

2005 Gazi Üniversitesi Endüstriyel Sanatlar Eğitim Fakültesi Dergisi Sayı:16, s31-46

**BANKALARDA MALİ BAŞARISIZLIĞIN ÖNGÖRÜLMESİ LOJİSTİK
REGRESYON VE YAPAY SINIR AĞI KARŞILAŞTIRMASI**

Yasemin KESKİN BENLİ¹

ÖZET

Bu çalışmada bankaların mali başarısızlıklarının öngörülmesine yönelik istatistiksel tekniklerden biri olan lojistik regresyon ve yapay sinir ağı modeline dayanan mali başarısızlık öngörü modelleri geliştirilmiştir. Çalışma sonucunda yapay sinir ağı modelinin mali başarısızlığı öngörme gücünün lojistik regresyon modelinden daha üstün olduğu tespit edilmiştir. Dolayısıyla yapay sinir ağı modelinin tüm bilgi kullanıcıları için mali başarısızlığı öngörmeye bir araç olarak kullanılabilmesi saptanmıştır.

Anahtar Kelimeler: Mali Başarısızlık, Finansal Oranlar, Lojistik Regresyon, Yapay Sinir Ağı.

ABSTRACT

In this article financial failure prediction models based on logistic regression and artificial neural network model, which are among the multivariable statistical techniques aimed at predicting the financial failures of banks are developed. As a result of the study, it has been observed that the power of the artificial neural network model in terms of predicting financial failure was greater than the same respective power of the logistic regression model. Therefore, it has been determined that the artificial neural network model could be used to predict financial failure for all information users.

Key words: Financial Failure, Financial Ratios, Logistic Regression, Artificial Neural Network.

1.GİRİŞ

Türkiye’de fon akımlarının önemli bir bölümü bankacılık kesimi üzerinden yapılmaktadır. Son yıllarda banka dışı mali kurumların sayısı ve büyüklüğü artma eğiliminde olmakla birlikte, bankacılık sektörü toplam mali sektör aktifleri içinde yüzde 75 civarında paya sahip bulunmaktadır. Banka dışı diğer mali kuruluşların önemli bir kısmının bankaların iştirakleri olduğu göz önüne alındığında mali sektörde bankaların ağırlığının daha da yüksek olduğu görülmektedir (BDDK, 2001:2).

Dünyada, 1980’li yılların başından itibaren bankacılık sektöründe yaşanan mali başarısızlık olaylarının arttığı görülmektedir. Dünyada konuya yönelik gerçekleştirilen ampirik çalışmalar, genel olarak bankacılık sektöründeki mali başarısızlığın, ülke ekonomilerindeki makroekonomik çevrenin zayıf olduğu dönemlerde ortaya çıktığını ifade etmektedir.

¹ Gazi Üniversitesi, Endüstriyel Sanatlar Eğitim Fakültesi, İşletme Bölümü, 06500, Beşevler/Ankara, ykeskin@gazi.edu.tr

Özellikle, düşük ekonomik büyüme ile, enflasyon ve gerçek faiz oranlarının yüksek olduğu, yetersiz yasal düzenlemelerin yanında doğrudan tasarruf mevduatı sigortası uygulayan ülkelerde risk artmaktadır (Demirgüç ve Detragiache, 1999). Benzer biçimde, Hutchison ve McDill (1999), finansal liberalleşme ile birlikte doğrudan tasarruf mevduat sigortası uygulamalarının ahlaki çöküntü problemi yaratarak banka krizi olasılığını artırdığını vurgulamaktadır (<http://idari.cu.edu.tr/suleyman/mali.pdf>).

Türkiye’de de, ekonomik büyümenin düşük, enflasyonun ve gerçek faiz oranlarının yüksek olduğu, yetersiz yasal düzenlemelerin yanında, finansal liberalleşme ile birlikte doğrudan tasarruf mevduat sigortası uygulamaları gözlemlenmek mümkündür. Dolayısı ile bu güne kadar Türk Bankacılık Sistemi içinde yer alan tüm bankalar aynı olumsuz makroekonomik koşullarla karşı karşıya kalmıştır. Ancak sistem içerisinde bazı bankalar, tüm bu olumsuz makroekonomik koşullara rağmen ayakta kalmayı başarmış ve sağlıklı olarak faaliyetini sürdürmüştür. Bu nedenle, mali başarısızlığa sürüklenen (Tasarruf Mevduat Sigorta Fonuna devredilen) problemlili bankaların başarısızlığı, olumsuz makroekonomik koşulların yanı sıra, büyük oranda yönetimsel sorunlardan ve risk yönetim sistemlerinin yeterince uygulanamamasından kaynaklanmaktadır (<http://idari.cu.edu.tr/suleyman/mali.pdf>).

Mali başarısızlığın tahminine yönelik olarak ilk yapılan çalışmalar, tek değişkenli modellerdir (Tamari, 1966; Beaver, 1967;1968). Tek değişkenli modeller finansal oranları tek tek ele alarak mali başarısızlığı tahmin etmeye çalıştıkları için, incelenen oranlara göre çelişkili sonuçlar üretmektedirler. Bu sorunun giderilmesi için olayları çok boyutlu ele alan çok değişkenli modeller kullanılmıştır. Altman (1968) çalışmasında çoklu diskriminant analizini kullanmış; bu modelle işletmeleri mali açıdan başarısız ve başarısız olmayan işletmeler şeklinde bir sınıflandırma ile ilk yıl için % 95 tahmin başarıları göstermiştir.

Çok değişkenli istatistik modelleri kullanan diğer önemli çalışmalar; Çoklu diskriminant modelini kullanan Deakin (1972), Altman ve Loris (1976), Altman, Haldeman, Narayanan (1977), Taffler ve Tisshaw (1977); Lojit modelini kullanan Ohlson (1980), Zavgren (1985), Hing ve Lau (1987); Probit modelinin kullanıldığı Zmijewski (1984); Çoklu regresyon modelinin kullanıldığı Meyer ve Pifer (1970) olarak sayılabilir.

Ülkemizde ise mali başarısızlığın tahminine yönelik olarak Göktan (1981), Ağaoğlu (1989), Aktaş (1993), Ganamukkala ve Karan (1996), Kısa (1997) tarafından yapılan çalışmalar ile yapay sinir ağı modelinin kullanıldığı Yıldız (2001), Keskin Benli (2002) ve Aktaş vd., (2003) çalışmaları önemli çalışmalar olarak sayılabilir.

Bu çalışmada da lojistik regresyon ve yapay sinir ağı modeli kullanılarak, bankalarda mali başarısızlığın öngörme gücünün tespit edilmesi amaçlanmıştır. Çalışma sonucunda da yapay sinir ağı modelinin mali başarısızlığı öngörme gücünün lojistik regresyon modelinden daha üstün olduğu tespit edilmiştir.

Çalışmanın örnek setini, 1997-2001 döneminde Bankacılık Düzenleme ve Denetleme Kurumu tarafından Tasarruf Mevduat Sigorta Fonuna devredilen on yedi özel sermayeli ticaret bankası ile yirmi bir faaliyetini sürdüren özel sermayeli ticaret bankası verileri oluşturmaktadır.

2.YÖNTEM

Bankalarda mali başarısızlığın öngörülmesinde kullanılan lojistik regresyon ve yapay sinir ağı modeline ilişkin teorik çerçeve aşağıdaki gibidir.

2.1.LOJİSTİK REGRESYON

Birimlerin birlikte meydana gelmeyen-birbirini engelleyen iki gruptan birine sınıflandırılmasına yarayan istatistiksel yöntemlerden biri lojistik regresyon analizi olarak bilinmektedir (Özdiñ, 1999:105).

Lojistik regresyon analizi gruplandırma analizlerinde sık kullanılan bir istatistiksel tekniktir. Çok deęişkenli normal dağılım varsayımına ihtiyaç göstermemesi yöntemin baęlı bir üstünlüğü olarak ele alınmaktadır (Özdiñ, 1999:106). Lojistik regresyon yönteminin dięer bir üstünlüğü ise grup üyeliğine ilişkin olasılıkların belirlenebilmesidir. Lojistik regresyon modeli normal dağılım yerine lojistik kümülatif yoğunluk dağılımını kullanmaktadır (Bolak, 1986:92-93).

Lojit birikimli olasılık fonksiyonu veya dięer adıyla lojistik regresyon fonksiyonu doğrusal olasılık fonksiyonunun hata kavramı olan “U” nun birikimli lojistik dağılım gösterdiğini varsaymaktadır (Aktaş, 1993:46).

Birikimli olasılık fonksiyonu aşağıdaki gibi ifade edilebilir (Aktaş, 1993:46):

$$P_i = F \left(\beta_0 + \sum_{j=1}^m \beta_j x_{ij} \right) = F(Z_i) \quad (1)$$

Burada, F herhangi bir birikimli olasılık fonksiyonunu temsil etmektedir. Lojit fonksiyonu şu şekilde ifade edilebilir.

$$F(Z_i) = 1/(1+e^{-Z_i}) = 1/(1+e^{-(\beta_0 + \sum_{j=1}^m \beta_j x_{ij})}) \quad \text{veya} \quad (2)$$

$F(Z_i) = \exp(Z_i) / (1+\exp(Z_i))$ olarak da ifade edilebilir.

Dolayısıyla, $\log F(Z_i) / (1-F(Z_i)) = Z_i$ veya

$$\log F(Z_i) / (1-F(Z_i)) = \beta_0 + \sum_{j=1}^m \beta_j x_{ij} \quad \text{ifadeleri elde edilebilir.} \quad (3)$$

Yukarıdaki ifadelerde, β model katsayıları, X ise açıklayıcı deęişkenlerdir.

Eđer $F(Z_i) = P_i = \text{Prob}(Y_i = 1)$

olarak ifade edilecek olursa lojistik regresyon modeli için

$$\log P_i / (1-P_i) = \beta_0 + \sum_{j=1}^m \beta_j x_{ij} \quad \text{eşitliğine erişilecektir.}$$

Yukarıda prob ($y_i = 1$) ifadesi, bağımlı değişkenin değerinin 1 olması olasılığını göstermektedir. Eğer mali başarısızlık = 0; mali başarı = 1 olarak alınırsa yukarıdaki ifade mali başarının olasılığını, tersi durumda mali başarısızlığın olasılığını gösterecektir.

2.2. YAPAY SİNİR AĞI

Son yıllarda bilgisayar teknolojisi büyük bir hızla gelişmekte, işlem hızı ve kapasitesi çok yüksek bilgisayarların üretimi mümkün olmaktadır. Çok karmaşık hesaplamaların göz açıp kapayıncaya kadar yapılmasına olanak tanıyan bu yüksek teknolojiye rağmen insanların çok kolaylıkla yerine getirebildiği el yazısı tanıma, konuşma tanıma, görme gibi işlevlerin bilgisayarlar tarafından otomatik olarak gerçekleştirilmesi konusunda yetersizlik vardır. Bu gerçek bilim adamlarını klasik anlamdaki bilgisayarlardan farklı alternatif bilgi işleme sistemleri geliştirmeye yöneltmiş, doğal olarak bu konudaki ilk adımlardan biri de insan beyninin çalışmasıyla ilgili birtakım biyolojik bulgulardan faydalanmaya çalışmak olmuştur. Nörofizyologların, psikologların çalışmalarından elde edilen sonuçlardan faydalanarak insan beynindeki sinir ağlarının yapısal ve işlevsel özelliklerinin basite indirgenip matematiksel olarak modellenmesine çalışılmıştır. Bu matematiksel modellere sinir ağları denmektedir (Sungur, 1995:iii).

Yapay sinir ağları çok değişkenli ve değişkenler arasındaki karmaşık, karşılıklı etkileşimin bulunduğu veya tek bir çözüm kümesinin bulunmadığı durumlarda başarılı sonuçlar üreten bir yapay zeka teknolojisidir. Bu özellikleri nedeniyle yapay sinir ağı teknolojisi mali başarısızlık alanında kullanıma uygun bir araç olarak görülmektedir (Salchenberger, Çınar ve Lash, 1992; Wilson ve Chong, 1995; Koh ve Tan, 1999; Yıldız, 2001:53).

Yapay sinir ağı araştırmaları nörofizyolog ve psikolog için insan beyninin işlevlerini açıklayabilme amacına yöneliktir. Mühendisler açısından ise yapay sinir ağları öncelikle alternatif bir hesaplama aracıdır. Ancak bu iki araştırma motivasyonu arasında sıkı bir bağ vardır. Nörofizyolojik bulgular yeni matematiksel modellerin geliştirilmesi için esin kaynağı teşkil ederken geliştirilen matematiksel modeller üzerinde yapılan çalışmaların ve uygulamaların sonuçları da nörofizyolojik araştırmalara yön verebilecek niteliktedir.

İlk ticari yapay sinir ağının geliştiricisi olan Robert Hecht-Neilsen (1989) yapay sinir ağını “dışarıdan gelen girdilere dinamik olarak yanıt oluşturma yoluyla bilgi işleyen, birbiriyle bağlantılı basit elemanlardan oluşan bilgi işlem sistemi” olarak tanımlamaktadır (Yıldız, 2001:53). Başka bir ifade ile yapay sinir ağları, her biri kendi belleğine sahip olan, işlem yapabilen ve tek yönlü sinyal kanalları ile birbirlerine bağlanmış bir çok basit işlem elemanından (yapay nöron) oluşan, paralel ve dağılmış tek veya çok katmanlı bir bilgi işlem sistemi olarak tanımlanır (Gülseçen, 1995:54).

Bir yapay sinir ağının yapısında, birbirleriyle bağlantılı sinirlerin yer aldığı girdi katmanı, çıktı katmanı ve gizli katman olmak üzere temelde üç katman bulunmaktadır.

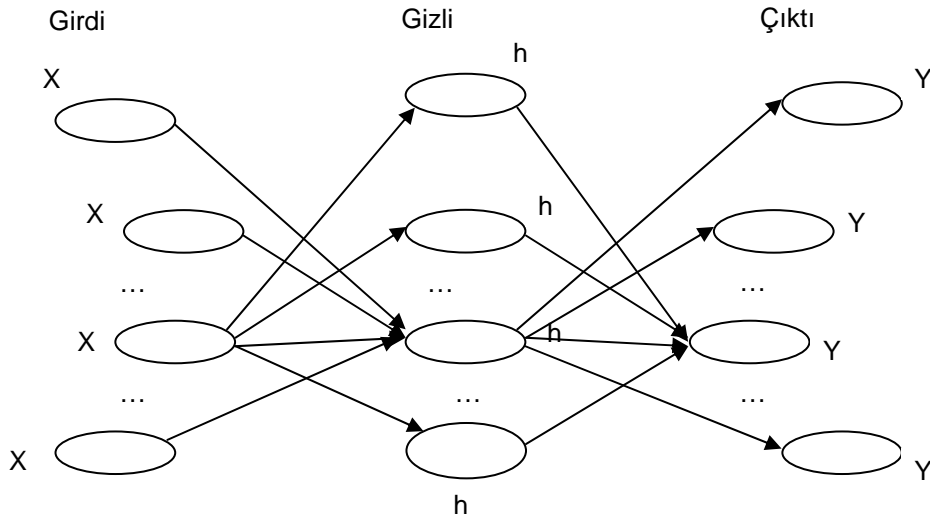
Girdi katmanı ilk katmandır ve dışarıdan gelen verilerin yapay sinir ağına alınmasını sağlar. Bu veriler istatistikte bağımsız değişkenlere karşılık gelir. Son katman çıktı katmanı olarak adlandırılır ve bilgilerin dışarıya iletilmesi işlevini yapar. Çıktı değişkenleri de istatistikte bağımlı değişkenlere karşılık gelir. Modeldeki diğer katmanlar ise girdi katmanı ile çıktı katmanı arasında yer alır ve gizli katman olarak adlandırılır. Gizli katmanda bulunan

sinirlerin dış ortama bağlantıları yoktur. Yalnızca girdi katmanından gelen sinyalleri alırlar ve çıktı katmanına sinyal gönderirler.

Gizli katmandaki gizli nöronların sayısının seçimi oldukça önemlidir. Ağın büyüklüğünün tanımlanması, ağın performansının bilinmesi açısından önem taşımaktadır. Gizli nöronların ve katmanlarının sayısının artırılması ya da azaltılması, ağın basit ya da karmaşık bir yapıda olmasını etkilemektedir.

Bir yapay sinir ağındaki en önemli unsurlardan biri de nöronların birbirlerine veri aktarmalarını sağlayan bağlantılardır. Herhangi bir (i) nöronundan (j) nöronuna bilgi ileten bir bağlantı aynı zamanda bir ağırlık (w_{ji}) değerine sahiptir. Ağırlıklar bir nöronda girdi olarak kullanılacak değerlerin göreceli kuvvetini gösterir. Yapay sinir ağı içinde tüm bağlantıların farklı ağırlık değerleri bulunmaktadır. Böylelikle ağırlıklar her işlem elemanının her girdisi üzerinde etki yaparlar (Yıldız, 2001:54).

Şekil 1'de verilen yapay sinir ağı yapısında X ile girdiler, h ile gizli katmandan gelen çıktılar ve Y ile de sonuçta elde edilen çıktılar gösterilmiştir (Güneri, 2001:17).



ŞEKİL 1. YAPAY SİNİR AĞI YAPISI

Yapay sinir ağı modelinde sinirler arasındaki bağlantıların ağırlık değerleri uygulamanın başında SPSS paket programında rastgele olarak üretilir. Ağ, bu değerler kullanılarak test edilmektedir.

Veri setinde yer alan veriler rastgele olarak eğitim, geçerlilik ve test seti olmak üzere üç bölüme ayrılmaktadır. Eğitim seti, ağın eğitimine yönelik olarak verilerin ağırlıklarına uygun olan öğrenme için kullanılmaktadır. Geçerlilik seti, bir sınıflandırıcının ağırlıklarına uygun olarak kullanılır. Örneğin, yapay sinir ağındaki gizli katman sayısını seçmek için geçerlilik seti kullanılır. Test seti ise eğitimin uygulanmasının performansını ölçmede

kullanılır. Veri setinin % 80'ini eğitim seti, % 10'unu geçerlilik seti, % 10'unu da test seti oluşturmaktadır.

Veriler karar ya da önerilere eşit katkıda bulunduğundan ölçü birimi etkisinden arındırılmak için standartlaştırılır. Kullanılan paket program ilk aşamada verileri standartlaştırır. Daha sonra geçiş fonksiyonu seçilir. Bu çalışmada geçiş fonksiyonu sigmoid fonksiyon olarak seçilmiştir.

Gerçek çıktı değerleri ile arzu edilen çıktı değerleri arasındaki farklılık ölçülür ve sonuca göre ağ modelinin bağlantı ağırlıkları değişir. Bağlantı ağırlıkları sonucu oluşan geri dönüş geçişi çıktı katmanlarının bağlantıları ile başlayan ve girdi katmanlarının bağlantıları ile sona eren ağırlık üretilmesiyle gerçekleşir.

Bir katmandaki sinir sayısı ağlar tarafından otomatik olarak seçilebilir ya da bağlantılı olarak düzenlenebilir. Bir çok durumda sinirlerin sayısını artırmak eğitim verileri üzerindeki çoklu katman ağlarının performansını geliştirir.

Bir problemdeki gizli katmanların sayısının etkisini değerlendirmek için geçerlilik verilerinin performansına bakılır. Ağ yapısının performansını ölçmek için mutlak hata ortalaması (M.H.O) ve hata kareler ortalaması (H.K.O) kullanılmaktadır. Buna göre mutlak hata ortalaması ve hata kareler ortalamasının en küçük olduğu değer, alınması gereken gizli katman sayısını belirlemektedir. Başarısızlıktan bir yıl öncesi için gizli katman sayısı 1 olarak bulunmuştur.

Ağın eğitimi için 10000 iterasyon gerçekleştirilmiştir. Yapay sinir ağı analizi sonucunda eğitim, geçerlilik ve test seti için doğru sınıflandırma tabloları elde edilmiştir. Bu sonuçlar birleştirildiğinde yapay sinir ağı uygulamasına göre başarısızlıktan bir yıl öncesi için sınıflandırma tablosu elde edilmiş olur.

3. DEĞİŞKENLERİN TANIMI VE VERİ KAYNAKLARI

Çalışmanın örnek setini otuz sekiz adet özel sermayeli ticaret bankası oluşturmaktadır. 2001 Temmuz ayı sonuna kadar toplam on sekiz banka Bankacılık Düzenleme ve Denetleme Kurumu tarafından Tasarruf Mevduat Sigorta Fonuna devredilmiştir. T.M.S.F.'na devredilen Ulusal Banka'nın verilerine ulaşılamadığından çalışma otuz sekiz adet özel sermayeli ticaret bankası ile sürdürülmüştür. 1997-2001 döneminde fona devredilen on yedi banka, devrediliş tarihleri ile birlikte Tablo 1'de verilmiştir (BDDK, 2001:15; (<http://idari.cu.edu.tr/suleyman/mali.pdf>, 15.02.2005)). Yirmi bir banka ise faaliyetini sürdüren bankalar olarak belirlenmiştir.

Tablo 1. Çalışmada Kullanılan Bankalar

FAALİYETİNİ SÜRDÜREN BANKALAR	FONA DEVREDİLME TARİHİ	YIL – 1
1-Adabank A.Ş.	-	2000
2-Akbank T.A.Ş.	-	2000
3-Alternatif Bank A.Ş.	-	2000
4-Anadolubank A.Ş.	-	2000
5-Birleşik Türk Körfez Bankası A.Ş.	-	2000
6-Fiba Bank A.Ş.	-	2000
7-Finans Bank A.Ş.	-	2000
8-Koçbank A.Ş.	-	2000
9-MNG Bank A.Ş.	-	2000
10-Oyak Bank A.Ş.	-	2000
11-Pamukbank T.A.Ş.	-	2000
12-Şekerbank T.A.Ş.	-	2000
13-Tekstil Bankası A.Ş.	-	2000
14-Toprakbank A.Ş.	-	2000
15-Turkish Bank A.Ş.	-	2000
16-Türk Dış Ticaret Bankası A.Ş.	-	2000
17-Türk Ekonomi Bankası A.Ş.	-	2000
18-Türkiye Garanti Bankası A.Ş.	-	2000
19-Türkiye İmar Bankası T.A.Ş.	-	2000
20-Türkiye İş Bankası A.Ş.	-	2000
21-Yapı ve Kredi Bankası A.Ş.	-	2000
TAS.MEVD.SİĞ.FONU.DEVR.BNK..		
1-Bank Ekspres A.Ş.	12 ARALIK 1998	1997
2-Bank Kapital Türk A.Ş.	27 EKİM 2000	1999
3-Demirbank T.A.Ş.	6 ARALIK 2000	1999
4-Egebank A.Ş.	22 ARALIK 1999	1998
5-Eskişehir Bankası T.A.Ş.	22 ARALIK 1999	1998
6-Etibank A.Ş.	27 EKİM 2000	1999
7-Interbank	7 OCAK 1999	1998
8-Sümerbank A.Ş.	22 ARALIK 1999	1998
9-Türk Ticaret Bankası A.Ş.	6 KASIM 1997	1996
10-Yaşarbank A.Ş.	22 ARALIK 1999	1998
11-Yurt Ticaret ve Kredi Bankası A.Ş.	22 ARALIK 1999	1998
12-Bayındırbank A.Ş.	9 TEMMUZ 2001	2000
13-Ege Giyim Sanayicileri Bankası A.Ş.	9 TEMMUZ 2001	2000
14-İktisat Bankası T.A.Ş.	15 MART 2001	2000
15-Kentbank A.Ş.	9 TEMMUZ 2001	2000
16-Sitebank A.Ş.	9 TEMMUZ 2001	2000
17-Milli Aydın Bankası T.A.Ş.	9 TEMMUZ 2001	2000

Faaliyetini sürdüren bankalar 1, fona devredilen bankalar ise 0 ile ifade edilmiştir. Eğer bir banka bankacılık düzenleme ve denetleme kurumu tarafından yeniden yapılandırma uygulamaları çerçevesinde Tasarruf Mevduat Sigorta Fonu (TMSF) bünyesine devredilmiş ise söz konusu banka mali başarısızlığa uğramış olarak kabul edilmiştir. Çalışmada (-1) bankanın TMSF ye devredilmeden önceki ilk yılıdır. Yani mali başarısızlığa düşmeden bir yıl önceyi göstermektedir. Bu nedenden dolayı da çalışmada, fona devredilmeden bir yıl öncesine ait finansal oran verileri dikkate alınarak erken uyarı sistemleri geliştirilmiş, lojistik regresyon ve yapay sinir ağı modeli ile bu sistemlerin tahmin gücü (-1) yılı için sınanmıştır.

Çalışmada kullanılan veriler Türkiye Bankalar Birliği web sitesinden elde edilmiştir (www.tbb.org.tr, 2005). Türkiye Bankalar Birliği, Türk bankacılık sektöründen faaliyet gösteren bankalara ait 1988-2001 dönemini kapsayan 49 adet finansal oran yayınlamaktadır. Çalışmada analize dahil edilecek oranların seçiminde, tek değişkenli varyans analizi testi uygulanarak elde edilen 12 oran seçilmiştir (<http://idari.cu.edu.tr/suleyman/mali.pdf>, (15.02.2005)). Diğer oranlar analiz dışı bırakılmıştır. Çünkü bu oranlar bir yıl öncesi dikkate alındığında iki grup arasında farklılık göstermemektedir. Diğer bir değişle iki grubu birbirinden ayırt etme özelliğine sahip değildir (<http://idari.cu.edu.tr/suleyman/mali.pdf>, (15.02.2005)). Buna göre çalışmada kullanılan finansal oranlar Tablo 2’ de verilmiştir.

Tablo 2. Çalışmada Kullanılan Finansal Oranlar

- X₁ - Sermaye Standart Rasyosu
- X₂ - (Özkaynak + Kâr) / T.Aktifler
- X₃ - (Özkaynak + Toplam Kâr) / (Mevd. + Mev.Dışı Kay.)
- X₄ - Net Çalışma Sermayesi / T.Aktifler
- X₅ - (Özkaynak + Toplam Kâr) / (T.Aktifler + Gayrinakdi Krediler)
- X₆ - Likit Aktifler / T.Aktifler
- X₇ - Likit Aktifler / (Mevduat + Mev.Dışı Kay.)
- X₈ - Faiz Gelirleri / Faiz Giderleri
- X₉ - Faiz Giderleri / Ort.Götürülü Aktifler
- X₁₀ - Faiz Giderleri / Ort.Getirili Aktifler
- X₁₁ - Faiz Giderleri / T.Giderler
- X₁₂ - Personel Gideri + Kıdem Tazm.) / Personel Sayısı (Milyar TL)

Lojistik regresyon analizinde SPSS istatistik paket programından, yapay sinir ağı analizi için de Neural Connection Version 2.0 paket programından yararlanılmıştır.

Lojistik regresyon analizinde forward-conditional yöntemi kullanılarak on iki finansal oran içerisinde istatistiksel olarak anlamlı tahmin gücü olan oranlar seçilmiştir. Fakat aynı durum yapay sinir ağı teknolojisi için kullanılamamıştır. Çünkü, mali başarısızlığın öngörülmesinde yapay sinir ağı teknolojisi kullanılırken elde edilen modele ilişkin katsayılar (bağımsız değişkenler) ağırlıklar üzerinde kaldığı için ağırlıklar yorumlanamamıştır. Bu nedenle katsayılar dayalı olarak bir tahmin modeli kurulamamıştır bu da yapay sinir ağı modelinin bir dezavantajı olarak söylenebilir.

4.AMPİRİK SONUÇLAR

Başarısızlıktan bir yıl öncesi verileri kullanılarak yapılan lojistik regresyon analizinde elde edilen modelde X_{10} finansal oranı yer almıştır. Elde edilen lojistik regresyon modeli şöyledir:

$$\text{Lojistik Regresyon Modeli} = \text{Log}P_i/(1-P_i) = Z_i = 5.463 - 0.192X_{10}$$

Buradan, $P_i = 1/(1+e^{-Z_i})$ bulunur.

Lojistik regresyon modelini kullanarak mali başarı olasılıklarını bulabilmek için bankaların tümünün X_{10} finansal oranları hesaplandıktan sonra eşitliğin sağ tarafındaki katsayılar ile çarpıldıktan sonra Z_i değerleri bulunmalıdır. Daha sonra elde edilen Z_i değerleri yukarıda açıklanan P_i denklemdeki yerine konularak P_i mali başarı olasılıkları her banka için bulunabilecektir. Kopuş değeri 0.50 olarak alındığında P_i değeri kopuş değerinden büyükse banka 1 (başarılı), küçükse 0 (başarısız) kabul edilir. Daha sonra bu tahmin değerleri gerçek değerler ile karşılaştırılır ve gerçek değeri 1 olanlar 1, 0 olanlar 0 tahmin edilmişse bu tahminler doğru, diğer durumlar yanlış kabul edilir. Modelin mali başarıyı tahmin gücü Tablo 3’de görüldüğü gibidir.

Tablo 3. Bir Yıl Öncesi İçin Lojistik Regresyon Modeli Başarısı

Gerçek \ Tahmin	Başarısız (0)	Başarılı (1)	Toplam	Başarı oranı %
Başarısız (0)	13	4	17	76.5
Başarılı (1)	2	19	21	90.5
Toplam	15	23	38	84.2

Kopuş noktası 0.50 olarak alındığında başarısız bankalar için % 76.5 doğru sınıflandırma yapan lojistik regresyon modeli, başarısız bankalardan dört tanesini başarılı olarak yanlış tahmin etmiştir. Bu bankalar, Bank Expres A.Ş., Bayındırbank A.Ş., Kentbank A.Ş. ve Sümerbank A.Ş. dir. Başarılı bankalar için ise % 90.5 doğru sınıflandırma yapan lojistik regresyon modeli, başarılı bankalardan iki tanesini başarısız olarak yanlış tahmin etmiştir. Bu bankalar Turkish Bank A.Ş. ve Türkiye İmar Bankası T.A.Ş. dir. Modelin genel performansı % 84.2 olarak bulunmuştur. Hatalı tahmin edilen banka sayısı 6 olarak bulunmuştur.

Başarısızlıktan bir yıl öncesi verileri kullanılarak yapılan yapay sinir ağı analizinde problemin modeli 12 girdi katmanından ve 1 çıktı katmanından oluşmaktadır. Gizli katman sayısını belirlemek için uygulamada önce gizli katman sayısı 1 alınarak 12-1-1 modeli için hatalar hesaplanmıştır. Daha sonra gizli katmanların sayısı artırılmış ve geçerlilik verilerine ilişkin hata kareler ortalaması (H.K.O) ve mutlak hata ortalaması (M.H.O) hesaplanmıştır. Bu sonuçlar Tablo 4’de verilmiştir.

Tablo 4. Gizli Katman Sayısının Belirlenmesinde Başarısızlıktan Bir Yıl Öncesi İçin Oluşturulan Modellerin Sonuçları

Model	H.K.O	M.H.O
12-1-1	0.0181	0.0123
12-2-1	0.094	0.05
12-3-1	0.157	0.09
12-4-1	0.220	0.122
12-5-1	0.190	0.136

Başarısızlıktan bir yıl öncesi için Tablo 4 incelendiğinde, 1 gizli katmanlı modelin (12-1-1) hata kareler ortalamasının 0.0181 olduğu görülmektedir. Gizli katman sayısı arttırıldığında hata kareler ortalaması değerleri 5. gizli katmana kadar artmakta, 5. gizli katmanda düşmektedir. Mutlak hata ortalamasına baktığımızda ise artmaktadır. Buna göre başarısızlıktan bir yıl öncesi için tahmin modelinin oluşturulmasında hata kareler ortalaması ve mutlak hata ortalamasının en düşük olduğu katman olan 1 gizli katmanlı model (12-1-1 modeli) en küçük hata değerine sahip olduğundan model olarak seçilmiştir.

Gizli katmanların sayısı arttırıldığında her bir yeni gizli katman veri setindeki özelliklerden birini daha göstermeye başlayacağından geçerlilik setindeki ağ performansı da artar. Çok sayıda tabaka eklendiğinde performansta bir azalma görülebilir. Bunun nedeni genel güçteki kayıptır ve bu durumda ağ verilerden gürültü öğrenmeye başlar. Geçerlilik seti üzerinde hata ölçümleri yapılarak aşırı öğrenmenin tehlikesi azaltılmış olur (Neural Connection Version 2.0 1997; Güneri, 2001:47).

Ağın eğitimi için 10000 iterasyon gerçekleştirilmiştir. Matriste satırlar bankalarının mevcut durumunu gösterirken sütunlar modelin yaptığı sınıflamaları göstermektedir. Son sütun ise modelin sınıflamada bulunduğu örneklem için doğru tahmin başarısını göstermektedir. Son sütunun en altındaki değer ise modelin genel performansdır.

Veri setinin % 80'ini eğitim seti, % 10'unu geçerlilik seti, % 10'unu da test seti oluşturmaktadır. Buna göre 30 banka eğitim setine, 4 banka geçerlilik setine ve 4 banka da test setine tabi tutulmuştur. Başarısızlıktan bir yıl öncesi tahmin modelinin oluşturulmasında 1 gizli katmanlı model eğitim, geçerlilik ve test setine tabi tutularak sınıflandırma tabloları belirlenmiştir. Sonuçlar aşağıdaki tablolarda verilmiştir.

Tablo 5. Başarısızlıktan Bir Yıl Öncesi İçin Oluşturulan Modelin Eğitim Seti İçin Sınıflandırması

(12-1-1)

Gerçek \ Tahmin	Başarısız (0)	Başarılı (1)	Toplam	Başarı oranı %
Başarısız (0)	12	3	15	80
Başarılı (1)	2	13	15	86.66
Toplam	14	16	30	83.33

Kopuş noktası 0.50 olarak alındığında eğitim seti için genel performans % 83.33 olarak bulunmuştur.

Tablo 6. Başarısızlıktan Bir Yıl Öncesi İçin Oluşturulan Modelin Geçerlilik Seti İçin Sınıflandırması

(12-1-1)

Gerçek \ Tahmin	Başarısız (0)	Başarılı (1)	Toplam	Başarı oranı %
Başarısız (0)	0	0	0	0
Başarılı (1)	0	4	4	100
Toplam	0	4	4	100

Kopuş noktası 0.50 olarak alındığında geçerlilik seti için genel performans % 100 olarak bulunmuştur.

Tablo 7. Başarısızlıktan Bir Yıl Öncesi İçin Oluşturulan Modelin Test Seti İçin Sınıflandırması

(12-1-1)

Gerçek \ Tahmin	Başarısız (0)	Başarılı (1)	Toplam	Başarı oranı %
Başarısız (0)	2	0	2	100
Başarılı (1)	0	2	2	100
Toplam	2	2	4	100

Kopuş noktası 0.50 olarak alındığında test seti için genel performans % 100 olarak bulunmuştur.

Eđitim, geerlilik ve test setleri iin elde edilen sonular birleřtirildiđinde yapay sinir ađı uygulamasına gre Tablo 8 elde edilmiř olur.

Tablo 8. Bařarisızlıktan Bir Yıl ncesi iin Oluřturulan Modelin Yapay Sinir Ađı Uygulamasına Gre Sınıflandırması
(12-1-1)

Gerek \ Tahmin	Bařarisız (0)	Bařarılı (1)	Toplam	Bařarı oranı %
Bařarisız (0)	14	3	17	82.4
Bařarılı (1)	2	19	21	90.5
Toplam	16	22	38	87

Tablo 8 incelendiđinde model, bařarılı bankalar iin % 90.5 dođru sınıflandırma yapmıřtır, bařarılı bankalardan iki tanesini bařarisız olarak yanlıř sınıflandırmıřtır. Bařarisız bankalar ise % 82.4 oranında dođru olarak tahmin edilmiřtir. Bařarisız bankalardan u tanesi bařarılı olarak yanlıř sınıflandırmıřtır. Modelin bařarisızlıktan bir yıl ncesi iin genel performansı % 87 olarak bulunmuřtur.

Bankaların hepsi iin bir ıktı deđerini hesaplanmıřtır. Modelin bařarisını saptarken her banka iin hesaplanmıř ıktı deđerlerinin kopuř deđer olarak ele alınan 0.50 deđerini ile karřılařtırılması gerekmektedir. İncelenen banka iin tahmin deđerini kopuř deđerinden kkse sz konusu banka 0 (bařarisız), bykse 1 (bařarılı) olarak yorumlanır. Daha sonra bu tahmin deđerleri gerek deđerleri ile karřılařtırılır ve gerek deđerini 1 olanlar 1, 0 olanlar 0 tahmin edilmiřse bu tahminler dođru, diđer durumlar yanlıř kabul edilir. Buna gre bařarisız bankalardan Bank Expres A.ř., Bayındırbank A.ř., ve Kentbank A.ř. bařarılı olarak yanlıř tahmin edilmiřtir. Bařarılı bankalardan Toprakbank A.ř. ve Trkiye İmar Bankası T.A.ř ise bařarisız olarak yanlıř tahmin edilmiřtir. Hatalı tahmin edilen banka sayısı 5 olarak bulunmuřtur.

Lojistik regresyon ve yapay sinir ađı modellerinin dođru sınıflandırma tahmin gc karřılařtırıldıđında Tablo 9 elde edilmiřtir.

Tablo 9. Geliřtirilen Modellerin Dođru Sınıflandırma Tahmin Gc

Lojistik Regresyon			Yapay Sinir Ađları		
Bařarisız %	Bařarılı %	Genel %	Bařarisız %	Bařarılı %	Genel %
76.5	90.5	84.2	82.4	90.5	87

Tablo 9'a gre genel sınıflandırma bařarılılarını incelediđimizde yapay sinir ađı modelinin dođru sınıflandırma oranı % 87' dir, lojistik regresyon modelinin ise % 84.2' dir.

Yapay sinir ađı modeli, lojistik regresyon modelinden daha yksek dođru sınıflandırma yapmıřtır. Elde edilen sonular daha nce yapılan bu konudaki alıřmaları destekler

niteliktedir (Aktaş vd., 2003; Keskin Benli, 2002; Yıldız, 2001). Dolayısıyla yapay sinir ağı modeli tüm bilgi kullanıcıları için mali başarısızlığı öngörmeye bir araç olarak kullanılabilir.

Yapay sinir ağı modelinin başarısız bankaları doğru tahmin etme gücü % 82.4, lojistik regresyon modelinin ise % 76.5 olarak bulunmuştur. Buradan da görüldüğü üzere yapay sinir ağı modelinin başarısız bankaları doğru tahmin başarısı lojistik regresyon modeline göre yüksek çıkmıştır. Buna göre, uygulamalarda genellikle lojistik regresyon modelleri mali başarısızlık tahmininde kullanılırken ve yüksek doğru tahmin değerlerine ulaşırken, yapay sinir ağı modelinin de bankalar için yapılacak mali başarısızlık tahmin çalışmalarında kullanılabilir.

Kullanılan modellerde hatalı tahmin edilen banka sayılarına bakıldığında, yapay sinir ağı modelinde 5 iken, lojistik regresyon modelinde 6'dır. Bu sonuçta yapay sinir ağı modelinin daha az hata payı ile tahmin gücüne sahip olduğunu göstermektedir. Her iki modelde de başarısız bankalardan Bank Expres A.Ş., Bayındırbank A.Ş., ve Kentbank A.Ş. başarılı olarak hatalı tahmin edilmiştir. Yine başarılı banka olarak belirlediğimiz Türkiye İmar Bankası T.A.Ş. her iki modelde de başarısız olarak hatalı tahmin edilmiştir.

5. SONUÇ

Bu çalışmada, 1997-2001 döneminde Bankacılık Düzenleme ve Denetleme Kurumu tarafından Tasarruf Mevduat Sigorta Fonuna devredilen on yedi özel sermayeli ticaret bankası ile yirmi bir faaliyetini sürdüren özel sermayeli ticaret bankası verileri kullanılmıştır. Mali başarısızlıklarının öngörülmesine yönelik istatistiksel tekniklerden biri olan lojistik regresyon ve yapay sinir ağı modeline dayanan mali başarısızlık öngörü modelleri geliştirilerek, modellerin mali başarısızlığı tahmin gücü karşılaştırılmıştır. Buna göre genel sınıflandırma başarılarını incelediğimizde yapay sinir ağı modelinin doğru sınıflandırma oranı % 87'dir, 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 tespit edilmiştir.

Kullanılan modellerde hatalı tahmin edilen banka sayılarına bakıldığında ise, yapay sinir ağı modelinde 5 iken, lojistik regresyon modelinde 6'dır. Bu sonuçta yapay sinir ağı modelinin daha az hata payı ile tahmin gücüne sahip olduğunu desteklemektedir.

Çalışma sonuçlarına göre uygulamalarda genellikle lojistik regresyon modelleri mali başarısızlık tahmininde kullanılırken ve yüksek doğru tahmin değerlerine ulaşırken, yapay sinir ağı modelinin de bankalar için yapılacak mali başarısızlık tahmin çalışmalarında kullanılabilir.

KAYNAKLAR

- AĞAOĞLU, A. (1989). Türkiye’de Banka İşletmelerinin Ekonomik Analizi ve Gelişme Eğilimleri, (Yayımlanmamış Doktora Tezi), Ankara: Ankara Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü.
- AKTAŞ, R. (1993). **Endüstri İşletmeleri İçin Mali Başarısızlık Tahmini**, Ankara, Türkiye İş Bankası Kültür Yayınları Yayın No:323.
- AKTAŞ, R., DOĞANAY, M.M., YILDIZ, B.(2003). “Mali Başarısızlığın Öngörülmesi: İstatistiksel Yöntemler ve Yapay Sinir Ağı Karşılaştırılması”, **Siyasal Bilgiler Fakültesi Dergisi**, 58 (4): 1-24.
- ALTMAN, E.I. (1968). “Financial Ratios, Discriminant Analysis and The Prediction of Corporate Bankruptcy”, **The Journal of Finance**, XXIII (4): 589-609.
- ALTMAN, E.I., LORIS, B. (1976). “A Financial Early Warning System for Over The Counter Broker- Dealers”, **The Journal of Finance**, XXXI (4): 1201-1217.
- ALTMAN, E.I., HALDEMAN, R.G., NARAYANAN, P. (1977). “Zeta Analysis”, **Journal of Banking and Finance**, 1: 29-54.
- Bankacılık Düzenleme ve Denetleme Kurumu. (2001). **Bankacılık Sektörü Yeniden Yapılandırma Programı**, 15 Mayıs: 1-28.
- BEAVER, W.H. (1967). “Financial Ratios as Predictors of Failure”, Empirical Research in Accounting: Selected Studies 1966, **Journal of Accounting Research/Supplement**, V, January: 71-111.
- BEAVER, W.H. (1968). “Market Prices, Financial Ratios and Prediction of Failure”, **Journal of Accounting Research**, Sonbahar: 179-192.
- BOLAK, M. (1986). Finansal Başarının Ölçülmesi için Çok Değişkenli Bir Analiz Yöntemi ve Sektörel Bir Uygulama, (Yayımlanmamış Doktora Tezi), İstanbul: İstanbul Teknik Üniversitesi.
- CANBAŞ, S., ÇABUK, A., KILIÇ, S.B. (2005). “Bankaların Finansal Yapısının Çok Değişkenli İstatistiksel Yönteme Dayalı Analizi ve Mali Başarısızlık Tahmini: Türkiye Uygulaması”, (<http://idari.cu.edu.tr/suleyman/mali.pdf> (15.02.2005)).
- DEAKIN, E.B. (1972). “A Discriminant Analysis of Predictors of Business Failure”, **Journal of Accounting Research**, X, Spring: 167-179.
- DEMİRGÜÇ-KUNT, A., DETRAGIACHE, E. (1999). “The Determinants of Banking Crises in Developing and Developed Countries”, **IMF Staff Papers**, 45 (1), Mart.

- GANAMUKKALA, V.C., KARAN, M.B. (1996). "Prediction of Financially Unsuccessful Companies Using MDA and MRA Techniques: An Empirical Study on Istanbul Stock Exchange", **METU Studies in Development**, XXIII (3): 357-376.
- GÖKTAN, E. (1981), Muhasebe Oranları Yardımıyla ve Diskriminant Analizi Tekniğini Kullanarak Endüstri İşletmelerinin Mali Başarısızlığının Tahmini Üzerine Ampirik Bir Araştırma, (Yayınlanmamış Doçentlik Tezi), Ankara.
- GÜLSEÇEN, S. (1995). "Yapay Sinir Ağları ile Finansal Uygulamalar ve Döviz Kuru Tahmini İçin Bir Öneri", **4.Türk Yapay Zeka ve Yapay Sinir Ağları Sempozyumu Bildirileri**, 26-28 Haziran . (TAINN'95):51-61.
- GÜNERİ, N. (2001). Öğrenci Başarısızlıklarının Analizinde Sinir Ağları Yaklaşımının Lojistik Regresyon Analizi İle Karşılaştırılması, (Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi), Ankara: Ankara Üniversitesi.
- HECHT-NEILSEN, R. (1989). **Neurocomputing**, Massachusetts, Addison-Wesley Pub. Comp.
- HING, A., LAU, L. (1987). "A Five-State Financial Distress Prediction Model", **Journal of Accounting Research**, XXV (1): 127-138.
- HUTCHISON, M., MCDILL, K. (1999). "Are All Banking Crises Alike? The Japanese Experience In International Comparison", **NBE Working Paper**, 7253, Temmuz.
- KESKİN BENLİ, Y. (2002). "Finansal Başarısızlığın Tahmininde Yapay Sinir Ağı Kullanımı ve İMKB'de Uygulama", **Muhasebe Bilim Dünyası Dergisi**, 4 (4): 17-30.
- KISA, T. (1997). Bankaların Mali Başarısızlığını Tahminine Yönelik Çok Boyutlu Model, (Yayınlanmamış Doktora Tezi), Ankara: Gazi Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü.
- KOH, H.C., TAN, S.S. (1999). "A Neural Network Approach to the Prediction of Going Concern Status", **Accounting and Business Research**, XXIX (3): 211-216.
- MEYER, P.A., PİFER, H.W. (1970). "Prediction of Bank Failures", **Journal of Finance**, XXV (4): 853-868.
- OHLSON, J.A. (1980). "Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy", **Journal of Accounting Research**, XVIII (1): 109-131.
- ÖZDİNÇ, Ö. (1999). **Derecelendirme Sürecinde Ekonometrik Bir Değerlendirme**, Ankara, Sermaye Piyasası Yayın Kurulu Yayın No:130, Mayıs.
- SALCHENBERGER, L.M., ÇINAR, M., LASH, N.A. (1992). "Neural Networks: A New Tool for Predicting Thrift Failure", **Decision Sciences**, XXIII (4): 899-916.
- SUNGUR, M. (Ed.) (1995). **Mühendis Gözüyle Yapay Sinir Ağları**, Ankara, ODTÜ.

- TAFFLER, R.J., TISSHAW, H. (1977). "Going, Going, Gone- Four Factors Which Factors Which Predict", **Accountancy**, Mart: 50-54.
- TAMARI, M. (1966). "Financial Ratios as a Means of Forecasting Bankruptcy", *Management International Review*, 15-21.
- WILSON, N., CHONG, K.S. (1995). "Neural Network Simulation and Prediction of Corporate Outcomes: Some Empirical Findings", ***International Journal of the Economics of Business***, II (2): 31-51.
www.tbb.org.tr
- YILDIZ, B. (2001). "Finansal Başarısızlığın Öngörülmesinde Yapay Sinir Ağı Kullanımı ve Halka Açık Şirketlerde Ampirik Bir Uygulama", **İstanbul Menkul Kıymetler Borsası Dergisi**, V (17): 51-67.
- ZAVGREN, C.V. (1985). "Assessing the Vulnerability to Failure of American Industrial Firms: A Logistic Analysis", **Journal of Business Finance and Accounting**, XII (1): 19-45.
- ZMIJEWSKI, M.E. (1984). "Methodological Issues Related to the Estimation of Financial Distress Prediction Models", **Journal of Accounting Research, Supplement**: 59-82.