

# MALİ BAŞARISIZLIĞIN ÖNGÖRÜLMESİ: İSTATİSTİKSEL YÖNTEMLER VE YAPAY SINIR AĞI KARŞILAŞTIRMASI

**Doç. Dr. Ramazan Aktaş**

Başkent Üniversitesi  
Uygulamalı Bilimler Y.O.

**Dr. M. Mete Doğanay**

Kara Harp Okulu

**Yrd. Doç. Dr. Birol Yıldız**

Osmangazi Üniversitesi  
İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi

• • •

## Özet

Mali başarısızlığa uğramış işletmelerin sayısındaki artış ülke kaynaklarının iyi kullanılmadığının bir göstergesidir. Bu nedenle, mali başarısızlığın öngörülmesi kaynakların doğru kullanılması açısından önem taşımaktadır. Mali oranları değişken olarak kullanan yöntemler çok boyutlu istatistiksel yöntemler ve yapay sinir ağı yöntemi olarak iki ana grupta toplanabilir. Bu çalışmada, mali başarısızlığın öngörülmesinde sıkça kullanılan çok boyutlu istatistiksel yöntemlerden çoklu regresyon modeli, diskriminant analizi ve logit modeli ile önce deney grubu verileri kullanılarak mali başarısızlık öngörü modelleri geliştirilmiş ve daha sonra bu modellerin kontrol grubu verileri üzerinde geçerlilik testi yapılmıştır. Geçerlilik test sonuçlarına göre mali başarısızlığı yansız olarak en iyi öngören modelin çoklu regresyon modeli olduğu belirlenmiştir. Aynı işlemler yapay sinir ağı modeli için de yapılmış ve yapay sinir ağının geçerlilik testi sonucu mali başarısızlığı öngörme gücünün çoklu regresyon modelinden daha üstün olduğu tespit edilmiştir.

**Anahtar Kelimeler:** Mali başarısızlık, çok boyutlu istatistiksel teknikler, yapay sinir ağları, mali oranlar, geçerlilik testi.

## *Financial Failure Prediction: Comparison of Statistical Techniques with the Neural Networks*

### **Abstract**

Financial failure is of great importance concerning a country's economy. A rise in the number of financially failed companies indicates that a country's resources are not utilized rationally. Prediction of financial failure is very important because it is a way of preventing allocation of resources to unproductive areas. Financial ratios are generally used as explanatory variables in financial failure prediction models. These models can be classified as multivariate statistical models and neural networks. In this article first, multiple regression, logit and discriminant analysis, which are the most common multivariate statistical techniques, are used with experimental data to construct financial failure prediction models. Then, validity tests of these models are conducted by using control data. After the validity tests it is found that the best-unbiased model, which predicts the financial failure, is multiple regression. The same procedure is also followed when a neural network model is constructed and validated. After the validity test it is found that the explanatory power of neural network model is better than that of the multiple regression. So, it is also observed in this analysis that the prediction power of neural network is better than other techniques. This result is in accordance with the others in literature.

**Key Words:** Financial failure, multivariate statistical technics, neural network, financial ratios, validity test.

## Mali Başarısızlığın Öngörülmesi: İstatistiksel Yöntemler ve Yapay Sinir Ağı Karşılaştırması

### 1. GİRİŞ

İşletme mali başarısızlığı sosyo-ekonomik sonuçları açısından önemli bir sorundur. Son yıllarda mali başarısızlığa uğrayan işletme sayısında hem ülkemizde hem de batıda bir artış olduğu gözlenmektedir. Bu artış genel olarak ekonomik durgunluğa, enflasyonu önlemek için uygulanan sıkı para ve kredi politikasına, yüksek faiz oranlarına ve işletmelerinin artan mali risk yapılarına bağlanmaktadır. Mali başarısızlığın ekonomik durgunluğun arttığı, sıkı para politikasının uygulandığı ve borsa endeksinin düştüğü dönemlerde artış gösterdiği ve bu olumsuz durumun daha çok yeni işletmelerde ortaya çıktığı görülmektedir.

Bu genel ekonomik etmenlere ek olarak mali başarısızlığı etkileyen diğer etmenler işletme içi sorunlardır. Diğer başarısızlık nedenleri olarak yetersiz iletişim, aşırı büyüme, temel projelerde başarısızlık, işçi-işveren ilişkilerindeki sorunlar, üretim ve ürün hataları, pazarlama yanlışlıkları, yetersiz iç kontrol sistemi, finansman yetersizliği, aşırı finansal ve faaliyet kaldırıcı ile çalışma gösterilebilir.

Sonuç olarak mali başarısızlığın işletme içi ve dışı nedenlerden kaynaklandığı söylenebilir. Bu etmenlerden işletme dışı etmenler olan enflasyon, durgunluk ve yoğun rekabet son yıllarda ülkemizde en fazla şikayet edilen unsurlardır. Ayrıca, serbest piyasa ekonomisine uyum konusunda yönetim yetersizliği bir diğer göze çarpan mali başarısızlık nedeni olarak ortaya çıkmaktadır. Tüm bu etmenlerin ne derece etkili olduğunu son yıllardaki protesto edilen senet miktarından ve küçük işletmelerin yanında büyük işletmelerin de iflas etmeye başlaması gerçeğinden görebilmekteyiz.

İşletme mali başarısızlığı işletme için hem doğrudan hem de dolaylı giderlerin oluşmasına neden olur. İşletmenin iflası halinde ortaya çıkan doğrudan giderler, iflas sürecindeki hizmetlerinden dolayı üçüncü şahıs ya da gruplara ödenmesi gereken ücretlerden oluşur. Bir diğer dolaylı gider grubu, muhtemel iflas nedeniyle kaybedilen satışların ve artan riske bağlı olarak

yükselen kredi maliyetinin neden olduğu kârdaki azalmadır. Satışla ilgili dolaylı gider, iflas etmesi muhtemel işletme ile iş yapma isteksizliğinden kaynaklanmaktadır. Kâr edilmesi durumunda borçlanmanın getirdiği vergi avantajı, sürekli zarar eden ve sonuçta iflas eden bir işletme için geçerli olmayacaktır. Bu vergiye ilişkin fırsat maliyeti, üçüncü dolaylı gider grubunu oluşturmaktadır.

Öte yandan iflas olayı sadece işletmeyi etkileyen bir boyut taşımamaktadır. İflasın ülke ekonomisi üzerinde yarattığı etkiler de son derece önemlidir. Ülkemiz açısından konuya yaklaşıldığında, iflasın topluma birtakım sosyo-ekonomik sorunlar açtığı söylenebilir. Bu sorunlardan birincisi istihdam sorunudur. Ülkemiz gibi işsizliğin yoğun olduğu bir ekonomide, iflasın neticesinde mevcut işsizlere yeni işsizler eklenmektedir. Bir diğer olumsuz etki, yeni yatırımlar üzerinde olur. Özellikle vatandaşların tasarrufları ile kurulan halka açık anonim ortaklıkların mali başarısızlığa uğrayarak ekonomik ve sosyal yaşamlarının son bulması, tasarruf sahipleri üzerinde olumsuz bir etki yapar. Bir toplum içindeki ekonomik birimlere yapılan yatırım sadece bireysel yatırımcıların tasarrufları ile sınırlı değildir. Bundan daha önemli bir katılım, işletmelerin diğer işletmelere iştiraki şeklinde olmaktadır. Herhangi bir ekonomide, iflasların artması olayına bu açıdan yaklaşılması durumunda mali başarısızlığın toplum refahı bakımından olumsuz sonuçlar doğurduğu görülür. Bu tür iflaslar, bir bakıma, zincirleme etkiye sahiptir. Çünkü, bazı durumlarda, mali başarısızlığa uğramış bir işletme kendisine iştirakte bulunmuş olan veya kendisiyle iş yapan işletmeleri de iflasa sürükleyebilir. Mali başarısızlığın olumsuz sosyo-ekonomik etkilerini incelerken kredi kurumlarına olan etkisine de temas etmek gerekir. Şüphesiz kredi kurumunun geçireceği sarsıntı, kredi verilen işletmeler arasında mali başarısızlığın yaygınlığı ölçüsünde olacaktır. Ancak, durum ne olursa olsun, her tahsil olunamayan kredi, gelecekte başkalarına verilecek kredi miktarında bir azalmaya yol açar. Bu durum, ekonomik açıdan net bir kayıp demektir. Buna ek olarak sorunun bir de "kredi adaleti" yönü vardır. Başarılı olacak işletme dururken, başarısız işletmeye kredi vermek adaletsizlik olur. Ekonomik açıdan bakıldığında, aslında, burada bir "fırsat maliyeti" de söz konusudur. Kredi verilen bir işletmenin krediyi ödemiş olmasının kredi kurumuna maliyeti yalnızca kredi tutarı ile sınırlı değildir; burada işletmenin başarılı olması durumunda elde edilebilecek gelir de kaybedilmiş demektir. Ayrıca, mali başarısızlıkların artması kredi veren kurumlarda tahsili gecikmiş alacakların artmasına ve dolayısıyla kredi faizlerinin yükselmesine yol açacaktır ki bu da maliyet enflasyonunu körükleyici bir etki ile sonuçlanır.

Bir işletmenin finansal riskini değişik yaklaşımlarla ölçmek mümkündür. Portföy yaklaşımı, varyans analizi ve klasik mali oran analizi bu amaçla

kullanılan yaklaşımlardan bazılarıdır. Bunlar içerisinde uygulamada en çok kullanılanı klasik mali oran analizi olup, yapısı itibariyle tek boyutlu bir analizdir. Bu analizde, bir işletmenin mali performansını ortaya koyabilmek için mali oranlar teker teker ele alınır ve bunun neticesinde işletmenin mali performansı bir diğer deyişle finansal riski hakkında genel bir kanaate ulaşılmaya çalışılır. Klasik mali oran analizi bu yapısından dolayı birtakım eksiklikler taşır. Söz konusu eksiklikleri ortadan kaldırmak için mali oranların bir bütün olarak ele alındığı çok boyutlu mali oran analizi, günümüzde, özellikle batı finans dünyasında yaygın olarak kullanılmaktadır. Örneğin A.B.D' de finansal kurumların çoğu çok boyutlu modelleri kullanmaktadır. Çok boyutlu mali oran analizi "kriter seçimi", "seçilen kriterlere verilen ağırlık" ve "sonuçların yorumlanması" konusunda subjektif ya da objektif olmaya bağlı olarak iki başlık altında toplanmaktadır. Bu üç konuda subjektif olan yaklaşıma günlük kullanımda riskmetre denilirken, ikincisine çok boyutlu istatistiksel yaklaşım denilmektedir. Son yıllarda objektif yaklaşıma bir de yapay sinir ağı yöntemi eklenmiştir.

Bu çalışmanın ana amacı, mali başarısızlığın öngörülmesinde istatistiksel yöntemlerle yapay sinir ağının karşılaştırılmasıdır. Çalışmanın 2nci kısmında mali başarısızlığın öngörülmesinde kullanılan yöntemler açıklanacak, 3ncü kısmında uygulama yapılacak, 4ncü kısmında ise sonuçlar tartışılacaktır.

## **2. MALİ BAŞARISIZLIĞIN ÖNGÖRÜLMESİNDE KULLANILAN MODELLER**

### **a. İstatistiksel Yöntemler**

Başarısızlık eğilimini ortaya koymaya çalışan nesnel kıstaslara dayalı modeller, genelde, mali oranları bağımsız değişken olarak kullanmaktadır. Yalın veriler yerine mali oranlarla çalışmanın sağladığı bir takım üstünlükler bulunmaktadır. Bu üstünlüklerden dolayı bu çalışmada da mümkün olduğunca oranların bağımsız değişken olarak kullanılması hedeflenmiştir. Oranlarla çalışmanın sağladığı yararlar şöyle özetlenebilir:

Oranların işletme büyüklüğü ve risk sınıfı gibi modelde içerilmeyen nitelikleri kontrol altına alarak bu niteliklerin neden olabileceği sorunları hafifletmesi sağladığı yararlarından en önemlisidir. Böylece farklı büyüklükte ve farklı risk sınıfında olan işletmelerin aynı örneklem içerisinde incelenmesi mümkün olabilmektedir. Oranlarla çalışmanın diğer yararları, parametre değerlerinin tahmin edilmesinde uç gözlemlerin etkisini azaltması ve iktisadi verilerdeki enflasyondan kaynaklanan trend unsurunu yok edebilmesidir .

Oranlara dayalı nesnel modeller, kullanılan modeldeki değişken sayısı bakımından ya tek ya da çok boyutlu model özelliği taşıyabilir. Sadece bir oranın bağımsız değişken olarak kullanıldığı tek boyutlu modeller, çok boyutlu modellere kıyasla uygulama kolaylığı açısından daha üstün olmakla beraber şu noktalarda eleştirilmektedir:

(1) Tek boyutlu modeller çelişkili sonuçların ortaya çıkmasına yol açabilirler (GÖKTAN, 1981: 65; ALTMAN, 1983: 101; FOSTER, 1986: 546).

(2) Çok boyutlu modellerde önemli bulunabilen bir oran tek boyutlu modelde önemsiz çıkabilir (ALTMAN, a.g.e.: 110).

(3) Çok boyutlu modeller, incelenen iktisadi varlığın hem tüm özelliklerini hem de bu özellikler arasındaki ilişkiyi ölçme imkanına sahipken, tek boyutlu modeller için böyle bir imkan söz konusu değildir (ALTMAN, a.g.e.: 102).

(4) Yapılan araştırmalar sonucunda, tek boyutlu modellerin öngörü gücü çok boyutlu modellere kıyasla daha düşük olarak saptanmıştır (GÖKTAN, a.g.e.: 65).

Tek boyutlu modellerin yukarıdaki sakıncalarından dolayı mali başarısızlık riskini ölçmede genellikle çok boyutlu modeller kullanılmaktadır. Çok boyutlu modellerin belli bir teoriye dayanmaması eleştirilmekle beraber, bu modellerin genelde sağladığı başarı konunun uzmanlarınca ilgi çekici bulunmaktadır. Çok boyutlu modellerin üstünlüğünü savunanlar, çok boyutlu modellerin gösterdiği istikrarlılık konusunda savunmalarını odaklaştırmaktadırlar.

Çok boyutlu modeller farklı istatistiksel yöntemleri kullanmaktadır. Bu yöntemlerden yazında en sık rastlananlar; çoklu regresyon modeli, diskriminant analizi ve logit modelidir.

Çoklu regresyon ekonomi ve finans alanında en yaygın kullanılan modeldir. Çoklu regresyonun mali başarısızlığın öngörülmesinde kullanılması, klasik modelden bağımlı değişkenin değeri açısından farklıdır. Bu fark, bağımlı değişken olan mali açıdan başarısız olma ve olmama durumlarına 0 ve 1 değerlerinin verilmesidir. Çoklu regresyon fonksiyonu aşağıdaki gibi gösterilebilir:

$$Z_i = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + \beta_3 x_{i3} + \dots + \beta_m x_{im}$$

Burada;  $Z_i$  : Regresyon değerini,

$\beta_0$  : Regresyon denkleminin dikey eksenini kestiği noktayı,

$\beta_j$  : Regresyon eğim katsayısını,

$x_j$  : Bağımsız değişkeni göstermektedir.

Regresyon fonksiyonu yardımıyla grup üyeliği (mali açıdan başarısız veya başarısız değil) öngörülebilir bulunurken, söz konusu işletmenin  $Z$  değeri kopuş değeriyle ( $Z^*$ ) karşılaştırılır. Eğer  $Z < Z^*$  ise işletme mali açıdan başarısız,  $Z > Z^*$  ise işletme mali açıdan başarısız olmayan olarak sınıflandırılır.

Çoklu regresyon modelini mali başarısızlığı öngörmek için kullanan ilk çalışma Meyer ve Pifer tarafından (MEYER/PIFER, 1970: 853-868) A.B.D.'de yapılmış ve bankaların mali başarısızlığını tahmin etmek için kullanılmıştır. Ayrıca Edmister tarafından (EDMISTER, 1972: 1477-1493) yapılan çalışmada çoklu regresyon modeli küçük işletmelerin mali başarısızlığını öngörmek için kullanılmıştır.

Mali başarısızlığı öngörmeye kullanılan diğer bir istatistiksel yöntem diskriminant analizidir. Diskriminant analizi, hatalı sınıflandırma olasılığını en aza indirerek birimleri  $n$  sayıdaki özelliğe dayalı olarak sınıflandırmak amacıyla kullanılan istatistiksel bir yöntemdir (HAIR vd., 1989). Doğrusal diskriminant fonksiyonu, çoklu regresyon fonksiyonuna benzer şekilde aşağıdaki gibi ifade edilebilir.

$$Z_i = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + \beta_3 x_{i3} + \dots + \beta_m x_{im}$$

Burada;  $Z_i$  : Diskriminant değerini,

$\beta_j$  : Diskriminant katsayılarını,

$x_j$  : Bağımsız değişkeni göstermektedir.

Doğrusal diskriminant fonksiyonu elde edildikten sonra, başarısız ve başarısız olmayan işletmeleri sınıflandırma süreci çoklu regresyon modelinde olduğu gibidir.

Diskriminant analizini mali başarısızlığın öngörülmesinde kullanan ilk çalışma Altman tarafından yapılmıştır (ALTMAN, 1968: 589-609). Ülkemizde mali başarısızlığın öngörülmesinde diskriminant analizinin kullanıldığı ilk çalışma Gökten tarafından 1981 yılında yapılmıştır (GÖKTAN, a.g.e.).

Logit modeli de mali başarısızlığın öngörülmesinde kullanılan diğer bir istatistiksel yöntemdir. Çoklu regresyon modeli ve diskriminant analizinin parametreleri hesaplandıktan sonra, bağımlı değişken değerinin 0-1 aralığı dışına taşması olasıdır.  $Z$  değerinin, bağımsız değişkenlerin alacağı değer ne olursa olsun 0-1 aralığında tutulabilmesi, birikimli bir olasılık fonksiyonunun

kullanılması ile mümkündür. Logit, bir birikimli olasılık fonksiyonu olduğundan bu sorunu çözmektedir (MADDALA, 1988: 16-32). Logit fonksiyonu aşağıdaki şekilde ifade edilebilir (AKTAŞ, 1993: 47-48):

$$F(Z_i) = \frac{1}{1 + e^{-Z_i}} = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_0 + \sum_{j=1}^m \beta_j * x_{ij})}}$$

ya da  $F(Z_i) = \frac{\exp(Z_i)}{1 + \exp(Z_i)}$  şeklinde ifade edilebilir.

Dolayısıyla,  $\text{Log} \frac{F(Z_i)}{1 - F(Z_i)} = Z_i$  veya

$$\text{Log} \frac{F(Z_i)}{1 - F(Z_i)} = \beta_0 + \sum_{j=1}^m \beta_j * x_{ij}$$
 ifadeleri elde edilebilir.

Eğer  $F(Z_i) = P_i = \text{Prob}(Y_i)$  olarak ifade edilecek olursa, logit model için

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

Logit modeli kullanılarak yapılan en önemli çalışma Ohlson 'a aittir (OHLSON, 1980: 109-131). Gentry ve diğerleri (GENTRY vd., 1985: 146-160) ile Hing ve Lau (HING/LAU, 1987: 127-128) tarafından yapılan çalışmalarda da logit modeli kullanılmıştır.

Ayrıca, Aziz ve diğerleri (AZİZ vd., 1988: 419-437) ile Casey ve Bartczak (CASEY/BARTCZAK, 1984: 60-68) logit ve diskriminant analizini birlikte, Karan ve diğerleri (KARAN vd., 1996: 357-376) çoklu regresyon modeli ile diskriminant analizini birlikte kullanmışlardır. Aktaş ise (AKTAŞ, a.g.e.) çalışmasında her üç yöntemi de kullanmıştır.

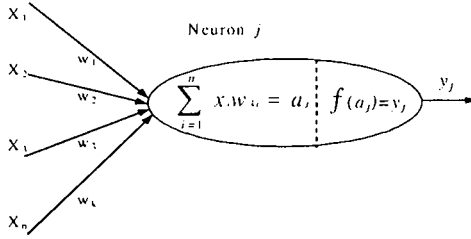
Son yıllarda bilgi teknolojisindeki gelişmeler bir yapay zeka teknolojisi olan yapay sinir ağlarının kullanımını mümkün kılmıştır. Yapay sinir ağları çok değişkenli ve değişkenler arasında karmaşık, karşılıklı etkileşimin bulunduğu veya tek bir çözüm kümesinin bulunmadığı durumlarda başarılı sonuçlar üreten bir yapay zeka teknolojisidir. Bu özellikleri nedeniyle, yapay sinir ağı

teknolojisi mali başarısızlığın öngörülmesi alanında kullanıma uygun bir araç olarak görülmektedir (YILDIZ, 2001: 52-53).

Yapay Sinir Ağı, insan beyninin çalışma ve düşünebilme yeteneğinden yola çıkılarak oluşturulmuş bir bilgi işlem teknolojisidir.

Yapay sinir ağının yapısında neuron, bağlantılar ve öğrenme algoritması olmak üzere üç bileşen bulunur. Neuron ( $j$ ), bir yapay sinir ağının temel işlem elemanıdır (Şekil 1).

Şekil 1 : Neuron (artificial neuron)



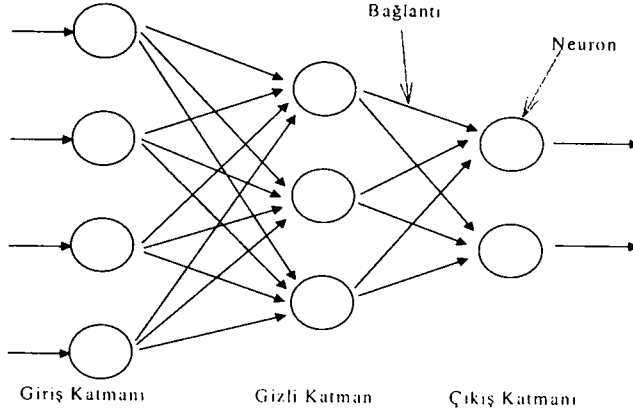
Neuroda yer alan toplam fonksiyonu dışarıdan aldığı girdileri ( $x_i$ ), girdinin geldiği bağlantının ağırlık değeri ( $w_{kj}$ ) ile çarparak, girdilerin ağırlıklı toplamını alır ve neuronun hangi düzeyde uyarıldığını belirler ( $a_j$ ). Ardından elde edilen uyarı düzeyinin çıktısı ( $y_j$ ) olarak dışarı verilmeden önce belli aralık değerleri arasına indirgenmesi için bir transfer fonksiyonu kullanılır. Bu amaçla genellikle aşağıdaki sigmoid fonksiyon tercih edilir (VEMURI,1992:43).

$$y_j = \frac{1}{1 + e^{-y_j}}$$

Neuronların birbirleriyle bağlantılar aracılığıyla bir araya gelmeleri, yapay sinir ağını oluşturmaktadır (Şekil 2).



Şekil 2 : Yapay Sinir Ağı Modeli



Yapay sinir ağında veriler, giriş katmanından ağa girerler ve bağlantılar aracılığıyla çıkış katmanına kadar her katmanda ve neuronda işlenerek iletilirler.

Basitçe ifade etmek gerekirse, bir yapay sinir ağı "hata yaparak" öğrenir. Öğrenme algoritması adı verilen bir algoritma, hedef çıktı adı verilen ve girdilere ilişkin olarak gerçek hayat modelinden elde edilmiş değerlerle, ağın bu girdiler için ürettiği çıktıları karşılaştırarak, hata değerini ( $\delta$ ) hesaplar. Bu hata değerinden yararlanarak ağın ağırlıkların değerlerini ( $w_{kj}$ ) düzeltir ve bu işlem, ağ hedef çıktıları üretinceye kadar tekrarlanır. Yapay sinir ağı, girdiler için, hedef çıktıları ürettiğinde, hata değeri sıfırlanmış, girdiler ve çıktılar arasında var olan model, ağın ağırlıklarına yerleştirilmiş olur. Bu aşamadan sonra yapay sinir ağı, girdiler ve çıktılar arasındaki modeli öğrenmiştir ve bu modelin davrandığı gibi davranabilir.

Geri yayılma algoritması belki de en çok kullanılan öğrenme algoritması olup ağırlıkların düzeltilmesi işlemi şu şekilde yapılır:

$$w_{ij}^{(t)} = w_{ij}^{(t-1)} + \Delta w_{ij}^{(t)}$$

$$\Delta w_{ij}^{(t)} = \alpha \cdot \delta_j^{(t-1)} \cdot x_k^{(t-1)} + \mu \Delta w_{ij}^{(t-1)}$$

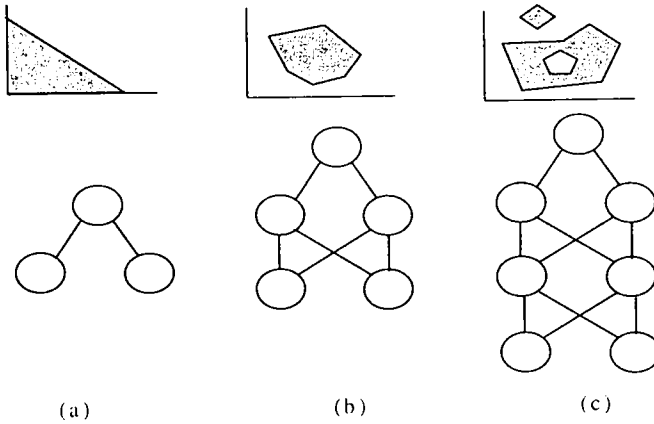
$t = \text{zaman olmak üzere } t=1,2,3,\dots$

$\alpha$ =öğrenme oranı (yapay sinir ağının öğrenme hızını belirler)

$\mu$ = momentum katsayısı (olası hata karelerinin üç boyutlu uzayda oluşturduğu çanakta, ağın hareket yönünü belirler)

Bir girdinin A veya B gibi herhangi bir sınıfa ait olup olmadığını araştırdığı durumlarda yapay sinir ağı, mimarisine bağlı olarak bazı istatistiksel yetenekler sergiler. Yapay sinir ağı, eşik değerine sahip bir geçiş fonksiyonu ve tek katmanlı bir yapıyla, doğrusal olarak ayrılabilen iki sınıflı girdi uzayını ayırmak için kullanılabilir (Şekil 3.a). İki katmandan oluşan bir ağ ise, bir çok düzlemin oluşturduğu dışbükey açık veya dışbükey kapalı bir girdi uzayını bölümleyebilir (Şekil 3.b). Üç katmanlı bir ağ, girdi uzayını dışbükey olmayan ve parçalı bir biçimde bölümleyebilme yeteneği taşır (Şekil 3.c) (BISHOP,1997:122-124).

Şekil 3 : Ağdaki katman sayısı ve ağın sınıflandırma yeteneği



Kaynak: BISHOP, Christopher M., (1997), *Neural Networks for Pattern Recognition* (Oxford: Clarendon Press).

Yapay sinir ağlarını istatistiksel yöntemlerden ayıran avantajları şu şekilde sıralamak mümkündür (TRIPPI/TURBAN, 1996:10-12; SCHALKOF, 1997:10; GOONATILAKE/ TRELEAVEN, 1995 :10).

(1) Genelleme : Yapay sinir ağının öğrenme yeteneğinin sağladığı en büyük avantaj, eğitilmiş bir ağın eksik ve hatalı verilerle doğru sonuçlara ulaşabilmesidir. Örneğin insan yüzlerini tanıma konusunda eğitilmiş bir ağ, karanlıkta değişik açılardan çekilmiş fotoğraflarla kişileri doğru olarak tanıyabilmektedir.

(2) Hata toleransı : Geleneksel bilgisayar sistemleri, sistemde oluşacak hatalara karşı çok duyarlıdır. Sistemde meydana gelebilecek en ufak bir hata sonuca ulaşamama veya sonuçlarda büyük hataya yol açabilmektedir. Ancak yapay sinir ağında bir veya birkaç neuronun zarar görmesi, sistemi geleneksel bilgi işlem teknolojilerinde olduğu kadar etkilemez.

(3) Uyum Gösterme : Yapay sinir ağının gösterdiği önemli özelliklerden birisi, ağın eğitim dışında kullanım sürecinde de yeni ortamları öğrenebilir ve uyum gösterebilir yetenekte olmasıdır.

(4) Paralel çalışma : Sinir ağındaki tüm işlem elemanları eş anlı olarak çalıştıkları için uygulama sürecinde hızlı çözümler üretirler.

(5) Herhangi bir varsayıma gerek duymaması : Yapay sinir ağı yazınında verilerin yapay sinir ağının eğitiminde kullanılması için gerekli bir varsayıma rastlanmamıştır. Bir başka deyişle her tür veri sayılarla kodlanması şartıyla eğitim için kullanılabilir. Bu yapay sinir ağı teknolojisinin, bazı varsayımlara dayanan çok boyutlu istatistiksel yöntemlere kıyasla sahip olduğu önemli bir avantajdır.

Yapay sinir ağının yukarıda sayılan avantajları dışında bazı uygulamalara uygun olmayan dezavantajları da bulunmaktadır. Bunlar (TRIPPI/TURBAN, a.g.e.:12; SCHALKOF, a.g.e.:10; GOONATILAKE/TRELEAVEN, a.g.e. :10):

(1) Uygun çözüme ulaşamama : Yapay sinir ağlarının her alana uygulanabilir ve her zaman çözüme yüzde yüz ulaşacak bir özellik taşıdığını düşünmek yanlış olacaktır. Bu teknoloji bazı sorun alanlarında eğitim verisine bağlı olarak, ilgisiz ve kabul edilemez sonuçlar üretebilmektedir. Bazı alanlarda ise ağın eğitimi mümkün olamamaktadır.

(2) Açıklama eksikliği : İstatistiksel yöntemler beraberinde sorun alanına ilişkin anlaşılabilir ve yorumlamaya olanak veren parametreler üretmesine rağmen, yapay sinir ağlarının ağırlıklarını henüz yorumlama imkanı bulunmamaktadır. Bu nedenle yapay sinir ağıyla ulaşılan sonuçlarda model kapalı bir kutu olarak kalmaktadır.

### **3. UYGULAMA**

#### **a. Veri**

Bu çalışmada Yıldız (2001) de yer alan veri seti kullanılmış olup, temel farklılık ele alınan değişken sayısıdır. Veri setinin kapsamını, Türkiye'de 1983-1997 yılları arasındaki dönemlerde SPK' ya tabi ve/veya İstanbul Menkul Kıymetler Borsası'nda (İMKB) işlem gören sanayi, ticaret ve hizmet işletmeleri oluşturmaktadır. Veri setinin 15 yıllık bir aralığı kapsamı mali başarısızlığa

uğramış işletme sayısını artırma çabasından kaynaklanmıştır. Ülkemizde, ne yazıkki dar bir zaman aralığı için böyle bir çalışmanın örneklemine teşkil edecek sayıda mali başarısız işletmelere ait veri bulmak mümkün olamamaktadır. Öte yandan, 1997 yılı sonrası veri kullanılmamasının bu çalışmanın amacı açısından bir sorun yaratmayacağı düşünülmüştür. Çünkü bu çalışmada amaç, çalışmanın isminden de görüldüğü gibi, bugüne ilişkin bir çok boyutlu mali başarısızlık tahmin modeli geliştirmekten ziyade çok boyutlu istatistiksel yöntemlerin performansını yapay sinir ağlarının performansı ile kıyaslamaktır. İşletmeler arasından finansal kuruluşlar, holdingler, ulaşım sektörü işletmeleri çok farklı finansal karakteristikler göstermelerinden dolayı örneklem dışı bırakılmıştır. Ayrıca yeni kurulmuş işletmeler, kuruluşlarının ilk yıllarında finansal başarısızlığa çok yakın belirtiler göstermelerine rağmen, bu durumun yeni kurulan işletmelerin doğasında bulunması ve genellikle geçici olması nedeniyle, kapsamdan çıkarılmışlardır. İşletme büyüklüğü açısından çok küçük aktif toplamına sahip işletmeler ve hiç - çok az satış rakamı elde eden işletmeler de, kapsamdan çıkartılacak işletmelere dahil edilmiştir.

Finansal başarısızlığa düşmüş işletmelerin seçiminde, aşağıdaki kriterler kabul edilmiştir:

(1) İflas,

(2) Sermayesinin yarısını kaybetmiş olması (dönem ve geçmiş yıllar zararlarının toplamı işletmenin sermayesinin yarısını aşması),

(3) Aktif tutarının %10'unu kaybetmiş olması (dönem ve geçmiş yıllar zararlarının aktif toplamının %10'unu bulması),

(4) Üç yıl üst üste zarar etmiş olmak,

(5) Borç ödeme zorluğu içine düşmüş olma,

(6) Üretimi durdurma,

(7) Borçların aktifi aşması.

Başarısız olmayan işletmelerin seçimi, yukarıdaki finansal başarısızlık kriterlerine uymayan işletmeler arasından yapılmıştır. Başarısız olmayan işletmeler grubunda bir yıl zarar etmiş ancak sonrasında faaliyetini normal olarak sürdürmüş işletmeler de bulunmaktadır. Veriler arasında bu tür işletmelerin bulunması, geliştirilecek modellerin herhangi bir yılda zarar etmiş işletmelerle, finansal başarısızlık durumundaki işletmeleri daha hassas biçimde ayırabilmesine olanak tanımaktadır.

Bu kapsam ve kriterler bazında 53'ü finansal başarısız, 53'ü finansal başarısız olmayan, toplam 106 işletmeden oluşan bir örneklem oluşturulmuştur

Çalışmada geliştirilen modellerin, işletmeleri finansal başarısızlığa düşmeden 1 yıl öncesinde tanımlayabilmeleri amaçlanmıştır. Bu nedenle

verilerin hesaplanmasında, finansal başarısızlığa düşen işletmelerin, finansal başarısızlıktan 1 yıl önceki finansal tablo bilgileri temel alınmıştır. Bununla birlikte finansal başarısızlık kriterlerinden "üç yıl üst üste zarar etme" kriterine uyan işletmelerin, ancak üçüncü yılda kritere tam uygunluk göstermeleri nedeniyle, üst üste zarar ettikleri ikinci yıl finansal başarısızlıktan önceki yıl olarak kabul edilmiştir.

Elde edilen verilerden 70 ve 36 işletmeden oluşan deney ve kontrol grubu şeklinde iki alt veri kümesi oluşturulmuştur. Bunlardan birincisi deney seti için kullanılırken; ikincisi elde edilen istatistiksel modellerin geçerlilik analizi ve yapay sinir ağının testi için kullanılmıştır.

Veri setindeki işletmeleri gruplandırmak için finansal başarısız işletmeler "0" ile, finansal başarılı olmayan işletmeler "1" ile işaretlenmişlerdir.

Çalışmada geliştirilen modeller de değişken olarak finansal oranlar kullanılmaktadır. Teorik olarak hesaplanabilecek oran sayısı yüzlerle ifade edilebilir. Bunlar içinde, yazında üzerinde bileşilen, önemli olduğu kabul edilen, yaygın olarak kullanılan, kolay hesaplanabilir, oranlar seçilmiştir. Bu oranların genel bilgi üreten, ayrıca sektör farklılıklarından, işletme büyüklüğünden ve işletme politikalarından etkilenmeyen oranlar olmalarına dikkat edilmiştir.

Çalışmada kullanılan oranlar şunlardır:

Likidite Oranları :

X1: Cari oran = Dönen Varlıklar / Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar

X2 : Likidite Oranı = Dönen Varlıklar - Stoklar / Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar

X3 : Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar / Özsermaye

X4 : Stokların Net Çalışma Sermayesine Oranı=Stoklar / Net Çalışma Sermayesi

Finansal Yapı Oranları:

X5: Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar / Özsermaye

X6: Toplam Borç / Özsermaye

X7: Duran Varlıklar / Özsermaye

X8: Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar / Toplam Varlıklar

X9: Uzun Vadeli Yabancı Kaynaklar / Toplam Varlıklar

X10 : Toplam Borç / Toplam Varlık

X11 : Sabit Giderleri Karşılama Oranı

Faaliyet Oranları :

X12 : Alacak Devir Hızı = Net Satışlar / Ticari Alacaklar

X13 : Ortalama Tahsilat Dönemi = 365/ Alacak Devir Hızı

X14 : Hazır Değerler Devir Hızı = Net Satışlar / Hazır Değerler

X15 : Stok Devir Hızı = SMM / Stoklar

X16 : Dönen Varlıklar Devir Hızı = Net Satışlar / Dönen Varlıklar

X17: Maddi Duran Varlıklar Devir Hızı = Net Satışlar / Maddi Duran Varlıklar

X18: Özsermaye Dönüş Hızı = Net Satışlar / Özsermaye

X19: Aktif Dönüş Hızı = Net Satışlar / Aktif Toplamı

Karlılık Oranları :

X20: Brüt Kar Oranı = Brüt Satış Karı / Net Satışlar

X21: Faaliyet Karı Oranı = Faaliyet Karı / Net Satışlar

X22: Dönem Karı Oranı = Dönem Karı / Net Satışlar

X23: Özsermayenin Amortismanı Oranı = Dönem Karı / Özkaynaklar

**b. Yöntem**

Bu çalışmada amaç bir yapay zeka teknolojisi olan yapay sinir ağının performansının, finansal başarısızlık çalışmalarında en yaygın şekilde kullanılmış olan istatistiksel tekniklerden Çoklu Regresyon Analizi, Diskriminant Analizi, Logit Analizi ile karşılaştırmaktır. Bu doğrultuda öncelikle 70 birimlik veri seti ile Çoklu Regresyon, Diskriminant, Logit ve Yapay Sinir Ağı modelleri geliştirilmiştir. Bunların ardından elde edilen 36 birimlik kontrol grubu veri seti kullanılarak istatistiksel tekniklerin ve yapay sinir ağı modellerin performansları ölçülmüştür. Son olarak istatistiksel modellerin ve yapay sinir ağı modelinin performansları karşılaştırılmıştır.

**c. Çoklu Regresyon Modeli**

Çoklu regresyon modelinin geliştirilmesinde bağımlı (açıklanan) değişken olarak, deney grubunu oluşturan 70 işletmenin mali başarısızlık durumları kullanılmıştır. İşletme mali açıdan başarısız ise değişkenin değeri 0, mali açıdan başarılı değil ise 1 olarak alınmıştır. Bağımsız (açıklayıcı) değişken olarak çalışmada göz önüne alınan işletmelere ait yukarıda açıklanan 23 mali oran kullanılmıştır. Mali oranların korelasyon yapısı incelendiğinde, oranlar arasında çoklu bağlantı olması ihtimalinin yüksek olduğu tespit edilmiştir. Bu nedenle, regresyon modelinin çözümünde stepwise yöntemi

kullanılmış ve modele katkısı istatistiki açıdan 0,1 anlamlılık düzeyinde önemsiz olan mali oranlar ayıklanmıştır. Bu işlemin sonucunda geriye sadece dört mali oran kalmıştır. Bu oranlar sırasıyla, X2 (Likidite Oranı), X5 (Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar/Özsermaye), X9 (Uzun Vadeli Yabancı Kaynaklar/Toplam Varlıklar) ve X23 (Dönem Karı/ Özsermaye) dir. 23 mali oran arasından sadece 4'ünün modellerde yer alması mali oranlar arasındaki çoklu bağlantı sorununu teyit edici niteliktedir. Mali oranlar arasındaki bu çoklu bağlantı sorununu daha net bir biçimde test etmek amacıyla bu aşamada faktör analizi de yapılmış ve 23 mali oranın sadece 7 faktörle açıklanabileceği gözlenmiştir. Faktör analizinde Kaiser-Meyer-Olkin değeri 0,718 olarak bulunmuştur. Bu değer de değişkenler arasında yüksek bir korelasyon olduğunu kanıtlamaktadır. Analiz sonucunda elde edilen 7 faktör toplam değişimin % 74'ünü açıklamıştır. Regresyon modelinin determinasyon katsayısı 0,529, düzeltilmiş determinasyon katsayısı ise 0,5'dir. Modelin bir bütün olarak 0,99 güven seviyesinde önemli olduğu belirlenmiştir. Dört mali oranlı çoklu regresyon modeli aşağıdaki gibidir: (Parantez içindeki değerler katsayıların anlamlılık düzeyini göstermektedir)

$$Z = 0,412 + 0,227 X_2 - 0,0683 X_5 - 0,719 X_9 + 0,392 X_{23}$$

(0,001) (0,004) (0,004) (0,0025) (0,0001)

Katsayıların işaretleri incelendiğinde, işaretlerin teorik olarak beklenen yönde olduğu görülmektedir. Likidite ve karlılık mali başarıyı pozitif yönde, yabancı kaynak kullanımı (borçlanma) ise negatif yönde etkilemektedir. Modelin öngörü gücünü hesaplamak için kopuş değeri 0,5 olarak alınmıştır. Modelin öngörü gücü aşağıdaki tabloda gösterilmiştir.

*Tablo 1: Regresyon Modelinin Deney Grubu Verileri Üzerinde Doğru Sınıflandırma Başarısı*

Gerçek Grup	Üye Sayısı	Öngörülen Grup Üyeliği	
		Başarısız	Başarısız Olmayan
<b>Başarısız</b>	35	31 (% 89)	4 (% 11)
<b>Başarısız Olmayan</b>	35	4 (% 11)	31 (% 89)

Modelin bir bütün olarak doğru öngörü gücü % 89 olarak bulunurken, başarısız ve başarısız olmayan firmaları öngörmede yanlış sonuçlar vermediği saptanmıştır. Deney grubu verileri kullanılarak elde edilen modelin geçerliliği kontrol grubu olarak ayrılan 36 işletmenin verileri kullanılarak analiz edilmiştir. Geçerlilik testinin sonuçları aşağıdaki tabloda gösterilmiştir.

*Tablo 2: Regresyon Modelinin Kontrol Verileri Üzerinde*

*Doğru Sınıflandırma Başarısı*

Gerçek Grup	Üye Sayısı	Öngörülen Grup Üyeliği	
		Başarısız	Başarısız Olmayan
<b>Başarısız</b>	18	14 (% 78)	4 (% 22)
<b>Başarısız Olmayan</b>	18	4 (% 22)	14 (% 78)

Çoklu regresyon modelinin geçerlilik analizi sonucunda doğru sınıflandırma oranı %78 olarak bulunmuş ve başarısız ve başarısız olmayan firmaların doğru sınıflandırma yüzdelerinin aynı olduğu tespit edilmiştir.

#### **d. Diskriminant Analizi**

Doğrusal diskriminant analizi yönteminde de çoklu regresyon yöntemindeki bağımsız ve bağımlı değişkenler kullanılmıştır. Burada da bağımsız değişkenler arasındaki çoklu bağlantı sorunundan dolayı stepwise yöntemi kullanılmış ve modelde çoklu regresyon modelinde olduğu gibi  $X_2$ ,  $X_5$ ,  $X_9$  ve  $X_{23}$  oranları kalmıştır. Modelin Wilk's lambda değeri % 99 güven seviyesinde anlamlı bulunmuştur. Buna göre, mali açıdan başarısız olan ve olmayan grupların ortalamalarının % 99 güven seviyesinde farklı olduğu söylenebilir. Dört mali oranlı doğrusal diskriminant modeli aşağıdaki gibidir:

$$Z = -0,346 + 0,896 X_2 - 0,27 X_5 - 2,839 X_9 + 1,548 X_{23}$$

(0,000)    (0,000)    (0,000)    (0,000)

Modelde, katsayıların işaretleri de beklenen yönde bulunmuştur. Modelin öngörü gücü aşağıdaki tabloda gösterilmiştir.



*Tablo 3: Diskriminant Analizinin Deney Grubu Verileri Üzerinde Doğru Sınıflandırma Başarısı*

Gerçek Grup	Üye Sayısı	Öngörülen Grup Üyeliđi	
		Başarısız	Başarısız Olmayan
Başarısız	35	31 (% 88,6)	4 (% 11,4)
Başarısız Olmayan	35	5 (% 14,3)	30 (% 85,7)

Dođrusal diskriminant modelinde dođru öngörü gücü genel olarak % 87 olarak bulunmuş ve aynı şekilde iki grubu ayırt etmede yansız olduđu gözlenmiştir. Deney grubu verileri kullanılarak geliştirilen modelin kontrol grubu verileri ile yapılan geçerlilik analizi sonuçları aşığıdaki tabloda gösterilmiştir.

*Tablo 4: Diskriminant Analizinin Kontrol Verileri Üzerinde Doğru Sınıflandırma Başarısı*

Gerçek Grup	Üye Sayısı	Öngörülen Grup Üyeliđi	
		Başarısız	Başarısız Olmayan
Başarısız	18	14 (% 78)	4 (% 22)
Başarısız Olmayan	18	5 (% 28)	13 (% 72)

Dođrusal diskriminant modelinin geçerlilik analizi sonucunda dođru sınıflandırma oranı %75 olarak bulunmuştur. Modelin başarısız ve başarısız olmayan firmaları dođru sınıflandırma yüzdeleri arasında önemli bir fark olmadığı da tespit edilmiştir.

#### **e. Logit Modeli**

Logit modelinde de diđer iki modelde kullanılan bağımsız ve bağımlı deđişkenlerden yararlanılmıştır. Çoklu regresyon ve dođrusal diskriminant

analizlerinde olduğu gibi, bağımsız değişkenler arasındaki çoklu bağlantıdan kaynaklanabilecek sorunları gidermek için stepwise yöntemi kullanılmış ve modelde diğer analizlerde olduğu gibi  $X_2$ ,  $X_5$ ,  $X_9$  ve  $X_{23}$  oranları kalmıştır. Modele ait ki-kare değeri incelendiğinde, modelin % 99 güven seviyesinde anlamlı olduğu tespit edilmiştir. Logit modeli aşağıdaki gibidir:

$$Z = -0,5288 + 1,8835 X_2 - 1,0205 X_5 - 8,2964 X_9 + 6,6678 X_{23}$$

$$(0,3613) \quad (0,0966) \quad (0,0102) \quad (0,0323) \quad (0,0064)$$

Modelde, katsayıların işaretleri diğer modeller de olduğu gibi beklenen işaretlerle uyumludur. Modelin öngörü gücü aşağıdaki tabloda gösterilmiştir.

*Tablo 5: Logit Modelinin Deney Grubu Verileri Üzerinde*

*Doğru Sınıflandırma Başarısı*

Gerçek Grup	Üye Sayısı	Öngörülen Grup Üyeliği	
		Başarısız	Başarısız Olmayan
<b>Başarısız</b>	35	31 (% 88,6)	4 (% 11,4)
<b>Başarısız Olmayan</b>	35	3 (% 8,6)	32 (% 91,4)

Logit modelinde bir bütün olarak doğru öngörü gücü diğer iki modele göre daha yüksek (% 90) bulunurken, modelin her iki grubu da yaklaşık olarak aynı doğrulukla öngördüğü saptanmıştır. Deney grubu verileri kullanılarak geliştirilen logit modelinin kontrol grubu verileri ile yapılan geçerlilik analizi sonuçları aşağıdaki tabloda gösterilmiştir.

Tablo 6: Logit Modelinin Kontrol Verileri Üzerinde Doğru Sınıflandırma Başarısı

Gerçek Grup	Üye Sayısı	Öngörülen Grup Üyeliği	
		Başarısız	Başarısız Olmayan
<b>Başarısız</b>	18	16 (% 89)	2 (% 11)
<b>Başarısız Olmayan</b>	18	6 (% 33)	12 (% 67)

Logit modelinin geçerlilik analizi sonucunda doğru sınıflandırma oranı %78 olarak bulunmuştur. Ancak tablodan da görüleceği gibi, modelin başarısız işletmeleri doğru tahmin etme gücü, başarısız olmayan işletmeleri doğru tahmin etme gücünden oldukça yüksektir. Bu sonuçlara göre logit modelinin başarısız işletmeleri, başarısız olmayan işletmelere kıyasla daha iyi tahmin ettiği söylenebilir. Bu yanlılık, logit modelin kullanılabilirliğini önceki iki modele kıyasla azaltıcı bir etmen olarak kabul edilebilir. Çünkü başarısız işletmeleri hatalı tahmin etmenin maliyeti, başarısız olmayan işletmelerinkine kıyasla daha yüksektir.

#### f. Yapay Sinir Ağı Modeli

Yapay sinir ağı modellerinin geliştirilmesinde kullanılacak herhangi bir metodoloji bulunmadığı için, problem alanına uygun modelin oluşturulması çok sayıda deneme-yanılmayı içeren bir süreçtir. Bu çalışmada da, mali başarısızlığın öngörülmesinde kullanılacak uygun yapay sinir ağı modelinin geliştirilmesi sürecinde çok sayıda başarısız model geliştirilmiştir. Sonuçta ileri beslemeli ve ortalama mutlak hataları kullanan aşağıdaki parametrelere sahip model, yapay sinir ağı test verilerindeki hata oranının yükselme eğilimine girmesi sonucu eğitime son verilmiş ve yapay sinir ağı eğitim verilerini 5795 devirde, %95,71 oranında öğrenmiştir. Eğitim setindeki hata oranı 0,22 seviyesine indirgenmiştir. Öğrenme algoritması olarak Jacob'un Geliştirilmiş Geri Yayılım Algoritması kullanıştır<sup>1</sup>. Yapay sinir ağının yapısına ilişkin parametreler aşağıdadır.

1 Jacob'un Geliştirilmiş Geri yayılım Algoritmasının geri yayılım algoritmasından farkı: Geri Yayılım Algoritmasında tüm öğrenme sürecinde öğrenme parametreleri sabittir. Ancak Hızlı

Tablo 7: Yapay Sinir Ağı Katmanlarına Ait Parametreler

	Giriş Katmanı	Gizli Katman 1	Gizli Katman 2	Çıktı Katmanı
Neuron Sayısı	23	5	1	1
Transfer Fonksiyonu		Sigmoid (+,-)	Sigmoid	Eşikli doğrusal
Öğrenme Oranı		0.9	0.01	0.01
Momentum Katsayısı		0.1	0	0

Yapay sinir ağının örneklem verileri üzerinde doğru sınıflandırma oranı %95,71 olarak gerçekleşmiştir. Ancak, bu yapay sinir ağının göreceli olarak daha üstün sonuçlar üreteceği şeklinde yorumlanmaması gereken bir sonuçtur. Çünkü yapay sinir ağı, doğası gereği eğitim verilerindeki hata sınırlanmaya kadar eğitimi sürdürmektedir. Bundan dolayı yapay sinir ağının örneklem/test verileri üzerinde elde ettiği doğru sınıflandırma oranı karşılaştırılmaması gereken iki sonuçtur.

Deney grubu verileri kullanılarak eğitilen yapay sinir ağının, bu veriler dışında ne ölçüde geçerli olduğunun araştırılması için istatistiksel yöntemlerde olduğu gibi, geçerlilik analizi yapılmıştır.

Yapay sinir ağı modelinin 36 birimlik veri setine uygulanmasıyla elde edilen sonuçlar aşağıdaki gibidir.

Gerilim Yayılım Algoritmasının öğrenme aşamasında dinamik olarak bu parametreler değiştirilir. Jacob'un Gerilim Yayılım Algoritmasında ise bu işlem her bağlantının ağırlık değişimine ayrı ayrı uygulanır.

Tablo 8 : Yapay Sinir ağı'nın Kontrol Verileri Üzerindeki Doğru Sınıflandırma Başarısı

GERÇEK GRUP	ÜYE SAYISI	ÖNGÖRÜLEN GRUP ÜYELİĞİ	
		Başarısız	Başarısız Olmayan
<b>Başarısız</b>	18	15 (%83,33)	3 (%16,67)
<b>Başarısız Olmayan</b>	18	2 (%11,11)	16 (%88,89)

Tablo 8.'de yapay sinir ağı yanlış öngörüyle 18 başarısız işletmenin 3 'ünü başarısız olmayan olarak, 18 başarısız olmayan işletmenin de 2 'sini başarısız olarak sınıflandırmıştır. Yapay sinir ağı'nın ortalama doğru sınıflandırma oranı %86,11 olarak gerçekleşmiştir.

Bu noktada, istatistiksel yöntemlerden kontrol grubu verileri üzerinde en iyi yansız sonucu veren çoklu regresyon modelinin doğru sınıflandırma oranı ile yapay sinir ağı modelinin doğru sınıflandırma oranı arasında istatistiksel açıdan anlamlı bir fark olup olmadığı da araştırılmıştır. Bu amaçla aşağıdaki hipotezler test edilmiştir.

$$H_0 = P_{(YSA)} - P_{(ÇRM)} = 0$$

$$H_a = P_{(YSA)} > P_{(ÇRM)}$$

Burada;  $P_{(YSA)}$  yapay sinir ağı modelinin kontrol grubu verileri üzerindeki doğru sınıflandırma oranını,  $P_{(ÇRM)}$  ise çoklu regresyon modelinin kontrol grubu verileri üzerindeki doğru sınıflandırma oranını göstermektedir.

$H_0$  hipotezi %5 anlamlılık düzeyinde reddedilmiştir. Bu durum, yapay sinir ağı modelinin çoklu regresyon modeline göre (aynı zamanda diğer istatistiksel yöntemlere göre de) doğru sınıflandırma oranının daha yüksek olduğu yönünde kuvvetli bir istatistiksel kanıttır.

#### 4. SONUÇ

Bu çalışmada 53'ü finansal başarısız, 53'ü finansal başarısız olmayan, toplam 106 işletmeden oluşan bir örneklem üzerinde çok boyutlu istatistiksel teknikler ile yapay sinir ağlarının mali başarısızlığı 1 yıl önceden öngörü açısından kıyaslaması yapılmıştır. Çalışmada, yapay sinir ağı metodolojisine

uygunluk açısından öncelikle 70 birimlik veri seti ile Çoklu Regresyon, Diskriminant, Logit ve Yapay Sinir Ağı modelleri geliştirilmiş ve ardından da 36 birimlik kontrol grubu veri seti kullanılarak istatistiksel tekniklerin ve yapay sinir ağı modellerin performanslarının geçerlilik testi yapılmıştır. Çok boyutlu istatistiksel modeller arasında 70 işletmeden oluşan ve model oluşturmada kullanılan örneklem üzerinde en başarılı yöntem logit bulunmuştur. Her üç modelde de 23 mali oran arasından sadece 4 mali oranın istatistiksel açıdan önemli olduğu saptanmıştır. Bu oranlar sırasıyla, X2 (Likidite Oranı), X5 (Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar/Özsermaye), X9 (Uzun Vadeli Yabancı Kaynaklar/Toplam Varlıklar) ve X23 (Dönem Karı/ Özsermaye) olup bu değişkenlerin modellerdeki işareti beklenen yödedir. 23 mali oran arasından sadece 4'ünün modellerde yer alması mali oranlar arasındaki çoklu bağlantı sorununu teyit edici niteliktedir. Mali oranlar, arasındaki bu çoklu bağlantı sorununu daha net bir biçimde test etmek amacıyla faktör analizi yapılmış ve 23 mali oranın sadece 7 faktörle açıklanabileceği gözlenmiştir. 36 işletmeden oluşan ve geçerlilik testi için kullanılan kontrol grubunda ise Çoklu Regresyon ve Logit modelleri Diskriminant modeline göre daha başarılı bulunmuştur. Geliştirilen modellerden kontrol grubu üzerinde Çoklu Regresyon ve Logitin aynı öngörü gücüne (% 78) sahip olduğu bulunurken, Çoklu Regresyon Modelinin iki grubu yansız, buna karşın logitin başarısız işletmeleri daha hatalı tahmin ettiği gözlenmiştir.

Çalışmanın ikinci boyutunda yapay sinir ağı yöntemi ile ilk önce 70 işletmeden oluşan deney grubu üzerinde model geliştirilmiş ve elde edilen modelin bu grubu % 95,71 doğrulukla ayırt ettiği saptanmıştır. Deney grubu üzerinde elde edilen öngörü gücünün, yapay sinir ağı teknolojisinin eğitim yönteminden kaynaklanan nedenle anlamlı olmayacağı gerçeğinden hareketle 36 işletmeden oluşan kontrol grubu üzerinde modelin geçerlilik testi icra edilmiş ve modelin bu grup üzerinde de % 86,11 doğru öngörü gücüne sahip olduğu saptanmıştır. Her iki grup üzerinde de elde edilen doğru öngörü gücü çok boyutlu istatistiksel yöntemlere kıyasla daha yüksek bulunmuştur. Yapılan hipotez testi de yapay sinir ağı modelinin doğru öngörü gücü yönünde sonuç vermiştir. Böylece, yapay sinir ağlarının kontrol grubu üzerinde daha iyi sonuç verdiği şeklinde yazındaki benzer sonuçlara bu çalışmada da ulaşılmıştır.

## Kaynakça

- AKTAŞ, Ramazan (1993), *Endüstri İşletmeleri için Mali Başarısızlık Tahmini (Çok Boyutlu Model Uygulaması)* (Ankara: Türkiye İş Bankası Kültür Yayınları No: 323).
- ALTMAN, Edward .I. (1968), "Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy," *The Journal of Finance*, XXIII/4:589-609.
- ALTMAN, Edward .I. (1983), *Corporate Financial Distress: A Complete Guide to Predicting, Avoiding and Dealing with Bankruptcy* (New York: John Wiley and Sons).
- AZİZ, Abdül-David C./EMANUEL, Gerald H./LAWSON (1988), "Bankruptcy Prediction-An Investigation of Cash Flow Based Models," *Journal of Management*, 25/5:419-437.
- BISHOP, Christopher M.(1997), *Neural Networks for Pattern Recognition* (Oxford: Clarendon Press).
- CASEY, Cornelius/BARTCZAK, Norman (1984), "Cash Flow-It's not Bottom Line," *Harvard Business Review*, Temmuz-Ağustos:60-68.
- EDMISTER, R.O. (1972), "An Emprical Test of Financial Ratio Anaysis for Small Business Failure Prediction," *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, Mart:1477-1493.
- FOSTER, George (1986), *Financial Statement Analysis* (New Jersey: Prentice-Hall International).
- GENTRY, J.A./NEWBOLD, D./WHITFORD, D.T. (1985), "Funds Flow Components, Financial Ratios and Bankruptcy," *Journal of Business Finance and Accounting*, 14/4:595-605.
- GOONATILAKE, Suran/ TRELEAVEN, Philip (1995), *Intelligent Systems for Finance and Business* (Chichester: Wiley).
- GÖKTAN, Erkut (1981), *Muhasebe Oranları Yardımıyla ve Diskriminant Analizi Tekniğini Kullanarak Endüstri İşletmelerinin Mali Başarısızlığının Tahmini Üzerine Amprik Bir Araştırma* (Basılmamış Doçentlik Tezi).
- HAIR, Joseph F./ROLPH, Andrson E./TATHAM, William C. (1989), *Multivariate Data Analysis* (New Jersey: Prentice-Hall International).
- HING, A./LAU, L. (1987), "A Five-State Financial Distress Prediction Model," *Journal of Accounting Research*, 25/1:127-138.
- KARAN, Mehmet Baha/GANAMUKKALA, Vijayakumar (1996), "Prediction of Financially Unsuccessful Companies Using MDA and ARA Techniques: An Emprical Study on İstanbul Stock Exchange," *METU Studies in Development*, 23/3:357-376.
- MADDALA, G.S. (1988), *Introduction of Econometrics* (New York: McMillan Publishing Company).
- MEYER, P.A./PIFER, H.W. (1970), "Prediction of Bank Failures," *Journal of Finance*, 25:853-868.
- OHLSON, James A. (1980), "Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy," *Journal of Accounting Research*, 18/1:109-131.
- SCHALKOF, Robert J. (1997), *Artificial Neural Networks* (New York: The McGraw-Hill Companies).

TRIPPI, Robert R./TURBAN, Efraim (1996), *Neural Network in Finance and Investing* (Chicago: Irwin Professional Pub.).

VEMURI, Rao V. (1992), *Artificial Neural Networks: Concepts and Control Application* (California: IEEE Computer Society Press).

YILDIZ, Birol (2001), "Finansal Başarısızlığın Öngörülmesinde Yapay Sinir Ağı Kullanımı ve Halka Açık Şirketlerde Ampirik Bir Uygulama," *İMKB Dergisi*, 5/17:52-67.