

İŞLETMELERİN FİNANSAL BAŞARISIZLIĞININ VERİ MADENCİLİĞİ VE DISKRİMİNANT ANALİZİ MODELLERİ İLE TAHMİN EDİLMESİ¹

Yrd. Doç. Dr. Emre YAKUT*

Doç. Dr. Bekir ELMAS**

ÖZET

Bir işletmenin fiili durumu düzenli olarak açıkladığı finansal tablolardan belirlenir. Finansal tablolara bakılarak işletmenin finansal başarı durumları tespit edilir. Finansal başarısızlığa uğramış işletmelerin sayısındaki artış işletmelerin hem kendi kaynaklarının hem de ülke kaynaklarının iyi kullanılmadığının bir göstergesidir. Bu nedenle finansal başarısızlığın tahmin edilmesi önem arz eder. Bu çalışmada ilk olarak başarılı ve başarısız işletmeler belirlenerek istatistiki modeller kurulması için örnek, kestirim seti ve kontrol seti oluşturulmuştur. Daha sonra kontrol grubu ve veri seti kullanarak İMKB’de işlem gören 140 sanayi işletmesinin 2005-2008 yılları arasındaki finansal başarısızlıkları veri madenciliği ve diskriminant analizi modelleri ile tahmin ederek hangi yöntemin daha iyi sonuç verdiği tespit edilmiştir.

Anahtar Kelimeler: Finansal Başarısızlık, Veri Madenciliği, Diskriminant Analizi

Jel Kodları: C40, C53, C58

ESTIMATING FINANCIAL FAILURE OF ENTERPRISES WITH DATA MINING AND DISCRIMINANT ANALYSIS

ABSTRACT

The actual status of the enterprises is determined by the regularly declared financial statements. By inspecting these financial statements, the financial success conditions of the enterprises are determined. The increase in the number of the financially failed enterprises is the indication of bad utilizing of both their own sources and the sources of the country. Therefore forecasting financial failures is important. In this study initially, example, forecasting set and control set are established to build statistical models by determining successful and unsuccessful enterprises. Then, the financial failures of 140 industrial companies listed in Istanbul Stock Exchange between 2005-2008 years are forecasted by using control set and data set. In these procedures data mining and discriminate analysis models were used and it is determined which model is giving better results.

Key Words: Financial Failure, Data Mining, Discriminant Analysis

Jel Codes: C40, C53, C58

¹ Bu çalışma yazarlar tarafından 15. Finans Sempozyumu'nda sunulan "İşletmelerin Mali Başarısızlığının Veri madenciliği ve Diskriminant Analizi Modelleri ile Tahmin Edilmesi" isimli çalışmanın alınan eleştirisi ve katkıları doğrultusunda son şekli verilen halidir.

* Osmaniye Korkut Ata Üniversitesi, İ.İ.B.F, Yönetim Bilim Sistemleri Bölümü

** Atatürk Üniversitesi, İ.İ.B.F, İşletme Bölümü

GİRİŞ

İşletmelerin, özellikle anonim şirketlerin, teoride sonsuz olarak varlıklarını sürdürdükleri kabul edilmekle birlikte, piyasada bazı işletmelerin başarılı olamadıkları ve varlıklarının sona erdiği görülmektedir. Bir işletmenin finansal başarısızlığı, işletmenin geçici nedenlerle finansal yükümlülüklerini karşılayamamasından iflas etmesine kadar uzanan durumları ifade etmektedir (Akgüç, 1998: 947).

Finans literatüründe yaygın olarak kullanılan finansal başarısızlığın 5 türü bulunmaktadır. Bunlar; bir işletmenin gelirlerinin, sermaye maliyetini de içeren toplam maliyetlerini karşılayamaması olarak ifade edilen *Ekonomik Başarısızlık*, işletmenin kredi verenlerin zarar etmelerine neden olacak şekilde faaliyetlerini durdurması şeklinde tanımlanan *İşletme Başarısızlığı*, belirli bir zamandaki geçici likidite noksanlığından dolayı vadesi gelen cari yükümlülüklerin yerine getirilememesi durumunda *Teknik Acizlik*, toplam yükümlülüklerin defter değeri, varlıklarının gerçek değerinden daha fazla olması durumunda ise işletme *Negatif Net Değere Sahiptir*. Finansal başarısızlığın son ve en kötü durumu ise iflastır. *İflas* hukuki bir süreç olup mahkeme tarafından ilan edilerek kesinlik kazanmaktadır (Brigham ve Gapenski, 1994: 1015).

Çok ciddi boyutlarda sosyo-ekonomik sorunları beraberinde getiren finansal başarısızlığa, işletmeleri iten nedenler iki grupta toplanmaktadır. Bunlardan ilki işletme yönetiminin kontrol edilemeyen işletme dışı etkenlerdir. Dış etkenler ekonominin büyüme oranı, ekonomik kriz veya durgunluk hali, enflasyon, yüksek faiz oranı, döviz kuru, sıkı para politikaları, tercihlerin, tutumların ve tüketici davranışlarının değişmesi gibi etkenlerdir. Finansal başarısızlığın ikinci etkeni ise, işletme yönetiminin kontrol edilebilen işletme içi sorunlardır. Bu sorunlara; kötü yönetim, sağlıksız büyüme, temel projelerde başarısızlık, pazarlama yanlışlıkları, yetersiz iletişim, yetersiz iç kontrol sistemi, finansman yetersizlikleri gösterilebilir.

İşletmelerin finansal başarısızlığa sürüklenmesine neden olan işletme dışı başarısızlık etmenleri yapılmış olan değişik çalışmalarda şu şekilde belirlenmiştir (Türksoy, 2007: 101).

Tablo 1.1: Çalışmalarda Tespit Edilen İşletme Dışı Başarısızlık Etmenleri

Araştırmacı	Başarısızlık Etmenleri
Altman (1984)	Faiz Oranları, Enflasyon, Enflasyonu Düşürücü Politikalar, Ekonomik Durgunluk
Norman (1991)	Maliyet Yapısı, Rekabet
Laitinen ve Laitinen (1998)	Ekonomik Durgunluk, Milli Gelir Dağılımının Bozulması, Faiz Oranları
Hudson (1997)	Arz ve Talep Yapısı
Nucci (1999)	İşletme Ölçeği
Stokes ve Blackburn (2002)	Nakit Akımı ve Vergi Sorunları
Lensberg vd. (2006)	Yüksek Maliyetler, Düşük Talep, Ekonomik Durgunluk

Finansal başarısızlığın tahmini, işletmeleri başarısızlığa iten nedenlerin tespit edilmesine olanak sağlar. Böylece hem işletme yönetimi hem de işletmeyle çıkar ilişkisi içinde olan tüm çevreler sorunlar büyümeden gerekli önlemleri alabilirler. Yapılan tahmin işletme yönetimince geleceğe ilişkin izlenecek politikaların belirlenmesinde son derece önemli iken, aynı zamanda devlet otoritesinin izleyeceği politikaların –özellikle bankalarla ilgili- belirlenmesinde, birleşme ve satın alma stratejilerinin belirlenmesinde, sigorta şirketlerince sigorta yapılacak işletmenin durum değerlendirmesi gibi durumlarda önemli bir yere sahiptir.

Finansal başarısızlık tahminlerinde öznel ve nesnel olmak üzere iki yöntem kullanılmaktadır. Nesnel yöntemler istatistiksel ya da matematiksel yöntemler olup 1960'lı yıllarda uygulanmaya başlanmış, 1970'lerde meydana gelen petrol kriziyle daha da bir önem kazanmıştır. O günlerden bu günlere finansal başarısızlığı daha iyi tahmin eden yeni metotlar geliştirme çabası devam etmektedir. Bu çalışmada finansal başarısızlığın tahmininde veri madenciliği ve diskriminant analizi modelinden hangisinin daha iyi sonuç verdiği tespit edilmeye çalışılacaktır.

1. LİTERATÜR TARAMASI

Finansal başarısızlığın tahminine yönelik olarak ilk yapılan çalışmalardan bir tanesi Beaver (1966) çalışmasıdır. Bu çalışmada, finansal başarısızlığın tahmininde tek değişkenli model olarak oran analizi kullanmıştır ve başarısızlıktan en az beş yıl öncesine kadar oran analizinin başarısızlık tahmininde kullanılabileceği tespit edilmiştir.

Tek değişkenli modeller finansal oranları tek tek ele alarak finansal başarısızlığı tahmin etmeye çalıştıkları için, incelenen oranlara göre çelişkili sonuçlar üretmektedirler. Bu sorunun çözümü için Altman (1968) çalışmasında, olayları çok boyutlu ele alan çok değişkenli modellerden olan çoklu diskriminant analizini kullanmıştır. Çalışma sonucunda kurulan modelle işletmeler finansal açıdan başarısız ve başarısız olmayan işletmeler şeklinde bir sınıflandırma ile ilk yıl için % 95 tahmin başarıları göstermiştir.

Ohlson (1980), olası iflas tahmini için lojistik regresyon analizini kullanmıştır. İflastan bir yıl öncesi için, iflastan iki yıl öncesi için ve iflastan bir ve iki yıl öncesini birleştirerek üç farklı model geliştirmiştir. Modeller, sırasıyla % 96,12; % 95,55 ve % 92,84 oranında başarıyla tahminde bulunmuşlardır.

Odom ve Sharda (1990), finansal başarısızlık tahmininde yapay sinir ağlarını kullanmışlardır. Yapılan çalışmada yapay sinir ağlarıyla, eğitim setine bağlı olarak iflas etmiş işletmeler için % 77,78 - % 81,48 aralığında, iflas etmemiş işletmeler içinse % 78,57 - % 85,71 aralığında sınıflandırma doğruluğu elde edilmiştir.

Bell (1997) ABD bankalarına yönelik olarak yaptıkları çalışmalarında, yapay sinir ağları ve lojistik regresyon modellerinden hangisinin firma başarısızlığını daha iyi tahmin ettiği araştırılmıştır. Sonuç olarak her iki yöntemin başarısızlık tahmininde birbirlerine net bir üstünlüğünün olmadığı görülmüştür.

Canbaş vd. (2005), çalışmalarında finansal başarısızlığın önceden tahmininde diskriminant analizi, lojistik regresyon, probit ve temel bileşenler analizlerinden oluşan bütünlük bir erken uyarı sistemi önermektedirler. Türk bankalarına ait verilerin

kullanıldığı çalışmada, geliştirilen sistemin tahmin yeteneğinin her bir analiz yönteminden daha iyi sonuç verdiği tespit edilmiştir.

Vuran (2009), 1997-2007 döneminde halka açık ve halka kapalı toplam 122 işletmenin finansal başarısızlığını tahmin etmede Diskriminant ve Lojistik Regresyon Analizlerini uygulamış ve modellerin tahmin güçlerini karşılaştırmıştır. Çalışmada kullanılan yöntemlerin arasında tahmin gücü ve değişken seçimi konusunda istatistikî açıdan önemli fark olmadığı görülmüştür.

Muzır ve Çağlar (2009), uygulamada yaygın olarak kullanılan sekiz adet finansal başarısızlık modeli Türkiye için test edip, başarısızlık öncesi ilk yıl için tahmin performanslarının karşılaştırmışlardır. Ohlson tarafından önerilen O-Skor modelinin, 81,6 % doğru sınıflandırma oranı ile diğer mevcut modellere kıyasla daha başarılı bulunmuştur.

2. VERİ SETİ VE YÖNTEM

Çalışmada 2005-2008 yılları arasında, hisse senetleri İMKB’de işlem gören 140 sanayi işletmesi ele alınmıştır. Ele alınan işletmelerin bilanço ve gelir tabloları incelenerek belli kriterlere göre “finansal başarılı” ve “finansal başarısız” olarak sınıflandırma yapılmıştır. Bu kriterler ise “İflas etmiş olmak, Borsada tahtası kapanmış olmak, Faaliyetlerini durdurmuş olmak ve üst üste iki yıl veya daha fazla yıl zarar etmiş olmak”tır.

Yapılan incelemede işletmelerin 38 tanesi başarısız, 102 tanesi başarılı olarak belirlenmiştir. Başarılı işletmeler “1” ve başarısız işletmeler “0” ile kodlanmıştır.

Çalışmada kullanılacak verilerden 112 ve 28 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 için kullanılacaktır.

Çalışmada bağımsız değişken olarak literatürde yaygın olarak kabul edilen finansal oranlar kullanılmıştır. Dört farklı kategoride 23 finansal oran belirlenmiştir. Bunlar;

Likidite Oranları:

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

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

X3: Nakit Oranı = Hazır Değerler / Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar

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

Finansal Yapı Oranları:

X5: Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar / Öz Kaynaklar

X6: Toplam Borç / Öz Kaynaklar

X7: Duran Varlıklar / Öz Kaynaklar

- 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 = Kredili Satışlar / Ortalama Ticari Alacaklar
X13: Ortalama Tahsil Süresi = 365 / Alacak Devir Hızı
X14: Hazır Değerler Devir Hızı = Net Satışlar / Hazır Değerler
X15: Stok Devir Hızı = SMM / Ortalama Stoklar
X16: Dönen Varlıklar Devir Hızı = Net Satışlar / Dönen Varlıklar
X17: Maddi Duran Varlıklar Devir Hızı = Net Satışlar / Maddi Duran Varlıklar
X18: Özsermaye Devir Hızı = Net Satışlar / Özsermaye
X 19: Aktif Devir Hızı = Net Satışlar / Aktif Toplamı

Karlılık Oranları:

- X20: Brüt Kar Marjı = Brüt Satış Karı / Net Satışlar
X21: Faaliyet Karı Marjı = Faaliyet Karı / Net Satışlar
X22: Net Kar Marjı = Net Kar / Net Satışlar
X23: Özsermayenin Karlılığı = Net Kar / Özsermaye

Finansal başarısızlıklarla yapılan çalışmalarda işletmelerin başarılı ve başarısız olarak sınıflandırılması sonrası başarısızlıktan bir, iki, üç, dört ve beş sene öncesinden başarılı ve başarısızlık tahmini için çok sayıda analizler mevcuttur. Başarısız işletmeler için başarısız oldukları yıllardan bir, iki, üç ve dört yıl öncesine ait oranları bulmada bir sorun olmamasına karşın başarılı işletmeler için baz yılının seçilmesi gerekmektedir. Bu yıllardan birinin baz yıl olarak seçilmesiyle bu baz yıldan geriye bir, iki, üç ve dört sene öncesine ait oranların bulunması mümkün olacaktır. Yapılan diğer çalışmalarda en çok başarısızlık hangi yıl olmuşsa o yılın başarılı işletmeler için baz yıl olarak alınması yoluna gidilmektedir. Böylece işletmelerin başarısızlığa düşmeden birkaç sene öncesinden tespit edilmesine yardımcı olacaktır. Bunların başında Beaver (1966), istatistiki bir teknik kullanarak iflas tahminini incelemek için kullandığı diskriminant analizi ile işletmeler için bir baz yılı seçerek buradan beş yıl öncesine kadar başarılı ve başarısızlık tahmini gerçekleştirmiştir. Altman'ın (1968), temel bir baz yılı seçerek oluşturduğu modeller başarısızlıktan bir ve iki sene öncesinden sınıflandırma işlemine tabi tutmuştur. Torun (2007), İMKB'de işlem gören sanayi işletmelerinin 1992-2004 yılları arası verileri üzerinde temel bir baz yılı seçerek beş yıl öncesine kadar işletmelerin başarısızlık tahminini gerçekleştirmiştir. Buradan hareketle bu çalışmada işletmelerin 2008-2007 yılı bilanço ve gelir tabloları incelenerek finansal başarılı ve başarısız işletmeler belirlenmiş ardından, 2007 yılı baz alınarak modeller oluşturulmuş, bu baz yılından bir sene öncesi 2006 ve iki sene öncesi 2005 yılları için işletmelerin

başarısızlığa düşmeden birkaç sene öncesinden başarılı ve başarısız olma durumları tahmin edilerek modellerin sınıflandırma doğrulukları karşılaştırılmıştır.

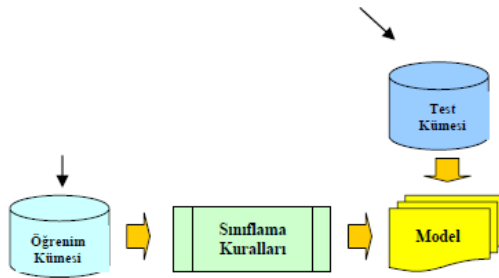
2.1. Veri Madenciliği

Veri madenciliği; veri ambarlarındaki tutulan çok çeşitli verilere dayanarak daha önce keşfedilmemiş bilgileri ortaya çıkarmak, bunları karar vermek ve eylem planını gerçekleştirmek için kullanma sürecidir (Özmen, 2001: 2).

Veri madenciliği, büyük ölçekli veriler arasından “değerli olan” bir bilgiyi elde etme işidir. Bu sayede veriler arasındaki ilişkileri ortaya koymak ve gerektiğinde ileriye yönelik kestirimlerde de bulunmak mümkün görülmektedir. Bu anlamda, veri madenciliği bir kurumda üretilen tüm verilerin belirli yöntemler kullanarak var olan ya da gelecekte ortaya çıkabilecek gizli bilgiyi su yüzüne çıkarma süreci olarak değerlendirilebilir. Klasik istatistiksel uygulamalar yeterince düzenlemiş ve çoğunlukla özet veriler üzerinde çalıştırılır. Veri madenciliğinde ise milyonlarca ve hatta milyarlarca veri ve çok daha fazla değişken ile ilgilenilir (Özkan, 2008: 38).

Teknolojideki ilerlemeler her gün ortaya çıkan iş ile ilgili çok sayıda bilgileri depolamak ve bir araya getirmek için firmalara olanak sağlar. Bu durumdan dolayı geniş çaplı veritabanları mevcut olmuştur bundan dolayı ham verileri faydalı bilgilere dönüştürebileceğimiz bir şeye gereksinim duyarız. Veri madenciliği bilgisayarlarda depolanan bilgileri analiz etmekte kullanılmaktadır. Veri madenciliği teknikleri bankadan perakendeciliğe ve sigortadan telekomünikasyona pek çok geniş uygulama alanına sahiptir (Olson and Delen, 2008: 3-8).

Veri madenciliği yöntemlerini denetimli ve denetimsiz olmak üzere iki ana kategoriye ayırmak mümkündür. Denetimli öğrenme örnekten öğrenme olarak da isimlendirilen denetimli öğrenimde, bir denetçi tarafından ilgili sınıflar önceden belirlenen bir kritere göre ayrılarak, her sınıf için çeşitli örnekler verilir. Sistemin amacı verilen örneklerden hareket ederek her bir sınıfa ilişkin özelliklerin bulunması ve bu özelliklerin kural cümleleri ile ifade edilmesidir (Akpınar, 2000: 7).



Şekil 2.1: Denetimli Öğrenme

Kaynak: <http://www.isletme.istanbul.edu.tr/dergi/nisan2000/1.htm>

Denetimsiz yöntemler daha çok veriyi anlamaya, tanımaya, keşfetmeye yönelik olarak kullanılan ve sonraki uygulanacak yöntemler için fikir vermeye yönelik olup aynı zamanda bu modellerin amacı girdi değişkenlerdeki gizlenmiş bilgileri keşfetmektir (Tsiptsis ve Chorianoopoulos, 2009: 3-4). Denetimli yöntemler ise veriden bilgi ve sonuç çıkarmaya yönelik kullanılmaktadır. Başlıca Veri Madenciliği yöntemleri denetimli veya denetimsiz olmalarına göre;

Denetimli (Supervised)

- En yakın k komşuluk (k-Nearest-Neighbor)
- K-ortalamar kümeleme (K-means clustering)
- Regresyon modelleri (Regression models)
- Kural çıkarımı (Rule induction)
- Karar ağaçları (Decision trees)
- Sinir ağları (Neural networks)

Denetimsiz (Unsupervised)

- Aşamalı kümeleme (Hierarchical clustering)
- Kendi kendini düzenleyen haritalar (Self organized maps)

olarak sınıflandırılabilir (Koyuncugil ve Özgülbaş, 2008: 5).

Denetimli veri madenciliği yöntemlerinden karar ağaçları diğer denetimli yöntemlere göre daha kolay anlaşılıp yorumlanabilen bir sınıflandırma yöntemidir. Karar ağaçları ile üretilen model tersine çevrilmiş bir ağaca benzemektedir. Bu ağaç karar verme noktaları olan düğümler ve bu düğümleri birbirine bağlayan dallardan oluşmaktadır. En tepede kök düğüm bulunmaktadır. Bu düğümde bir takım özellikler test edilmekte ve bu testin farklı sonuçlarına göre kök düğümden dallar türemektedir. Her bir dal yeni bir karar düğüme bağlanmakta ve burada yeni birtakım özellikler test edilerek bu düğümlerden dallar türemektedir. Ağaç yapısının en altında ise artık kendisinden dal türemeyen yaprak düğümleri bulunmaktadır (Seyrek ve Ata, 2010:72). Kolay anlaşılma ve yorumlanabilme özelliğinden dolayı bu çalışmada sınıflandırma yöntemi olarak karar ağacı kullanılmıştır. Bu çalışmada C4.5 algoritmasının gelişmiş yeni şekli olan C5.0 sınıflandırma yöntemi kullanılmıştır.

2.2. Diskriminant Analizi

Diskriminant Analizi (Discriminant Analysis), temelleri 1930'larda Fisher tarafından atılan biyoloji, davranış bilimleri ve finans alanlarında sıklıkla kullanılan çok değişkenli istatistik yöntemlerden biridir. Hem iş dünyası hem de akademisyenler tarafından kullanılan bu yöntemden tüketici kredilerinin değerlendirilmesi ve başarılı başarısız işletmelerin belirlenmesi gibi bir çok alanda yararlanılmaktadır (Öz, 2005:47).

Diskriminant analizinin temel iki amacı bulunmaktadır: Ayırma (Discrimination) ve Sınıflandırma (Classification). Analizin bu işlevlerinden dolayı eğer diskriminant analizi bir ayırma fonksiyonu belirlemeye yönelik olarak uygulandıysa Tanımlayıcı Diskriminant Analizi (Descriptive Discriminant Analysis) ve eğer sınıflama amacıyla uygulanmış ise Ayırıcı Diskriminant Analizi (Predictive Discriminant Analysis) olarak isimlendirilir (Özdamar, 1999:320).

Doğrusal çok değişkenli diskriminant analizi ile geliştirilen bir model, başarısız ve başarılı gruplar arasında en iyi ayrımı sağlayan değişkenlerin doğrusal bir bileşimidir.

Doğrusal diskriminant fonksiyonu aşağıda gösterilmektedir:

$$Z_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2} + \dots + \beta_n X_{in}$$

Burada;

Z_i ; i işletmesi için diskriminant skoru ($-\infty$ ve $+\infty$ arasında),

β_0 ; sabit terim,

β_j ; doğrusal diskriminant katsayıları ($j = 0, 1, \dots, n$),

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

Sınıflandırma bağlamında, çok değişkenli diskriminant analizinin esası, diskriminant skoruna dayanarak bir işletmeyi başarısız veya başarılı gruplardan birine atamaktır. Sınıflandırma, çok değişkenli diskriminant modeli için belirlenen bir kopuş değerine göre gerçekleştirilmektedir. Bir işletmenin diskriminant skoru (Z), kopuş değerinden daha küçükse o işletme başarısız gruba, diğer durumlarda ise yani diskriminant skoru kopuş değerine eşit ya da daha büyük olduğunda başarılı gruba sınıflandırılmaktadır. Kimi diskriminant modellerinde tam tersi bir durum söz konusudur. Diskriminant skoru kopuş değerinden küçük olduğunda işletme başarılı olarak, tersi durumda ise başarısız olarak sınıflandırılır (Torun, 2007: 38).

Diskriminant analizinin sayıtları ve diğer gerekliliklerine ilişkin bilgiler:

Örneklem büyüklüğü: Grupların n sayılarının, yani örneklem büyüklüklerinin eşit olması gerekmektedir. En küçük grupta yer alan birey ya da birim sayısının, bağımsız değişken sayısından fazla olması gerekliliğidir.

Normal dağılım: Nicel değişkenlerin (bağımsız/yordayıcı değişkenler) çok değişkenli normal dağılım göstermesi gerekir.

Varyans-kovaryans matrislerinin homejenliği: Başarısız ve başarılı gruplar arasındaki grup ayrılma matrisleri veya varyanskovaryans matrisleri eşittir.

Uç değerler: Diskriminant analizi uç değerlere çok duyarlıdır. Öncelikle her grupta tek yönlü (univariate) ve çok yönlü (multivariate) uç değerlerin taranması ve bunların ya dönüştürülmesi ya da çıkartılması gerekir.

Çoklu doğrusal bağlantı: Eğer bağımsız değişkenlerden biri, diğer bir bağımsız değişkenle yüksek korelasyon veriyorsa, çoklu doğrusal bağlantı problemi ortaya çıkar

dolayısıyla bağımsız değişkenler arasında çoklu doğrusal bağlantı probleminin olmaması gerekir (Çokluk vd., 2010: 112).

3. TEST SONUÇLARI

Çalışmanın bu kısmında işletmelere ait verilerden yola çıkarak T testi, diskriminant analizi ve veri madenciliği ile ilgili analizler yer almaktadır.

3.1. Finansal Oranlara İlişkin T Testi Sonuçları

T testi başarılı ve başarısız firmalar arasındaki farklılığı ortaya koymak için yapılmıştır. Bu testin kullanım amacı rasyoların istatistiksel açıdan anlamlı olup olmadığını karar vermek içindir. Bu testin sonucu bir değişken için anlamlı olmayacaksa, başarılı ve başarısız firmalar arasındaki herhangi önemli bir farklılığa sahip olmayacağı için daha sonra analizlerden hariç tutulacaktır. Veri madenciliği yöntemlerinden denetimli öğrenmede bir öğrenim kümesi oluşturmak için başarısızlıktan bir yıl önceki yani 2007 yılı verileri üzerinden t testi sonuçları yapılmıştır. T testi sonuçları aşağıda Tablo 3.1'de verilmiştir.

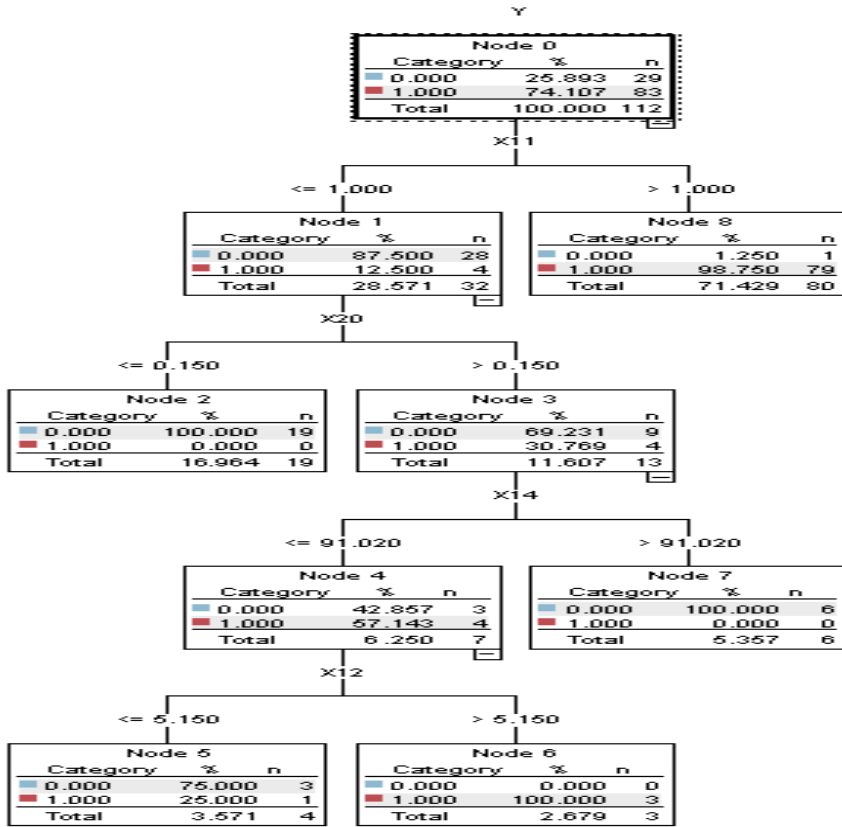
Tablo 3.1: T Testi Sonuçları

	t	df	Sig.	Ortalama Farklık
X1	11,922	139	0,000	2,43307
X2	10,114	139	0,000	1,73557
X3	2,774	139	0,006	0,60779
X4	2,559	139	0,012	0,49664
X5	2,774	139	0,006	0,60779
X6	2,269	139	0,025	0,68107
X7	3,898	139	0,000	0,74507
X8	12,856	139	0,000	0,38629
X9	7,989	139	0,000	0,16407
X10	12,76	139	0,000	0,5415
X11	4,037	139	0,000	3,62186
X12	4,435	139	0,000	9,42114
X13	4,123	139	0,000	110,3066
X14	3,749	139	0,000	146,5591
X15	7,665	139	0,000	7,69379
X16	10,708	139	0,000	2,30136
X17	6,503	139	0,000	3,01493
X18	6,456	139	0,000	1,9225
X19	7,48	139	0,000	0,91343
X20	11,749	139	0,000	0,19057
X21	-0,708	139	0,480	-0,10364
X22	0,409	139	0,683	0,10957
X23	2,37	139	0,019	0,09893

Yapılan t testi sonuçlarından 0,05 anlamlılık düzeyinde X21 değişkeni (Faaliyet karı marjı) ve X22 değişkeni (Net kar marjı) istatistiksel açıdan anlamlı bulunmadığı için analizlerden çıkarılacaktır.

3.2. Veri Madenciliği ile Sınıflandırma

Araştırmanın bu aşamasında, T testi sonucu belirlenen 21 finansal oran ve başarılı/başarısız kriteri de hedef değişkeni olacak şekilde belirlenen 22 değişkene ait veri içeren toplam 140 adet kayıt C5.0 algoritmasına girilmiştir. Daha önce belirtildiği gibi C5.0 algoritması denetimli bir sınıflandırma algoritması olup, öncelikle hedef değişkenin bulunduğu bir veri kümesi ile karar ağacı eğitilip bir model oluşturulmakta, daha sonra oluşturulan bu model bağımlı değişkenin belirtilmediği yeni bir veri kümesi üzerinde test edilerek modelin performansı ölçülmektedir. Bu nedenle model oluşturmak için eğitim veri seti olarak 140 adet veri içerisinde rastgele seçilen 112 adet veri kullanılmıştır. Bu da verilerin % 80 ile model eğitilerek geri kalan % 20'si ile test edilerek model oluşturulmuştur. Oluşturulan karar ağacı modeli Şekil 3.1'de gösterilmiştir.



Şekil 3.1: Karar Ağacı

3.2.1. Sabit Giderleri Karşılama Oranının Finansal Durum Sınıflandırmasındaki Etkisi

Karar ağacının kökünde bulunan en kuvvetli etkiye sahip olan değişken X11 değişkeni “sabit giderleri karşılama oranıdır”. Eğitim setine ait 112 firmanın yer aldığı karar ağacının kökünde, finansal durumlardan 83’ü başarılı, 29’u ise başarısızdır. Şekil 2’e göre 112 finansal durumdan %28,57’sinin sabit giderleri karşılama oranı 1,00 eşit ya da küçükken % 71,43’nün bu oranı 1,00’dan yüksektir. Karar ağacına göre eğer bir firmanın sabit giderleri karşılama oranı 1,00 eşit yada küçükse o firma %87,5 oranla başarısızdır. Çalışmada örneklem olarak alınan şirketlerin sabit giderleri karşılama oranı 1,00’a eşit ya da bu orandan küçük 32 finansal durumdan 28’i (%87,5) başarısız iken, 4’ü (%12,5) ise başarılıdır. Sabit giderleri karşılama oranı 1,00’dan yüksek olduğu durumda ise toplam 80 finansal durum bulunmaktadır. Bu finansal oranının 1,00’dan yüksek olduğu durumlarda %98,75’si başarılıdır. Bu durumda toplam 79’u (%98,75) başarılı iken 1’i (%1,25) başarısızdır.

3.2.2. Brüt Kar Marjı Oranının Finansal Durum Sınıflandırmasındaki Etkisi

Sabit giderleri karşılama oranı 1,00’eşit yada bu değer altında olmak ön koşulu ile X20 değişkeni “brüt kar marjı” oranı 0,15 eşit ya da bu orandan düşükse, o firma %100 başarısızdır. Çalışmada finansal oranları bu şekilde olan toplam 19 finansal durumdan 19’u da başarısızdır. Ön koşulu dikkate alarak brüt kar marjı oranının 0,15’den yüksek olduğu durumda ise toplam 13 finansal durum bulunmaktadır. Bu durumda olan 9’u (%69,23) başarısız iken 4’ü (%30,77) başarılıdır.

3.2.3. Hazır Değerler Devir Hızı Oranının Finansal Durum Sınıflandırmasındaki Etkisi

Sabit giderleri karşılama oranı 1,00 eşit yada bu değer altında ve brüt kar marjı oranı 0,15’den yüksek olmak ön koşulu ile X14 değişkeni “hazır değerler devir hızı oranı” 91,02’den büyükse, o firma % 100 başarısızdır. Çalışmada finansal oranları bu şekilde olan toplam 6 finansal durumdan 6’sı da başarısızdır. Ön koşulu dikkate alarak hazır değerler devir hızı oranının 91,02’ye eşit ya da küçük olduğu durumlarda ise toplam 7 finansal durum bulunmaktadır. Bu durumda olan 3’ü (%42,86) başarısız iken 4’ü (%57,14) başarılıdır.

3.2.4. Alacak Devir Hızı Oranının Finansal Durum Sınıflandırmasındaki Etkisi

Sabit giderleri karşılama oranı 1,00 eşit ya da bu değer altında, brüt kar marjı oranı 0,15’den yüksek olmak ve hazır değerler devir hızı oranının 91,02’ye eşit ya da küçük olmak ön koşulu ile X12 değişkeni “alacak devir hızı oranı” 5,15’den büyük ise, o firma % 100 başarılıdır. Çalışmada finansal oranları bu şekilde olan toplam 3 finansal durumdan 3’ü de başarılıdır. Ön koşulu dikkate alarak alacak devir hızı oranının 5,15’e eşit ya da küçük olduğu durumlarda ise toplam 4 finansal durum bulunmaktadır. Bu durumda olan 3’ü (%75) başarısız iken 1’i (%25) başarılıdır.

Tablo 3.2: Deney Seti Verileriyle 2006 Yılı İçin Sınıflandırma Başarısı

Deney Seti Verileriyle Veri Madenciliği Analizi		Tahmin Edilen Grup			
		Başarısız	Başarılı	Toplam	Doğruluk Yüzdesi
Gözlenen Grup	Başarısız	23	7	30	76,7
	Başarılı	7	75	82	91,4
	Toplam	30	82	112	87,5

Tablo 3.2'ye baktığımızda, 112 işletmenin yer aldığı deney seti verilerinde veri madenciliği modeli başarısızlıktan bir yıl öncesinde 30 başarısız işletmeden 23'nü ve 82 başarılı işletmeden 75'ni doğru tahmin ederek, başarısız işletmeler için %76,7 ve başarılı işletmeler için %91,4 doğru sınıflandırma yapmıştır. Deney seti verileri için toplam sınıflandırma başarısı %87,5 olarak elde edilmiştir.

Tablo 3.3: Kontrol Seti Verileriyle 2006 Yılı İçin Sınıflandırma Başarısı

Kontrol Seti Verileriyle Veri Madenciliği Analizi		Tahmin Edilen Grup			
		Başarısız	Başarılı	Toplam	Doğruluk Yüzdesi
Gözlenen Grup	Başarısız	6	2	8	75
	Başarılı	1	19	20	95
	Toplam	7	21	28	89,3

Tablo 3.3'e baktığımızda, 28 işletmenin yer aldığı kontrol seti verilerinde veri madenciliği modeli başarısızlıktan bir yıl öncesinde 8 başarısız işletmeden 6'sını ve 20 başarılı işletmeden 19'nu doğru tahmin ederek, başarısız işletmeler için %75 ve başarılı işletmeler için %95 doğru sınıflandırma yapmıştır. Kontrol seti verileri için toplam sınıflandırma başarısı %89,3 olarak elde edilmiştir.

Tablo 3.4: Deney Seti Verileriyle 2005 Yılı İçin Sınıflandırma Başarısı

Deney Seti Verileriyle Veri Madenciliği Analizi		Tahmin Edilen Grup			
		Başarısız	Başarılı	Toplam	Doğruluk Yüzdesi
Gözlenen Grup	Başarısız	20	10	30	66,7
	Başarılı	7	75	82	91,5
	Toplam	27	85	112	84,8

Tablo 3.4'e baktığımızda, 112 işletmenin yer aldığı deney seti verilerinde veri madenciliği modeli başarısızlıktan iki yıl öncesinde 30 başarısız işletmeden 20'ni ve 82 başarılı işletmeden 75'ni doğru tahmin ederek, başarısız işletmeler için %66,7 ve

başarılı işletmeler için %91,5 doğru sınıflandırma yapmıştır. Deney seti verileri için toplam sınıflandırma başarısı %84,8 olarak elde edilmiştir.

Tablo 3.5: Kontrol Seti Verileriyle 2005 Yılı İçin Sınıflandırma Başarısı

Kontrol Seti Verileriyle Veri Madenciliği Analizi		Tahmin Edilen Grup			
		Başarısız	Başarılı	Toplam	Doğruluk Yüzdesi
Gözlenen Grup	Başarısız	5	3	8	62,5
	Başarılı	3	17	20	85
	Toplam	8	20	28	78,6

Tablo 3.5'e baktığımızda, 28 işletmenin yer aldığı kontrol seti verilerinde veri madenciliği modeli başarısızlıktan iki yıl öncesinde 8 başarısız işletmeden 5'ni ve 20 başarılı işletmeden 17'ni doğru tahmin ederek, başarısız işletmeler için %62,5 ve başarılı işletmeler için %85 doğru sınıflandırma yapmıştır. Kontrol seti verileri için toplam sınıflandırma başarısı %78,6 olarak elde edilmiştir.

3.3.Diskriminant Analizi ile Sınıflandırma

Doğrusal diskriminant analizi başarısızlıktan bir yıl önceki veriler üzerinde SPSS 18.0 for Windows programı yardımıyla diskriminant modeli kurulmuştur. 23 finansal oran bağımsız değişken olarak programa sunulmuş, aşamalı seçim (stepwise) yöntemi yardımıyla 4 değişkenli bir diskriminant modeli elde edilmiştir.

Diskriminant analizine ilişkin program çıktılarında yer alan özdeğer (eigenvalue), diskriminant analizinin ne kadar önemli olduğunu gösteren bir istatistiktir. Özdeğerin "0" olması, diskriminant analizinin herhangi bir ayırım gücü olmadığını gösterir. Özdeğerin bir üst sınırı olmamasına rağmen 0,40'dan büyük özdeğerler mükemmel sayılmaktadırlar. Bu çalışmada, özdeğerin 0,762 çıkması modelin ayırım gücüne sahip olduğunu göstermektedir. Elde edilen model aşağıdadır:

$$Z_i = -0,187 - 0,723.X_{10} + 0,538.X_{18} + 0,614.X_{20} + 0,524.X_{23}$$

Burada;

Z_i = Diskriminant skoru,

X_{10} : Toplam Borç / Toplam Varlık

X_{18} : Özsermaye Devir Hızı = Net Satışlar / Özsermaye

X_{20} : Brüt Kar Marjı = Brüt Satış Karı / Net Satışlar

X_{23} : Özsermayenin Amortismanı Oranı = Net Kar / Özkaynaklar'dır.

Bu model yardımıyla değerlendirme yapabilmek için, durumu tahmin edilmeye çalışılan işletmenin yukarıdaki 4 finansal oranı hesaplanarak, modelde yerine konulur. Firma için hesaplanan Z değeri, başarısız ve başarılı işletmeleri ayırt etmede kullanılacak kopuş değeri Z^* ile karşılaştırılır. Yukarıdaki diskriminant fonksiyonu için elde edilen grup merkezleri, başarısız işletmeler için -1,420, başarılı işletmeler içinse 0,529'dur. Firmaları diskriminant değerlerine göre gruplara sınıflandırmada kullanılacak kopuş değerleri dikkate alınarak başarılı ve başarısız firmalar ayırt edilecektir.

Tablo 3.6: Deney Seti Verileriyle 2006 Yılı İçin Sınıflandırma Başarısı

Deney Seti Verileriyle Diskriminant Analizi		Tahmin Edilen Grup			
		Başarısız	Başarılı	Toplam	Doğruluk Yüzdesi
Gözlenen Grup	Başarısız	23	7	30	76,7
	Başarılı	10	72	82	87,8
	Toplam	33	79	112	84,8

Tablo 3.6'ya baktığımızda, 112 işletmenin yer aldığı deney seti verilerinde diskriminant modeli başarısızlıktan bir yıl öncesinde 30 başarısız işletmeden 23'nü ve 82 başarılı işletmeden 72'ni doğru tahmin ederek, başarısız işletmeler için %76,7 ve başarılı işletmeler için %87,8 doğru sınıflandırma yapmıştır. Deney seti verileri için toplam sınıflandırma başarısı %84,8 olarak elde edilmiştir.

Tablo 3.7: Kontrol Seti Verileriyle 2006 Yılı İçin Sınıflandırma Başarısı

Kontrol Seti Verileriyle Diskriminant Analizi		Tahmin Edilen Grup			
		Başarısız	Başarılı	Toplam	Doğruluk Yüzdesi
Gözlenen Grup	Başarısız	7	1	8	87,5
	Başarılı	6	14	20	70,0
	Toplam	13	15	28	75,0

Tablo 3.7'ye baktığımızda, 28 işletmenin yer aldığı kontrol seti verilerinde diskriminant modeli başarısızlıktan bir yıl öncesinde 8 başarısız işletmeden 7'sini ve 20 başarılı işletmeden 14'nü doğru tahmin ederek, başarısız işletmeler için %87,5 ve başarılı işletmeler için %70 doğru sınıflandırma yapmıştır. Kontrol seti verileri için toplam sınıflandırma başarısı %75 olarak elde edilmiştir.

Tablo 3.8: Deney Seti Verileriyle 2005 Yılı İçin Sınıflandırma Başarısı

Deney Seti Verileriyle Diskriminant Analizi		Tahmin Edilen Grup			
		Başarısız	Başarılı	Toplam	Doğruluk Yüzdesi
Gözlenen Grup	Başarısız	27	3	30	90,0
	Başarılı	14	68	82	82,9
	Toplam	41	71	112	84,8

Tablo 3.8'e baktığımızda, 112 işletmenin yer aldığı deney seti verilerinde diskriminant modeli başarısızlıktan iki yıl öncesinde 30 başarısız işletmeden 27'ni ve 82 başarılı işletmeden 68'ni doğru tahmin ederek, başarısız işletmeler için %90 ve başarılı işletmeler için %82,9 doğru sınıflandırma yapmıştır. Deney seti verileri için toplam sınıflandırma başarısı %84,8 olarak elde edilmiştir.

Tablo 3.9: Kontrol Seti Verileriyle 2005 Yılı İçin Sınıflandırma Başarısı

Kontrol Seti Verileriyle Diskriminant Analizi		Tahmin Edilen Grup			
		Başarısız	Başarılı	Toplam	Doğruluk Yüzdesi
Gözlenen Grup	Başarısız	7	1	8	87,5
	Başarılı	8	12	20	60
	Toplam	15	13	28	67,9

Tablo 3.9'a baktığımızda, 28 işletmenin yer aldığı kontrol seti verilerinde diskriminant modeli başarısızlıktan iki yıl öncesinde 8 başarısız işletmeden 7'sini ve 20 başarılı işletmeden 12'sini doğru tahmin ederek, başarısız işletmeler için %87,5 ve başarılı işletmeler için %60 doğru sınıflandırma yapmıştır. Kontrol seti verileri için toplam sınıflandırma başarısı %67,9 olarak elde edilmiştir.

SONUÇ

İşletmelerin finansal başarısızlığa uğraması beraberinde birçok sosyo-ekonomik sorunun ortaya çıkmasına neden olmaktadır. Bu nedenle finansal başarısızlığın doğru tahminiyle ilgili çok sayıda araştırma yapılmıştır. Bu çalışmada veri madenciliği ve diskriminant analizi yöntemleriyle İMKB'de işlem gören sanayi işletmelerinin finansal başarı ve başarısızlık durumları tahmin edilmiş ve iki yöntemin etkinliği karşılaştırılmıştır.

Çalışmanın ilk analizinde veri madenciliği yöntemi ile 112 işletmeden oluşan deney grubu üzerinde model geliştirilmiş ve elde edilen modelin bu grubu %98,21 doğrulukla ayırt ettiği saptanmıştır. Deney grubundan elde edilen öngörü ile 28 işletmeden oluşan kontrol grubu üzerinden de %89,29 doğrulukla tahmin yaptığı saptanmıştır. Elde edilen veri madenciliği yöntemiyle ilk önce karar ağacının en önemli

değişkeni ve karar ağacının diğer değişkenleri belirlenmiş daha sonra 2006 ve 2005 yılı için finansal başarılı ve başarısızlık tahminleri hesaplanmıştır.

Çalışmanın ikinci kısmında diskriminant analizi modelinin stepwise yöntemi kullanılmış ve aralarında çoklu doğrusal bağlantı olan finansal oranlar çıkarılmıştır. Bu işlemin sonucunda geriye 23 finansal orandan X10: Toplam Borç / Toplam Varlık, X18: Özsermaye Devir Hızı = Net Satışlar / Özsermaye, X20: Brüt Kar Marjı = Brüt Satış Karı / Net Satışlar, X23: Özsermayenin Karlılığı = Net Kar / Özsermaye olmak üzere dört finansal oran kalmıştır. Elde edilen diskriminant modellerle 2006 ve 2005 yılı için finansal başarılı ve başarısızlık tahminleri belirlenmiştir.

Veri madenciliği ile 2006 yılı tahminlerinin toplam sınıflandırma başarısı deney seti verileri için %87,5 iken, kontrol seti verileri için %89,3 olarak elde edilmiştir. Toplam sınıflandırma başarısı 2005 yılı için ise, deney seti verileri için %84,8 olarak, kontrol seti verileri için %78,6 olarak elde edilmiştir.

Diskriminant analizi ile 2006 yılı tahminlerinin toplam sınıflandırma başarısı deney seti verileri için %84,8 iken, kontrol seti verileri için %75 olarak elde edilmiştir. Toplam sınıflandırma başarısı 2005 yılı için ise, deney seti verileri için %84,8 olarak, kontrol seti verileri için %67,9 olarak elde edilmiştir.

Firmaların finansal başarısızlığının önceden tahmini için yapılan bu çalışmada 2006 ve 2005 yıllarının deney ve kontrol testi üzerinde yapılan tahmin sonuçları veri madenciliğinin diskriminant analizine göre daha iyi sonuç verdiğini göstermiştir.

KAYNAKÇA

AKEL, V. ve BAYRAMOĞLU M. F, (2008) "Kriz Dönemlerinde Yapay Sınır Ağları İle Finansal Öngöründe Bulunma: İMKB 100 Endeksi Örneği", International Symposium on International Capital Flows and Emerging Markets, 24-27 Nisan, Balıkesir, Bandırma.

AKGÜÇ Ö. (1998) Finansal Yönetim, 7. Baskı, İstanbul : Avcıol Basım-Yayım.

AKPINAR, Haldun, (2000) "Veri Tabanlarında Bilgi Keşfi ve Veri Madenciliği", İstanbul Üniversitesi İşletme Fakültesi Dergisi, 29(1), 1-22.

ALTMAN, E. I., (1968) "Financial Ratios, Discriminant Analysis and The Prediction of Corporate Bankruptcy", The Journal of Finance, 23(4), 589-609.

BEAVER W. H., (1966) "Financial Ratios as Predictors of Failure", Journal of Accounting Research, Empirical Research in Accounting: Selected Studies, 4, 71-111.

BEAVER, W. H. (1968) "Alternative Accounting Measures As Predictors of Failure", *The Accounting Review, January*, pp.113-122.

BELL, T.B., (1997) "Neutral Nets or the Logit Model? A Model Comparison of Each Model's Ability to Predict Commercial Bank Failures", *International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, 6, 249-264.

CANBAŞ, S., ÇABUK A. ve 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>. E.T.: (04.06.2011).

ÇOKLUK, Ö., ŞEKERCİOĞLU, G. ve BÜYÜKÖZTÜRK, Ş., (2010) *Sosyal Bilimler için Çok Değişkenli İstatistik, SPSS ve LISREL Uygulamaları*, 1. Baskı, Ankara: Pegem Yayıncılık.

EUGENE F. B. and GAPENSKI L. C., (1994) *Financial Management: Theory and Practice*, Seventh Edition, The Dryden Press.

KOYUNCUGİL, A.S. ve ÖZGÜLBAŞ N., (2008) "İMKB'de İşlem Gören Kobi'lerin Güçlü ve Zayıf Yönleri: CHAİD Karar Ağacı Uygulaması", 23(1), 1-21.

MUZIR, E. ve ÇAĞLAR, N., (2009) "The Accuracy of Financial Distress Prediction Models in Turkey: A Comparative Investigation With Simple Model Proposals", *Anadolu Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 9(2), 15-48

ODOM, M. D. and SHARDA R. "A Neural Network for Bankruptcy Prediction", *IJCNN International Joint Conference on Neural Networks*, 2, San Diego, CA, 163-167.

OHLSON, J. A., "Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy", *Journal of Accounting Research*, 18(1), 109-131.

OLSON, D. and Delen D. (2008) *Advanced Data Mining Techniques*, Heidelberg, Springer-Verlag.

ÖZ, B., (2005) “Türkiye’de Ticari Bankaların Başarısızlığında Etkisi Olan Faktörlerin Çok Değişkenli İstatistik Yöntemlerle İncelenmesi”, (Yayınlanmamış Doktora Tezi), İstanbul Ü. Sosyal Bilimler Enstitüsü Sayısal Yöntemler ABD.

ÖZDAMAR, K., (1999) *Paket Programlar ile İstatistiksel Veri Analizi (Çok Değişkenli Analizler)*, Eskişehir: Kaan Kitabevi.

ÖZKAN, Y., (2008) *Veri Madenciliği Yöntemleri*, 1. Baskı, İstanbul: Papatya Yayıncılık.

ÖZMEN, Ş., (2001) “İş Hayatı Veri Madenciliği ile İstatistik Uygulamalarını Yeniden Keşfediyor”, idari.cu.edu.tr/sempozyum/bil38.htm

SEYREK, İ.H. ve ATA, H.A., (2010), “Veri Zarflama Analizi ve Veri Madenciliği ile Mevduat Bankalarında Etkinlik Ölçümü”, *BDDK Bankacılık ve Finansal Piyasalar*, 4(2), 67-84.

TORUN, T., (2007) Finansal Başarısızlık Tahmininde Geleneksel İstatistikî Yöntemlerle Yapay Sinir Ağlarının Karşılaştırılması ve Sanayi İşletmeleri Üzerinde Uygulama, (Yayınlanmamış Doktora Tezi), Erciyes Ü. Sosyal Bilimler Enstitüsü, Muhasebe-Finansman ABD, Kayseri

TSIPTSIS, K. and CHORIANOPOULOS, A., (2009) *Data Mining Techniques in CRM Inside Customer Segmentation*, John Wiley & Sons Publishing,

TÜRKSOY A., (2007) “Konaklama İşletmelerinde Mali Başarısızlığa Yol Açan Etmenler”, *Ege Akademik Bakış*, 7(1), 99–115

VURAN, B., (2009) “Prediction Of Business Failure: A Comparison Of Discriminant And Logistic Regression Analyses”, *İstanbul Üniversitesi İşletme Fakültesi Dergisi*, 38(1), 47-65.

WILCOX, J. W. (1971), “A Simple Theory of Financial Ratios As Predictors of Failure”, *Journal of Accounting Research*, 9(2), 389-395.