ağı oluşturabilmek için aşağıdaki adımlar gerçekleştirilmiştir:

- 1- Verilerin toplanması ve işlenmesi,
- 2- Ağın kurulması ve eğitilmesi,
- 3- Ağın geçerliliğinin ölçülmesi ve test edilmesi.

Kullanılan programın işleyişi şu şekilde gerçekleşmektedir:

- **Eğitim, test ve geçerlilik setinin seçimi:** Öncelikle girilen verilerden eğitim, test ve geçerlilik seti oluşturulur. Burada, kullanıcı kendi belirlediği oranları kullanabileceği gibi, program tarafından söz konusu seçimin otomatik olarak yapılması şeklinde komut verilebilir.

- **Veri analizi ve dönüştürülmesi:** Program veriyi analiz eder ve etkin bir ağ kurmak için veriyi uygun bir forma dönüştürür. Burada ham veriler kategorik verilere dönüştürüldükten sonra ölçeklendirilir ve sonunda aykırı değerler (sapması yüksek olan değerler) program tarafından veri setinden çıkartılır.
- **Değişken Seçimi:** Program, girilen verilerden hedef değeri tahmin etmede en etkili olan girdi değişkenlerini otomatik olarak seçer.
- **Ağ Mimarisi:** Yapay sinir ağı terminolojisinde sinir hücreleri, işlem birimleri olarak adlandırılmaktadır. Program, ağa otomatik olarak işlem birimlerini ekler ve diğer ağ parametrelerini oluşturur.
- **Eğitim:** Verilen girdilere dayalı olarak, program en iyi sonuca ulaşmak için mevcut olan iki öğrenme kuralından (danışmanlı ve danışmansız) birini seçer. Burada öğrenme kuralı danışmanlı öğrenme kuralıdır.

Program, ağı oluşturduktan ve eğittikten sonra eğitim, test ve geçerlilik seti kullanarak ağın performansı değerlendirilebilir. Program Excel arayüzünü kullanarak hedef değerlerle tahmini çıktı değerlerini birbirleriyle karşılaştırır ve sonuçları Excel çalışma sayfasına yazar.

Modelin Oluşturulması:

Modelin oluşturulması süreci aşağıdaki beş aşamadan oluşur:

- 1) **Veri bölümlenmesi:** Program ilk olarak mevcut verileri eğitim, test ve geçerlilik setleri olarak ayırır. Programın varsayılan ayarları %70 eğitim ve %30 test seti şeklinde olup, daha önce de belirtildiği gibi bu oranlar kullanıcı tarafından serbestçe belirlenebilir.
- 2) **Veri analizi:** ikinci aşamada alan veri tiplerinin belirlenmesi amacıyla her bir veri alanı için değerler incelenir. Çünkü çeşitli yapılardaki verilerin sinir ağı sürecine uygun bir şekilde düzenlenmesi ve kodlanması gerekmektedir.

- 3) **Verilerin dönüştürülmesi:** Her bir veri alanındaki kayıtların daha tekdüze hale getirilmesi için çeşitli dönüştürme ve uç değerleri çıkarma yöntemi uygulanır. Bu işlem ağıın öğrenme sürecine katkı sağlar.
- 4) **Girdi değişkenlerin seçimi:** Girdi değişkenlerin dönüştürülmesinde ve bütün girdilerden verimli bir alt veri seti seçiminde genetik algoritma kullanılır.
- 5) **Sinir ağının eğitimi:** Eğitim süresince hedef verilerle ağ çıktıları arasındaki hatanın en aza indirilmesi amacıyla sinir ağının ağırlıkları ayarlanır. Ağırlıkların ayarlanmasına ek olarak, ağıın hatasını azaltmak için yeni işlem birimleri ilave edilir. Aşamalı olarak işlem birimleri eklenmesi yöntemi, kademeli (belli aralıklarla) kontrol edilerek, test setinin performansı azalmaya başladığı noktada eğitim durdurulur.

Yapay sinir ağında sistemin yanlış öğrenmemesi için başarılı ve zarar eden firma sayısı eşit ya da birbirine yakın sayıda alınması gerekir (YAZICI, 2007 s.104). Bu nedenle çalışmada her bir yıl için oluşturulan modelde başarılı firma sayısı ile zarar eden firma sayısı eşit alınmıştır.

Çalışmada veriler eğitim ve test seti olarak iki eşit kısma ayrılmıştır. Eğitim ve test setleri için bağımlı değişken olan başarılı firmaları “1” rakamı, zarar eden firmaları ise “2” rakamı temsil etmektedir. Yapay sinir ağında geri yayılım algoritması ve her sinir hücresi için sigmoid fonksiyon kullanılmıştır. Yapay sinir ağında kullanılacak gizli katman sayısı program tarafından belirlenmiştir. Test aşamasında, yapay sinir ağının ağırlıkları ve eşik değerleri sabit tutularak örnek veri setinin yarısı eğitilmiş olan ağdan geçirilmiştir.

Çalışmada yapay sinir ağı analizi kullanılarak aşağıdaki uygulamalar gerçekleştirilmiştir:

- İlk olarak daha önceden hesaplanan 25 finansal oran yardımıyla başarısızlıktan 1, 2 ve 3 yıl öncesi için modelin tahmin gücü ölçülmüştür.

- İkinci uygulamada Altman'ın 1968 yılında geliştirmiş olduğu "Z puanı" modelindeki 5 finansal oran kullanılmış ve başarısızlıktan 1, 2 ve 3 yıl öncesi için sadece bu 5 oranın yapay sinir ağları ile tahmin gücü ölçülmüştür.
- Son aşama olarak, çalışmada yapılan diskriminant analizi sonucunda başarısızlıktan önceki her bir yıl için bulunan oranlar yapay sinir ağı modelinde kullanılmış ve tüm modeller için ortaya çıkan tahmin güçleri karşılaştırılmıştır.

3320. Başarısızlıktan Bir Yıl Öncesi İçin Oluşturulan Model

Çalışma kapsamında, finansal başarısızlığı bir yıl öncesinden yapay sinir ağı kullanılarak tahmin edebilecek bir tahmin modeli oluşturmak amacıyla 1992-2008 yılları arasında İMKB'de kayıtlı bulunan 118 başarılı ve 118 zarar eden firma olmak üzere toplam 236 firmayı içeren analiz yapılmıştır.

33200. Finansal Oranların Tamamı Kullanılarak Yapılan Analiz Sonuçları

İlk aşamada daha önce belirtilen 25 finansal oran kullanılarak yapay sinir ağları modeli oluşturulmuştur. Bu aşamada toplam 118 başarılı firma 59 eğitim ve 59'u test seti olmak üzere ikiye ayrılarak modele yerleştirilmiştir. Zarar eden toplam 118 firma yine 59 eğitim ve 59'u test seti olmak üzere ikiye ayrılmıştır. Toplam 118 firmadan oluşan test grubu için modelin tahmin sonuçları Tablo 31'de gösterilmektedir.

Tablo: 31

Bir Yıl Öncesi İçin Oluşturulan YSA Modelinin Tahmin Sonuçları (Tüm Finansal Oranlar)

	Gerçek Grup		Tahmini Grup	
	Firma Sayısı	Başarılı Firma	Zarar Eden Firma	
Başarılı Firma	59	56 (%94,9)	3 (%5,1)	
Zarar Eden Firma	59	3 (%5,1)	56 (%94,9)	
Toplam	118	59	59	

Tablo 31’de görüldüğü gibi, başarısızlıktan bir yıl öncesi için oluşturulan yapay sinir ağları modeli, başarılı ve zarar eden firmaları %94,9 ile aynı oranda doğru tahmin etmiş, %5,1 oranla hatalı tahminde bulunmuştur.

Bir yıl öncesi için oluşturulan yapay sinir ağları ile ilgili program çıktıları ise Tablo 32’de özetlenmiştir.

Tablo: 32

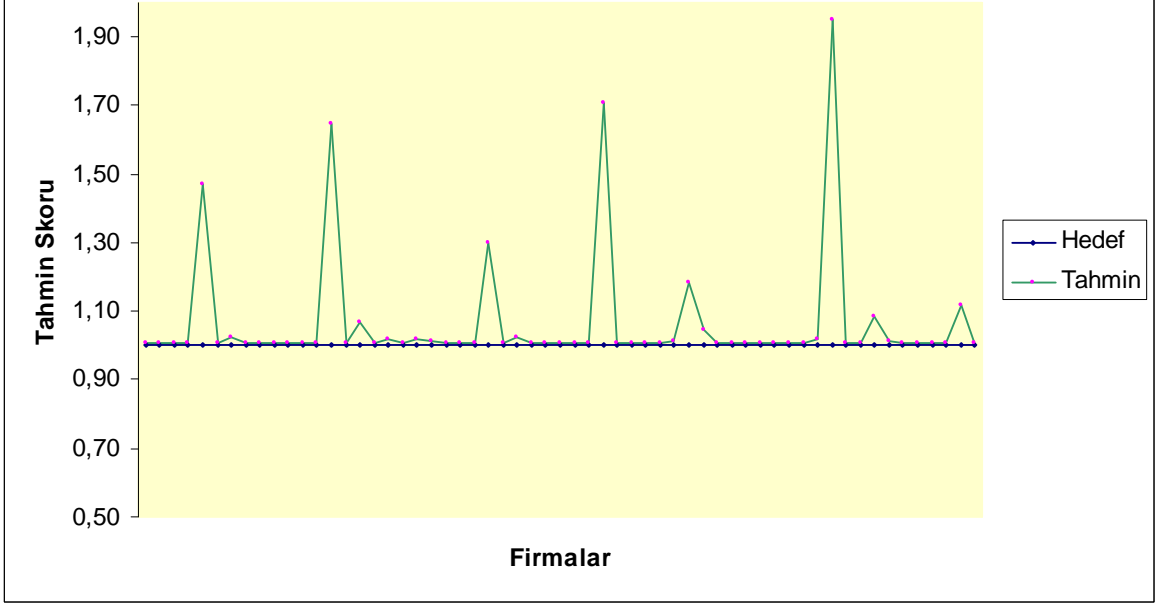
Bir Yıl Öncesi İçin YSA Analizi Sonuçları (Tüm Finansal Oranlar)

Veri Seti	R	Net-R	Ortalama Mutlak Hata	En Yüksek Mutlak Hata	Hata Kareleri Ortalaması
Tüm	0,925	0,925	0,072	0,989	0,190
Eğitim	0,939	0,939	0,073	0,877	0,172
Test	0,894	0,894	0,072	0,989	0,226
Geçerlilik	0,925	0,925	0,072	0,989	0,190

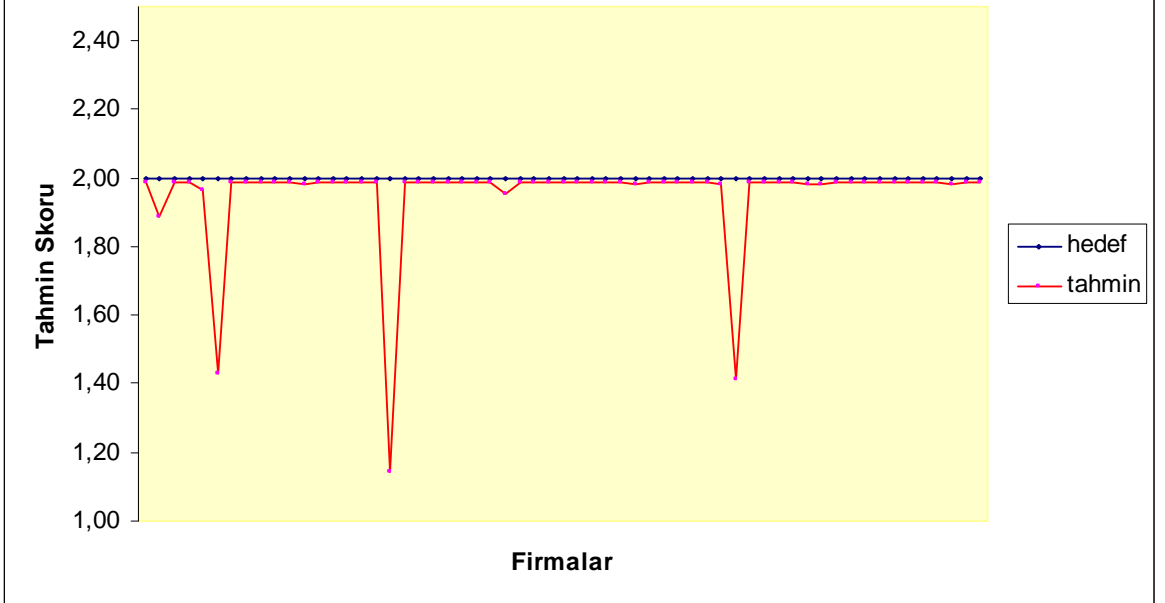
Tablo 32’ye bakıldığında hedef ve tahmini çıktılar arasındaki korelasyonu ifade eden R değerinin, tüm veri seti dikkate alındığında 0,925 olduğu görülmektedir. Bu değer 1,0’a oldukça yakın çıkması, modelin tahmin sonuçlarının başarılı olduğunu göstermektedir. Yine hedef ve tahmini çıktılar arasındaki ortalama mutlak hata oranları yaklaşık 0,07 ile oldukça düşük düzeyde çıkmıştır. Bu değerlerin 0’a yakın olması modelin başarısını gösteren bir başka ölçüttür.

Söz konusu tahmin sonuçları ile ilgili olarak gerçekleşen değerlerin hedef değerlerden sapmaları, başarılı ve zarar eden firmalar için ayrı ayrı olmak üzere Grafik 4 ve Grafik 5’te gösterilmektedir.

Grafik : 4
Bir Yıl Öncesi İçin YSA'nın Başarılı Firmaları Tahmin Sonuçları



Grafik : 5
Bir Yıl Öncesi İçin YSA'nın Zarar Eden Firmaları Tahmin Sonuçları



33201. Altman'ın Oranları Kullanılarak Yapılan Analiz Sonuçları

Çalışmada, finansal başarısızlığı bir yıl öncesinden yapay sinir ağı kullanılarak tahmin edebilecek bir tahmin modeli oluşturulduktan sonra aynı firma verileri ile fakat sadece bağımsız değişken olarak Altman'ın 1968 yılında yaptığı "Z" modeli çalışmasında bulunduğu 5 finansal oran kullanılarak yeni bir yapay sinir ağı modeli oluşturulup, her iki modelin birbirine karşı performansı değerlendirilmek istenmiştir. Bu amaçla yine 1992-2008 yılları arasında İMKB'de kayıtlı bulunan 118 başarılı ve 118 zarar eden firma olmak üzere toplam 236 firmayı içeren analiz yapılmıştır.

Bu aşamada toplam 118 başarılı firma 59 eğitim ve 59'u test seti olmak üzere ikiye ayrılarak modele yerleştirilmiştir. Zarar eden toplam 118 firma yine 59 eğitim ve 59'u test seti olmak üzere ikiye ayrılmıştır. Toplam 118 firmadan oluşan test grubu için modelin tahmin sonuçları Tablo 33'te gösterilmektedir.

Tablo: 33
Bir Yıl Öncesi İçin Oluşturulan YSA Modelinin Tahmin Sonuçları
(Altman'ın Finansal Oranları)

	Gerçek Grup		Tahmini Grup	
	Firma Sayısı	Başarılı Firma	Zarar Eden Firma	
Başarılı Firma	59	53 (%89,8)	6 (%10,2)	
Zarar Eden Firma	59	6 (%10,2)	53 (%89,8)	
Toplam	118	59	59	

Tablo 33'te görüldüğü gibi, Altman'ın kullanmış olduğu finansal oranlar yardımıyla başarısızlıktan bir yıl öncesi için oluşturulan yapay sinir ağı modeli, başarılı ve zarar eden firmaları %89,8 ile aynı oranda doğru tahmin etmiş, %10,2 oranla hatalı tahminde bulunmuştur. Bu sonuçların, tüm finansal oranların kullanıldığı bir önceki analizde bulunan %94,9 başarı oranı ile karşılaştırıldığında daha düşük düzeyde kaldığı görülmektedir.

Bir yıl öncesi için Altman'ın oranları kullanılarak oluşturulan yapay sinir ağları ile ilgili program çıktıları ise Tablo 34'te özetlenmiştir.

Tablo: 34

Bir Yıl Öncesi İçin YSA Analizi Sonuçları (Altman'ın Oranları)

Veri Seti	R	Net-R	Ortalama Mutlak Hata	En Yüksek Mutlak Hata	Hata Kareleri Ortalaması
Tüm	0,892	0,892	0,102	0,978	0,226
Eğitim	0,936	0,936	0,080	0,923	0,177
Test	0,789	0,789	0,153	0,978	0,310
Geçerlilik	0,892	0,892	0,102	0,978	0,226

Tablo 34'e bakıldığında hedef ve tahmini çıktılar arasındaki korelasyonu ifade eden R değerinin, tüm veri seti dikkate alındığında 0,892 olduğu görülmektedir. Bu değer 1,0'a yakın çıkması, modelin tahmin sonuçları açısından olumlu olmakla birlikte, tüm finansal oranların kullanıldığı analizle karşılaştırıldığında daha düşük olduğu görülmektedir. Yine hedef ve tahmini çıktılar arasındaki ortalama mutlak hata oranları 0,08 ile 0,15 arasında değişmektedir. Sıfıra yakın çıkması istenen bu değerlerin, tüm finansal oranlar kullanılarak yapılan analizden elde edilen 0,07 düzeyinden daha yüksek çıktığı görülmektedir. Bu bağlamda, Tablo 34'te belirtilen sonuçlar, tüm finansal oranlar kullanılarak yapılan yapay sinir ağları modelinin Altman'ın oranları ile yapılan modele göre daha başarılı sonuçlar verdiğini doğrular niteliktedir.

33202. Diskriminant Analizinden Elde Edilen Oranlar Kullanılarak Yapılan Analiz Sonuçları

Bu aşamada, diskriminant analizinden elde edilen finansal oranlar kullanılarak yapay sinir ağları modelinin başarısı ölçülmek istenmiştir. Ayrıca ilk iki aşama bulunan analiz sonuçları ile bu aşamadaki analiz sonuçları karşılaştırılarak en iyi modelin belirlenmesi amaçlanmıştır.

1992–2008 yılları arasında İMKB'de kayıtlı bulunan 118 başarılı ve 118 zarar eden firma olmak üzere toplam 236 firmayı içeren analiz yapılmıştır. Toplam 118 başarılı firma

59 eğitim ve 59'u test seti olmak üzere ikiye ayrılarak modele yerleştirilmiştir. Zarar eden toplam 118 firma yine 59 eğitim ve 59'u test seti olmak üzere ikiye ayrılmıştır. Toplam 118 firmadan oluşan test grubu için modelin tahmin sonuçları Tablo 35'te gösterilmektedir.

Tablo: 35
Bir Yıl Öncesi İçin Oluşturulan YSA Modelinin Tahmin Sonuçları
(Diskriminant Analizinin Finansal Oranları)

	Gerçek Grup		Tahmini Grup	
	Firma Sayısı	Başarılı Firma	Zarar Eden Firma	
Başarılı Firma	59	58 (%98,3)	1 (%1,7)	
Zarar Eden Firma	59	3 (%5,1)	56 (%94,9)	
Toplam	118	59	59	

Tablo 35'te görüldüğü gibi, diskriminant analizinin oranları kullanılarak başarısızlıktan bir yıl öncesi için oluşturulan yapay sinir ağları modeli, başarılı firmaları % 98,3 gibi oldukça yüksek bir oranla doğru tahmin etmiştir. Bu sonuç, diskriminant analizinin oranları ile oluşturulan yapay sinir ağı modelinin, Altman'ın oranları ve tüm finansal oranlar kullanılarak oluşturulan yapay sinir ağı modellerine göre başarılı firmaları daha doğru tahmin ettiğini göstermektedir. Model, zarar eden firmaları ise diskriminant analizinin oranları ile oluşturulan yapay sinir ağı modeli ile aynı düzeyde % 94,9 oranla doğru tahmin etmiştir. Bu durum, her iki modelin de Altman'ın oranlarıyla oluşturulan modele göre zarar eden firmaları tahmin etmede daha başarılı olduğunu göstermektedir.

Bir yıl öncesi için diskriminant analizinden elde edilen oranlar kullanılarak oluşturulan yapay sinir ağları ile ilgili program çıktıları ise Tablo 36'da özetlenmiştir.

Tablo: 36
Bir Yıl Öncesi İçin YSA Analizi Sonuçları
(Diskriminant Analizinin Oranları)

Veri Seti	R	Net-R	Ortalama Mutlak Hata	En Yüksek Mutlak Hata	Hata Kareleri Ortalaması
Tüm	0,937	0,927	0,095	0,917	0,210
Eğitim	0,898	0,892	0,098	0,917	0,220
Test	0,929	0,921	0,090	0,665	0,187
Geçerlilik	0,937	0,927	0,095	0,917	0,210

Tablo 36'ya bakıldığında hedef ve tahmini çıktılar arasındaki korelasyonu ifade eden R değerinin, tüm veri seti dikkate alındığında 0,937 olduğu görülmektedir. Başarısızlıktan bir yıl öncesi ile ilgili diğer ki model de dikkate alındığında en yüksek R değerinin diskriminant analizinin oranları ile oluşturulan modele ait olması, bu modelin doğru tahmin etme gücünün diğerler modellere göre daha yüksek olduğu yönündeki bulguları desteklemektedir.

3321. Başarısızlıktan İki Yıl Öncesi İçin Oluşturulan Model

Çalışma kapsamında, finansal başarısızlığı iki yıl öncesinden yapay sinir ağı kullanılarak tahmin edebilecek bir tahmin modeli oluşturmak amacıyla 1992–2008 yılları arasında İMKB'de kayıtlı bulunan 130 başarılı firma ve 130 zarar eden firma olmak üzere toplam 260 firmayı içeren analiz yapılmıştır.

33210. Finansal Oranların Tamamı Kullanılarak Yapılan Analiz Sonuçları

İlk aşamada daha önce belirtilen 25 finansal oran kullanılarak yapay sinir ağları modeli oluşturulmuştur. Bu aşamada toplam 130 başarılı firma 65 eğitim ve 65'i test seti olmak üzere ikiye ayrılarak modele yerleştirilmiştir. Zarar eden toplam 130 firma yine 65 eğitim ve 65'i test seti olmak üzere ikiye ayrılmıştır. Toplam 130 firmadan oluşan test grubu için modelin tahmin sonuçları Tablo 37'de gösterilmektedir.

Tablo: 37
İki Yıl Öncesi İçin Oluşturulan YSA Modelinin Tahmin Sonuçları
(Tüm Finansal Oranlar)

	Gerçek Grup		Tahmini Grup	
	Firma Sayısı	Başarılı Firma	Zarar Eden Firma	
Başarılı Firma	65	62 (%95,3)	3 (%4,7)	
Zarar Eden Firma	65	3 (%4,7)	62 (%95,3)	
Toplam	130	65	65	

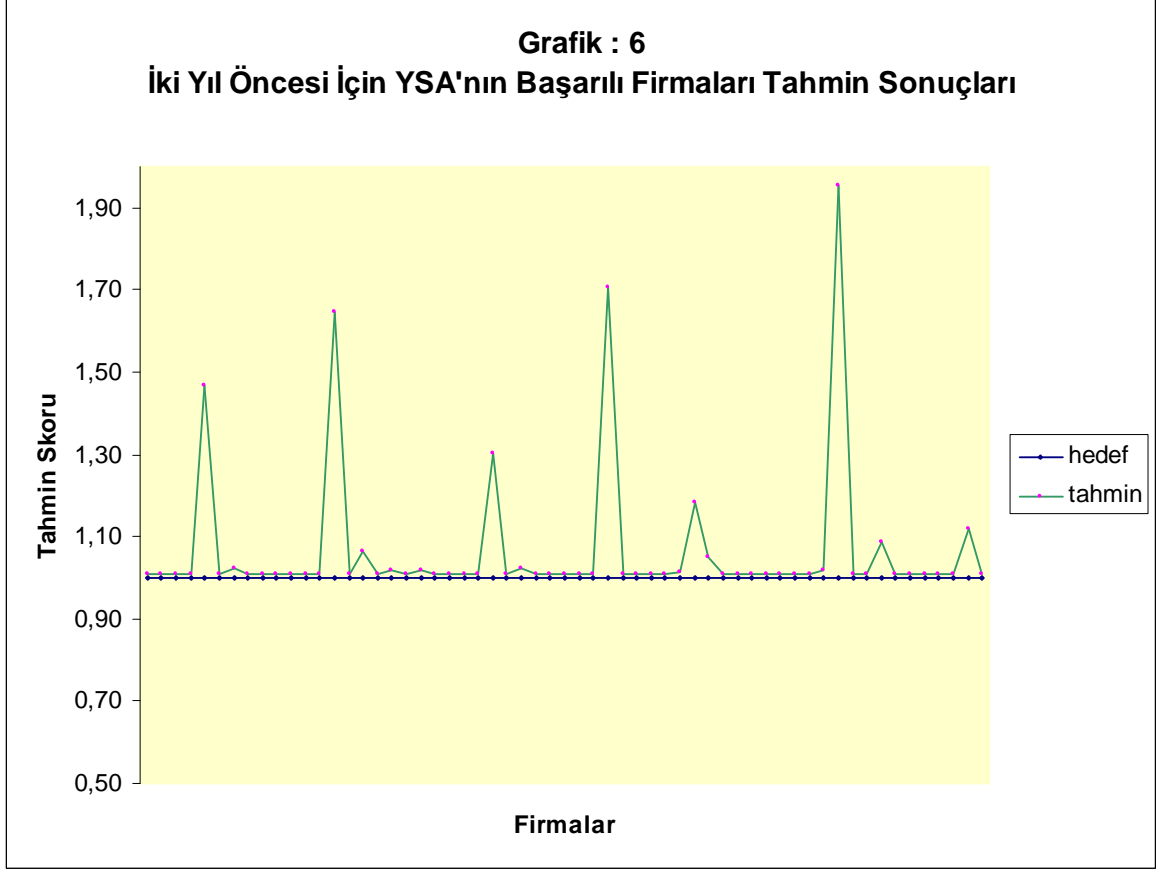
Tablo 37’de görüldüğü gibi, başarısızlıktan iki yıl öncesi için oluşturulan yapay sinir ağları modeli, başarılı ve zarar eden firmaları %95,3 ile aynı oranda doğru tahmin etmiş, %4,7 oranla hatalı tahminde bulunmuştur. İki yıl öncesi için oluşturulan yapay sinir ağları ile ilgili program çıktıları ise Tablo 38’de özetlenmiştir.

Tablo: 38
İki Yıl Öncesi İçin YSA Analizi Sonuçları (Tüm Finansal Oranlar)

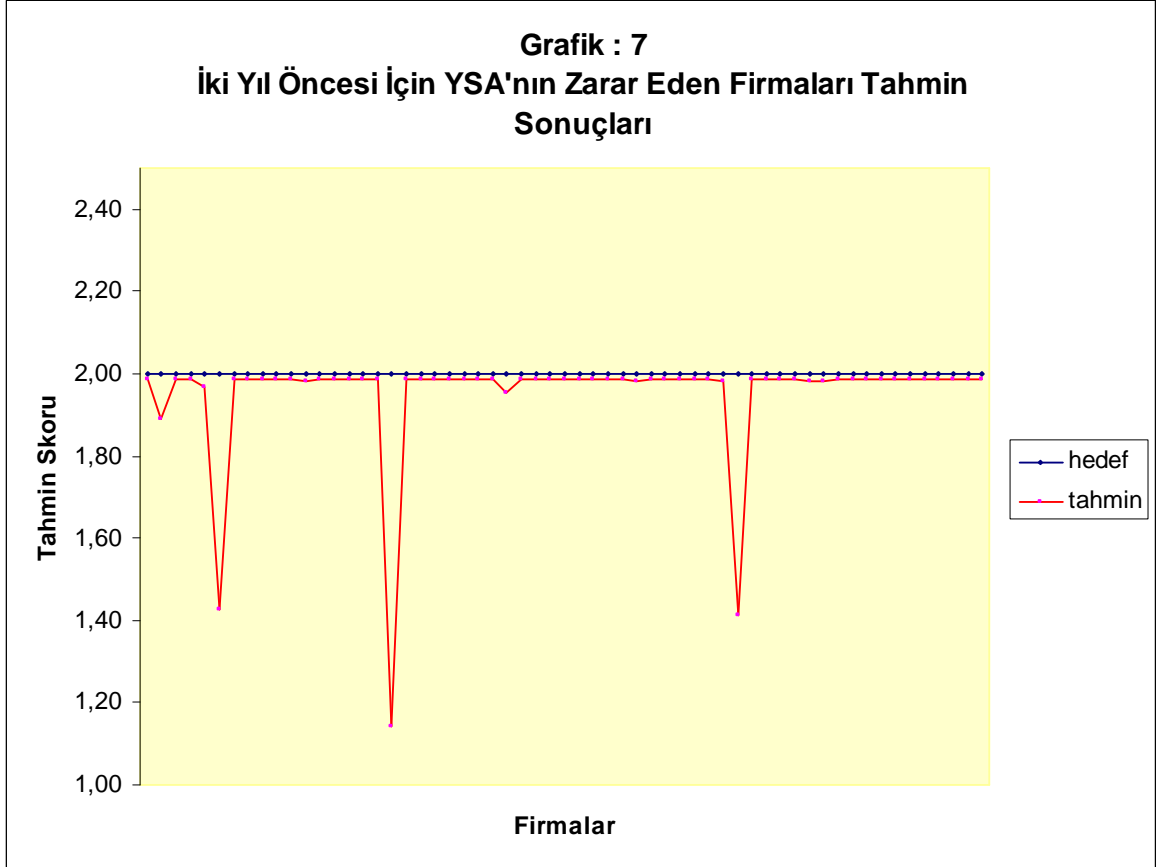
Veri Seti	R	Net-R	Ortalama Mutlak Hata	En Yüksek Mutlak Hata	Hata Kareleri Ortalaması
Tüm	0,988	0,988	0,035	0,423	0,077
Eğitim	0,984	0,984	0,041	0,423	0,090
Test	0,998	0,998	0,023	0,122	0,032
Geçerlilik	0,988	0,988	0,035	0,423	0,077

Tablo 38’e bakıldığında hedef ve tahmini çıktılar arasındaki korelasyonu ifade eden R değerinin, tüm veri seti dikkate alındığında 0,988 olduğu görülmektedir. Bu değer 1,0’a oldukça yakın çıkması, modelin tahmin sonuçlarının başarılı olduğunu göstermektedir. Yine hedef ve tahmini çıktılar arasındaki ortalama mutlak hata oranları yaklaşık 0,035 ile oldukça düşük düzeyde çıkmıştır. Bu değerlerin 0’a yakın olması modelin başarısını gösteren bir başka ölçüttür.

Grafik : 6
İki Yıl Öncesi İçin YSA'nın Başarılı Firmaları Tahmin Sonuçları



Grafik : 7
İki Yıl Öncesi İçin YSA'nın Zarar Eden Firmaları Tahmin Sonuçları



Söz konusu tahmin sonuçları ile ilgili olarak gerçekleşen değerlerin hedef değerlerden sapmaları, başarılı ve zarar eden firmalar için ayrı ayrı olmak üzere Grafik 6 ve Grafik 7’te gösterilmektedir.

33211. Altman’ın Oranları Kullanılarak Yapılan Analiz Sonuçları

Finansal başarısızlığı iki yıl öncesinden yapay sinir ağı kullanılarak tahmin edebilecek bir tahmin modeli oluşturulduktan sonra aynı firma verileri ile fakat sadece bağımsız değişken olarak Altman’ın 1968 yılında yaptığı “Z” modeli çalışmasında bulunduğu 5 finansal oran kullanılarak yeni bir yapay sinir ağı modeli oluşturulup, her iki modelin birbirine karşı performansı değerlendirilmek amacıyla 1992-2008 yılları arasında İMKB’de kayıtlı bulunan 130 başarılı ve 130 zarar eden firma olmak üzere toplam 260 firmayı içeren analiz yapılmıştır.

Bu aşamada toplam 118 başarılı firma 59 eğitim ve 59’u test seti olmak üzere ikiye ayrılarak modele yerleştirilmiştir. Zarar eden toplam 130 firma yine 65 eğitim ve 65’i test seti olmak üzere ikiye ayrılmıştır. Toplam 130 firmadan oluşan test grubu için modelin tahmin sonuçları Tablo 39’da gösterilmektedir.

Tablo: 39
İki Yıl Öncesi İçin Oluşturulan YSA Modelinin Tahmin Sonuçları
(Altman’ın Finansal Oranları)

	Gerçek Grup		Tahmini Grup	
	Firma Sayısı	Başarılı Firma	Zarar Eden Firma	Firma
Başarılı Firma	65	49 (%75,3)	16 (%24,7)	
Zarar Eden Firma	65	8 (%12,4)	57 (%87,6)	
Toplam	130	65	65	

Tablo 39’da görüldüğü gibi, başarısızlıktan iki yıl öncesi için Altman’ın finansal oranları yardımıyla oluşturulan yapay sinir ağı modeli, başarılı firmaları %75,3 ve zarar

eden firmaları %87,6 oranında doğru tahmin etmiş, başarılı firmalar için % 24,7, zarar eden firmalar içinse %12,4 oranla hatalı tahminde bulunmuştur. Bu sonuç, modelin başarısının, tüm finansal oranlar kullanılarak oluşturulan modele göre daha düşük düzeyde kaldığını göstermektedir.

İki yıl öncesi için Altman'ın oranları kullanılarak oluşturulan yapay sinir ağları ile ilgili program çıktıları ise Tablo 40'ta özetlenmiştir.

Tablo: 40

İki Yıl Öncesi İçin YSA Analizi Sonuçları (Altman'ın Oranları)

Veri Seti	R	Net-R	Ortalama Mutlak Hata	En Yüksek Mutlak Hata	Hata Kareleri Ortalaması
Tüm	0,972	0,972	0,039	0,985	0,117
Eğitim	0,983	0,983	0,038	0,682	0,093
Test	0,950	0,950	0,043	0,985	0,158
Geçerlilik	0,972	0,972	0,039	0,985	0,117

Tablo 40'a bakıldığında hedef ve tahmini çıktılar arasındaki korelasyonu ifade eden R değerinin, tüm veri seti dikkate alındığında 0,972; hedef ve tahmini çıktılar arasındaki ortalama mutlak hata oranlarının ise yaklaşık olarak 0,040 olduğu görülmektedir.

33212. Diskriminant Analizinden Elde Edilen Oranlar Kullanılarak Yapılan Analiz Sonuçları

Bu aşamada, diskriminant analizinden elde edilen finansal oranlar kullanılarak yapay sinir ağları modelinin başarısını ölçülmek amacıyla yeni bir model kurulmuş ve ilk iki aşama bulunan analiz sonuçları ile bu aşamadaki analiz sonuçları karşılaştırılarak en iyi modelin belirlenmesi amaçlanmıştır.

1992–2008 yılları arasında İMKB'de kayıtlı bulunan 130 başarılı ve 130 zarar eden firma olmak üzere toplam 260 firmayı içeren analiz yapılmıştır. Toplam 130 başarılı firma 65 eğitim ve 65'i test seti olmak üzere ikiye ayrılarak modele yerleştirilmiştir. Zarar eden

toplam 130 firma yine 65 eğitim ve 65'i test seti olmak üzere ikiye ayrılmıştır. Toplam 130 firmadan oluşan test grubu için modelin tahmin sonuçları Tablo 41'de gösterilmektedir.

Tablo: 41
İki Yıl Öncesi İçin Oluşturulan YSA Modelinin Tahmin Sonuçları
(Diskriminant Analizinin Finansal Oranları)

	Gerçek Grup		Tahmini Grup	
	Firma Sayısı	Başarılı Firma	Zarar Eden Firma	
Başarılı Firma	65	56 (%86,1)	9 (%13,9)	
Zarar Eden Firma	65	4 (%1,6)	64 (%98,4)	
Toplam	130	65	65	

Tablo 41'de görüldüğü gibi, başarısızlıktan iki yıl öncesi için diskriminant analizinden elde edilen 9 finansal oran kullanılarak oluşturulan yapay sinir ağları modeli, zarar eden firmaları %98,4 gibi oldukça yüksek bir oranla doğru tahmin etmiştir. Bu oran şimdiye kadar yapılan analizlerdeki en yüksek doğru tahmin oranıdır. Başarılı firmalar ise %86,1'lik bir doğru tahmin gücüyle sınıflandırılmıştır. Model zarar eden firmaları % 1,6, başarılı firmaları % 13,9 oranla hatalı tahminde bulunmuştur.

Tablo: 42
İki Yıl Öncesi İçin YSA Analizi Sonuçları
(Diskriminant Analizinin Oranları)

Veri Seti	R	Net-R	Ortalama Mutlak Hata	En Yüksek Mutlak Hata	Hata Kareleri Ortalaması
Tüm	0,999	0,999	0,012	0,195	0,025
Eğitim	0,998	0,998	0,013	0,195	0,028
Test	1,000	1,000	0,011	0,058	0,016
Geçerlilik	0,999	0,999	0,012	0,195	0,025

İki yıl öncesi için diskriminant analizinden elde edilen oranlar kullanılarak oluşturulan yapay sinir ağları ile ilgili program çıktıları ise Tablo 42’de özetlenmiştir. Tablo 42’ye bakıldığında hedef ve tahmini çıktılar arasındaki korelasyonu ifade eden R değerinin, tüm veri seti dikkate alındığında 0,999 olduğu görülmektedir. İki yıl öncesi ile ilgili modeller içerisinde en yüksek R değeri bu modelde çıkmıştır. Yine ortalama mutlak hatalarda da en düşük değerler bu modelde gerçekleşmiştir.

3322. Başarısızlıktan Üç Yıl Öncesi İçin Oluşturulan Model

Çalışma kapsamında, finansal başarısızlığı üç yıl öncesinden yapay sinir ağı kullanılarak tahmin edebilecek bir tahmin modeli oluşturmak amacıyla 1992–2008 yılları arasında İMKB’de kayıtlı bulunan 128 başarılı firma ve 128 zarar eden firma olmak üzere toplam 246 firmayı içeren analiz yapılmıştır.

33220. Finansal Oranların Tamamı Kullanılarak yapılan Analiz Sonuçları

İlk aşamada daha önce belirtilen 25 finansal oran kullanılarak yapay sinir ağları modeli oluşturulmuştur. Bu aşamada toplam 128 başarılı firma 64 eğitim ve 64’ü test seti olmak üzere ikiye ayrılarak modele yerleştirilmiştir. Zarar eden toplam 128 firma yine 64 eğitim ve 64’ü test seti olmak üzere ikiye ayrılmıştır. Toplam 128 firmadan oluşan test grubu için modelin tahmin sonuçları Tablo 43’te gösterilmektedir.

Tablo: 43

Üç Yıl Öncesi İçin Oluşturulan YSA Modelinin Tahmin Sonuçları (Tüm Finansal Oranlar)

	Gerçek Grup		Tahmini Grup	
	Firma Sayısı	Başarılı Firma	Zarar Eden Firma	
Başarılı Firma	64	62 (%96,8)	2 (%3,2)	
Zarar Eden Firma	64	9 (%14,1)	55 (%85,9)	
Toplam	128	64	64	

Tablo 43'te görüldüğü gibi, başarısızlıktan üç yıl öncesi için oluşturulan yapay sinir ağları modeli, başarılı firmaları %96,8 ve zarar eden firmaları %85,9 oranında doğru tahmin etmiştir. Modelin hatalı tahmin etme oranları ise, başarılı firmalarda %14,1 ve zarar eden firmalarda %3,2 olarak gerçekleşmiştir.

Üç yıl öncesi için oluşturulan yapay sinir ağları ile ilgili program çıktıları ise Tablo 44'te özetlenmiştir.

Tablo: 44

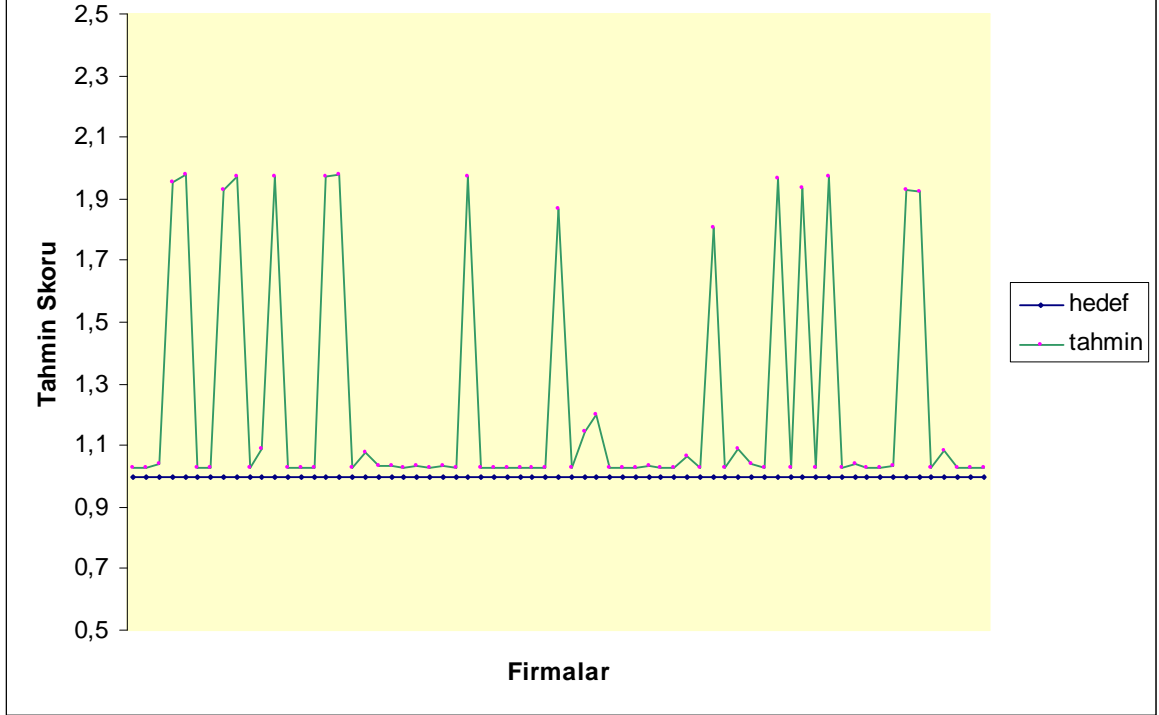
Üç Yıl Öncesi İçin YSA Analizi Sonuçları (Tüm Finansal Oranlar)

Veri Seti	R	Net-R	Ortalama Mutlak Hata	En Yüksek Mutlak Hata	Hata Kareleri Ortalaması
Tüm	0,969	0,969	0,030	0,970	0,123
Eğitim	1,000	1,000	0,015	0,037	0,021
Test	0,902	0,902	0,066	0,970	0,221
Geçerlilik	0,969	0,969	0,030	0,970	0,123

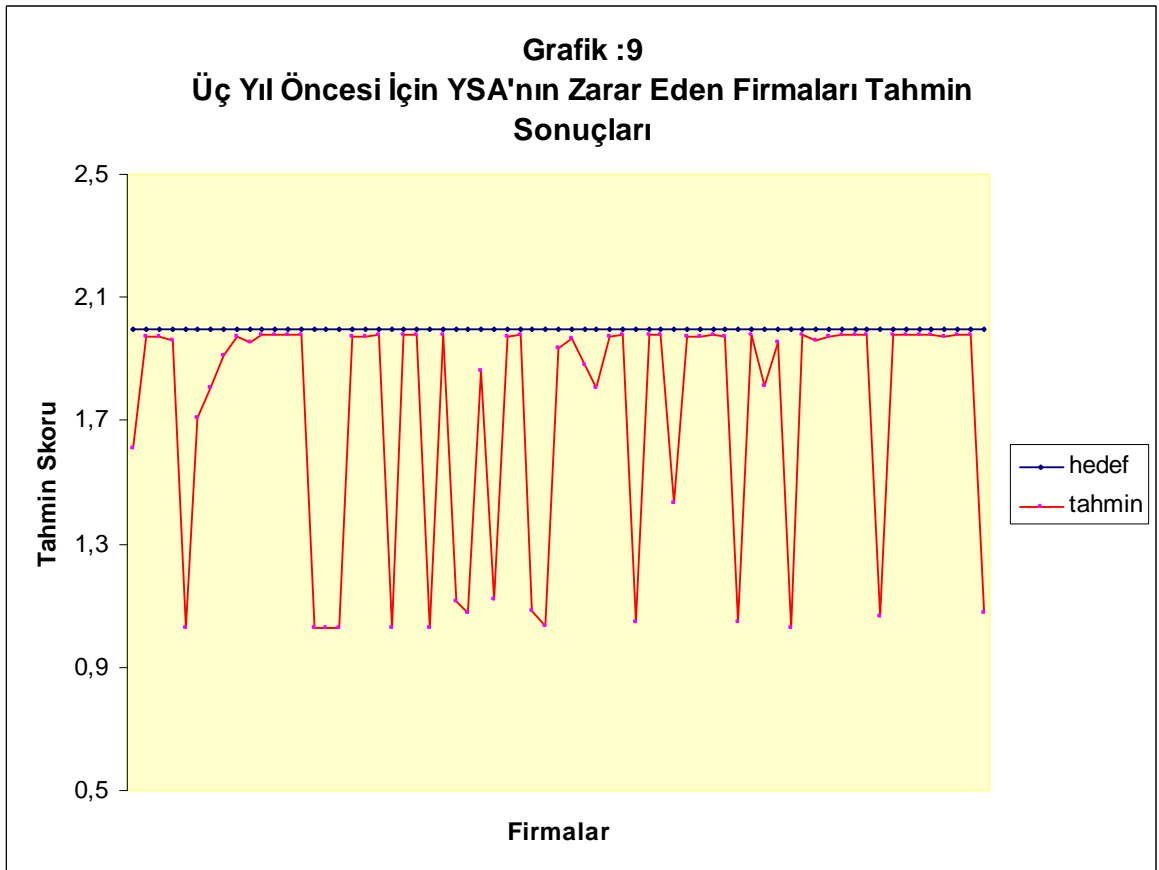
Tablo 44'e bakıldığında hedef ve tahmini çıktılar arasındaki korelasyonu ifade eden R değerinin, tüm veri seti dikkate alındığında 0,969 olduğu görülmektedir. Bu değer 1,0'a oldukça yakın çıkması, modelin tahmin sonuçlarının başarılı olduğunu göstermektedir. Yine hedef ve tahmini çıktılar arasındaki ortalama mutlak hata oranları yaklaşık 0,03 ile oldukça düşük düzeyde çıkarak modelin başarısını desteklemektedir.

Söz konusu tahmin sonuçları ile ilgili olarak gerçekleşen değerlerin hedef değerlerden sapmaları, başarılı ve zarar eden firmalar için ayrı ayrı olmak üzere Grafik 8 ve Grafik 9'da gösterilmektedir.

Grafik : 8
Üç Yıl Öncesi İçin YSA'nın Başarılı Firmaları Tahmin Sonuçları



Grafik :9
Üç Yıl Öncesi İçin YSA'nın Zarar Eden Firmaları Tahmin Sonuçları



33221. Altman'ın Oranları Kullanılarak Yapılan Analiz Sonuçları

Çalışmada, finansal başarısızlığı üç yıl öncesinden yapay sinir ağı kullanılarak tahmin edebilecek bir tahmin modeli oluşturulduktan sonra aynı firma verileri ile fakat sadece bağımsız değişken olarak Altman'ın 1968 yılında yaptığı "Z" modeli çalışmasında bulunduğu 5 finansal oran kullanılarak yeni bir yapay sinir ağı modeli oluşturulup, her iki modelin birbirine karşı performansı değerlendirilmek için 1992-2008 yılları arasında İMKB'de kayıtlı bulunan 128 başarılı ve 128 zarar eden firma olmak üzere toplam 256 firmayı içeren analiz yapılmıştır.

Bu aşamada toplam 128 başarılı firma 64'ü eğitim ve diğer 64'ü test seti olmak üzere iki kısma ayrılarak modele yerleştirilmiştir. Zarar eden toplam 128 firma yine 64 eğitim ve 64'ü test seti olmak üzere iki kısma ayrılmıştır. Toplam 128 firmadan oluşan test grubu için modelin tahmin sonuçları Tablo 45'te gösterilmektedir.

Tablo: 45
Üç Yıl Öncesi İçin Oluşturulan YSA Modelinin Tahmin Sonuçları
(Altman'ın Finansal Oranları)

	Gerçek Grup		Tahmini Grup	
	Firma Sayısı	Başarılı Firma	Zarar Eden Firma	
Başarılı Firma	64	59 (%92,1)	5 (%7,9)	
Zarar Eden Firma	64	11 (%17,2)	53 (%82,8)	
Toplam	128	64	64	

Tablo 45'te görüldüğü gibi, başarısızlıktan üç yıl öncesi için Altman'ın finansal oranları kullanılarak oluşturulan yapay sinir ağı modeli, başarılı firmaları %92,1 ve zarar eden firmaları %82,8 ile doğru tahmin etmiştir. Ayrıca hatalı tahmin oranları ise başarılı firmalar için %7,9 ve zarar eden firmalar için %17,2 olarak gerçekleşmiştir.

Üç yıl öncesi için Altman'ın oranları kullanılarak oluşturulan yapay sinir ağları ile ilgili program çıktıları ise Tablo 46'da özetlenmiştir.

Tablo: 46

Üç Yıl Öncesi İçin YSA Analizi Sonuçları (Altman'ın Oranları)

Veri Seti	R	Net-R	Ortalama Mutlak Hata	En Yüksek Mutlak Hata	Hata Kareleri Ortalaması
Tüm	0,851	0,851	0,138	0,993	0,262
Eğitim	0,851	0,851	0,141	0,961	0,263
Test	0,852	0,852	0,131	0,993	0,262
Geçerlilik	0,851	0,851	0,138	0,993	0,262

Tablo 46'ya bakıldığında hedef ve tahmini çıktılar arasındaki korelasyonu ifade eden R değerinin, tüm veri seti dikkate alındığında 0,851; hedef ve tahmini çıktılar arasındaki ortalama mutlak hata oranlarının ise 0,138 olduğu görülmektedir. Bu sonuçların, tüm finansal oranlar kullanılarak oluşturulan modeldekilere göre yetersiz çıkması, söz konusu modelin doğru tahmin etme gücünün diğerine göre daha düşük olduğunun bir göstergesidir.

33222. Diskriminant Analizinden Elde Edilen Oranları Kullanılarak Yapılan Analiz Sonuçları

Bu aşamada, diskriminant analizinden elde edilen finansal oranlar kullanılarak yapay sinir ağları modelinin başarısı ölçülmek istenmiştir. Ayrıca ilk iki aşama bulunan analiz sonuçları ile bu aşamadaki analiz sonuçları karşılaştırılarak en iyi modelin belirlenmesi amaçlanmıştır.

1992–2008 yılları arasında İMKB'de kayıtlı bulunan 128 başarılı ve 128 zarar eden firma olmak üzere toplam 256 firmayı içeren analiz yapılmıştır. Toplam 128 başarılı firma 64 eğitim ve 64'ü test seti olmak üzere ikiye ayrılarak modele yerleştirilmiştir. Zarar eden toplam 128 firma yine 64 eğitim ve 64'ü test seti olmak üzere ikiye ayrılmıştır. Toplam 128 firmadan oluşan test grubu için modelin tahmin sonuçları Tablo 47'de gösterilmektedir.

Tablo: 47
Üç Yıl Öncesi İçin Oluşturulan YSA Modelinin Tahmin Sonuçları
(Diskriminant Analizinin Finansal Oranları)

	Gerçek Grup		Tahmini Grup	
	Firma Sayısı	Başarılı Firma	Zarar Eden Firma	
Başarılı Firma	64	62 (% 96,9)	2 (% 3,1)	
Zarar Eden Firma	64	9 (% 14,1)	55 (% 85,9)	
Toplam	128	64	64	

Tablo 47’de görüldüğü gibi, başarısızlıktan üç yıl öncesi için diskriminant analizinden elde edilen 4 finansal oran kullanılarak oluşturulan yapay sinir ağları modeli, zarar eden firmaları %85,9 oranında doğru tahmin etmiştir. Başarılı firmalar ise %96,9’luk bir doğru tahmin gücüyle sınıflandırılmıştır. Model, zarar eden firmaları % 3,1, başarılı firmaları % 14,1 oranla hatalı tahminde bulunmuştur. Bu sonuçlar, üç yıl öncesi için oluşturulan tahmin modelleri içerisinde en başarılı olanıdır. Üç yıl öncesi için diskriminant analizinden elde edilen oranlar kullanılarak oluşturulan yapay sinir ağları ile ilgili program çıktıları ise Tablo 48’de özetlenmiştir.

Tablo: 48
Üç Yıl Öncesi İçin YSA Analizi Sonuçları
(Diskriminant Analizinin Oranları)

Veri Seti	R	Net-R	Ortalama Mutlak Hata	En Yüksek Mutlak Hata	Hata Kareleri Ortalaması
Tüm	0,928	0,928	0,069	0,989	0,186
Eğitim	0,980	0,980	0,042	0,617	0,103
Test	0,811	0,811	0,131	0,989	0,299
Geçerlilik	0,928	0,928	0,069	0,989	0,186

Tablo 48’e bakıldığında hedef ve tahmini çıktılar arasındaki korelasyonu ifade eden R değerinin, tüm veri seti dikkate alındığında 0,928 olduğu görülmektedir. Ortalama mutlak hata da 0,069 düzeyinde gerçekleşmiştir.

Tablo : 49

Çalışmada Kullanılan Tüm Modellerin Birlikte Değerlendirilmesi

	Altman'ın Modelleri			Diskriminant Analizi			Yapay Simir Ağrı Modelleri											
	Z Modeli (1968)	Z-Skoru (1993)	Z-Skoru (1993)	BF	ZF	GNL	BF	ZF	GNL	BF	ZF	GNL	BF	ZF	GNL			
Başarısızlıktan Önceki Dönem																		
1 Yıl Önce	81,0	72,0	72,5	18,0	48,0	33,0	92,8	87,3	90,6	94,9	94,9	94,9	89,8	89,8	89,8	98,3	94,9	96,6
2 Yıl Önce	82,0	61,0	71,5	15,0	88,5	51,7	92,9	90,8	92,0	95,3	95,3	95,3	75,3	87,6	81,5	86,1	98,4	92,3
3 Yıl Önce	78,0	48,0	63,0	17,0	27,0	22,0	91,4	75,4	84,2	96,8	85,9	91,3	92,1	82,8	87,5	96,9	85,9	91,4

BF: Başarılı Firmalar

ZF: Zarar Eden Firmalar

GNL: Genel Başarı

Çalışmada kullanılan tüm modeller bir arada incelendiğinde, Tablo 49’da görüldüğü gibi diskriminant analizinin oranları ile oluşturulan yapay sinir ağları modelleri başarısızlıktan önceki her üç yıl için de daha doğru tahmin sunmaktadır.

Her bir yıl için ayrı ayrı değerlendirildiğinde; bir yıl öncesine göre başarılı firmalar için en iyi modelin, %98,3 başarılı tahminle diskriminant analizinin oranları ile oluşturulan yapay sinir ağları modeli olduğu görülmektedir. Zarar eden firmalar için ise en iyi tahmin değerini %94,9’la tüm finansal oranların ve diskriminant analizi oranlarının kullanılarak oluşturulduğu yapay sinir ağı modelleri paylaşmaktadır. Genel başarıya bakıldığında yine diskriminant analizi oranlarıyla oluşturulan yapay sinir ağı modeli %96,6 ile ilk sırada yer almaktadır.

İki yıl öncesine göre bakıldığında; başarılı firmalar için en iyi modelin, %95,3 ile tüm finansal oranların kullanıldığı yapay sinir ağları modeli olduğu görülmektedir. Zarar eden firmalar için ise en iyi tahmin değeri % 98,4’le diskriminant analizi oranlarının kullanılarak oluşturulduğu yapay sinir ağı modeline aittir. Genel başarıya bakıldığında tüm finansal oranlarla oluşturulan yapay sinir ağı modeli %95,3 ile ilk sırada yer almaktadır.

Üç yıl öncesine bakıldığında; başarılı firmalar için en iyi modelin, %96,9 ile diskriminant analizinin oranları ile oluşturulan yapay sinir ağları modeli olduğu görülmektedir. Zarar eden firmalar için ise en iyi tahmin değerini %85,9’la bir yıl öncesinde olduğu gibi tüm finansal oranların ve diskriminant analizi oranlarının kullanılarak oluşturulduğu yapay sinir ağı modelleri paylaşmaktadır. Genel başarıya bakıldığında diskriminant analizi oranlarıyla oluşturulan yapay sinir ağı modeli %91,4 ile ilk sırada yer almaktadır.

Sonuç olarak, tüm modellerin yıllara göre başarı sırası Tablo 50’de gösterilmiştir.

Tablo: 50
Modellerin Yıllara Göre Başarı Sırası

Başarı Sırası	Başarısızlıktan Önceki Yıllar		
	Bir Yıl Önce	İki Yıl Önce	Üç Yıl Önce
1	YSA-Diskriminant Oranlarıyla	YSA-Tüm Oranlarla	YSA-Diskriminant Oranlarıyla
2	YSA-Tüm Oranlarla	YSA-Diskriminant Oranlarıyla	YSA-Tüm Oranlarla
3	Diskriminant Analizi	Diskriminant Analizi	YSA-Altman'ın Oranlarıyla
4	YSA-Altman'ın Oranlarıyla	YSA-Altman'ın Oranlarıyla	Diskriminant Analizi
5	Altman'ın Z Modeli (1968)	Altman'ın Z Modeli (1968)	Altman'ın Z Modeli (1968)
6	Altman'ın Z-Skoru Modeli (1993)	Altman'ın Z-Skoru Modeli (1993)	Altman'ın Z-Skoru Modeli (1993)

3323. Yapay Sinir Ağları Analizi Sonuçlarının Diğer Çalışmalarla Karşılaştırılması

Odom ve Sharda, 1990 yılında yaptıkları çalışmalarında, 1975–1982 yılları arasındaki dönemde 65 iflas etmiş, 64 iflas etmemiş toplam 129 işletmeden oluşan bir örneklem oluşturmuşlardır. Veri seti 74 işletmeden oluşan eğitim (38 iflas etmiş, 36 iflas etmemiş) seti ve 55 işletmeden oluşan (27 iflas etmiş, 28 iflas etmemiş) test setine ayrılmıştır (ODOM-SHARDA, 1990, p.164). Çalışmalarında Altman'ın 1968 yılında geliştirmiş olduğu “Z-Score” modelindeki beş oranı değişken olarak kullanmışlardır (ODOM-SHARDA, 1990, p.164). Başarısızlıktan bir yıl öncesi için yapılan tahmin çalışmasında iflas etmiş ve iflas etmemiş işletmelerin eşit olması durumunda yapay sinir ağları; iflas etmiş işletmeleri % 81,48 oranında, iflas etmemiş işletmeleri ise % 82,14 oranında doğru tahmin etmişlerdir (ODOM-SHARDA, 1990, p.165–166). Bu sonuç, bu çalışmada Altman'ın beş oranı kullanılarak yapılan tahmin sonuçlarıyla karşılaştırıldığında; başarılı firmalar için bulunan %89,8 ve zarar eden firmalar için bulunan %89,8'lik başarı oranlarından düşük olduğu görülmektedir.

Jo, Han ve Lee, 1997 yılında yaptıkları çalışmada 554 işletmeye ait (272 iflas etmiş, 272 iflas etmemiş) verileri kullanarak 1990–1992 (1990 yılında 31, 1991 yılında 99, 1992 yılında da 142 çift firma örnekleme alınmıştır) yılları arasında tahmin yöntemi geliştirilmiştir. Çalışmada, yapay sinir ağı modellerin başarısızlıktan bir yıl öncesi için ortalama doğru sınıflandırma başarıları, %83,79 olarak bulunmuştur (JO-HAN-LEE, 1997, p.105). Bu oran, bu çalışmada bulunan %94,9 genel ortalama düzeyi ile karşılaştırıldığında daha düşük kalmaktadır.

Zhang, Hu, Patuwo, Indro, 1999 yılında yaptıkları çalışmalarında 220 firma (110 iflas etmiş, 110 iflas etmemiş) kullanmışlardır (ZHANG ve diğerleri, 1999, p.23). Beş farklı alt örneklemeden elde edilen sonuçlara göre, yapay sinir ağı modelinin ortalama sınıflandırma başarıları %80,46 olarak bulunmuştur (ZHANG ve diğerleri, 1999, p.24–26). Bu oranın, bu çalışmada bulunan ortalama sınıflandırma başarıları olan %94,9 oranından düşük çıktığı görülmektedir.

Atiya 2001 yılında yaptığı çalışmada, yapay sinir ağı teknolojisini kullanarak, iflası 1-36 ay öncesinden tahmin eden modeller oluşturmak amacıyla 1160 firmayı (444 başarısız, 716 başarılı) ele almış ve 120 değişkenden oluşan veri seti kullanmıştır (ATİYA, 2001, p.932). Çalışma sonucunda, geleneksel finansal oranları kullanarak oluşturduğu modelin %81,46 oranında doğru tahminde bulunduğunu ortaya koymuştur (ATİYA, 2001, p.933). Bu sonuç, çalışmada bulunan başarı ortalaması olan %90'dan düşük çıkmıştır.

4. SONUÇ VE ÖNERİLER

Firmaların yaşamış oldukları krizlerin ve finansal sıkıntıların bir kısmı sosyo-ekonomik gelişmelerden, hukuki ve politik çevreden, rekabet şartlarından, teknolojik gelişmelerden, tabi afet ve felaketlerden oluşan işletme dışında gelişen faktörlerden meydana gelmektedir. Diğer bir kısmı da yönetici hataları, firmaların çevrelerindeki değişime karşı yetersiz kalmaları, firmanın finansal yapısının ve örgüt yapısının bozulması gibi işletme içinde gelişen faktörlerden kaynaklanmaktadır. Firma dışında gelişen faktörlere firma yönetiminin müdahale etme şansı yok denecek kadar azken, firma içinden kaynaklanan faktörlerin yarattığı sıkıntılardan yönetimin müdahalesi, kabiliyeti ve önceden yapılan çalışmalarla gerekli tedbirlerin alınması durumlarında kurtulmak mümkündür.

Firmalarla çeşitli çıkar ilişkisinde bulunan grupların geleceğe yönelik planlarında doğru hedefleri seçmeleri iyi oluşturulmuş bir erken uyarı modeli ile mümkün olabilmektedir. Belirsizlik durumlarında da düşük maliyetlerle belirsizliklerden kurtulmak, erken uyarı modelleri ile sağlanabilmektedir.

Firmaların finansal durumlarını ortaya koymada veya firma başarı veya başarısızlıklarını belirlemede mali analistler tarafından birçok farklı yöntem kullanılmaktadır. Literatürde her ortamda geçerli olabilecek tek bir iyi yöntemin bulunmamasına rağmen finansal oran kullanılarak oluşturulan öngörü modelleri oldukça kabul görmektedir.

Bu çalışmada, en çok tercih edilen yöntemlerden olan diskriminant analizi, yapay sinir ağları modeli ve Altman'ın "Z" puanı modelleri kullanılmış ve elde edilen sonuçlar karşılaştırılarak İMKB'deki firmalar için en uygun yöntem tespit edilmeye çalışılmıştır. Çalışmada 1992–2008 yılları arası İMKB'de yer alan 355 firma verileri kullanılmıştır.

Çalışmayı Türkiye'de yapılan benzer çalışmalardan ayıran özelliklerden birisi, çalışma dönemine ve veri setine aittir. Bu çalışmada hem dönem hem de veri setinin kapsamı

oldukça geniş tutularak 17 yıllık bir dönem ve 161 adet başarısız işletme ile 194 adet başarılı işletme verileri kullanılmıştır. Çalışmayı farklı kılan diğer bir özellik, kullanılan yöntemlerin çeşitliliği ile ilgilidir. Çalışmada ilk olarak Altman'ın kendi oluşturmuş olduğu 1968 ve 1993 yıllarındaki modelleri aynı finansal oranlarla İMKB'deki firmalar üzerinde test edilmiş ve modelin geçerliliği araştırılmıştır. Daha sonra belirlenen 25 finansal oran yardımıyla diskriminant analizi ve yapay sinir ağları modelleri test edilmiştir. Bunların dışında yapay sinir ağları sonuçlarını daha farklı açılardan test edebilmek için sadece Altman'ın oranları ve diskriminant analizinden elde edilen oranlar, başarısızlıktan önceki her üç yıl için ayrı ayrı yapay sinir ağlarında kullanılarak test yapılmıştır. Böylece en iyi yöntemin belirlenmesine çalışılmıştır.

İMKB'deki firmalar için Altman'ın "Z" ve "Z-skoru" modelleri karşılaştırıldığında, başarısızlıktan bir yıl öncesinde, başarılı ve zarar etmiş firmaları doğru tahminde "Z" modelinin tahmin gücü daha yüksek bulunmuştur. "Z" modeli zarar eden firmaları %72 oranında doğru tahmin ederken, "Z-skoru" modelinin zarar eden firmaları doğru tahmin etme gücü %48 olarak gerçekleşmiştir. Başarısızlıktan iki yıl öncesi için ise zarar etmiş firmaları "Z" modeli %61 oranında, "Z-skoru" modeli %88,5 oranında doğru tahmin etmiştir. Başarısızlıktan üç yıl öncesi için de yine başarılı ve zarar etmiş firmaları "Z" modelinin daha iyi tahmin ettiği görülmüştür. Söz konusu dönem için Z modeli zarar eden firmaları %48; Z-skoru modeli ise ancak %27 oranında doğru tahmin edebilmiştir.

Diskriminant analizine göre yapılan değerlendirme sonuçlarına göre ise; başarısızlığı bir yıl önceden tahmin edecek olan 7 değişkenli diskriminant modeli oluşturulmuştur. Buna göre başarısızlıktan bir yıl öncesi için oluşturulan öngörü modelinin doğru tahmin gücü başarılı firmalar için %92,8 olarak bulunmuştur. Başarılı bir firmanın, zarar etmiş bir firma olarak tahmininden kaynaklanan II. tip hata oranı %7,2'dir. Başarısızlıktan bir yıl öncesi için oluşturulan öngörü modelinin zarar eden firmaları doğru tahmin etme gücü ise %87,3'tür. Buradaki I.tip hata oranı %12,7'dir. Modelin genel başarı gücü %90,6 olarak bulunmuştur.

Diskriminant analizi ile başarısızlığı iki yıl önceden tahmin etmede oluşturulan modele bakıldığında, söz konusu modelin 9 değişkenli olduğu görülmektedir. Buna göre başarısızlıktan iki yıl öncesi için oluşturulan öngörü modelinin doğru tahmin gücü başarılı

firmalar için %92,9 olarak bulunmuştur. Buradaki II. tip hata oranı %7,1'dir. Başarısızlıktan iki yıl öncesi için oluşturulan öngörü modelinin zarar eden firmaları doğru tahmin etme gücü ise %90,8'dir. Buradaki I.tip hata oranı %9,2'dir. Modelin genel başarı gücü %90 olarak bulunmuştur.

Başarısızlığı üç yıl önceden tahmin etmede ise 4 değişkenli diskriminant modeli oluşturulmuştur. Buna göre başarısızlıktan üç yıl öncesi için oluşturulan öngörü modelinin doğru tahmin gücü başarılı firmalar için %91,4 olarak bulunmuştur. II. tip hata oranı %8,6'dır. Başarısızlıktan üç yıl öncesi için oluşturulan öngörü modelinin zarar eden firmaları doğru tahmin etme gücü ise %75,4'tür. I.tip hata oranı %24,6'dır. Modelin genel başarı gücü %84,2 olarak bulunmuştur.

Yapay sinir ağları uygulamasında çoklu ağ tabakalarından yararlanılmıştır. Uygulamada 25 bağımsız değişkenden oluşan veriler kullanılarak başarılı ve zarar eden firmalar eşit sayılarda test ve eğitim setleri olarak ikiye ayrılmıştır. 25 bağımsız değişkenden oluşan yapay sinir ağı sonuçları; başarısızlıktan bir yıl öncesi için başarılı ve zarar eden firmaları %94,9 ile aynı oranda doğru tahmin etmiş, %5,1 oranla hatalı tahminde bulunmuştur. Aynı firma verileri ile Altman'ın 1968 yılında yaptığı "Z" modeli çalışmasında bulunduğu 5 finansal oran kullanılarak yeni bir yapay sinir ağları modeli oluşturulmuştur. Bu modele ise, başarılı ve zarar eden firmaları %89,8 oranında doğru tahmin etmiş, %10,2 oranla hatalı tahminde bulunmuştur. Daha sonraki aşamada, diskriminant analizinden elde edilen finansal oranlar kullanılarak yapay sinir ağları modelinin başarısı ölçülmüştür. Buna göre, başarılı firmalar % 98,3 gibi oldukça yüksek bir oranla doğru tahmin edilmiştir, zarar eden firmalar ise % 94,9 oranla doğru tahmin edilmiştir.

Finansal başarısızlığı iki yıl öncesinden yapay sinir ağı kullanılarak tahmin edebilecek bir öngörü modeli oluşturmak amacıyla 25 finansal oran kullanılarak oluşturulan model başarılı ve zarar eden firmaları %95,3 ile aynı oranda doğru tahmin etmiş, %4,7 oranla hatalı tahminde bulunmuştur. Aynı firma verileri ile Altman'ın "Z" puanındaki finansal oranlar kullanılarak oluşturulan model ise başarılı firmaları %75,3 ve zarar eden firmaları %87,6 oranında doğru tahmin etmiş, başarılı firmaları % 24,7, zarar eden firmaları %12,4 oranla hatalı tahminde bulunmuştur. Başarısızlıktan iki yıl öncesi için diskriminant

analizinden elde edilen 9 finansal oran kullanılarak oluşturulan yapay sinir ağı modeli, zarar eden firmaları %98,4 oranla, başarılı firmaları ise %86,1'lik bir doğru tahmin gücüyle sınıflandırılmıştır. Model zarar eden firmaları % 1,6 ve başarılı firmaları % 13,9 oranla hatalı tahminde bulunmuştur.

Başarısızlıktan üç yıl öncesi için 25 finansal oran kullanılarak oluşturulan yapay sinir ağı modeli, başarılı firmaları %96,8 ve zarar eden firmaları %85,9 oranında doğru tahmin etmiştir. Modelin hatalı tahmin etme oranları ise, başarılı firmalarda % 14,1 ve zarar eden firmalarda %3,2 olarak gerçekleşmiştir. Başarısızlıktan üç yıl öncesi için Altman'ın finansal oranları kullanılarak oluşturulan yapay sinir ağı modeli başarılı firmaları %92,1 ve zarar eden firmaları %82,8 ile doğru tahmin etmiştir. Hatalı tahmin oranları ise başarılı firmalar için %7,9 ve zarar eden firmalar için %17,2 olarak gerçekleşmiştir. Diskriminant analizinden elde edilen 4 finansal oran kullanılarak oluşturulan yapay sinir ağı modeli, zarar eden firmaları %85,9 oranında doğru tahmin ederken, başarılı firmalarda %96,9'lük bir doğru tahminde bulunmuştur. Model, zarar eden firmaları % 3,1; başarılı firmaları % 14,1 oranla hatalı tahminde bulunmuştur.

Başarısızlıktan önceki her üç yıl tüm modeller için değerlendirildiğinde; bir yıl öncesi için başarılı ve zarar eden firmaları en iyi tahmin eden model, %96,6 genel başarı oranı ile diskriminant analizi oranlarıyla oluşturulan yapay sinir ağı modelidir.

İki yıl öncesi için en iyi model, başarılı firmalar ve zarar eden firmalar için %95,3'lük genel başarı ortalaması ile tüm finansal oranlarla oluşturulan yapay sinir ağı modelidir.

Üç yıl öncesine bakıldığında en iyi modelin bir yıl öncesinde olduğu gibi yine diskriminant analizinden elde edilen oranlar kullanılarak oluşturulan yapay sinir ağı modelinin olduğu görülmektedir. Söz konusu model başarılı ve zarar eden firmalar için %91,4'lük bir genel başarı oranı sağlamıştır.

Sonuçlara genel olarak bakıldığında, yapay sinir ağı modelinin diğer modellerden daha üstün olduğu görülmektedir. Ayrıca, yapay sinir ağlarının çok fazla finansal oran gerektirmediği, hatta daha az finansal oranla daha iyi başarı sağladığı, dikkati çeken önemli bir noktadır.

Sonu olarak bu alıřma ile firmaların başarı ve başarısızlıklarının oldukça yüksek öngörü gücüyle saptanabilirliđi tespit edilmiştir. Böylece, firmaların ilişki içerisinde oldukları çeşitli çıkar gruplarının gelecekle ilgili planlarında ve kararlarında bu alıřmada sunulan öngörü modellerinden yararlanabilecekleri ortaya konulmuştur.

YARARLANILAN KAYNAKLAR

a. Kitaplar

- AKGÜÇ, Öztin : Finansal Yönetim, Avcılar Matbaası, İstanbul, 1988.
- _____ : Finansal Yönetim, Avcıol Basım, 6. Baskı, İstanbul, 1994.
- AKTAŞ, Ramazan : Endüstri İşletmeleri İçin Mali Başarısızlık Tahmini (Çok Boyutlu Model Uygulaması), Türkiye İş Bankası Kültür Yayınları, Ankara, No: 32, (1993).
- _____ : Mali Başarısızlık (İşletme Riski) Tahmin Modelleri, Türkiye İş Bankası Kültür Yayınları, Nr.323, 1977.
- AKTÜRK, İsmail
GÜRAN, Nevzat : Uluslararası İktisadi Kuruluşlar, 4. Baskı, Isparta, 1999.
- ALPAR, Reha : Uygulamalı Çok Değişkenli İstatistiksel Yöntemlere Giriş, İkinci Baskı, Nobel Yayın Dağıtım, Ankara, 2003.
- ALTMAN, Edward I. : Corporate Financial Distress: A Complete Guide to Predicting, Avoiding and Dealing with Bankruptcy, John Wiley and Sons, New York, 1983.
- _____ : The Prediction of Corporate Bankruptcy: A Discriminant Analysis, New York, Garland Publishing Inc., 1988.

- _____ : Corporate Financial Distress and Bankruptcy, A Complete Guide to Predicting and Avoiding Distress and Profiting From Bankruptcy, Second Edition, Wiley, 1993.
- _____ : Corporate Financial Distress and Bankruptcy: A Complete Guide to Predicting & Avoiding Distress and Profiting From Bankruptcy, 2nd Ed., New York, 1993.
- BIGUS, Joseph B. : Data Mining with Neural Networks: Solving Business Problems from Application Development to Decision Support, McGraw Hill, 1996.
- BÜLBÜL Serpil E. : İstatistiksel Başarısızlık Zamanı Modelleri ve Finansal Analizlerde Uygulanması, Basılmamış Doktora Tezi, Marmara Üniversitesi, İstanbul, 1999.
- BRIGHAM, Eugene F.
GAPENSKI, Louis C. : Financial Management: Theory and Practice, Seventh Edition, The Dryden Press, 1994.
- CICHOCKI, Andrzej
UNBEHAVEN Rolf : Neural Networks For Optimisation and Signal Processing, John Willey and Sons, Stuttgart, 1993.
- CİVELEK, Canfer : Bir Gruba Bağlı Olan ve Olmayan Türk Reel Sektör Firmaları Arasındaki Farklılıklar: Mali Başarı ve Başarısızlığı Ölçmede Kullanılan İstatistiksel Tekniklerle Bir Uygulama, Basılmamış Doktora Tezi, Hacettepe Üniversitesi, Ankara, 2003.
- DAĞLI, Hüseyin : Finansal Yönetim, Derya Kitapevi, Dördüncü Baskı, Trabzon, 2007.

- DİNÇER, Ömer : Stratejik Yönetim ve İşletme Politikası, 4. Baskı, İstanbul, 1977.
- ELMAS, Çetin : Yapay Sinir Ağları, Seçkin Kitapevi, Ankara, 2003.
- EREN, Erol : İşletmelerde Stratejik Yönetim ve İşletme Politikası, Der Yayınları, İstanbul, 1997.
- ERDOĞAN, Niyazi : Dünya ve Türkiye’de Finansal Krizler, Yaklaşım Yayıncılık, Haziran, 2002.
- ERGİN, Esin : İşletme Politikası, Der Yayınları, İstanbul, 1992.
- FOSTER, George : Financial Statement Analysis, New Jersey, Englewood Cliffs, Prentice-Hall International, 1978.
- GÖKTAN, Erkut : Muhasebe Oranları Yardımıyla ve Diskriminant Analizi Tekniği Kullanarak Endüstri İşletmelerinin Mali Başarısızlığının Tahmini Üzerine Ampirik Bir Araştırma, Ankara, 1981.
- GÖNENLİ, Atilla : İşletmelerde Finansal Yönetim, 3.Baskı, Finans Enstitüsü Yayınları, Nr.3, İstanbul, 1979.
- _____ : İşletmelerde Finansal Yönetim, İşletme Fakültesi Yayını, Nr.18, İstanbul, 1988.
- GÜLSEÇEN, Sevinç : Yapay Sinir Ağları, İşletme Alanında Uygulanması ve Bir Örnek Çalışma, Basılmamış Doktora Tezi, İstanbul Üniversitesi, İstanbul, 1993.
- HAIR ve diğerleri : Multivariate Data Analysis-Fifth Edition, Printice-Hall International Inc., 1998.

- HAMMER, Michael
CAHAMPHY, James : “Değişim Mühendisliği: İş İdaresi ve Devrim İçin Bir Manifesto”, Çeviren: Sinem Gül, Sabah Yayınları, İstanbul, 1993.
- HAYKIN, Simon : Neural Networks: A Comprehensive Foundation, Prentice Hall International, 1999.
- HERTZ, John
KROGH, Anders
PALMER, Richard G. : Introduction To The Theory of Neural Computation, Addison- Wesley Publishing Company, Redwood City (CA), 1991.
- JENNINGS, Marta E. : Applicability of Altman’s Revised Four Variable Z-Score As A Bankruptcy Predictor For Health Maintenance, Entrepreneurship Nova southeastern University, 2005.
- KESKİN, Yasemin : İşletmelerde Finansal Başarısızlığın Tahmini, Çok Boyutlu Model Önerisi Ve Uygulaması, Basılmamış Doktora Tezi, Hacettepe Üniversitesi, Ankara, 2002.
- KILIÇ, Fatih : Yapay Sinir Ağı Kullanılarak Finansal Tahminde Bulunma, Basılmamış Yüksek Lisans Tezi, Gebze İleri teknoloji Enstitüsü, Gebze, 2000.
- KILIÇ, Süleyman B. : Mali Başarısızlık Tahmininde Çok Değişkenli İstatistiksel Yöntemlerin ve Çok Kriterli Analize Dayalı Bir Modelin Kullanılması: Türk Bankacılık Sisteminde Bir Uygulama, Basılmamış Doktora Tezi, Çukurova Üniversitesi, Adana, 2003.

- KOÇEL, Tamer : İşletme Yöneticiliği: Yönetici Geliştirme, Organizasyon ve Davranış, 3.Baskı, İşletme İktisadı ve Enstitüsü Yayını, Nr.101, İstanbul, 1989.
- MADDALA, G.S. : Introduction of Econometrics, McMillan Publishing Company, New York, 1988.
- MARCOULIDES, Geo A.
HERSHBERGER, Scott L. : Multivariate Statistical Methods: A First Course, Lawrence Erlbaum Associates, New Jersey, 1997.
- MEGGINSON, Leon C.
MASLEY, Donald C.
PIETRI, Paul H. : Management: Concepts and Applications, 3 rd. Ed., Harper and Row Pub., New York, 1989.
- NUNTHAPHAD,
Pornwan : The Application of Altman's And Mcgurr's Bankruptcy Prediction Models to Small Retail Firms: A Comparative Analysis, Nova Southeastern University, 2000.
- ÖZER, Mustafa : Finansal Krizler, Piyasa Başarısızlıkları ve Finansal İstikrarı Sağlamaya Yönelik Politikalar, Anadolu Üniversitesi Yayını, Nr.1096, Eskişehir, 1999.
- ÖZTEMEL, Ercan : Yapay Sinir Ağları, Papatya Yayıncılık, 2003.
- SHARMA, Subhash : Applied Multivariate Techniques, John Wiley & Sons, Inc., New York, 1996.
- ŞEN, Güneş Ş. : Bankalarda Mal Başarısızlık ve Türkiye'de Mali Başarısızlığa Uğrayan Bankaların Kantitatif Yöntemler Yardımıyla Tahmini, Basılmamış Doktora Tezi, Marmara Üniversitesi, İstanbul, 1998.

- TANRIÖVER, Cihan : Türk Bankacılık Sektöründe Risk Analizi ve Mali Bünye Bozulmalarına Karşı Erken Uyarı Modelinin Geliştirilmesi, Basılmamış Doktora Tezi, Ankara, 2003.
- TEZCAN, Nuray : Firmalarda Mali Başarısızlığın Tahmini: 1998-2000 Dönemi İMKB’de İşlem Gören Firmalar Üzerine Bir Uygulama, Basılmamış Yüksek Lisans Tezi, Yıldız Teknik Üniversitesi, İstanbul, 2002.
- TİTİZ, İsmet : Kriz Dönemlerinde Mali Oran Analiz Temelli Erken Uyarı Sisteminin İşletme Başarısının Belirlenmesinde Kullanılması, Basılmamış Doktora Tezi, Süleyman Demirel Üniversitesi, Isparta, 2000.
- TOKOL, Tuncer : İşletmelerde Finansal Yönetim, Bursa İktisadi ve Ticari İlimler Akademisi İşletme Fakültesi, Nr.1, Bursa, 1981.
- TORUN, Talip : Finansal Başarısızlık Tahmininde Geleneksel İstatistikî Yöntemlerle Yapay Sinir Ağlarının Karşılaştırılması ve Sanayi İşletmeleri Üzerine Uygulama, Basılmamış Doktora Tezi, Kayseri, 2007.
- TÜRKO, Metin : Finansal Yönetim, Alfa Yayın, Nr.536, Erzurum, 1999.
- ÜLGEN, Hayri : İşletmelerde Organizasyon İlkeleri ve Uygulaması, İÜ İşletme Fakültesi Yayınları, No:212, İstanbul, 1989.
- VEMURI, Rao V. : Artificial Neural Network: Concepts and Controll Applications, IEEE Computer Society Pres, Los Alamitos, California, 1992.
- VURAL, Barış B. : Yapay Sinir Ağları İle Finansal Tahmin, Basılmamış Yüksek Lisans Tezi, Ankara, 2007.

YAZICI, Mehmet : Bankalarda Kobi Kredilerini Değerlendirmeye İlişkin Bir Yaklaşım: Yapay Sinir Ağları, Basılmamış Doktora Tezi, Kadir Has Üniversitesi, İstanbul, 2007.

YILDIZ, Birol : Finansal Başarısızlığın Öngörülmesinde Yapay Sinir Ağı Kullanımı ve Amprik Bir Çalışma, Basılmamış Doktora, Tezi Dumlupınar Üniversitesi, Kütahya, 1999.

b. Makale ve Bildiriler

AĞAOĞLU, Abdulgaffar : “Türk Bankacılık Sisteminde Değer Mühendisliği Açısından Risk, Erken Uyarı ve Kalite Yönetiminin Değerlendirilmesi”, **Active**, (Nisan-Mayıs 2000), ss.68-79.

AKEL, Veli

BAYRAMOĞLU,

Mehmet F.

: “Kriz Dönemlerinde Yapay Sinir Ağları ile Finansal Öngörüde Bulunma”, **Balıkesir Üniversitesi Bildirisi**, (2008), ss.1-17.

ALPAR, R.

: “Regresyon Çözümlemesi”, www.bioistatistik.haccettepe.edu.tr/Donem-III/Turkce/coklu-dogrusalolmayan.lojistik.pps ≠ 285,1,REGRESYONCOZÜMLESI (02.09.2008).

AKTAŞ Ramazan

DOĞANAY Mete M.

YILDIZ Birol

: “Mali Başarısızlığın Öngörülmesi: İstatistiksel Yöntemler ve Yapay Sinir Ağı Karşılaştırması”, **Ankara Üniversitesi S.B.F. Dergisi**, Cilt 58, Sayı 4, Ankara, 2003, ss.43-57.

ALTAŞ, Dilek

GİRAY, Selay

: “Mali Başarısızlığın Çok Değişkenli İstatistiksel Yöntemlerle Belirlenmesi: Tekstil Sektörü Örneği”, **Sosyal Bilimler Dergisi**, (2005), ss.1-16.

- ALTMAN, Edward I. : “Financial Ratios, Diskriminant Analysis and the Prediction of corporate Bankruptcy”, **The Journal of Finance**, Vol.23, Nr.4, (September-1968), pp.589-609.
- _____ : “Ratio Analysis and the Prediction of Firm Failure: A Reply”, **The Journal of Finance**, Vol.25, Nr.5, (December-1970), pp.1169-1172.
- ALTMAN, Edward I.
LORRIS, Bettina : “A Financial Early Warning System for Over-The-Counter Broker-Dealers”, **The Journal of Finance**, Vol.41, Nr.4, (September-1976), pp.1201-1217.
- ALTMAN, Edward I. ve
Diğerleri : “Zeta Analysis”, **Journal of Banking & Finance**, Vol.1, (1977), pp.29-54.
- ALTMAN, Edward I. : “The Behavior of Firms in Financial Distress: Discussion”, **The Journal of Finance**, Vol.38, Nr.2, (May-1983), pp.517-522.
- ALTMAN, Edward I.
SAUNDERS, Anthony : “Credit Risk Measurement: Developments Over The Last 20 years”, **Journal of Banking & Finance**, Vol.21, (1988), pp.1721-1742.
- ALTMAN, Edward I.
HALDEMAN
NARAYANAN : “Zeta Analysis”, **Journal of Banking and Finance**, Vol.1, (1977), pp.29-54.

ANDERSON, C.

FRASER, R.D. : “Corporate Control, Bank Risk Taking and The Healt of Banking Industry”, **Journal of Banking and Finance**, Vol.24, (2000), pp.1383-1398.

ANDREEV, Yuriy A. : “Predicting Financial Distress of Spanish Companies”,**III Jornada De Pre-Comunicaciones A Congresos De Economia Y Administración De Empresas**,, (Junio de 2006), pp.22, <http://selene.uab.es/dep-economiaempresa/Jornadas/Papers/2006/Andreev.pdf>.

ATIYA, Amir F. : “Bankruptcy Prediction for Credit Risk Using Neural Networks: A Survey and New Results”, **IEEE Transactions On Neural Networks**, Vol. 12, No. 4, (July-2001), pp.929-935.

BARNES, Paul : “The Analysis and Use of Financial Ratios: A Review Article”, **Journal of Business Finance & Accounting**, Vol. 14, No. 4, (1987), pp.449-461.

BEAVER, William H. : “Financial Ratios as Predictors of Failure”, **Selected Studies**, (1966), pp.70-112.

_____ : “Financial Ratios as Predictors of Failure”, Empirical Research in Accounting: Selected Studies, **Journal of Accounting Research**, (January-1967), pp.71-111.

_____ : “Market Prices, Financial Ratios and Predictors of Failure”, **Journal of Accounting Research**, (Autumn-1968a), pp.179-195.

_____ : “Alternative Accounting Measures as Predictors of Failure”, **The Accounting Review**, (January-1968b), pp.113-128.

- BENLİ KESKİN,
Yasemin : “ Bankalarda Mali Başarısızlığın Öngörülmesi Lojistik Regresyon ve Yapay Sinir Ağı Karşılaştırması”, **Gazi Üniversitesi Endüstriyel Sanatlar Eğitim Fakültesi Dergisi**, Sayı:16, (2005), ss.31-46.
- BLUM, Marc : “Failing Company Discriminant Analysis”, **Journal of Accounting Research**, (Spring-1974). pp.1-26.
- BRABAZON, Anthony ve
diğerleri : “Grammatical Evolution and Corporate Failure Prediction” (Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computation Conference (GECCO 2002)), Spector et. al. Eds., New York, (July-2002), pp.1011-1018.
- CEYLAN, Adnan
DOĞANYILMAZ, Hasan : “Yöneticiye Sadakat ve İşgören Performansı Arasındaki İlişkilere Yönelik Bir Araştırma”, **İşletme İktisadi Enstitüsü Yönetim Dergisi**, Sayı:56 (Şubat-2007), ss.59-77.
- CHARALAMBOUS, C.
CHARITOU, A.
KAOUROU, F. : “Comparative Analysis of Artificial Neural Network Models: Application in Bankruptcy Prediction”, **Annals of Operations Research** , 99, (2000), pp.403-425.
- COAKLEY, James R.
BROWN, Carol E. : “Artificial Neural Networks in Accounting and Finance: Modeling Issues”, **Intelligent Systems in Accounting, Finance & Management**, Vol. 9, (2000), pp.119-144.
- ÇAKIR, Murat : “Firma başarısızlığının Dinamiklerinin Belirlenmesinde Makine Öğrenmesi Teknikleri: Ampirik Uygulamalar ve Karşılaştırmalı Analiz”, Uzmanlık Yeterlilik Tezi, Türkiye Cumhuriyet Merkez Bankası İstatistik Genel Müdürlüğü,

Ankara, (Aralık-2005).

ÇİLLİ, Hüseyin

TEMEL, Tuğrul : “Türk Bankacılık Sistemi İçin Erken Uyarı Modeli”, TCMB Araştırma, Planlama ve Eğitim Genel Müdürlüğü APE Tartışma Tebliği Nr.8814, (Ağustos, 1988).

DAMBOLENA, Ismael G.

KHOURY, Sarkis J. : “Ratio Stability and Corporate Failure”, **The Journal of Finance**, Vol.35, Nr.4, (September-1980), pp.1017-1026.

DEAKIN, Edward B

: “A Diskriminant Analysis of Predictors of Business Failure”, **Journal of Accounting Ressearch**, Vol.10, (Spring 1972), pp.167-179.

DEMİR, Hüseyin

: “İşletmelerde Başarısızlığın Nedenleri ve Çıkış Yolları”, <http://www.dtm.gov.tr/dtmadmin/upload/EAD/TanitimKoordinasyonDb/4sa6.doc>, (31.07.2008).

DOĞAN, Ahmet

TANÇ, Ahmet

TANÇ, Şükran G. : “Felaketten Kurtarma Planı ve Muhasebe Bilgi Sistemi: Kayseri’deki Büyük Ölçekli Sanayi İşletmeleri Üzerine Bir Araştırma”, 3.ulusal Bilgi, Ekonomi ve Yönetim Kongresi, (Kasım 2004), ss.295-305.

GEZER, Halit ve diğerleri

: “Yapay Sinir Ağları ve Tanıma Sistemleri”, **Pivolka**, Sayı.6, (2003), ss.14-17.

EDMISTER, Robert O.

: “An Ampirical Test of Financial Ratio Analysis For Small Business Failure Prediction”, **Journal of Financial and Quantitative Analysis**, Vol.17, (March 1972), pp.1477-1493

GRITTA, Richard D.

DAVALOS, Sergio : “Forecasting Small Air Carrier Bankruptcies Using A Neural Network Approach: A Preliminary Analysis”, **Journal of Financial Management and Analysis**, Vol. 13, Nr.1, (January 2000), pp.44-49.

HOLLAND, Rob : “Planning Against A Business Failure”, **Agriculturel Development Center**, Info#24, October 1998, <http://cpa.utk.edu/pdf/files/adc24.pdf>.

HUNTER, John

ISACHENKOVA, Natalia : “Aggregate Economy Risk and Company Failure: An Examination of UK Quoted Firms in the Early 1990s”, **BAA 2003 Annual Conference**, Manchester, (April 2004), pp.32.

İÇ, Yusuf T.

YURDAKUL, Mustafa : “Analitik Hiyerarşi Yöntemini Kullanan Bir Kredi Değerlendirme Sistemi”, **Gazi Üniversitesi Mühendislik Mimarlık Fakültesi Dergisi**, Cilt.15, Nr.1, (2000), ss.1-14.

JOHNSON, Craig G. : “Ratio Analysis And The Prediction of Firm Failure”, **The Journal of Finance**, Vol.25, Nr.5, (December-1970), pp.1166-1168.

JO, H.

HAN, I.

LEE, H. : “Bankruptcy Prediction Using Case-Based Reasoning, Neural Networks, and Discriminant Analysis”, **Expert Systems With Applications** , 13, (1997), pp.97-108.

JOY, O.M.

TOLLEFSON, J.O. : “On The Financial Applications of Discriminant Analysis”, **Journal of Financial and Quantitative Analysis**, (December-1975), pp.725-745.

KİM, Tae Yoon

HWANG, Changha

LEE, Jongkyu : “Korean Economic Condition Indicator Using a Neural Networ Trained on the 1997 Crisis”, **Journal of Data Sicience**, 2, (2004),pp.371-381.

KNOWLES, H.P.

SAXBERG, B.D. : “Organization Leadership of Planned and Unplanned Cahnge”, **Future**, Nr.3, Vol.20, (June-1988), pp.249-265.

KOLCUOĞLU, Vedat

: “Kriz Dönemlerinde İşletmelerde Bileşim Teknolojileri Kullanımının İşletme Performansına Etkileri”, <http://vkolcuoglu.blogcu.com/10554701/>, (27.07.2008).

KUTMAN, Önder

: “Türkiye’deki Şirketlerde Erken Uyarı Göstergelerinin Araştırılması”, **Doğuş Üniversitesi Dergisi**, Sayı:4, 2001, ss.59-70.

MOSKOW, Michael H.

: “Disruptions in Global Financial Markets: The Role of Public Policy”, **C.Ü. İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi**, 03.09.2008.

LEE, Kidong

BOOTH, David

ALAM, Pervaiz

: “A Comparasion of Supervised and Unsupervised Neural Netwoks in Predicting Bankruptcy of Korean Firms”, **Expert System with Applications**, Vol.29, (2005), pp.1-16.

- LIBBY, Robert : “Accounting Ratios and the Prediction of Failure: Some behavioral Evidence”, **Journal of Accounting Research**, (Spring 1975), pp.150-161.
- MENSAH, Yaw M. : “An Examination of The Stationarity of Multivariate Bankruptcy Prediction Models: A Methodological Study”, **Journal of Accounting Research**, Vol.22, Nr.1, (Spring-1984), pp.380-395.
- MEYER, Paul A.
PIFER, Howard W. : “Prediction of Bank Failures”, **The Journal of Finance**, Vol. 25, Nr.4, (1970), pp.853-868.
- MERİÇ, Gülser : “Farklı Sanayi Dallarındaki İşletmelerin Finansal Karakteristiklerinin Karşılaştırılması”, **Hacettepe Üniversitesi Yayınları**, Nr.6, (1985).
- NALBANTOĞLU, Rifat : “Türk Bankacılık Sektöründe Krediler ve Muhasebe Denetim Mesleği”, <http://achive.ismmmo.org.tr/docs/Sempozium/05.SEMPOZYM/17Rifat%20NALBANTOGLU.doc.>, (29.07.2008).
- ODOM, Marcus D.
SHARDA, Ramesh : “A Neural Network Model For Bankruptcy Prediction”, **IEEE International Conference on Neural Network**, Vol.2, 1990, pp.163-168.
- OH, Kyong J.
KIM, Tae Y.
KIM, Chiho : “An Early Warning System For Detection of Financial Crisis Using Financial Market Volatility”, **Expert System**, Vol.23(2), (2006), pp.83-98.

- OH, Kyong J.
KIM, Tae Y. : “Financial Market Monitoring by Case-Based Reasoning”, **Expert Systems with Applications**, Vol.32, (2007), pp.789-800.
- OHLSON, James A. : “Financial Ratios and Probabilistic Prediction of Bankruptcy”, **Journal of Accounting Research**, Vol.18, (Spring-1980), pp.109-131.
- ÖZDEVECİOĞLU,
Mahmut : “Krizin İşletmelerin Yönetmel ve Örgütsel Yapısı Üzerindeki Olumsuz Etkileri ve Kayseri Sanayi İşletmelerinde Yapılan Bir Araştırma”, **Erciyes Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi**”, Sayı:19 (Temmuz,Aralık-2002), pp.93-114.
- PEKEL, Işıl Ö. : “Yapay Sinir Ağları”, **ODTÜ Bilgisayar Topluluğu Elektronik Dergisi**, [http://e-bergi.com/2008/Subat/ Yapay-Sinir-Ağları](http://e-bergi.com/2008/Subat/Yapay-Sinir-Aglari), (13.09.2008).
- PEREZ, Muriel : “Neural Networks Applications In Bankruptcy Forecasting: A State of The Art, www.erudit.de/erudit/events/esit99/12520p.pdf, (23.12.2008).
- PLATT, Harlan D.
PLATT, Marjorie B. : “Predicting Corporate Financial Distress: Reflections on Choice-Based Sample Bias”, **Journals of Economics and Finance** Vol. 26, Nr.2, (2002), pp.184-199.
- SAĞIROĞLU, Şeref : “Yapay Sinir Ağları ve Mühendislik Uygulamaları”, <http://muhendislik.erciyes.edu.tr/tr/bilgisayar/bilakad/ss/index.htm>, (15.09.2008).
- SARAÇ, Tuğba : ”Yapay Sinir Ağları”, Seminer Projesi, Ankara, (Haziran-2004).

- SCOTT, J. : “The Probability of Bankruptcy: A Comparison of Empirical Predictions and Theoretical Models”, **Journal of Banking and Finance**, Vol. 5, (1981), pp.317-344.
- SINKEY, Joseph F. : “A Multivariate Statistical Analysis of The Characteristics of Problem Banks”, **The Journal of Finance**, Vol. 30, Nr.1, (1975), pp. 21-36.
- TAMARI, Meir : “Financial Ratios as a Means of Forecasting Bankruptcy”, **Management International Review**, 1966, pp.15-21.
- _____ : “The Nature of Trade”, **Oxford Economic Papers**, New Series, Vol.22, Nr.3, (November-1970), pp.406-419.
- TÜRKOĞLU, Faruk : “Yeniden Yapılanma”, <http://www.isletme.biz/yonetim-ve-organizasyon/yeniden-yapilanma-2.html>, (01.08.2008).
- WARNER, Brad
MANAVENDRA, Misra : “Understanding Neural Networks as Statistical Tools”, **The American Statistician**, Vol.50, (1996), pp.284-293.
- WILCOX, Jarrod, W. : “The Glamber’s Ruin Approach to Business Risk”, **Sloan Management Rewiev**, (Fall-1976), pp.33-46.
- YALÇIN, Nilüfer : “Küresel Rekabet”, **Teknovizyon Dergisi**, (Temmuz-2008), <http://www.ufukötesi.com/yazigoster.asp?no82>,(29.09.2008).
- YANG, B. ve diğerleri* : “An Early Warning System For Loan Risk Assessment Using Artificial Neural Networks”, **Knowledge-Based Systems**, 14, (2001), pp.303-306.

* 4 ve daha fazla yazarlı eserdir.

- YILDIRAN, Tuncay : “Mali Oran ve Diskriminant Modeli ile Aracı kurumların Mali Açından Başarılı-Başarısız Olarak Sınıflandırılması”, SPK Yeterlilik Etüdü, (Temmuz-1998).
- YURTOĞLU, Hasan : “Yapay Sinir Ağları Metodolojisi ile Öngörü Modellemesi: Bazı Makroekonomik Değişkenler İçin Türkiye Örneği”, DPT Uzmanlık Tezi, (Şubat-2005).
- ZHANG, G. ve diğerleri* : “Artificial Neural Networks in Bankruptcy Prediction: General Framework and Crossvalidation Analysis”, **European Journal of Operational Research**, (1999), pp. 16-32.

c. Diğerleri

www.dtm.gov.tr.

www.ekutup.gov.tr.

İcra İflas Kanunu

Tarih: 19.06.1932, Resmi Gazete Nr.2128

Türk Ticaret Kanunu

Tarih: 09.07.1956 Resmi Gazete Nr.9353

EKLER

EK:1

Analizlerde Kullanılan Firmalar

Başarılı Firmalar

1995 Yılı

DARDANEL ONENTAS GIDA SANAYI AŞ.
MUTLU AKU VE MALZEMELERİ A.S.
BORUSAN BIRLESİK BORU FABRIKAL

1996 Yılı

MERKO GIDA SANAYI VE TICARET A
VIKING KAGIT VE SELULOZ ANONİM
KARSU TEKSTİL SANAYI VE TICARE

1997 Yılı

TUKAS TURGUTLU KONSERVECİLİK A
SONMEZ PAMUKLU SANAYİİ A.S.
CEMTAS ÇELİK MAKİNA SANAYI VE
RAKS ELEKTRİKLI EV ALETLERİ SA
GOLTAŞ-GOLLER BOLGESİ CIMENTO

1998 Yılı

HAZNEDAR ATES TUĞLA SANAYİİ A.
KAPLAMIN AMBALAJ SANAYI VE TIC

1999 Yılı

BOSSA TICARET VE SANAYI İŞLETİM
ECZACIBASI YAPI GEREÇLERİ SANAYİ
ADANA CIMENTO SANAYİ
FRIGO-PAK GIDA MADDELERİ SANAYİ
MILPA TİCARİ VE SİNAYİ ÜRÜNLER
EGEPLAST EGE PLASTİK SANAYİ VE

BATICIM BATI ANADOLU CIMENTO S
 OTOKAR OTOBUS KAROSERİ SANAYİ
 ERBOSAN ERCİYAS BORU SANAYİİ V
 MUTLU AKU VE MALZEMELERİ A.S.

2000 Yılı

OTOKAR OTOBÜS KAROSERİ SANAYİ A.Ş.

CELEBİ HAVA SERVİSİ A.S.

SARKUYSAN ELEKTROLİTİK BAKIR SAN. VE TİCARET A.Ş.

AANADOLU BIRACILIK MALT VE GIDA

IHLAS EV ALETLERİ İMALAT SAN.T

MERKO GIDA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.

ADANA CIMENTO SANAYİ

MİGROS TÜRK T.A.Ş.

BOSSA TİCARET VE SANAYİ İŞLETİM

ESEM SPOR GİYİM SANAYİ VE TİCARET

BATICIM BATI ANADOLU CIMENTO S

GOLTAŞ-GOLLER BOLGESİ CIMENTO

YATAŞ YATAK VE YORGAN SAN. TİCARET

CİMBETON HAZIRBETON VE PREFABRİK

BATICIM BATI ANADOLU CIMENTO S

GOLTAŞ-GOLLER BOLGESİ CIMENTO

CİMBETON HAZIRBETON VE PREFABRİK

BATICIM BATI ANADOLU CIMENTO S

GOLTAŞ-GOLLER BOLGESİ CIMENTO

YATAŞ YATAK VE YORGAN SAN. TİCARET

CİMBETON HAZIRBETON VE PREFABRİK

BATICIM BATI ANADOLU CIMENTO S

BOROVA YAPI ENDÜSTRİSİ ANONİM

BATISÖKE SÖKE ÇİMENTO SANAYİİ T.A.Ş.

2001 yılı

KRİSTAL KOLA VE MEŞRUBAT SANAYİ

AK-AL TEKSTİL SANAYİİ A.Ş.
 ARSAN TEKSTİL TİCARET VE SANAY
 AKSA AKRİLİK KİMYA SANAYİİ A.Ş.
 AKSU İPLİK DOKUMA VE BOYA APRE FABRİKALARI T.A.Ş.
 PASTAVİLLA MAKARNACILIK
 VAN-ET ENTEGRE ET SANAYİ VE Tİ
 VAKKO TEKSTİL VE HAZIR GİYİM S
 GOLDAŞ KUYUMCULUK
 EFES SİNAİ YATIRIM VE TİCARET
 ALKİM ALKALİ KİMYA A.Ş.
 LİO YAĞ SANAYİ VE TİCARET ANONİM ŞİRKETİ
 KARSAN OTO.SAN.VE TİC.AŞ
 NUH ÇİMENTO AŞ:
 ADEL KALEMCİLİK TİCARET VE SANAYİ A.Ş.
 ANADOLU GIDA SANAYİİ A.Ş.
 AKÇANSA ÇİMENTO SANAYİ VE TİCARET A.Ş.
 AKTAŞ ELEKTRİK TİCARET A.Ş.
 TUKAŞ TURGUTLU KONSERVECİLİK A.Ş.
 T.TUBORG BİRA VE MALT SANAYİİ A.Ş.
 TRAKYA CAM SANAYİİ A.Ş.
 TİRE KUTSAN OLUKLU MUKAVVA KUTU VE KAĞIT SAN. A.Ş
 TAT KONSERVE SANAYİİ A.Ş.
 BANVİT BANDIRMA VİTAMİNLİ YEM SANAYİİ TİCARET A.Ş.
 SARKUYSAN ELEKTROLİTİK BAKIR SAN. VE TİCARET A.Ş.
 BEKO ELEKTRONİK A.Ş.
 OTOKAR OTOBÜS KAROSERİ SANAYİ A.Ş.
 OYSA-NİĞDE ÇİMENTO SANAYİİ VE TİCARET A.Ş.
 NETAŞ NORTHERN ELECTRIC TELEKOMÜNİKASYON A.Ş.
 MARSHALL BOYA VE VERNİK SANAYİİ A.Ş.
 MARDİN ÇİMENTO SANAYİİ VE TİCARET A.Ş.

2002 Yılı

KİPA KİTLE PAZARLAMA TİC. VE G

CIMBETON HAZIRBETON VE PREFABR
 OLMUKSA INTERNATIONAL PAPER-SABANCI AMB.SAN.VE TİC.A.Ş.
 KLİMASAN KLİMA SANAYİ VE TİCAR
 AFYON ÇİMENTO SANAYİ T.A.Ş.
 CEYLAN GİYİM SANAYİ VE TİCARET
 AKTAŞ ELEKTRİK TİCARET AŞ.
 ARSAN TEKSTİL TİCARET VE SANAYİ
 ALKİM KAĞIT SANAYİ VE TİCARET A.Ş.
 VAN-ET ENTEGRE ET SANAYİ VE TİCARET A.Ş.
 LİNK BİLGİSAYAR SİST. YAZILIMI VE DONANIMI SAN. VE TİC. A.Ş.
 SANKO PAZARLAMA İTH. İHR. A.Ş.
 TEK-ART TURİZM A.Ş.
 ALTINYUNUS ÇEŞME TURİSTİK TESİSLER A.Ş.
 MİGROS TÜRK T.A.Ş.
 AYEN ENERJİ A.Ş.
 ACIBADEM SAĞLIK HİZMETLERİ VE TİCARET A.Ş.
 DENTAŞ AMBALAJ VE KAĞIT SANAYİ A.Ş.
 AKSA AKRİLİK KİMYA SANAYİ A.Ş.
 ZORLU ENERJİ ELEKTRİK ÜRETİMİ OT.AŞ
 DENİZLİ CAM SANAYİİ VE TİCARET A.Ş.
 BATISÖKE SÖKE ÇİMENTO SANAYİİ T.A.Ş.

2003 Yılı

SERVE KIRTASIYE SANAYİ VE TİCA
 BEKO ELEKTRONİK A.Ş.
 PASTAVİLLA MAKARNACILIK
 OLMUKSA INTERNATIONAL PAPER-SABANCI AMB.SAN.VE TİC.A.Ş.
 ECZACIBAŞI YAPI GEREÇLERİ SANAYİ VE TİCARET A.Ş.
 GOLDAŞ KUYUMCULUK
 EGE ENDÜSTRİ VE TİCARET A.Ş.
 ZORLU ENERJİ ELEKTRİK ÜRETİMİ OT.AŞ
 LOGO YAZILIM SANAYİ VE TİCARET A.Ş.
 SODA SANAYİİ A.Ş.

DENTAŞ AMBALAJ VE KAĞIT SANAYİ A.Ş.
ADEL KALEMCİLİK TİCARET VE SANAYİ A.Ş.
ANADOLU GIDA SANAYİİ A.Ş.
ANADOLU CAM SANAYİİ A.Ş.
AK ENERJİ ELEKTRİK ÜRETİMİ OTOPRODÜKTÖR GRUBU A.Ş.
GENTAŞ GENEL METAL SANAYİ VE TİCARET A.Ş.
GÖLTAŞ GÖLLER BÖLGESİ ÇİMENTO SANAYİ VE TİCARET A.Ş.
GÜBRE FABRİKALARI T.A.Ş.
ERBOSAN ERCİYAS BORU SANAYİİ VE TİCARET A.Ş.
KARTONSAN KARTON SANAYİ VE TİCARET A.Ş.
KİPA KİTLE PAZARLAMA TİCARET VE GIDA SANAYİ A.Ş.
FENİŞ ALÜMİNYUM SANAYİ VE TİCARET A.Ş.
VESTEL ELEKTRONİK SANAYİ VE TİCARET A.Ş.
YÜNŞA YÜNLÜ SANAYİ VE TİCARET A.Ş.
MARSHALL BOYA VE VERNİK SANAYİİ A.Ş.

2004 Yılı

ALKİM KAĞIT SANAYİ VE TİCARET A.Ş.
TEK-ART TURİZM A.Ş.
AK ENERJİ ELEKTRİK ÜRETİMİ OTOPRODÜKTÖR GRUBU A.Ş.
ACIBADEM SAĞLIK HİZMETLERİ VE TİCARET A.Ş.
AKSA AKRİLİK KİMYA SANAYİ A.Ş.
LİO YAĞ SANAYİ VE TİCARET ANONİM ŞİRKETİ
NUH ÇİMENTO AŞ.
ERBOSAN ERCİYAS BORU SANAYİİ VE TİCARET AŞ.
ALARKO CARRIER SANAYİ VE TİCARET A.Ş.
HEKTAŞ TİCARET T.A.Ş.
KÜTAHYA PORSELEN SANAYİİ A.Ş.
LOGO YAZILIM SANAYİ VE TİCARET A.Ş.
MUTLU AKÜ VE MALZEMELERİ SANAYİ A.Ş.
BOLU ÇİMENTO SANAYİİ A.Ş.
BATISÖKE SÖKE ÇİMENTO SANAYİİ T.A.Ş.
BATIÇİM BATI ANADOLU ÇİMENTO SANAYİİ A.Ş.

PARK ELEKTRİK MADENCİLİK SANAYİ VE TİCARET A.Ş.
 ÇEMTAŞ ÇELİK MAKİNA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.
 SERVE KIRTASIYE SANAYİ VE TİCARET A.Ş.
 TÜPRAŞ-TÜRKİYE PETROL RAFİNERİLERİ A.Ş.
 DENTAŞ AMBALAJ VE KAĞIT SANAYİ A.Ş.
 VESTEL ELEKTRONİK SANAYİ VE TİCARET A.Ş.
 ZORLU ENERJİ ELEKTRİK ÜRETİMİ OTOPRODÜKTÖR GRUBU A.Ş.
 EGE ENDÜSTRİ VE TİCARET A.Ş.
 ENKA İNŞAAT VE SANAYİ A.Ş.

2005 Yılı

ALARKO CARRIER SANAYİ VE TİCARET A.Ş.
 BAGFAŞ BANDIRMA GÜBRE FABRİKALARI A.Ş.
 ASELSAN ELEKTRONİK SANAYİ VE TİCARET A.Ş.
 BOLU ÇİMENTO SANAYİİ A.Ş.
 BATISÖKE SÖKE ÇİMENTO SANAYİİ T.A.Ş.
 BURSA ÇİMENTO FABRİKASI A.Ş.
 BURÇELİK VANA SANAYİİ VE TİCARET A.Ş.
 LOGO YAZILIM SANAYİ VE TİCARET A.Ş.
 ECZACIBAŞI İLAÇ SANAYİ VE TİCARET A.Ş.
 GOODYEAR LASTİKLERİ T.A.Ş.
 KÜTAHYA PORSELEN SANAYİİ A.Ş.
 HEKTAŞ TİCARET T.A.Ş.
 LÜKS KADİFE TİCARET VE SANAYİİ A.Ş.
 AFYON ÇİMENTO SANAYİ T.A.Ş.
 MARMARİS MARTI OTEL İŞLETMELERİ A.Ş.
 MARDİN ÇİMENTO SANAYİİ VE TİCARET A.Ş.
 MUTLU AKÜ VE MALZEMELERİ SANAYİ A.Ş.
 NUH ÇİMENTO SANAYİ A.Ş.
 AKIN TEKSTİL A.Ş.
 ASELSAN ELEKTRONİK SANAYİ VE TİCARET A.Ş.
 LAFARGE ASLAN ÇİMENTO A.Ş.
 AYEN ENERJİ A.Ş.

SARKUYSAN ELEKTROLİTİK BAKIR SANAYİİ VE
 SERVE KIRTASIYE SANAYİ VE TİCARET A.Ş.
 BSH PROFİLO ELEKTRİKLİ GEREÇLER SANAYİİ A.Ş.
 SÖNMEZ FİLAMANT SENTETİK İPLİK VE ELYAF SANAYİ A.Ş.
 GÜBRE FABRİKALARI T.A.Ş.
 ÇEMTAŞ ÇELİK MAKİNA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.
 TÜPRAŞ-TÜRKİYE PETROL RAFİNERİLERİ A.Ş.
 USAŞ UÇAK SERVİSİ A.Ş.
 VAKKO TEKSTİL VE HAZIR GİYİM SANAYİ İŞLETMELERİ A.Ş.

2006 Yılı

ACIBADEM SAĞLIK HİZMETLERİ VE TİCARET A.Ş.
 ALARKO CARRIER SANAYİ VE TİCARET A.Ş.
 BAGFAŞ BANDIRMA GÜBRE FABRİKALARI A.Ş.
 ASELSAN ELEKTRONİK SANAYİ VE TİCARET A.Ş.
 LAFARGE ASLAN ÇİMENTO A.Ş.
 BOLU ÇİMENTO SANAYİİ A.Ş.
 BATISÖKE SÖKE ÇİMENTO SANAYİİ T.A.Ş.
 BURSA ÇİMENTO FABRİKASI A.Ş.

2007 Yılı

AFYON ÇİMENTO SANAYİ T.A.Ş.
 AFM ULUSLARARASI FİLM PRODÜKSİYON TİCARET VE SANAYİ A.Ş.

2008 Yılı

ASELSAN
 ALKİM ALKALİ KİMYA
 MUTLU AKU VE MALZEMELERİ A.S.

Zarar Eden Firmalar

1995 Yılı

TURK HAVA YOLLARI A.O.
SÖKSA-SİNOP ÖRME VE KONFEKSİYON SAN.VE TİC.A.Ş.
OKAN TEKSTİL SANAYİ VE TİCARET

1996 Yılı

FENİŞ ALÜMİNYUM SANAYİ VE TİCARET A.Ş.
TURK HAVA YOLLARI A.O
EMSAN PASLANMAZ ÇELİK SAN VE TİC A.Ş.

1997 Yılı

EMSAN BEŞYILDIZ ÇELİK SANAYİ VE TİCARET A.Ş.
EMSAN PASLANMAZ ÇELİK SAN VE TİC A.Ş.
GİMA GIDA VE İHTİYAÇ MADDELERİ T.A.Ş.
METAŞ İZMİR METALURJİ FABRİKASI T.A.Ş.
TÜPRAŞ-TÜRKİYE PETROL RAFİNERİLERİ A.Ş.

1998 Yılı

BAYRAKLI BOYA VE VERNİK SANAYİİ A.Ş.
EMSAN BEŞYILDIZ ÇELİK SANAYİ VE TİCARET A.Ş.
TÜMTEKS TEKSTİL SANAYİ VE TİCARET A.Ş.

1999 Yılı

APEKS DIŞ TİCARET A.Ş.
BİSAŞ TEKSTİL SANAYİ VE TİCARET A.Ş.
DURAN OFSET MATBAACILIK VE AMBALAJ SANAYİ A.Ş.
DOĞUSAN BORU SANAYİİ VE TİCARET A.Ş.
EMİNİŞ AMBALAJ SANAYİ VE TİCARET A.Ş.
KEPEZ ELEKTRİK T.A.Ş.
PARK TEKSTİL SAN
TÜMTEKS TEKSTİL SANAYİ VE TİCARET A.Ş.

2000 Yılı

ARAT TEKSTİL SANAYİ VE TİCARET A.Ş.
 BAYRAKLI BOYA VE VERNİK SANAYİİ A.Ş.
 BOYASAN TEKSTİL SANAYİ VE TİCARET A.Ş.
 BİRLİK MENSUCAT TİCARET VE SANAYİ İŞLETMELERİ A.Ş.
 BİSAŞ TEKSTİL SANAYİ VE TİCARET A.Ş.
 ÇBS BOYA KİMYA SANAYİİ VE TİCARETİ A.Ş.
 ÇUKUROVA ELEKTRİK A.Ş.
 DARDANEL ÖNENTAŞ GIDA SANAYİ A.Ş.
 GÜMÜŞSUYU HALI VE YER KAP SAN. VE TİC. A.Ş.
 KONİTEKS KONFEKSİYON ENDÜSTRİ VE TİCARET A.Ş.
 LÜKS KADİFE TİCARET VE SANAYİİ A.Ş.
 MEGES BOYA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.
 METAŞ İZMİR METALURJİ FABRİKASI T.A.Ş.
 MUDURNU TAVUKÇULUK A.Ş.
 PENGUEN GIDA SANAYİ A.Ş.
 SÖKTAŞ PAMUK VE TARIM ÜRÜ DEĞ. TİC.VE SAN. A.Ş.
 TEZSAN TAKIM TEZGÂHLARI SANAYİ VE TİCARET A.Ş.
 TÜMTEKS TEKSTİL SANAYİ VE TİCARET A.Ş.
 VİKİNG KÂĞIT VE SELÜLOZ A.Ş.

2001 Yılı

BERDAN TEKSTİL SANAYİ VE TİCARET A.Ş.
 BOYASAN TEKSTİL SANAYİ VE TİCARET A.Ş.
 ÇBS BOYA KİMYA SANAYİİ VE TİCARETİ A.Ş.
 ÇUKUROVA ELEKTRİK A.Ş.
 DARDANEL ÖNENTAŞ GIDA SANAYİ A.Ş.
 DEMİSAŞ DÖKÜM EMAYE MAMULLERİ SANAYİİ A.Ş.
 DOĞUSAN BORU SANAYİİ VE TİCARET A.Ş.
 DÖKTAŞ DÖKÜMCÜLÜK TİCARET VE SANAYİ A.Ş.
 EGS EGE GİYİM SANAYİ VE DIŞ TİCARET A.Ş.
 EGE PROFİL TİCARET VE SANAYİ A.Ş.

EGS EGESER GİYİM SANAYİ İÇ VE DIŞ TİCARET A.Ş.
 EMEK ELEKTRİK ENDÜSTRİ A.Ş.
 GOODYEAR LASTİKLERİ T.A.Ş.
 GORBON IŞIL SERAMİK A.Ş.
 IŞIKLAR AMBALAJ SANAYİİ VE TİCARET A. Ş.
 KENT GIDA MADDELERİ SANAYİİ VE TİCARET A.Ş.
 KEREVİTAŞ GIDA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.
 KELEBEK MOBİLYA VE KONTRPLAK SANAYİ A.Ş.
 KONİTEKS KONFEKSİYON ENDÜSTRİ VE TİCARET A.Ş.
 KONFRUT GIDA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.
 KÖYTAŞ TEKSTİL SANAYİ VE TİCARET A.Ş.
 KARDEMİR KARABÜK DEMİR ÇELİK SANAYİ VE TİCARET A.Ş.
 LÜKS KADİFE TİCARET VE SANAYİİ A.Ş.
 MEGES BOYA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.
 MENSA MENSUCAT SANAYİ VE TİCARET A.Ş.
 MİLLİYET GAZETECİLİK A.Ş.
 MUDURNU TAVUKÇULUK A.Ş.
 PİMAŞ PLASTİK İNŞAAT MALZEMELERİ A.Ş.
 T.TUBORG BİRA VE MALT SANAYİİ A.Ş.
 TANSAŞ PERAKENDE MAĞAZACILIK TİC. A.Ş.
 TURCAS PETROL A.Ş.
 UŞAK SERAMİK SANAYİİ A.Ş.
 VİKİNG KÂĞIT VE SELÜLOZ A.Ş.

2002 yılı

ARAT TEKSTİL SANAYİ VE TİCARET A.Ş.
 ÇBS BOYA KİMYA SANAYİİ VE TİCARETİ A.Ş.
 EGS EGESER GİYİM SANAYİ İÇ VE DIŞ TİCARET A.Ş.
 EGE SERAMİK SANAYİ VE TİCARET A.Ş.
 EGEPLAST EGE PLASTİK TİCARET VE SANAYİ A.Ş.
 ESEM SPOR GİYİM SANAYİ VE TİCARET A.Ş.
 ERSU MEYVE VE GIDA SANAYİ A.Ş.
 GİMA GIDA VE İHTİYAÇ MADDELERİ T.A.Ş.

GORBON IŞIL SERAMİK A.Ş.
 IŞIKLAR AMBALAJ SANAYİİ VE TİCARET A. Ş.
 KEREVİTAŞ GIDA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.
 KELEBEK MOBİLYA VE KONTRPLAK SANAYİ A.Ş.
 KARDEMİR KARABÜK DEMİR ÇELİK SANAYİ VE TİCARET A.Ş.
 MAKİNA TAKIM ENDÜSTRİSİ A.Ş.
 NET TURİZM TİCARET VE SANAYİ A.Ş.
 PİMAŞ PLASTİK İNŞAAT MALZEMELERİ A.Ş.
 ÇBS PRİNTAŞ BASKI MÜREKKEPLERİ VE GEREÇLERİ SANAYİ A.Ş.
 UŞAK SERAMİK SANAYİİ A.Ş.
 ÜNAL TARIM ÜRÜNLERİ İHRACAT VE SANAYİ A.Ş.
 VİKİNG KAĞIT VE SELÜLOZ A.Ş.

2003 Yılı

ALCATEL TELETAŞ TELEKOMÜ
 AK-AL TEKSTİL SANAYİİ A.Ş.
 ARAT TEKSTİL SANAYİ VE TİCARET A.Ş.
 AKIN TEKSTİL A.Ş.
 BOROVA YAPI ENDÜSTRİSİ A.Ş.
 ÇARŞI BÜYÜK MAĞAZACILIK A.Ş.
 EGS EGESER GİYİM SANAYİ İÇ VE DIŞ TİCARET A.Ş.
 EMEK ELEKTRİK ENDÜSTRİ A.Ş.
 ESEM SPOR GİYİM SANAYİ VE TİCARET A.Ş.
 FAVORİ DİNLENME YERLERİ A.Ş.
 FRİGO-PAK GIDA MADDELERİ SANAYİ VE TİCARET A.Ş.
 İZMİR DEMİR ÇELİK SANAYİ A.Ş.
 KENT GIDA MADDELERİ SANAYİİ VE TİCARET A.Ş.
 MİLPA TİCARİ VE SİNAİ ÜRÜNLER PAZ. SAN. VE TİC. A.Ş.
 NET TURİZM TİCARET VE SANAYİ A.Ş.
 PENGUEN GIDA SANAYİ A.Ş.
 PINAR SU SANAYİ VE TİCARET A.Ş.
 SASA DUPONT SABANCI POLYESTER SANAYİ A.Ş.
 TANSAS PERAKENDE MAĞAZACILIK TİC. A.Ş.

UŞAK SERAMİK SANAYİİ A.Ş.
YATAŞ YATAK VE YORGAN SAN. TİC. A.Ş.

2004 Yılı

ALTINYAĞ KOMBİNALARI A.Ş.
BERDAN TEKSTİL SANAYİ VE TİCARET A.Ş.
BOROVA YAPI ENDÜSTRİSİ A.Ş.
BİSAŞ TEKSTİL SANAYİ VE TİCARET A.Ş.
DERİMOD KONFEKSİYON AYAKKABI DERİ SAN. VE TİC. A.Ş.
EGEPLAST EGE PLASTİK TİCARET VE SANAYİ A.Ş.
GİMSAN GEDİZ İPLİK VE MENSUCAT SANAYİİ A.Ş.
HAZNEDAR REFRAKTER SANAYİİ A.Ş.
KONFRUT GIDA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.
MENSA MENSUCAT SANAYİ VE TİCARET A.Ş.
MENDERES TEKSTİL SANAYİ VE TİCARET A.Ş.
MERKO GIDA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.
OKAN TEKSTİL SANAYİ VE TİCARET
SELÇUK GIDA ENDÜSTRİ İHRACAT İTHALAT A.Ş.
ÜNAL TARIM ÜRÜNLERİ İHRACAT VE SANAYİ A.Ş.

2005 Yılı

ALCATEL TELETAŞ TELEKOMÜ
ARSAN TEKSTİL TİCARET VE SANAYİ A.Ş.
AK-AL TEKSTİL SANAYİİ A.Ş.
AKSA AKRİLİK KİMYA SANAYİ A.Ş.
AKSU İPLİK DOKUMA VE BOYA APRE FABRİKALARI T.A.Ş.
DURAN OFSET MATBAACILIK VE AMBALAJ SANAYİ A.Ş.
ECZACIBAŞI YAPI GEREÇLERİ SANAYİ VE TİC A.Ş.
ESEM SPOR GİYİM SANAYİ VE TİCARET A.Ş.
ESCORT COMPUTER ELEKTRONİK SANAYİ VE TİCARET A.Ş.
FEDERAL - MOGUL İZMİT PİSTON VE PİM ÜR TESİS A.Ş.
GİMSAN GEDİZ İPLİK VE MENSUCAT SANAYİİ A.Ş.

HAZNEDAR REFRAKTER SANAYİİ A.Ş.
KARSU TEKSTİL SANAYİİ VE TİCARET A.Ş.
LİNK BİLGİSAYAR SİST. YAZILIMI VE D SAN. VE TİC. A.Ş.
METEMTEKS TEKSTİL SANAYİ VE TİCARET A.Ş.
SELÇUK GIDA ENDÜSTRİ İHRACAT İTHALAT A.Ş.
VAN-ET ENTEGRE ET SANAYİ VE TİCARET A.Ş.

2006 Yılı

AKENERJİ ELEKTRİK ÜRETİM A.Ş.
AYEN ENERJİ A.Ş.
EDİP İPLİK SANAYİ VE TİCARET A.Ş.
ERSU MEYVE VE GIDA SANAYİ A.Ş.
PETROKENT TURİZM A.Ş.
PLASTİKKART AKILLI KART İLETİŞİM SİSTEMLERİ SAN VE TİC A.Ş.
ŞEKER PİLİÇ VE YEM SANAYİ TİCARET A.Ş.
UKİ ULUSLARARASI KONFEKSİYON İMALAT VE TİC A.Ş.
ÜLKER GIDA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.

2007 Yılı

MARMARİS ALTINYUNUS TURİSTİK TESİSLER A.Ş.

2008 Yılı

BEŞİKTAŞ FUTBOL YATIRIMLARI SANAYİ VE TİCARET A.Ş.

EK: 2**Başarısızlıktan Bir Yıl Öncesi İçin Diskriminant Analizi Sonuçları****Analysis Case Processing Summary**

Unweighted Cases		N	Percent
Valid		298	100,0
Excluded	Missing or out-of-range group codes	0	,0
	At least one missing discriminating variable	0	,0
	Both missing or out-of-range group codes and at least one missing discriminating variable	0	,0
Total		0	,0
Total		298	100,0

Box's Test of Equality of Covariance Matrices**Log Determinants**

VAR00001	Rank	Log Determinant
1,00	7	2,066
2,00	7	1,931
Pooled within-groups	7	9,254

The ranks and natural logarithms of determinants printed are those of the group covariance matrices.

Test Results

Box's M	2143,400
F	74,516
Approx.	
df1	28
df2	219680,620
Sig.	,000

Tests null hypothesis of equal population covariance matrices.

Stepwise Statistics

Variables Entered/Removed(a,b,c,d)

Step	Entered	Wilks' Lambda							
		Statistic	df1	df2	df3	Statistic	df1	df2	Sig.
1	VAR00012	,684	1	1	296,000	136,872	1	296,000	,000
2	VAR00008	,604	2	1	296,000	96,628	2	295,000	,000
3	VAR00003	,543	3	1	296,000	82,439	3	294,000	,000
4	VAR00018	,521	4	1	296,000	67,365	4	293,000	,000
5	VAR00021	,504	5	1	296,000	57,406	5	292,000	,000
6	VAR00017	,490	6	1	296,000	50,526	6	291,000	,000
7	VAR00010	,483	7	1	296,000	44,307	7	290,000	,000

At each step, the variable that minimizes the overall Wilks' Lambda is entered.

a Maximum number of steps is 50.

b Minimum partial F to enter is 3.84.

c Maximum partial F to remove is 2.71.

d F level, tolerance, or VIN insufficient for further computation.

Summary of Canonical Discriminant Functions

Eigenvalues

Function	Eigenvalue	% of Variance	Cumulative %	Canonical Correlation
1	1,069(a)	100,0	100,0	,719

a First 1 canonical discriminant functions were used in the analysis.

Wilks' Lambda

Test of Function(s)	Wilks' Lambda	Chi-square	df	Sig.
1	,483	212,735	7	,000

Standardized Canonical Discriminant Function Coefficients

	Function
	1
VAR00003	,524
VAR00008	,587
VAR00010	-,180
VAR00012	-,556
VAR00017	-,284
VAR00018	,403
VAR00021	,254

Canonical Discriminant Function Coefficients

	Function
	1
VAR00003	,485
VAR00008	1,089
VAR00010	-,044
VAR00012	-1,604
VAR00017	-,078
VAR00018	2,148
VAR00021	,001
(Constant)	-1,007

Unstandardized coefficients

	Predicted Group		

Casewise Statistics

		Highest Group				Second Highest Group				Discriminant Scores
Actual Group	Predicted Group	P	df	P(G=g D=d)	Squared Mahalanobis Distance to Centroid	Group	P(G=g D=d)	Squared Mahalanobis Distance to Centroid	Function 1	
1	1	1	,812	1	,895	,056	2	,105	3,496	,597
2	1	1	,218	1	,995	1,517	2	,005	11,151	2,066
3	1	1	,191	1	,995	1,708	2	,005	11,657	2,141
4	1	1	,364	1	,990	,823	2	,010	9,088	1,742
5	1	1	,616	1	,830	,252	2	,170	2,578	,333
6	1	1	,473	1	,985	,514	2	,015	7,978	1,551
7	1	1	,777	1	,886	,080	2	,114	3,329	,552
8	1	1	,863	1	,953	,030	2	,047	5,201	1,008
9	1	1	,932	1	,944	,007	2	,056	4,806	,919
10	1	1	,018	1	1,000	5,574	2	,000	19,967	3,195
11	1	1	,411	1	,713	,676	2	,287	1,652	,012
12	1	1	,681	1	,855	,169	2	,145	2,878	,423
13	1	1	,781	1	,887	,077	2	,113	3,347	,557
14	1	1	,354	1	,666	,860	2	,334	1,393	-,093
15	1	1	,011	1	1,000	6,545	2	,000	21,769	3,393
16	1	1	,524	1	,786	,406	2	,214	2,161	,197
17	1	1	,755	1	,964	,097	2	,036	5,854	1,147
18	1	1	,653	1	,845	,203	2	,155	2,747	,384
19	1	1	,289	1	,992	1,126	2	,008	10,041	1,896
20	1	1	,933	1	,944	,007	2	,056	4,804	,919
21	1	1	,622	1	,833	,243	2	,167	2,607	,341
22	1	1	,254	1	,994	1,304	2	,006	10,558	1,976
23	1	1	,396	1	,988	,720	2	,012	8,739	1,683
24	1	1	,623	1	,975	,242	2	,025	6,757	1,326
25	1	1	,384	1	,691	,759	2	,309	1,529	-,037
26	1	1	,557	1	,980	,345	2	,020	7,260	1,422
27	1	1	,448	1	,739	,577	2	,261	1,818	,075
28	1	1	,939	1	,943	,006	2	,057	4,768	,911
29	1	1	,377	1	,989	,780	2	,011	8,943	1,718
30	1	1	,604	1	,825	,269	2	,175	2,525	,316
31	1	1	,502	1	,983	,451	2	,017	7,722	1,506
32	1	1	,959	1	,927	,003	2	,073	4,228	,783
33	1	2(**)	,410	1	,515	,680	1	,485	1,646	-,448
34	1	1	,867	1	,908	,028	2	,092	3,763	,667
35	1	1	,259	1	,993	1,275	2	,007	10,475	1,964
36	1	1	,373	1	,683	,792	2	,317	1,482	-,056
37	1	1	,930	1	,921	,008	2	,079	4,080	,747
38	1	1	,504	1	,983	,447	2	,017	7,706	1,503
39	1	1	,567	1	,808	,328	2	,192	2,355	,262

** Misclassified case

		Highest Group				Second Highest Group				Discriminant Scores
Actual Group	Predicted Group	P	df	P(G=g D=d)	Squared Mahalanobis Distance to Centroid	Group	P(G=g D=d)	Squared Mahalanobis Distance to Centroid	Function 1	
40	1	1	,829	1	,899	,047	2	,101	3,576	,618
41	1	1	,280	1	,993	1,167	2	,007	10,162	1,915
42	1	1	,882	1	,951	,022	2	,049	5,089	,983
43	1	1	,756	1	,964	,097	2	,036	5,849	1,145
44	1	1	,477	1	,984	,507	2	,016	7,949	1,546
45	1	1	,760	1	,964	,093	2	,036	5,823	1,140
46	1	1	,956	1	,940	,003	2	,060	4,676	,889
47	1	1	,973	1	,929	,001	2	,071	4,302	,801
48	1	1	,378	1	,687	,776	2	,313	1,504	-,047
49	1	1	,395	1	,988	,723	2	,012	8,748	1,685
50	1	1	,931	1	,944	,007	2	,056	4,812	,921
51	1	1	,980	1	,930	,001	2	,070	4,334	,809
52	1	1	,900	1	,915	,016	2	,085	3,927	,709
53	1	1	,500	1	,772	,456	2	,228	2,051	,159
54	1	1	,578	1	,978	,309	2	,022	7,094	1,391
55	1	1	,018	1	1,000	5,634	2	,000	20,080	3,208
56	1	1	,281	1	,993	1,164	2	,007	10,153	1,913
57	1	1	,254	1	,559	1,303	2	,441	,933	-,307
58	1	2(**)	,510	1	,601	,434	1	,399	2,099	-,614
59	1	1	,890	1	,913	,019	2	,087	3,877	,696
60	1	2(**)	,610	1	,674	,260	1	,326	2,553	-,763
61	1	1	,693	1	,860	,156	2	,140	2,934	,440
62	1	1	,148	1	,997	2,090	2	,003	12,625	2,280
63	1	1	,496	1	,983	,463	2	,017	7,773	1,515
64	1	1	,672	1	,852	,180	2	,148	2,834	,411
65	1	1	,570	1	,810	,322	2	,190	2,372	,267
66	1	1	,348	1	,990	,879	2	,010	9,273	1,772
67	1	1	,663	1	,849	,190	2	,151	2,794	,399
68	1	1	,943	1	,924	,005	2	,076	4,145	,763
69	1	1	,186	1	,996	1,751	2	,004	11,771	2,158
70	1	1	,746	1	,965	,105	2	,035	5,910	1,158
71	1	1	,870	1	,909	,027	2	,091	3,778	,671
72	1	1	,403	1	,988	,701	2	,012	8,670	1,672
73	1	1	,496	1	,983	,464	2	,017	7,778	1,516
74	1	1	,360	1	,671	,838	2	,329	1,421	-,081
75	1	1	,227	1	,994	1,459	2	,006	10,992	2,042
76	1	1	,783	1	,887	,076	2	,113	3,356	,559
77	1	1	,922	1	,920	,010	2	,080	4,039	,737
78	1	1	,712	1	,968	,137	2	,032	6,135	1,204
79	1	1	,861	1	,907	,031	2	,093	3,734	,659

** Misclassified case

		Highest Group			Second Highest Group			Discriminant Scores		
Actual Group	Predicted Group	P	df	P(G=g D=d)	Squared Mahalanobis Distance to Centroid	Group	P(G=g D=d)	Squared Mahalanobis Distance to Centroid	Function 1	
80	1	1	,607	1	,826	,264	2	,174	2,540	,321
81	1	1	,234	1	,994	1,415	2	,006	10,870	2,024
82	1	1	,762	1	,964	,092	2	,036	5,810	1,138
83	1	1	,821	1	,897	,051	2	,103	3,539	,608
84	1	1	,676	1	,971	,175	2	,029	6,380	1,253
85	1	1	,591	1	,819	,289	2	,181	2,465	,297
86	1	1	,787	1	,961	,073	2	,039	5,656	1,105
87	1	1	,675	1	,971	,176	2	,029	6,383	1,253
88	1	2(**)	,733	1	,747	,116	1	,253	3,121	-,932
89	1	1	,412	1	,713	,674	2	,287	1,655	,013
90	1	1	,664	1	,849	,189	2	,151	2,797	,400
91	1	1	,501	1	,983	,453	2	,017	7,731	1,508
92	1	1	,356	1	,667	,853	2	,333	1,402	-,089
93	1	1	,243	1	,546	1,360	2	,454	,886	-,332
94	1	1	,493	1	,983	,469	2	,017	7,797	1,519
95	1	1	,922	1	,920	,010	2	,080	4,039	,737
96	1	1	,571	1	,979	,321	2	,021	7,150	1,401
97	1	1	,534	1	,791	,387	2	,209	2,205	,212
98	1	1	,791	1	,889	,070	2	,111	3,395	,570
99	1	1	,968	1	,928	,002	2	,072	4,275	,795
100	1	1	,697	1	,970	,151	2	,030	6,231	1,223
101	1	1	,824	1	,898	,049	2	,102	3,556	,613
102	1	1	,660	1	,973	,193	2	,027	6,486	1,274
103	1	1	,069	1	,998	3,304	2	,002	15,407	2,652
104	1	1	,696	1	,860	,153	2	,140	2,947	,444
105	1	1	,946	1	,924	,005	2	,076	4,159	,766
106	1	1	,790	1	,889	,071	2	,111	3,390	,568
107	1	1	,439	1	,986	,598	2	,014	8,299	1,608
108	1	1	,057	1	,999	3,632	2	,001	16,106	2,740
109	1	1	,164	1	,996	1,937	2	,004	12,245	2,226
110	1	1	,729	1	,967	,120	2	,033	6,024	1,181
111	1	1	,386	1	,989	,752	2	,011	8,849	1,702
112	1	1	,887	1	,950	,020	2	,050	5,062	,977
113	1	1	,299	1	,612	1,078	2	,388	1,143	-,204
114	1	1	,814	1	,895	,055	2	,105	3,505	,599
115	1	1	,658	1	,847	,196	2	,153	2,771	,392
116	1	1	,262	1	,569	1,258	2	,431	,972	-,287
117	1	1	,008	1	1,000	7,113	2	,000	22,796	3,502
118	1	1	,561	1	,805	,339	2	,195	2,327	,253
119	1	1	,580	1	,814	,306	2	,186	2,415	,281

** Misclassified case

		Highest Group				Second Highest Group				Discriminant Scores
Actual Group	Predicted Group	P	df	P(G=g D=d)	Squared Mahalanobis Distance to Centroid	Group	P(G=g D=d)	Squared Mahalanobis Distance to Centroid	Function 1	
120	1	1	,712	1	,968	,136	2	,032	6,131	1,203
121	1	1	,690	1	,858	,159	2	,142	2,920	,436
122	1	1	,996	1	,933	,000	2	,067	4,418	,829
123	1	2(**)	,606	1	,671	,266	1	,329	2,533	-,757
124	1	1	,125	1	,997	2,355	2	,003	13,266	2,369
125	1	1	,403	1	,707	,700	2	,293	1,614	-,002
126	1	2(**)	,503	1	,595	,449	1	,405	2,066	-,603
127	1	1	,467	1	,752	,529	2	,248	1,905	,107
128	1	2(**)	,769	1	,765	,086	1	,235	3,289	-,979
129	1	1	,382	1	,690	,763	2	,310	1,523	-,039
130	1	2(**)	,857	1	,898	,033	1	,102	5,234	-1,453
131	1	1	,931	1	,921	,007	2	,079	4,086	,748
132	1	1	,695	1	,970	,154	2	,030	6,248	1,227
133	1	1	,271	1	,993	1,211	2	,007	10,292	1,935
134	1	1	,579	1	,978	,308	2	,022	7,090	1,390
135	1	1	,603	1	,977	,271	2	,023	6,907	1,355
136	1	1	,162	1	,996	1,953	2	,004	12,284	2,232
137	1	1	,803	1	,960	,062	2	,040	5,555	1,084
138	1	1	,374	1	,683	,792	2	,317	1,483	-,055
139	1	2(**)	,727	1	,743	,122	1	,257	3,091	-,924
140	1	1	,547	1	,798	,363	2	,202	2,265	,232
141	1	1	,006	1	1,000	7,696	2	,000	23,831	3,609
142	1	1	,850	1	,954	,036	2	,046	5,273	1,023
143	1	1	,512	1	,982	,429	2	,018	7,632	1,490
144	1	1	,463	1	,749	,540	2	,251	1,885	,100
145	1	1	,374	1	,989	,791	2	,011	8,980	1,724
146	1	2(**)	,726	1	,743	,123	1	,257	3,087	-,922
147	1	1	,784	1	,887	,075	2	,113	3,361	,560
148	1	1	,491	1	,767	,474	2	,233	2,014	,146
149	1	1	,497	1	,770	,462	2	,230	2,038	,155
150	1	1	,502	1	,983	,450	2	,017	7,718	1,505
151	1	1	,281	1	,592	1,161	2	,408	1,061	-,243
152	1	1	,310	1	,992	1,029	2	,008	9,746	1,849
153	1	1	,884	1	,950	,021	2	,050	5,075	,980
154	1	1	,217	1	,510	1,523	2	,490	,762	-,400
155	1	1	,585	1	,978	,298	2	,022	7,043	1,381
156	1	1	,539	1	,981	,378	2	,019	7,411	1,449
157	1	1	,425	1	,724	,635	2	,276	1,717	,038
158	1	1	,730	1	,967	,119	2	,033	6,017	1,180
159	1	1	,745	1	,965	,106	2	,035	5,919	1,160

** Misclassified case

		Highest Group				Second Highest Group			Discriminant Scores	
Actual Group	Predicted Group	P	df	P(G=g D=d)	Squared Mahalanobis Distance to Centroid	Group	P(G=g D=d)	Squared Mahalanobis Distance to Centroid	Function 1	
160	1	1	,390	1	,989	,740	2	,011	8,806	1,695
161	1	1	,535	1	,792	,386	2	,208	2,210	,214
162	1	1	,477	1	,758	,506	2	,242	1,949	,123
163	1	1	,993	1	,935	,000	2	,065	4,478	,843
164	1	2(**)	,774	1	,768	,082	1	,232	3,316	-,986
165	1	2(**)	,435	1	,539	,608	1	,461	1,762	-,493
166	1	1	,362	1	,673	,830	2	,327	1,431	-,077
167	1	1	,682	1	,856	,168	2	,144	2,882	,425
168	1	1	,427	1	,725	,632	2	,275	1,723	,040
169	1	1	,876	1	,910	,024	2	,090	3,809	,679
170	1	1	,764	1	,882	,090	2	,118	3,266	,534
171	1	1	,506	1	,776	,442	2	,224	2,081	,170
172	1	1	,121	1	,997	2,409	2	,003	13,394	2,387
173	1	1	,672	1	,972	,180	2	,028	6,408	1,258
174	1	1	,382	1	,690	,764	2	,310	1,521	-,040
175	1	1	,371	1	,681	,801	2	,319	1,471	-,060
176	1	2(**)	,599	1	,666	,277	1	,334	2,501	-,747
177	1	1	,930	1	,944	,008	2	,056	4,821	,923
178	1	1	,906	1	,916	,014	2	,084	3,960	,717
179	1	1	,360	1	,671	,839	2	,329	1,420	-,081
180	1	1	,913	1	,918	,012	2	,082	3,993	,725
181	2	2	,612	1	,674	,258	1	,326	2,559	-,765
182	2	2	,607	1	,671	,265	1	,329	2,537	-,758
183	2	2	,404	1	,972	,695	1	,028	8,650	-2,107
184	2	2	,566	1	,643	,329	1	,357	2,353	-,699
185	2	2	,577	1	,651	,311	1	,349	2,403	-,715
186	2	1(**)	,330	1	,644	,948	2	,356	1,285	-,139
187	2	2	,993	1	,860	,000	1	,140	4,477	-1,281
188	2	2	,880	1	,892	,023	1	,108	5,099	-1,424
189	2	2	,589	1	,950	,291	1	,050	7,007	-1,813
190	2	2	,424	1	,970	,639	1	,030	8,448	-2,072
191	2	2	,970	1	,867	,001	1	,133	4,601	-1,310
192	2	2	,946	1	,839	,005	1	,161	4,158	-1,205
193	2	2	,654	1	,940	,201	1	,060	6,532	-1,721
194	2	2	,600	1	,948	,275	1	,052	6,929	-1,798
195	2	2	,978	1	,865	,001	1	,135	4,559	-1,301
196	2	2	,191	1	,990	1,713	1	,010	11,671	-2,582
197	2	2	,878	1	,814	,024	1	,186	3,817	-1,119
198	2	1(**)	,471	1	,755	,519	2	,245	1,923	,114
199	2	2	,118	1	,994	2,438	1	,006	13,462	-2,835

** Misclassified case

		Highest Group				Second Highest Group				Discriminant Scores
Actual Group	Predicted Group	P	df	P(G=g D=d)	Squared Mahalanobis Distance to Centroid	Group	P(G=g D=d)	Squared Mahalanobis Distance to Centroid	Function 1	
200	2	2	,665	1	,938	,188	1	,062	6,456	-1,706
201	2	1(**)	,408	1	,711	,684	2	,289	1,639	,007
202	2	2	,009	1	,999	6,827	1	,001	22,282	-3,886
203	2	2	,639	1	,942	,220	1	,058	6,641	-1,743
204	2	2	,812	1	,909	,056	1	,091	5,498	-1,510
205	2	2	,000	1	1,000	15,513	1	,000	36,555	-5,212
206	2	2	,615	1	,946	,253	1	,054	6,816	-1,776
207	2	2	,946	1	,840	,005	1	,160	4,161	-1,205
208	2	2	,788	1	,914	,072	1	,086	5,648	-1,542
209	2	2	,229	1	,987	1,448	1	,013	10,961	-2,476
210	2	2	,564	1	,642	,333	1	,358	2,343	-,696
211	2	1(**)	,370	1	,680	,804	2	,320	1,466	-,062
212	2	2	,740	1	,750	,110	1	,250	3,153	-,941
213	2	2	,145	1	,992	2,121	1	,008	12,701	-2,729
214	2	2	,810	1	,784	,058	1	,216	3,486	-1,033
215	2	2	,476	1	,574	,508	1	,426	1,946	-,560
216	2	2	,982	1	,864	,001	1	,136	4,539	-1,296
217	2	2	,444	1	,546	,587	1	,454	1,800	-,507
218	2	2	,880	1	,815	,023	1	,185	3,830	-1,123
219	2	2	,641	1	,693	,217	1	,307	2,695	-,807
220	2	2	,686	1	,934	,164	1	,066	6,312	-1,678
221	2	2	,793	1	,776	,069	1	,224	3,404	-1,010
222	2	2	,798	1	,779	,066	1	,221	3,428	-1,017
223	2	2	,416	1	,521	,662	1	,479	1,674	-,459
224	2	2	,960	1	,845	,003	1	,155	4,232	-1,223
225	2	2	,859	1	,898	,032	1	,102	5,224	-1,451
226	2	2	,850	1	,900	,036	1	,100	5,273	-1,462
227	2	2	,467	1	,965	,529	1	,035	8,035	-2,000
228	2	2	,922	1	,831	,010	1	,169	4,039	-1,175
229	2	1(**)	,412	1	,714	,672	2	,286	1,658	,014
230	2	2	,150	1	,992	2,068	1	,008	12,571	-2,711
231	2	1(**)	,335	1	,648	,931	2	,352	1,305	-,130
232	2	1(**)	,248	1	,552	1,336	2	,448	,905	-,321
233	2	2	,884	1	,816	,021	1	,184	3,847	-1,127
234	2	2	,962	1	,870	,002	1	,130	4,644	-1,321
235	2	2	,658	1	,704	,196	1	,296	2,771	-,830
236	2	2	,440	1	,543	,596	1	,457	1,783	-,501
237	2	2	,640	1	,693	,219	1	,307	2,689	-,805
238	2	2	,893	1	,889	,018	1	,111	5,029	-1,408
239	2	2	,122	1	,994	2,387	1	,006	13,341	-2,818

** Misclassified case

		Highest Group				Second Highest Group				Discriminant Scores
Actual Group	Predicted Group	P	df	P(G=g D=d)	Squared Mahalanobis Distance to Centroid	Group	P(G=g D=d)	Squared Mahalanobis Distance to Centroid	Function 1	
240	2	1(**)	,319	1	,632	,994	2	,368	1,233	-,163
241	2	2	,477	1	,574	,506	1	,426	1,949	-,561
242	2	2	,108	1	,994	2,578	1	,006	13,787	-2,879
243	2	2	,303	1	,981	1,061	1	,019	9,844	-2,303
244	2	2	,525	1	,613	,404	1	,387	2,167	-,637
245	2	1(**)	,419	1	,719	,652	2	,281	1,690	,027
246	2	1(**)	,250	1	,554	1,323	2	,446	,916	-,316
247	2	2	,717	1	,738	,131	1	,262	3,047	-,911
248	2	2	,859	1	,806	,032	1	,194	3,722	-1,095
249	2	2	,629	1	,686	,233	1	,314	2,639	-,790
250	2	2	,710	1	,930	,138	1	,070	6,148	-1,645
251	2	2	,240	1	,986	1,381	1	,014	10,776	-2,448
252	2	2	,491	1	,586	,474	1	,414	2,013	-,584
253	2	2	,981	1	,852	,001	1	,148	4,341	-1,249
254	2	2	,866	1	,809	,029	1	,191	3,758	-1,104
255	2	2	,641	1	,693	,218	1	,307	2,692	-,806
256	2	2	,482	1	,578	,495	1	,422	1,970	-,569
257	2	2	,711	1	,735	,137	1	,265	3,019	-,903
258	2	2	,639	1	,692	,220	1	,308	2,684	-,804
259	2	2	,872	1	,811	,026	1	,189	3,786	-1,111
260	2	2	,736	1	,748	,114	1	,252	3,133	-,936
261	2	2	,867	1	,896	,028	1	,104	5,174	-1,440
262	2	2	,600	1	,667	,275	1	,333	2,508	-,749
263	2	2	,063	1	,997	3,460	1	,003	15,742	-3,133
264	2	2	,726	1	,743	,123	1	,257	3,087	-,923
265	2	2	,611	1	,674	,259	1	,326	2,556	-,764
266	2	2	,881	1	,815	,023	1	,185	3,831	-1,123
267	2	2	,652	1	,940	,204	1	,060	6,549	-1,725
268	2	2	,637	1	,691	,222	1	,309	2,676	-,801
269	2	2	,918	1	,829	,011	1	,171	4,018	-1,170
270	2	2	,848	1	,901	,037	1	,099	5,288	-1,465
271	2	2	,660	1	,705	,194	1	,295	2,779	-,833
272	2	2	,813	1	,909	,056	1	,091	5,496	-1,510
273	2	2	,716	1	,737	,133	1	,263	3,038	-,909
274	2	1(**)	,225	1	,521	1,473	2	,479	,799	-,379
275	2	2	,795	1	,913	,067	1	,087	5,604	-1,533
276	2	2	,896	1	,821	,017	1	,179	3,908	-1,142
277	2	2	,735	1	,925	,114	1	,075	5,980	-1,611
278	2	2	,560	1	,639	,340	1	,361	2,324	-,690
279	2	2	,254	1	,985	1,302	1	,015	10,553	-2,414

** Misclassified case

		Highest Group				Second Highest Group				Discriminant Scores
Actual Group	Predicted Group	P	df	P(G=g D=d)	Squared Mahalanobis Distance to Centroid	Group	P(G=g D=d)	Squared Mahalanobis Distance to Centroid	Function 1	
280	2	2	,669	1	,710	,183	1	,290	2,822	-,845
281	2	2	,410	1	,515	,680	1	,485	1,646	-,448
282	2	2	,607	1	,671	,265	1	,329	2,537	-,758
283	2	2	,583	1	,655	,301	1	,345	2,430	-,724
284	2	2	,000	1	1,000	62,935	1	,000	100,815	-9,206
285	2	2	,719	1	,739	,129	1	,261	3,055	-,913
286	2	2	,400	1	,973	,707	1	,027	8,693	-2,114
287	2	1(**)	,257	1	,563	1,284	2	,437	,949	-,299
288	2	2	,684	1	,719	,166	1	,281	2,891	-,866
289	2	2	,489	1	,584	,480	1	,416	2,002	-,580
290	2	2	,770	1	,765	,086	1	,235	3,294	-,980
291	2	2	,532	1	,618	,390	1	,382	2,199	-,648
292	2	1(**)	,211	1	,501	1,567	2	,499	,732	-,417
293	2	1(**)	,402	1	,706	,702	2	,294	1,612	-,003
294	2	1(**)	,291	1	,603	1,114	2	,397	1,107	-,221
295	2	2	,701	1	,931	,147	1	,069	6,206	-1,657
296	2	2	,641	1	,942	,217	1	,058	6,622	-1,739
297	2	2	,868	1	,896	,028	1	,104	5,170	-1,439
298	2	2	,430	1	,534	,623	1	,466	1,737	-,484

** Misclassified case

EK: 3**Başarısızlıktan İki Yıl Önceki Diskriminant Analizi Sonuçları****Analysis Case Processing Summary**

Unweighted Cases		N	Percent
Valid		300	100,0
Exclude	Missing or out-of-range group codes	0	,0
	At least one missing discriminating variable	0	,0
	Both missing or out-of-range group codes and at least one missing discriminating variable	0	,0
	Total	0	,0
Total		300	100,0

Box's Test of Equality of Covariance Matrices**Log Determinants**

	Rank	Log Determinant
VAR00001		
1,00	9	-2,718
2,00	9	-,585
Pooled within-groups	9	1,522

The ranks and natural logarithms of determinants printed are those of the group covariance matrices.

Test Results

Box's M	988,507
F	21,253
Approx.	
df1	45
df2	253448,745
Sig.	,000

Tests null hypothesis of equal population covariance matrices.

Stepwise Statistics

Variables Entered/Removed(a,b,c,d)

Step	Entered	Wilks' Lambda							
		Statistic	df1	df2	df3	Exact F Statistic	df1	df2	Sig.
1	VAR00012	,676	1	1	298,000	142,655	1	298,000	,000
2	VAR00008	,617	2	1	298,000	92,312	2	297,000	,000
3	VAR00015	,549	3	1	298,000	80,891	3	296,000	,000
4	VAR00011	,510	4	1	298,000	70,892	4	295,000	,000
5	VAR00017	,482	5	1	298,000	63,212	5	294,000	,000
6	VAR00023	,460	6	1	298,000	57,306	6	293,000	,000
7	VAR00021	,448	7	1	298,000	51,444	7	292,000	,000
8	VAR00024	,435	8	1	298,000	47,257	8	291,000	,000
9	VAR00026	,424	9	1	298,000	43,749	9	290,000	,000

At each step, the variable that minimizes the overall Wilks' Lambda is entered.

a Maximum number of steps is 50.

b Minimum partial F to enter is 3.84.

c Maximum partial F to remove is 2.71.

d F level, tolerance, or VIN insufficient for further computation.

Summary of Canonical Discriminant Functions

Eigenvalues

Function	Eigenvalue	% of Variance	Cumulative %	Canonical Correlation
1	1,358(a)	100,0	100,0	,759

a First 1 canonical discriminant functions were used in the analysis.

Wilks' Lambda

Test of Function(s)	Wilks' Lambda	Chi-square	df	Sig.
1	,424	251,734	9	,000

Standardized Canonical Discriminant Function Coefficients

	Function
	1
VAR00008	,496
VAR00011	,512
VAR00012	-1,192
VAR00015	,454
VAR00017	-,344
VAR00021	,255
VAR00023	,491
VAR00024	-,346
VAR00026	,213

Canonical Discriminant Function Coefficients

	Function
	1
VAR00008	,844
VAR00011	2,621
VAR00012	-4,133
VAR00015	2,150
VAR00017	-,100
VAR00021	,002
VAR00023	,385
VAR00024	-,025
VAR00026	2,835
(Constant)	-,043

Unstandardized coefficients

Canonical Discriminant Function Coefficients

	Function
	1
VAR00008	,844
VAR00011	2,621
VAR00012	-4,133
VAR00015	2,150
VAR00017	-,100
VAR00021	,002
VAR00023	,385
VAR00024	-,025
VAR00026	2,835
(Constant)	-,043

Unstandardized coefficients

	Predicted Group		

Casewise Statistics

		Highest Group				Second Highest Group				Discriminant Scores
Actual Group	Predicted Group	P	df	P(G=g D=d)	Squared Mahalanobis Distance to Centroid	Group	P(G=g D=d)	Squared Mahalanobis Distance to Centroid	Function 1	
1	1	1	0,589	1	0,851558	0,292535	2	0,148442	3,249761	0,474684
2	1	1	0,002	1	0,999969	9,891468	2	3,09E-05	30,12522	4,160619
3	1	1	0,548	1	0,833039	0,360496	2	0,166961	3,038611	0,415136
4	1	1	0,910	1	0,939925	0,012712	2	0,060075	4,976591	0,902802
5	1	1	0,328	1	0,673517	0,95505	2	0,326483	1,866797	0,038282
6	1	1	0,759	1	0,976662	0,094288	2	0,023338	7,025885	1,322613
7	1	2	0,298	1	0,509284	1,084662	1	0,490716	1,695474	-0,28655
8	1	1	0,663	1	0,982648	0,190203	2	0,017352	7,726716	1,451672
9	1	1	0,576	1	0,986959	0,313437	2	0,013041	8,429901	1,575404
10	1	1	0,840	1	0,926916	0,040938	2	0,073084	4,584926	0,813218
11	1	1	0,659	1	0,982852	0,194718	2	0,017148	7,755353	1,456818
12	1	1	0,709	1	0,979952	0,139383	2	0,020048	7,381623	1,388889
13	1	1	0,456	1	0,779969	0,556926	2	0,220031	2,551368	0,269275
14	1	2	0,421	1	0,643421	0,648772	1	0,356579	2,365785	-0,52256
15	1	1	0,006	1	0,999917	7,420576	2	8,28E-05	25,68106	3,739622
16	1	1	0,841	1	0,970259	0,040322	2	0,029741	6,473855	1,216352
17	1	1	0,518	1	0,989332	0,41807	2	0,010668	8,941046	1,662133
18	1	1	0,563	1	0,987507	0,334563	2	0,012493	8,538019	1,593963
19	1	1	0,690	1	0,888956	0,158939	2	0,111044	3,782645	0,616877
20	1	1	0,715	1	0,979578	0,133439	2	0,020422	7,337961	1,380841
21	1	1	0,310	1	0,995481	1,031799	2	0,004519	11,28523	2,031324
22	1	1	0,150	1	0,998327	2,076514	2	0,001673	14,32309	2,456561
23	1	1	0,965	1	0,957559	0,001888	2	0,042441	5,697882	1,058998
24	1	1	0,641	1	0,983806	0,217245	2	0,016194	7,894244	1,481644
25	1	2	0,364	1	0,586439	0,824989	1	0,413561	2,060045	-0,41974
26	1	1	0,955	1	0,958809	0,003222	2	0,041191	5,761615	1,072311
27	1	1	0,649	1	0,983396	0,207258	2	0,016604	7,833453	1,470805
28	1	1	0,948	1	0,945913	0,004256	2	0,054087	5,190829	0,950314
29	1	1	0,246	1	0,573835	1,343988	2	0,426165	1,402494	-0,14376
30	1	1	0,217	1	0,997285	1,522588	2	0,002715	12,79855	2,249481
31	1	1	0,502	1	0,989929	0,450809	2	0,010071	9,090211	1,686972
32	1	1	0,848	1	0,969626	0,03669	2	0,030374	6,426832	1,207094
33	1	2	0,509	1	0,717238	0,435793	1	0,282762	2,83393	-0,66788
34	1	1	0,321	1	0,666045	0,983435	2	0,333955	1,82761	0,023866
35	1	1	0,001	1	0,999976	10,63199	2	2,36E-05	31,40759	4,276222
36	1	1	0,630	1	0,984364	0,231652	2	0,015636	7,979928	1,496851
37	1	1	0,393	1	0,993413	0,72949	2	0,006587	10,22513	1,869651
38	1	1	0,929	1	0,961681	0,007899	2	0,038319	5,91683	1,104428
39	1	1	0,801	1	0,973515	0,063359	2	0,026485	6,735509	1,26726

** Misclassified case

		Highest Group				Second Highest Group				Discriminant Scores
Actual Group	Predicted Group	P	df	P(G=g D=d)	Squared Mahalanobis Distance to Centroid	Group	P(G=g D=d)	Squared Mahalanobis Distance to Centroid	Function 1	
40	1	1	0,518	1	0,817564	0,417623	2	0,182436	2,880953	0,369311
41	1	1	0,295	1	0,636686	1,095943	2	0,363314	1,681435	-0,03132
42	1	1	0,638	1	0,983965	0,221269	2	0,016035	7,91841	1,485941
43	1	1	0,945	1	0,959875	0,004683	2	0,040125	5,817764	1,083979
44	1	1	0,268	1	0,996361	1,228894	2	0,003639	11,9172	2,124104
45	1	1	0,972	1	0,956699	0,001191	2	0,043301	5,655292	1,05006
46	1	1	0,721	1	0,89831	0,127202	2	0,10169	3,947852	0,658895
47	1	1	0,695	1	0,890397	0,153982	2	0,109603	3,807063	0,623144
48	1	1	0,798	1	0,973737	0,065226	2	0,026263	6,754632	1,270942
49	1	1	0,317	1	0,995325	1,002491	2	0,004675	11,18782	2,016794
50	1	1	0,574	1	0,987011	0,315407	2	0,012989	8,440104	1,57716
51	1	1	0,440	1	0,992023	0,595702	2	0,007977	9,705667	1,787366
52	1	1	0,907	1	0,964049	0,013726	2	0,035951	6,055195	1,132705
53	1	1	0,743	1	0,904407	0,107183	2	0,095593	4,06501	0,688162
54	1	1	0,476	1	0,793465	0,506865	2	0,206535	2,662217	0,303605
55	1	1	0,950	1	0,959362	0,003941	2	0,040638	5,790547	1,07833
56	1	1	0,963	1	0,948149	0,002136	2	0,051851	5,277866	0,969335
57	1	1	0,800	1	0,973647	0,064462	2	0,026353	6,746838	1,269442
58	1	1	0,801	1	0,973505	0,063277	2	0,026495	6,734672	1,267099
59	1	1	0,991	1	0,954396	0,000129	2	0,045604	5,545759	1,026918
60	1	1	0,921	1	0,941683	0,009855	2	0,058317	5,036894	0,916277
61	1	1	0,627	1	0,867271	0,235539	2	0,132729	3,453098	0,530226
62	1	1	0,737	1	0,97816	0,112918	2	0,02184	7,180295	1,351582
63	1	1	0,383	1	0,99368	0,760182	2	0,00632	10,33917	1,887433
64	1	2	0,322	1	0,539183	0,980702	1	0,460817	1,831341	-0,33772
65	1	1	0,587	1	0,986465	0,295697	2	0,013535	8,336819	1,559329
66	1	1	0,052	1	0,999485	3,780768	2	0,000515	18,38689	2,959969
67	1	1	0,901	1	0,938438	0,015339	2	0,061562	4,927167	0,891697
68	1	1	0,957	1	0,947315	0,002851	2	0,052685	5,244937	0,962157
69	1	1	0,776	1	0,975439	0,081071	2	0,024561	6,907982	1,300278
70	1	1	0,511	1	0,813612	0,432239	2	0,186388	2,843021	0,3581
71	1	1	0,460	1	0,783269	0,544681	2	0,216731	2,57779	0,277524
72	1	1	0,982	1	0,955522	0,000508	2	0,044478	5,598497	1,038089
73	1	1	0,703	1	0,980301	0,145151	2	0,019699	7,423233	1,396535
74	1	1	0,254	1	0,583932	1,303321	2	0,416068	1,444669	-0,12608
75	1	1	0,842	1	0,927449	0,039587	2	0,072551	4,599352	0,816585
76	1	1	0,776	1	0,912822	0,080721	2	0,087178	4,241377	0,731435
77	1	1	0,847	1	0,969738	0,037313	2	0,030262	6,435046	1,208714
78	1	1	0,788	1	0,915723	0,071996	2	0,084277	4,306676	0,747228
79	1	1	0,411	1	0,748123	0,675257	2	0,251877	2,31598	0,193809

** Misclassified case

		Highest Group				Second Highest Group				Discriminant Scores
Actual Group	Predicted Group	P	df	P(G=g D=d)	Squared Mahalanobis Distance to Centroid	Group	P(G=g D=d)	Squared Mahalanobis Distance to Centroid	Function 1	
80	1	2	0,713	1	0,834105	0,135571	1	0,165895	3,902106	-0,95983
81	1	1	0,261	1	0,593612	1,264662	2	0,406388	1,485967	-0,10902
82	1	1	0,389	1	0,993518	0,741321	2	0,006482	10,2693	1,876549
83	1	1	0,414	1	0,750492	0,666441	2	0,249508	2,332389	0,19919
84	1	1	0,616	1	0,862778	0,251748	2	0,137222	3,392338	0,513804
85	1	1	0,911	1	0,963568	0,01238	2	0,036432	6,026244	1,126815
86	1	1	0,438	1	0,768269	0,600363	2	0,231731	2,460957	0,240718
87	1	1	0,764	1	0,909773	0,090126	2	0,090227	4,175341	0,71534
88	1	1	0,968	1	0,957189	0,001567	2	0,042811	5,679432	1,05513
89	1	1	0,264	1	0,597945	1,247454	2	0,402055	1,504743	-0,10135
90	1	1	0,862	1	0,968379	0,030214	2	0,031621	6,337282	1,18937
91	1	1	0,825	1	0,971573	0,048691	2	0,028427	6,575302	1,23621
92	1	1	0,287	1	0,626638	1,13487	2	0,373362	1,633979	-0,04975
93	1	1	0,999	1	0,95334	1,27E-06	2	0,04666	5,497621	1,016675
94	1	1	0,092	1	0,999053	2,835833	2	0,000947	16,2213	2,699542
95	1	1	0,808	1	0,920101	0,059303	2	0,079899	4,410219	0,772027
96	1	1	0,727	1	0,899912	0,121886	2	0,100088	3,977842	0,666427
97	1	1	0,650	1	0,87542	0,206384	2	0,12458	3,569377	0,561254
98	1	1	0,922	1	0,962431	0,009535	2	0,037569	5,959554	1,113194
99	1	1	0,969	1	0,948963	0,001528	2	0,051037	5,310648	0,976459
100	1	1	0,420	1	0,99263	0,649344	2	0,00737	9,91868	1,821368
101	1	1	0,641	1	0,98381	0,217354	2	0,01619	7,8949	1,481761
102	1	1	0,794	1	0,916981	0,068287	2	0,083019	4,335794	0,754231
103	1	1	0,478	1	0,794089	0,504552	2	0,205911	2,667526	0,305231
104	1	1	0,750	1	0,906082	0,101797	2	0,093918	4,098676	0,696493
105	1	2	0,626	1	0,79153	0,238172	1	0,20847	3,44305	-0,84
106	1	1	0,374	1	0,993921	0,78955	2	0,006079	10,44673	1,904115
107	1	1	0,862	1	0,968349	0,03007	2	0,031651	6,335194	1,188956
108	1	1	0,041	1	0,999594	4,183014	2	0,000406	19,26171	3,060791
109	1	1	0,972	1	0,949458	0,001205	2	0,050542	5,330862	0,98084
110	1	1	0,407	1	0,744857	0,687413	2	0,255143	2,293621	0,186445
111	1	1	0,851	1	0,969394	0,035414	2	0,030606	6,40981	1,203735
112	1	1	0,640	1	0,871902	0,218928	2	0,128098	3,518164	0,547651
113	1	1	0,656	1	0,983029	0,198702	2	0,016971	7,780389	1,461309
114	1	1	0,229	1	0,997072	1,444012	2	0,002928	12,56876	2,217219
115	1	1	0,202	1	0,506296	1,626921	2	0,493704	1,140766	-0,25996
116	1	1	0,758	1	0,976739	0,095172	2	0,023261	7,033499	1,324049
117	1	1	0,783	1	0,91454	0,075526	2	0,08546	4,279744	0,740729
118	1	1	0,662	1	0,982682	0,190957	2	0,017318	7,731516	1,452535
119	1	1	0,595	1	0,854484	0,281864	2	0,145516	3,285757	0,48464

** Misclassified case

		Highest Group				Second Highest Group				Discriminant Scores
Actual Group	Predicted Group	P	df	P(G=g D=d)	Squared Mahalanobis Distance to Centroid	Group	P(G=g D=d)	Squared Mahalanobis Distance to Centroid	Function 1	
120	1	2	0,313	1	0,527958	1,019194	1	0,472042	1,779618	-0,31847
121	1	1	0,593	1	0,853408	0,285787	2	0,146592	3,272422	0,480958
122	1	1	0,955	1	0,958767	0,003172	2	0,041233	5,759478	1,071866
123	1	1	0,734	1	0,901774	0,115752	2	0,098226	4,013418	0,675326
124	1	1	0,715	1	0,979583	0,133509	2	0,020417	7,338479	1,380937
125	1	1	0,537	1	0,827425	0,381198	2	0,172575	2,979637	0,398137
126	1	1	0,396	1	0,993329	0,720176	2	0,006671	10,19018	1,864181
127	1	1	0,136	1	0,998506	2,218155	2	0,001494	14,69129	2,504896
128	1	1	0,488	1	0,990418	0,480065	2	0,009582	9,219979	1,708416
129	1	1	0,793	1	0,916892	0,068547	2	0,083108	4,333725	0,753735
130	1	1	0,775	1	0,97552	0,081898	2	0,02448	6,915602	1,301728
131	1	1	0,788	1	0,915665	0,072169	2	0,084335	4,305343	0,746906
132	1	1	0,838	1	0,926609	0,041723	2	0,073391	4,576653	0,811286
133	1	2	0,771	1	0,857729	0,084526	1	0,142271	4,214156	-1,03729
134	1	1	0,736	1	0,978227	0,113819	2	0,021773	7,187471	1,35292
135	1	1	0,922	1	0,962431	0,009535	2	0,037569	5,959554	1,113194
136	1	1	0,869	1	0,93272	0,027014	2	0,06728	4,74898	0,85119
137	1	1	0,887	1	0,966051	0,020304	2	0,033949	6,180519	1,158039
138	1	1	0,479	1	0,79501	0,501138	2	0,20499	2,675395	0,307638
139	1	1	0,017	1	0,99982	5,727768	2	0,00018	22,43775	3,408825
140	1	1	0,603	1	0,857796	0,269812	2	0,142204	3,327488	0,496115
141	1	1	0,616	1	0,862795	0,251686	2	0,137205	3,392562	0,513865
142	1	1	0,994	1	0,954052	6,41E-05	2	0,045948	5,529939	1,023557
143	1	1	0,762	1	0,909208	0,091895	2	0,090792	4,163363	0,712406
144	1	1	0,758	1	0,908121	0,095312	2	0,091879	4,140604	0,706822
145	1	1	0,916	1	0,94085	0,011174	2	0,05915	5,008055	0,909843
146	1	1	0,791	1	0,916413	0,069955	2	0,083587	4,322595	0,75106
147	1	1	0,288	1	0,627567	1,13126	2	0,372433	1,638317	-0,04806
148	1	1	0,781	1	0,913847	0,077612	2	0,086153	4,264166	0,73696
149	1	1	0,776	1	0,975404	0,08072	2	0,024596	6,904744	1,299662
150	1	1	0,600	1	0,985853	0,275274	2	0,014147	8,226801	1,540214
151	1	1	0,373	1	0,993951	0,79327	2	0,006049	10,46025	1,906206
152	1	1	0,815	1	0,972383	0,054451	2	0,027617	6,640523	1,248896
153	1	1	0,625	1	0,866337	0,238902	2	0,133663	3,440276	0,526773
154	1	1	0,459	1	0,782028	0,549285	2	0,217972	2,567804	0,274411
155	1	1	0,518	1	0,989313	0,417113	2	0,010687	8,936614	1,661391
156	1	2	0,958	1	0,930893	0,002736	1	0,069107	5,740227	-1,38033
157	1	2	0,631	1	0,79452	0,230647	1	0,20548	3,471952	-0,84777
158	1	2	0,362	1	0,585103	0,829263	1	0,414897	2,053305	-0,41739
159	1	1	0,774	1	0,975557	0,082272	2	0,024443	6,919032	1,30238

** Misclassified case

		Highest Group				Second Highest Group				Discriminant Scores
Actual Group	Predicted Group	P	df	P(G=g D=d)	Squared Mahalanobis Distance to Centroid	Group	P(G=g D=d)	Squared Mahalanobis Distance to Centroid	Function 1	
160	1	1	0,168	1	0,998072	1,905146	2	0,001928	13,86702	2,395819
161	1	1	0,274	1	0,6106	1,197519	2	0,3894	1,560657	-0,07876
162	1	1	0,024	1	0,999754	5,102422	2	0,000246	21,18235	3,274403
163	1	1	0,190	1	0,997723	1,713886	2	0,002277	13,34243	2,324703
164	1	1	0,073	1	0,99927	3,223665	2	0,00073	17,13158	2,811006
165	1	1	0,608	1	0,985451	0,262671	2	0,014549	8,157244	1,528063
166	1	1	0,959	1	0,947589	0,002606	2	0,052411	5,255672	0,9645
167	1	1	0,776	1	0,912676	0,081166	2	0,087324	4,238158	0,730653
168	1	1	0,990	1	0,954519	0,000158	2	0,045481	5,551462	1,028128
169	1	1	0,360	1	0,70468	0,837522	2	0,29532	2,040361	0,100387
170	1	1	0,362	1	0,706667	0,830068	2	0,293333	2,052039	0,104468
171	2	1	0,597	1	0,855273	0,278988	2	0,144727	3,295608	0,487355
172	2	2	0,673	1	0,815974	0,177946	1	0,184026	3,693078	-0,90619
173	2	2	0,845	1	0,882792	0,038321	1	0,117208	4,613119	-1,13227
174	2	2	0,000	1	1	29,37335	1	2,56E-07	60,26872	-6,74774
175	2	1	0,277	1	0,614201	1,18339	2	0,385799	1,576876	-0,07229
176	2	2	0,233	1	0,994908	1,424429	1	0,005092	12,51086	-2,52152
177	2	2	0,315	1	0,531104	1,008342	1	0,468896	1,794024	-0,32386
178	2	2	0,323	1	0,991779	0,975664	1	0,008221	11,09777	-2,31578
179	2	2	0,475	1	0,984492	0,509537	1	0,015508	9,347654	-2,04184
180	2	2	0,225	1	0,995141	1,472749	1	0,004859	12,65327	-2,54159
181	2	2	0,981	1	0,92641	0,000549	1	0,07359	5,602694	-1,35145
182	2	2	0,570	1	0,978285	0,322011	1	0,021715	8,474123	-1,89549
183	2	2	0,609	1	0,975348	0,262189	1	0,024652	8,154558	-1,84007
184	2	2	0,136	1	0,99746	2,224241	1	0,00254	14,70694	-2,81941
185	2	2	0,038	1	0,999349	4,2976	1	0,000651	19,50671	-3,40109
186	2	2	0,455	1	0,985624	0,55747	1	0,014376	9,549419	-2,07466
187	2	2	0,279	1	0,993405	1,171851	1	0,006595	11,73813	-2,41055
188	2	1	0,253	1	0,582719	1,308188	2	0,417281	1,439553	-0,12821
189	2	2	0,650	1	0,804651	0,205458	1	0,195349	3,573232	-0,87475
190	2	2	0,759	1	0,960675	0,093831	1	0,039325	7,021935	-1,63434
191	2	2	0,619	1	0,974484	0,246976	1	0,025516	8,068676	-1,82499
192	2	2	0,483	1	0,697045	0,492476	1	0,302955	2,695534	-0,62626
193	2	2	0,594	1	0,773784	0,283626	1	0,226216	3,279755	-0,79546
194	2	2	0,606	1	0,780795	0,265515	1	0,219205	3,342656	-0,81274
195	2	2	0,560	1	0,752339	0,340125	1	0,247661	3,098909	-0,74482
196	2	2	0,662	1	0,810437	0,19131	1	0,189563	3,633539	-0,89064
197	2	2	0,560	1	0,979065	0,34037	1	0,020935	8,567251	-1,91144
198	2	2	0,383	1	0,989266	0,76194	1	0,010734	10,34566	-2,20092
199	2	2	0,386	1	0,609699	0,751674	1	0,390301	2,180298	-0,46103

** Misclassified case

		Highest Group				Second Highest Group				Discriminant Scores
Actual Group	Predicted Group	P	df	P(G=g D=d)	Squared Mahalanobis Distance to Centroid	Group	P(G=g D=d)	Squared Mahalanobis Distance to Centroid	Function 1	
200	2	2	0,563	1	0,754297	0,334903	1	0,245703	3,114754	-0,74932
201	2	2	0,169	1	0,99668	1,895587	1	0,00332	13,84121	-2,70483
202	2	2	0,930	1	0,906482	0,007764	1	0,093518	5,087116	-1,23991
203	2	2	0,312	1	0,52683	1,023094	1	0,47317	1,774472	-0,31654
204	2	1	0,938	1	0,96069	0,006013	2	0,03931	5,861819	1,093094
205	2	2	0,960	1	0,913693	0,002549	1	0,086307	5,258247	-1,27754
206	2	2	0,611	1	0,783206	0,259333	1	0,216794	3,364755	-0,81878
207	2	2	0,044	1	0,999246	4,040914	1	0,000754	18,95537	-3,33823
208	2	2	0,471	1	0,984739	0,519501	1	0,015261	9,390173	-2,04879
209	2	2	0,677	1	0,817657	0,173919	1	0,182343	3,711549	-0,91099
210	2	2	0,712	1	0,833603	0,136711	1	0,166397	3,896003	-0,95828
211	2	2	0,335	1	0,991331	0,931108	1	0,008669	10,94626	-2,29296
212	2	2	0,055	1	0,999072	3,693414	1	0,000928	18,19364	-3,24985
213	2	2	0,905	1	0,940269	0,014112	1	0,059731	6,063262	-1,44682
214	2	2	0,062	1	0,998952	3,496105	1	0,001048	17,75242	-3,19781
215	2	2	0,394	1	0,617717	0,726858	1	0,382283	2,223126	-0,47547
216	2	2	0,507	1	0,982612	0,441103	1	0,017388	9,046443	-1,99218
217	2	2	0,038	1	0,999351	4,302524	1	0,000649	19,5172	-3,40228
218	2	2	0,910	1	0,90129	0,012909	1	0,09871	4,972711	-1,21441
219	2	2	0,966	1	0,929371	0,00179	1	0,070629	5,692441	-1,37033
220	2	2	0,554	1	0,979437	0,349551	1	0,020563	8,613068	-1,91925
221	2	2	0,331	1	0,549734	0,94508	1	0,450266	1,880799	-0,35587
222	2	2	0,194	1	0,996024	1,688694	1	0,003976	13,27197	-2,62752
223	2	1	0,753	1	0,906879	0,09925	2	0,093121	4,114951	0,700509
224	2	1	0,220	1	0,534618	1,505714	2	0,465382	1,24657	-0,21153
225	2	2	0,749	1	0,849318	0,102046	1	0,150682	4,097094	-1,00858
226	2	2	0,610	1	0,975263	0,26066	1	0,024737	8,146018	-1,83857
227	2	2	0,386	1	0,61003	0,750645	1	0,38997	2,182051	-0,46163
228	2	2	0,914	1	0,902498	0,011619	1	0,097502	4,99873	-1,22024
229	2	2	0,300	1	0,512207	1,074293	1	0,487793	1,708493	-0,29154
230	2	2	0,514	1	0,721135	0,424992	1	0,278865	2,861714	-0,67611
231	2	2	0,573	1	0,761051	0,316981	1	0,238949	3,170407	-0,76501
232	2	2	0,460	1	0,67873	0,544901	1	0,32127	2,57731	-0,58985
233	2	2	0,776	1	0,859383	0,08118	1	0,140617	4,238051	-1,0431
234	2	2	0,386	1	0,989102	0,7505	1	0,010898	10,30338	-2,19434
235	2	2	0,599	1	0,776246	0,277244	1	0,223754	3,301617	-0,80149
236	2	2	0,655	1	0,80717	0,199277	1	0,19283	3,599252	-0,88162
237	2	1	0,463	1	0,784811	0,538961	2	0,215189	2,590281	0,28141
238	2	2	0,487	1	0,983799	0,482822	1	0,016201	9,232049	-2,02288
239	2	2	0,313	1	0,99219	1,019765	1	0,00781	11,24535	-2,33786

** Misclassified case

		Highest Group				Second Highest Group				Discriminant Scores
Actual Group	Predicted Group	P	df	P(G=g D=d)	Squared Mahalanobis Distance to Centroid	Group	P(G=g D=d)	Squared Mahalanobis Distance to Centroid	Function 1	
240	2	2	0,367	1	0,589719	0,814526	1	0,410281	2,076664	-0,42551
241	2	2	0,308	1	0,522118	1,039469	1	0,477882	1,753058	-0,30848
242	2	2	0,355	1	0,576638	0,856503	1	0,423362	2,011008	-0,40255
243	2	2	0,328	1	0,991588	0,956274	1	0,008412	11,03215	-2,30592
244	2	2	0,330	1	0,548574	0,948971	1	0,451426	1,87532	-0,35387
245	2	2	0,430	1	0,652097	0,622895	1	0,347903	2,415966	-0,53879
246	2	2	0,766	1	0,959865	0,088358	1	0,040135	6,973956	-1,62528
247	2	2	0,649	1	0,971945	0,207369	1	0,028055	7,834133	-1,7834
248	2	2	0,352	1	0,990634	0,867984	1	0,009366	10,72714	-2,25968
249	2	2	0,826	1	0,876764	0,048435	1	0,123236	4,509228	-1,10795
250	2	2	0,000	1	0,999979	12,57382	1	2,06E-05	34,6866	-4,87398
251	2	2	0,352	1	0,9906	0,865015	1	0,0094	10,7167	-2,25809
252	2	2	0,255	1	0,994197	1,293769	1	0,005803	12,11746	-2,46547
253	2	1	0,253	1	0,583137	1,306513	2	0,416863	1,441312	-0,12748
254	2	2	0,678	1	0,818163	0,172711	1	0,181837	3,717142	-0,91244
255	2	2	0,588	1	0,770166	0,293042	1	0,229834	3,248072	-0,78669
256	2	2	0,862	1	0,888005	0,030217	1	0,111995	4,707784	-1,15419
257	2	2	0,873	1	0,945522	0,025746	1	0,054478	6,270174	-1,48848
258	2	2	0,723	1	0,838613	0,125418	1	0,161387	3,957833	-0,97388
259	2	2	0,326	1	0,991686	0,966116	1	0,008314	11,06551	-2,31094
260	2	2	0,839	1	0,881067	0,041137	1	0,118933	4,58282	-1,1252
261	2	2	0,453	1	0,672491	0,562981	1	0,327509	2,538458	-0,57771
262	2	2	0,623	1	0,974209	0,242338	1	0,025791	8,042064	-1,8203
263	2	1	0,300	1	0,641965	1,075586	2	0,358035	1,706864	-0,02156
264	2	2	0,393	1	0,616742	0,729864	1	0,383258	2,217877	-0,4737
265	2	2	0,378	1	0,60202	0,775657	1	0,39798	2,139962	-0,44731
266	2	2	0,638	1	0,972897	0,221393	1	0,027103	7,919152	-1,79855
267	2	2	0,611	1	0,783634	0,258237	1	0,216366	3,368708	-0,81986
268	2	2	0,332	1	0,550982	0,940901	1	0,449018	1,886705	-0,35802
269	2	2	0,779	1	0,860608	0,078724	1	0,139392	4,255958	-1,04745
270	2	2	0,890	1	0,895918	0,019259	1	0,104082	4,861134	-1,18925
271	2	2	0,693	1	0,82551	0,155372	1	0,17449	3,800166	-0,93385
272	2	2	0,958	1	0,913226	0,00281	1	0,086774	5,246684	-1,27502
273	2	2	0,310	1	0,524512	1,031136	1	0,475488	1,763918	-0,31258
274	2	2	0,111	1	0,998008	2,545111	1	0,001992	15,51505	-2,92337
275	2	2	0,907	1	0,940025	0,013676	1	0,059975	6,05415	-1,44497
276	2	2	0,616	1	0,786276	0,251494	1	0,213724	3,393267	-0,82653
277	2	2	0,612	1	0,784001	0,257299	1	0,215999	3,372102	-0,82078
278	2	2	0,310	1	0,525242	1,028601	1	0,474758	1,767237	-0,31383
279	2	2	0,300	1	0,992641	1,072078	1	0,007359	11,41755	-2,36344

** Misclassified case

		Highest Group				Second Highest Group				Discriminant Scores
Actual Group	Predicted Group	P	df	P(G=g D=d)	Squared Mahalanobis Distance to Centroid	Group	P(G=g D=d)	Squared Mahalanobis Distance to Centroid	Function 1	
280	2	2	0,439	1	0,660223	0,598872	1	0,339777	2,463977	-0,55416
281	2	2	0,650	1	0,804578	0,205638	1	0,195422	3,572482	-0,87455
282	2	2	0,296	1	0,992788	1,090107	1	0,007212	11,47622	-2,37211
283	2	2	0,531	1	0,981007	0,391623	1	0,018993	8,817173	-1,95382
284	2	1	0,764	1	0,909825	0,089964	2	0,090175	4,176443	0,715609
285	2	2	0,006	1	0,999858	7,416697	1	0,000142	25,67384	-4,05139
286	2	2	0,906	1	0,940234	0,014049	1	0,059766	6,061944	-1,44655
287	2	2	0,556	1	0,979327	0,346813	1	0,020673	8,599456	-1,91693
288	2	2	0,571	1	0,759804	0,320277	1	0,240196	3,16002	-0,7621
289	2	1	0,236	1	0,559513	1,402316	2	0,440487	1,344162	-0,16865
290	2	2	0,370	1	0,593417	0,802781	1	0,406583	2,095528	-0,43204
291	2	1	0,226	1	0,544694	1,463539	2	0,455306	1,285517	-0,19422
292	2	2	0,492	1	0,70432	0,471921	1	0,29568	2,744356	-0,64106
293	2	2	0,581	1	0,977531	0,305342	1	0,022469	8,387695	-1,8806
294	2	2	0,645	1	0,801914	0,212215	1	0,198086	3,545337	-0,86736
295	2	2	0,631	1	0,794648	0,230326	1	0,205352	3,473199	-0,8481
296	2	2	0,635	1	0,796722	0,225131	1	0,203278	3,493517	-0,85355
297	2	2	0,704	1	0,830146	0,144622	1	0,169854	3,854477	-0,94773
298	2	2	0,896	1	0,94177	0,016987	1	0,05823	6,120219	-1,45836
299	2	2	0,559	1	0,97915	0,341246	1	0,02121	8,571541	-1,91254
300	2	2	0,651	1	0,80522	0,204245	1	0,19515	3,578154	-0,87614

** Misclassified case

EK: 4**Başarısızlıktan Üç Yıl Öncesi İçin Diskriminant Analizi Sonuçları****Analysis Case Processing Summary**

Unweighted Cases	N	Percent
Valid	297	100,0
Exclude		
Missing or out-of-range group codes	0	,0
At least one missing discriminating variable	0	,0
Both missing or out-of-range group codes and at least one missing discriminating variable	0	,0
Total	0	,0
Total	297	100,0

Box's Test of Equality of Covariance Matrices**Log Determinants**

	Rank	Log Determinant
VAR00001		
1,00	4	-12,555
2,00	4	-10,793
Pooled within-groups	4	-11,533

The ranks and natural logarithms of determinants printed are those of the group covariance matrices.

Test Results

Box's M	67,169
F	6,618
Approx.	
df1	10
df2	382123,443
Sig.	,000

Tests null hypothesis of equal population covariance matrices.

Stepwise Statistics

Variables Entered/Removed(a,b,c,d)

Step	Entered	Wilks' Lambda							
		Statistic	df1	df2	df3	Exact F			Sig.
						Statistic	df1	df2	
1	VAR00012	,723	1	1	295,000	113,123	1	295,000	,000
2	VAR00025	,652	2	1	295,000	78,330	2	294,000	,000
3	VAR00008	,622	3	1	295,000	59,411	3	293,000	,000
4	VAR00017	,604	4	1	295,000	47,958	4	292,000	,000

At each step, the variable that minimizes the overall Wilks' Lambda is entered.

a Maximum number of steps is 50.

b Minimum partial F to enter is 3.84.

c Maximum partial F to remove is 2.71.

d F level, tolerance, or VIN insufficient for further computation.

Summary of Canonical Discriminant Functions

Eigenvalues

Function	Eigenvalue	% of Variance	Cumulative %	Canonical Correlation
1	,657(a)	100,0	100,0	,630

a First 1 canonical discriminant functions were used in the analysis.

Wilks' Lambda

Test of Function(s)	Wilks' Lambda	Chi-square	df	Sig.
1	,604	147,961	4	,000

Standardized Canonical Discriminant Function Coefficients

	Function
	1
VAR00008	,403
VAR00012	-,578
VAR00017	,302
VAR00025	,375

Canonical Discriminant Function Coefficients

	Function
	1
VAR00008	,674
VAR00012	-2,854
VAR00017	1,742
VAR00025	1,948
(Constant)	,303

Unstandardized coefficient

Functions at Group Centroids

VAR00001	Function
	1
1,00	,732
2,00	-,891

Unstandardized canonical discriminant functions evaluated at group means

Classification Statistics

Classification Processing Summary

	Processed	297
Excluded	Missing or out-of-range group codes	0
	At least one missing discriminating variable	0
	Used in Output	297

	Predicted Group		

Casewise Statistics

		Highest Group					Second Highest Group			Discriminant Scores
Actual Group	Predicted Group	P	df	P(G=g D=d)	Squared Mahalanobis Distance to Centroid	Group	P(G=g D=d)	Squared Mahalanobis Distance to Centroid	Function 1	
1	1	1	0,979	1	0,826	0,001	2	0,174	2,722	0,759
2	1	1	0,799	1	0,873	0,065	2	0,127	3,527	0,987
3	1	1	0,487	1	0,934	0,483	2	0,066	5,375	1,427
4	1	1	0,932	1	0,839	0,007	2	0,161	2,918	0,817
5	1	1	0,564	1	0,921	0,333	2	0,079	4,841	1,309
6	1	1	0,605	1	0,913	0,268	2	0,087	4,584	1,250
7	1	1	0,511	1	0,930	0,432	2	0,070	5,200	1,390
8	1	1	0,523	1	0,617	0,408	2	0,383	0,969	0,094
9	1	1	0,468	1	0,937	0,527	2	0,063	5,518	1,458
10	1	1	0,402	1	0,538	0,702	2	0,462	0,617	-0,105
11	1	1	0,730	1	0,888	0,119	2	0,112	3,875	1,078
12	1	1	0,310	1	0,959	1,031	2	0,041	6,964	1,748
13	1	1	0,409	1	0,543	0,681	2	0,457	0,637	-0,093
14	1	1	0,805	1	0,753	0,061	2	0,247	1,894	0,485
15	1	1	0,454	1	0,574	0,560	2	0,426	0,766	-0,016
16	1	1	0,537	1	0,625	0,380	2	0,375	1,013	0,116
17	1	1	0,770	1	0,739	0,085	2	0,261	1,772	0,440
18	1	1	0,864	1	0,775	0,029	2	0,225	2,110	0,562
19	1	1	0,282	1	0,963	1,159	2	0,037	7,290	1,809
20	1	1	0,728	1	0,889	0,121	2	0,111	3,885	1,080
21	1	1	0,630	1	0,908	0,232	2	0,092	4,430	1,214
22	1	1	0,818	1	0,758	0,053	2	0,242	1,942	0,502
23	1	1	0,943	1	0,802	0,005	2	0,198	2,410	0,661
24	1	1	0,261	1	0,966	1,262	2	0,034	7,544	1,856
25	1	1	0,408	1	0,946	0,684	2	0,054	6,003	1,559
26	1	1	0,968	1	0,829	0,002	2	0,171	2,768	0,773
27	1	1	0,729	1	0,888	0,120	2	0,112	3,879	1,078
28	1	1	0,735	1	0,887	0,114	2	0,113	3,848	1,071
29	1	1	0,427	1	0,556	0,631	2	0,444	0,687	-0,062
30	1	1	0,662	1	0,691	0,191	2	0,309	1,406	0,295
31	1	1	0,497	1	0,601	0,462	2	0,399	0,890	0,053
32	1	1	0,472	1	0,585	0,518	2	0,415	0,817	0,013
33	1	1	0,621	1	0,910	0,244	2	0,090	4,483	1,226
34	1	1	0,470	1	0,936	0,522	2	0,064	5,505	1,455
35	1	1	0,208	1	0,972	1,586	2	0,028	8,311	1,992
36	1	1	0,512	1	0,929	0,430	2	0,071	5,194	1,388
37	1	2	0,577	1	0,554	0,311	1	0,446	1,135	-0,333
38	1	1	0,456	1	0,575	0,556	2	0,425	0,770	-0,013
39	1	1	0,501	1	0,931	0,453	2	0,069	5,275	1,406

** Misclassified case

		Highest Group				Second Highest Group				Discriminant Scores
Actual Group	Predicted Group	P	df	P(G=g D=d)	Squared Mahalanobis Distance to Centroid	Group	P(G=g D=d)	Squared Mahalanobis Distance to Centroid	Function 1	
40	1	1	0,695	1	0,896	0,153	2	0,104	4,060	1,124
41	1	1	0,702	1	0,894	0,146	2	0,106	4,023	1,115
42	1	1	0,553	1	0,923	0,352	2	0,077	4,915	1,326
43	1	2	0,769	1	0,656	0,086	1	0,344	1,767	-0,597
44	1	1	0,450	1	0,939	0,570	2	0,061	5,656	1,487
45	1	1	0,497	1	0,602	0,461	2	0,398	0,892	0,054
46	1	1	0,643	1	0,906	0,215	2	0,094	4,354	1,196
47	1	1	0,658	1	0,903	0,196	2	0,097	4,269	1,175
48	1	1	0,543	1	0,629	0,370	2	0,371	1,030	0,124
49	1	1	0,639	1	0,680	0,220	2	0,320	1,333	0,264
50	1	1	0,510	1	0,930	0,435	2	0,070	5,211	1,392
51	1	1	0,440	1	0,565	0,596	2	0,435	0,724	-0,040
52	1	1	0,800	1	0,873	0,064	2	0,127	3,521	0,985
53	1	1	0,802	1	0,751	0,063	2	0,249	1,883	0,481
54	1	2	0,647	1	0,593	0,210	1	0,407	1,357	-0,432
55	1	1	0,398	1	0,947	0,714	2	0,053	6,091	1,577
56	1	1	0,480	1	0,935	0,499	2	0,065	5,429	1,439
57	1	1	0,516	1	0,613	0,423	2	0,387	0,947	0,082
58	1	1	0,381	1	0,950	0,766	2	0,050	6,243	1,608
59	1	1	0,725	1	0,720	0,124	2	0,280	1,617	0,381
60	1	1	0,826	1	0,866	0,048	2	0,134	3,397	0,952
61	1	1	0,682	1	0,700	0,168	2	0,300	1,473	0,323
62	1	1	0,160	1	0,978	1,973	2	0,022	9,168	2,137
63	1	1	0,918	1	0,794	0,011	2	0,206	2,311	0,629
64	1	1	0,328	1	0,957	0,958	2	0,043	6,771	1,711
65	1	1	0,985	1	0,815	0,000	2	0,185	2,573	0,713
66	1	1	0,576	1	0,918	0,313	2	0,082	4,765	1,292
67	1	1	0,424	1	0,554	0,639	2	0,446	0,679	-0,067
68	1	1	0,383	1	0,949	0,762	2	0,051	6,232	1,605
69	1	1	0,680	1	0,899	0,170	2	0,101	4,146	1,145
70	1	1	0,763	1	0,736	0,091	2	0,264	1,747	0,431
71	1	1	0,538	1	0,626	0,379	2	0,374	1,016	0,117
72	1	2	0,781	1	0,662	0,077	1	0,338	1,810	-0,613
73	1	1	0,999	1	0,820	0,000	2	0,180	2,638	0,733
74	1	1	0,581	1	0,918	0,305	2	0,082	4,734	1,285
75	1	1	0,778	1	0,742	0,079	2	0,258	1,799	0,451
76	1	2	0,953	1	0,736	0,003	1	0,264	2,448	-0,832
77	1	1	0,717	1	0,716	0,132	2	0,284	1,589	0,369
78	1	1	0,363	1	0,509	0,829	2	0,491	0,508	-0,178
79	1	2	0,924	1	0,725	0,009	1	0,275	2,336	-0,796

** Misclassified case

	Highest Group					Second Highest Group				Discriminant Scores
	Actual Group	Predicted Group	P	df	P(G=g D=d)	Squared Mahalanobis Distance to Centroid	Group	P(G=g D=d)	Squared Mahalanobis Distance to Centroid	Function 1
80	1	1	0,928	1	0,840	0,008	2	0,160	2,936	0,822
81	1	1	0,782	1	0,744	0,076	2	0,256	1,814	0,456
82	1	1	0,406	1	0,541	0,691	2	0,459	0,627	-0,099
83	1	1	0,275	1	0,964	1,190	2	0,036	7,368	1,824
84	1	1	0,446	1	0,569	0,581	2	0,431	0,741	-0,030
85	1	1	0,631	1	0,908	0,231	2	0,092	4,428	1,213
86	1	1	0,699	1	0,708	0,149	2	0,292	1,530	0,346
87	1	1	0,820	1	0,758	0,052	2	0,242	1,947	0,504
88	1	1	0,976	1	0,827	0,001	2	0,173	2,736	0,763
89	1	1	0,806	1	0,871	0,060	2	0,129	3,491	0,977
90	1	1	0,896	1	0,849	0,017	2	0,151	3,078	0,864
91	1	1	0,826	1	0,761	0,048	2	0,239	1,971	0,513
92	1	1	0,916	1	0,793	0,011	2	0,207	2,303	0,627
93	1	1	0,507	1	0,930	0,441	2	0,070	5,232	1,396
94	1	1	0,506	1	0,607	0,442	2	0,393	0,919	0,068
95	1	1	0,878	1	0,854	0,024	2	0,146	3,157	0,886
96	1	1	0,473	1	0,936	0,515	2	0,064	5,481	1,450
97	1	1	0,593	1	0,915	0,286	2	0,085	4,656	1,267
98	1	1	0,951	1	0,834	0,004	2	0,166	2,840	0,794
99	1	1	0,382	1	0,949	0,764	2	0,051	6,238	1,607
100	1	1	0,895	1	0,786	0,018	2	0,214	2,223	0,600
101	1	1	0,972	1	0,811	0,001	2	0,189	2,522	0,697
102	1	1	0,315	1	0,959	1,008	2	0,041	6,903	1,736
103	1	2	0,693	1	0,618	0,155	1	0,382	1,511	-0,497
104	1	1	0,513	1	0,611	0,429	2	0,389	0,938	0,078
105	1	1	0,342	1	0,955	0,903	2	0,045	6,622	1,682
106	1	1	0,480	1	0,935	0,499	2	0,065	5,428	1,439
107	1	1	0,720	1	0,890	0,128	2	0,110	3,926	1,091
108	1	1	0,765	1	0,737	0,089	2	0,263	1,754	0,433
109	1	1	0,260	1	0,966	1,266	2	0,034	7,555	1,858
110	1	1	0,476	1	0,935	0,508	2	0,065	5,457	1,445
111	1	2	0,713	1	0,628	0,135	1	0,372	1,577	-0,524
112	1	1	0,253	1	0,967	1,305	2	0,033	7,650	1,875
113	1	1	0,732	1	0,723	0,117	2	0,277	1,641	0,390
114	1	1	0,866	1	0,857	0,028	2	0,143	3,212	0,901
115	1	1	0,541	1	0,627	0,374	2	0,373	1,024	0,121
116	1	1	0,690	1	0,897	0,160	2	0,103	4,092	1,132
117	1	1	0,996	1	0,821	0,000	2	0,179	2,652	0,738
118	1	1	0,408	1	0,542	0,685	2	0,458	0,633	-0,095
119	1	1	0,533	1	0,926	0,388	2	0,074	5,046	1,355

** Misclassified case

		Highest Group				Second Highest Group				Discriminant Scores
Actual Group	Predicted Group	P	df	P(G=g D=d)	Squared Mahalanobis Distance to Centroid	Group	P(G=g D=d)	Squared Mahalanobis Distance to Centroid	Function 1	
120	1	1	0,986	1	0,824	0,000	2	0,176	2,692	0,750
121	1	1	0,213	1	0,972	1,549	2	0,028	8,225	1,977
122	1	1	0,872	1	0,777	0,026	2	0,223	2,137	0,571
123	1	1	0,581	1	0,918	0,305	2	0,082	4,733	1,285
124	1	1	0,843	1	0,862	0,039	2	0,138	3,319	0,931
125	1	1	0,933	1	0,799	0,007	2	0,201	2,369	0,648
126	1	1	0,657	1	0,903	0,197	2	0,097	4,275	1,177
127	1	1	0,642	1	0,681	0,216	2	0,319	1,344	0,268
128	1	2	0,594	1	0,564	0,284	1	0,436	1,189	-0,358
129	1	1	0,494	1	0,599	0,468	2	0,401	0,882	0,048
130	1	1	0,947	1	0,835	0,004	2	0,165	2,857	0,799
131	1	1	0,910	1	0,791	0,013	2	0,209	2,281	0,619
132	1	1	0,986	1	0,824	0,000	2	0,176	2,691	0,750
133	1	1	0,568	1	0,920	0,326	2	0,080	4,814	1,303
134	1	1	0,904	1	0,847	0,015	2	0,153	3,042	0,853
135	1	2	0,629	1	0,584	0,233	1	0,416	1,301	-0,408
136	1	1	0,716	1	0,715	0,133	2	0,285	1,585	0,368
137	1	1	0,998	1	0,819	0,000	2	0,181	2,626	0,730
138	1	1	0,477	1	0,935	0,506	2	0,065	5,451	1,444
139	1	1	0,480	1	0,935	0,499	2	0,065	5,429	1,439
140	1	1	0,962	1	0,831	0,002	2	0,169	2,794	0,780
141	1	1	0,510	1	0,930	0,433	2	0,070	5,205	1,391
142	1	1	0,594	1	0,915	0,284	2	0,085	4,651	1,266
143	1	1	0,662	1	0,691	0,191	2	0,309	1,407	0,295
144	1	1	0,534	1	0,624	0,386	2	0,376	1,004	0,111
145	1	1	0,493	1	0,599	0,469	2	0,401	0,880	0,047
146	1	2	0,582	1	0,882	0,302	1	0,118	4,723	-1,441
147	1	2	0,855	1	0,805	0,033	1	0,195	3,262	-1,074
148	1	1	0,783	1	0,744	0,076	2	0,256	1,815	0,456
149	1	1	0,220	1	0,971	1,502	2	0,029	8,116	1,958
150	1	1	0,995	1	0,821	0,000	2	0,179	2,656	0,739
151	1	1	0,911	1	0,845	0,013	2	0,155	3,012	0,845
152	1	1	0,802	1	0,751	0,063	2	0,249	1,883	0,481
153	1	1	0,476	1	0,588	0,508	2	0,412	0,829	0,019
154	1	1	0,116	1	0,983	2,467	2	0,017	10,201	2,303
155	1	1	0,177	1	0,976	1,825	2	0,024	8,847	2,083
156	1	1	0,361	1	0,952	0,834	2	0,048	6,433	1,645
157	1	1	0,770	1	0,739	0,085	2	0,261	1,772	0,440
158	1	2	0,758	1	0,651	0,095	1	0,349	1,730	-0,583
159	1	2	0,650	1	0,595	0,206	1	0,405	1,368	-0,437

** Misclassified case

	Highest Group					Second Highest Group				Discriminant Scores
	Actual Group	Predicted Group	P	df	P(G=g D=d)	Squared Mahalanobis Distance to Centroid	Group	P(G=g D=d)	Squared Mahalanobis Distance to Centroid	Function 1
160	1	1	0,976	1	0,827	0,001	2	0,173	2,735	0,763
161	1	1	0,467	1	0,582	0,529	2	0,418	0,803	0,005
162	1	1	0,605	1	0,663	0,267	2	0,337	1,225	0,216
163	1	1	0,665	1	0,692	0,187	2	0,308	1,418	0,300
164	2	2	0,623	1	0,872	0,242	1	0,128	4,473	-1,383
165	2	2	0,935	1	0,729	0,007	1	0,271	2,376	-0,809
166	2	2	0,000	1	1,000	22,839	1	0,000	40,990	-5,670
167	2	1	0,692	1	0,896	0,157	2	0,104	4,078	1,128
168	2	1	0,856	1	0,859	0,033	2	0,141	3,256	0,913
169	2	1	0,686	1	0,702	0,163	2	0,298	1,488	0,329
170	2	2	0,527	1	0,524	0,399	1	0,476	0,983	-0,259
171	2	2	0,069	1	0,983	3,311	1	0,017	11,855	-2,711
172	2	2	0,990	1	0,758	0,000	1	0,242	2,676	-0,903
173	2	2	0,046	1	0,987	3,967	1	0,013	13,069	-2,883
174	2	1	0,487	1	0,595	0,482	2	0,405	0,863	0,038
175	2	2	0,717	1	0,630	0,131	1	0,370	1,590	-0,529
176	2	2	0,002	1	0,998	9,681	1	0,002	22,418	-4,002
177	2	2	0,588	1	0,881	0,294	1	0,119	4,690	-1,433
178	2	2	0,104	1	0,977	2,637	1	0,023	10,545	-2,515
179	2	2	0,778	1	0,660	0,080	1	0,340	1,799	-0,609
180	2	2	0,163	1	0,967	1,949	1	0,033	9,116	-2,287
181	2	2	0,739	1	0,641	0,111	1	0,359	1,665	-0,558
182	2	2	0,748	1	0,838	0,103	1	0,162	3,782	-1,212
183	2	2	0,388	1	0,926	0,744	1	0,074	6,179	-1,753
184	2	2	0,286	1	0,945	1,136	1	0,055	7,233	-1,957
185	2	2	0,773	1	0,831	0,083	1	0,169	3,657	-1,180
186	2	2	0,326	1	0,938	0,965	1	0,062	6,789	-1,873
187	2	2	0,474	1	0,907	0,512	1	0,093	5,471	-1,607
188	2	2	0,864	1	0,699	0,029	1	0,301	2,109	-0,720
189	2	2	0,652	1	0,865	0,203	1	0,135	4,303	-1,342
190	2	2	0,645	1	0,866	0,212	1	0,134	4,343	-1,352
191	2	2	0,578	1	0,554	0,310	1	0,446	1,137	-0,334
192	2	1	0,603	1	0,661	0,271	2	0,339	1,217	0,212
193	2	1	0,545	1	0,630	0,366	2	0,370	1,037	0,128
194	2	2	0,255	1	0,951	1,298	1	0,049	7,631	-2,030
195	2	2	0,664	1	0,603	0,188	1	0,397	1,414	-0,457
196	2	2	0,869	1	0,701	0,027	1	0,299	2,126	-0,726
197	2	2	0,550	1	0,538	0,357	1	0,462	1,053	-0,294
198	2	2	0,589	1	0,561	0,292	1	0,439	1,173	-0,351
199	2	1	0,590	1	0,655	0,290	2	0,345	1,176	0,194

** Misclassified case

		Highest Group				Second Highest Group				Discriminant Scores
Actual Group	Predicted Group	P	df	P(G=g D=d)	Squared Mahalanobis Distance to Centroid	Group	P(G=g D=d)	Squared Mahalanobis Distance to Centroid	Function 1	
200	2	2	0,865	1	0,802	0,029	1	0,198	3,218	-1,061
201	2	2	0,681	1	0,857	0,169	1	0,143	4,141	-1,303
202	2	2	0,872	1	0,703	0,026	1	0,297	2,137	-0,729
203	2	2	0,681	1	0,612	0,169	1	0,388	1,470	-0,480
204	2	2	0,436	1	0,916	0,608	1	0,084	5,774	-1,671
205	2	2	0,131	1	0,973	2,280	1	0,027	9,818	-2,401
206	2	2	0,732	1	0,842	0,117	1	0,158	3,862	-1,233
207	2	2	0,899	1	0,714	0,016	1	0,286	2,241	-0,765
208	2	2	0,660	1	0,600	0,194	1	0,400	1,399	-0,450
209	2	2	0,921	1	0,723	0,010	1	0,277	2,322	-0,791
210	2	2	0,077	1	0,982	3,121	1	0,018	11,492	-2,658
211	2	2	0,222	1	0,957	1,490	1	0,043	8,089	-2,112
212	2	2	0,327	1	0,938	0,962	1	0,062	6,783	-1,872
213	2	2	0,003	1	0,997	8,975	1	0,003	21,337	-3,887
214	2	1	0,517	1	0,613	0,421	2	0,387	0,950	0,084
215	2	2	0,730	1	0,637	0,120	1	0,363	1,632	-0,545
216	2	1	0,369	1	0,951	0,805	2	0,049	6,355	1,630
217	2	1	0,369	1	0,951	0,805	2	0,049	6,355	1,630
218	2	1	0,520	1	0,615	0,414	2	0,385	0,961	0,089
219	2	2	0,163	1	0,967	1,949	1	0,033	9,116	-2,287
220	2	2	0,949	1	0,773	0,004	1	0,227	2,846	-0,954
221	2	1	0,390	1	0,948	0,738	2	0,052	6,162	1,591
222	2	2	0,497	1	0,902	0,460	1	0,098	5,298	-1,569
223	2	2	0,494	1	0,503	0,469	1	0,497	0,881	-0,206
224	2	1	0,413	1	0,546	0,669	2	0,454	0,649	-0,085
225	2	1	0,375	1	0,519	0,786	2	0,481	0,543	-0,154
226	2	1	0,450	1	0,571	0,571	2	0,429	0,753	-0,023
227	2	2	0,570	1	0,550	0,323	1	0,450	1,113	-0,323
228	2	2	0,752	1	0,837	0,100	1	0,163	3,761	-1,207
229	2	2	0,936	1	0,778	0,006	1	0,222	2,902	-0,971
230	2	2	0,527	1	0,523	0,401	1	0,477	0,980	-0,258
231	2	2	0,599	1	0,878	0,276	1	0,122	4,618	-1,416
232	2	2	0,027	1	0,991	4,903	1	0,009	14,728	-3,105
233	2	2	0,835	1	0,812	0,043	1	0,188	3,355	-1,099
234	2	2	0,886	1	0,795	0,020	1	0,205	3,120	-1,034
235	2	1	0,772	1	0,739	0,084	2	0,261	1,778	0,442
236	2	2	0,937	1	0,730	0,006	1	0,270	2,383	-0,811
237	2	1	0,411	1	0,545	0,676	2	0,455	0,642	-0,090
238	2	2	0,769	1	0,832	0,086	1	0,168	3,677	-1,185
239	2	2	0,477	1	0,907	0,507	1	0,093	5,453	-1,603

** Misclassified case

		Highest Group				Second Highest Group				Discriminant Scores
Actual Group	Predicted Group	P	df	P(G=g D=d)	Squared Mahalanobis Distance to Centroid	Group	P(G=g D=d)	Squared Mahalanobis Distance to Centroid	Function 1	
240	2	2	0,739	1	0,641	0,111	1	0,359	1,665	-0,558
241	2	2	0,468	1	0,909	0,526	1	0,091	5,516	-1,616
242	2	2	0,621	1	0,579	0,244	1	0,421	1,276	-0,397
243	2	2	0,859	1	0,697	0,031	1	0,303	2,091	-0,713
244	2	2	0,066	1	0,984	3,381	1	0,016	11,986	-2,730
245	2	1	0,179	1	0,976	1,805	2	0,024	8,803	2,076
246	2	1	0,561	1	0,639	0,338	2	0,361	1,085	0,151
247	2	1	0,919	1	0,843	0,010	2	0,157	2,976	0,834
248	2	1	0,470	1	0,584	0,523	2	0,416	0,811	0,009
249	2	2	0,868	1	0,801	0,028	1	0,199	3,203	-1,057
250	2	1	0,367	1	0,512	0,815	2	0,488	0,519	-0,171
251	2	1	0,982	1	0,825	0,001	2	0,175	2,709	0,755
252	2	2	0,829	1	0,813	0,046	1	0,187	3,382	-1,107
253	2	2	0,322	1	0,939	0,982	1	0,061	6,836	-1,882
254	2	1	0,376	1	0,950	0,785	2	0,050	6,296	1,618
255	2	2	0,590	1	0,562	0,290	1	0,438	1,178	-0,353
256	2	2	0,494	1	0,503	0,467	1	0,497	0,883	-0,207
257	2	1	0,421	1	0,551	0,648	2	0,449	0,670	-0,073
258	2	2	0,688	1	0,615	0,161	1	0,385	1,493	-0,489
259	2	2	0,505	1	0,510	0,444	1	0,490	0,915	-0,224
260	2	2	0,702	1	0,622	0,147	1	0,378	1,538	-0,508
261	2	2	0,115	1	0,975	2,488	1	0,025	10,244	-2,468
262	2	2	0,786	1	0,827	0,074	1	0,173	3,593	-1,163
263	2	2	0,944	1	0,775	0,005	1	0,225	2,866	-0,961
264	2	1	0,504	1	0,606	0,446	2	0,394	0,912	0,064
265	2	2	0,804	1	0,672	0,062	1	0,328	1,890	-0,642
266	2	2	0,896	1	0,791	0,017	1	0,209	3,077	-1,022
267	2	2	0,943	1	0,775	0,005	1	0,225	2,874	-0,963
268	2	2	0,775	1	0,659	0,082	1	0,341	1,789	-0,605
269	2	2	0,773	1	0,831	0,083	1	0,169	3,654	-1,179
270	2	1	0,536	1	0,625	0,383	2	0,375	1,009	0,114
271	2	2	0,001	1	0,998	10,763	1	0,002	24,049	-4,172
272	2	2	0,384	1	0,927	0,759	1	0,073	6,224	-1,762
273	2	2	0,537	1	0,530	0,380	1	0,470	1,013	-0,274
274	2	2	0,538	1	0,530	0,380	1	0,470	1,015	-0,275
275	2	2	0,798	1	0,669	0,066	1	0,331	1,869	-0,635
276	2	2	0,000	1	1,000	31,602	1	0,000	52,488	-6,512
277	2	2	0,633	1	0,586	0,228	1	0,414	1,314	-0,414
278	2	1	0,497	1	0,601	0,462	2	0,399	0,890	0,053
279	2	2	0,309	1	0,941	1,035	1	0,059	6,972	-1,908

** Misclassified case

	Highest Group					Second Highest Group				Discriminant Scores
	Actual Group	Predicted Group	P	df	P(G=g D=d)	Squared Mahalanobis Distance to Centroid	Group	P(G=g D=d)	Squared Mahalanobis Distance to Centroid	Function 1
280	2	1	0,963	1	0,808	0,002	2	0,192	2,485	0,686
281	2	2	0,695	1	0,619	0,154	1	0,381	1,516	-0,499
282	2	1	0,654	1	0,687	0,201	2	0,313	1,380	0,284
283	2	2	0,457	1	0,911	0,554	1	0,089	5,607	-1,635
284	2	2	0,720	1	0,632	0,128	1	0,368	1,601	-0,533
285	2	2	0,960	1	0,769	0,002	1	0,231	2,799	-0,941
286	2	2	0,889	1	0,794	0,019	1	0,206	3,108	-1,031
287	2	2	0,377	1	0,928	0,780	1	0,072	6,282	-1,774
288	2	2	0,693	1	0,618	0,155	1	0,382	1,511	-0,497
289	2	1	0,466	1	0,582	0,532	2	0,418	0,799	0,003
290	2	2	0,939	1	0,777	0,006	1	0,223	2,889	-0,967
291	2	2	0,979	1	0,746	0,001	1	0,254	2,549	-0,864
292	2	2	0,817	1	0,678	0,054	1	0,322	1,937	-0,659
293	2	1	0,460	1	0,578	0,547	2	0,422	0,781	-0,007
294	2	2	0,497	1	0,505	0,462	1	0,495	0,891	-0,211
295	2	2	0,482	1	0,906	0,495	1	0,094	5,414	-1,594
296	2	2	0,182	1	0,964	1,778	1	0,036	8,743	-2,224
297	2	1	0,535	1	0,624	0,384	2	0,376	1,007	0,113

** Misclassified case

ÖZGEÇMİŞ

Melike KURTARAN ÇELİK, 1976 yılında İstanbul'da doğdu. İlk, orta ve lise eğitimini İstanbul'da tamamladıktan sonra 1993 yılında Trakya Üniversitesi Edirne Meslek Yüksek Okulu Muhasebe bölümünü kazandı. Burayı üçüncülükle bitiren KURTARAN ÇELİK, 1995 yılında KTÜ İİBF İktisat bölümüne dikey geçiş yaptı. 1998 yılında lisans programından mezun olup 1999 yılında KTÜ Sosyal Bilimler Enstitüsünde yüksek lisans öğrenimine başladı. 2003 yılında yüksek lisans öğrenimini tamamlayıp, 2005 yılında doktora öğrenimine başladı. 2001 yılında KTÜ Beşikdüzü Meslek Yüksek Okulu'nda öğretim görevlisi olarak atanan KURTARAN ÇELİK halen bu görevini sürdürmektedir.

KURTARAN ÇELİK evli ve bir çocuklu olup İngilizce bilmektedir.