

# Kredi Risk Analizlerinde Diskriminant Analizi, Lojistik Regresyon ve Yapay Sinir Ağlarının Karşılaştırılması

Mehmet YAZICI<sup>1</sup>

**Makale Gönderim Tarihi:** 11.02.2018

**Makale Kabul Tarihi:** 29.03.2018

## ÖZ

Bu çalışmanın amacı risk değerlendirmesinin zor olduğu KO-Bİ'lerde mali başarısızlığın tahmini ile ilgili olarak alternatif bir yöntem ortaya koymaktır. Bankalarımızın son yıllardaki odak noktasını oluşturan ve KO-Bİ'lerle ilgili başarısızlık tahminlerinde mali veriler tek başına yeterli değildir. Bu çalışmada, diskriminant analizi, lojistik regresyon ve yapay sinir ağı yöntemleri bir uygulama yapılarak karşılaştırılmıştır. İyi ve kötü kredi ayırımının yapay sinir ağı metodu ile daha başarılı şekilde yapıldığı gözlemlenmiştir.

**Anahtar Kelimeler:** Diskriminant Analizi; Lojistik Regresyon; Yapay Sinir Ağı; Mali Başarısızlık.

**JEL Sınıflandırması:** G01, G17, G33

## Comparison of Discriminant Analysis, Logistic Regression and Artificial Neural Networks in Credit Risk Analysis

### ABSTRACT

The aim of this study is to provide an alternative method for estimating the financial failure of SMEs where the risk assessment is difficult. Financial data are insufficient to predict the failure of

<sup>1</sup> Doç. Dr., Esenyurt Üniversitesi İşletme ve Yönetim Bilimleri Fakültesi, mehmetyazici@esenyurt.edu.tr, Orcid Id: 0000-0003-2924-9865

SMEs, which is the focal point of our banks in recent years. In this study, the results of an application in discriminant analysis, logistic regression and artificial neural network methods were compared. It is observed that the distinction between good and bad credit has been best achieved by artificial neural networks method.

**Keywords:** Discriminant Analysis; Logistic Regression; Artificial Neural Network; Financial Failure.

**Jel Codes:** G01, G17, G33.

## I. GİRİŞ

Son yıllarda ekonomi ve bankacılık alanında yaşamış olduğumuz dalgalanmalar, riskini doğru yönetemeyen, kaynaklarını verimli kullanamayan ve buna karşılık taşıdığı riski karşılayacak yeterli düzeyde sermaye bulundurmayan bankaların, nasıl kolayca krize sürüklenebileceğinin bir ispatı niteliğindedir. Son yıllarda Basel süreci ile birlikte bankaların karşı karşıya kaldığı riskler nedeni ile yükümlülüklerini yerine getiremeyecek duruma düşmesini önlemek, standart uygulamalar geliştirmek amacıyla global ve yerel düzeyde düzenlemelere gidilmiştir. Bu düzenlemeler ile bankaların ve ekonomik sistemin sağlıklı işlemesine yönelik olarak, karşılaşılabilecek muhtemel risklerin izlenmesi ve kontrolünü sağlamak üzere oluşturacakları iç denetim ve risk yönetim sistemlerine ilişkin esas ve usullerin belirlenmesi, taşınan risklere karşılık yeterli sermayenin bulundurulması amaçlanmaktadır. Riskin doğru yönetilmesi potansiyel risklerin önceden tahmin edilerek gerekli aksiyonların bugünden alınmasına bağlıdır. Mali başarısızlığın tahmin edilmesiyle ilgili bugüne kadar pek çok çalışma yapılmıştır (Aktaş, R.ve diğerleri, 2003; Arslan, Ö., 2003; Aktaş, R., 1997; Yıldız, B., 1999; Aziz, A. ve diğerleri 1998; Aktaş, R.,1993). Bu çalışmaların bir kısmı da yöntem karşılaştırmalarına yöneliktir (Paket, H., 2014; Burmaoğlu, S., 2009; Ocakoğlu, G., 2006; Sığırlı, D., 2006; Güneri, N., 2001; Altman, E. ve diğerleri, 1994, Altman, E. ve diğerleri, 1968). Ancak yapılmış olan bu çalışmada, ekonomimizin temel dayanak noktası olan KOBİ'lerle ilgili başarısızlık tahminlerinde mali verilerin tek başına yeterli olmadığından hareketle, sonuç üzerinde etkili olduğu düşünülen nitel değişkenlerin

etkin olarak kullanıldığı sistemler tartışılmış ve sosyal bilimler alanında son 10 yıldır başarılı olarak kullanılmakta olan yapay sinir ağları (McNelis, P., 2005; Elmas, Ç., 2003; Öztemel, E., 2003; Haykin, S., 1999; Bishop, C., 1997; Schalkof, R., 1997; Trippi, R. ve Efrain, T., 1996; Wilkson, R. L. ve Sharda, R., 1994; Cichocki, A. ve Unbehaven, R., 1993; Coast, K. ve Fant, F., 1993, Vemuri, V., 1992) lojistik regresyon ve diskriminant analizi (Gümüş, D., 2015; Kalaycı, Ş., 2005; Tatlıdil, H., 2002; Eisenbeis, R., 1977) yöntemleri karşılaştırılmış ve risk ölçümünün büyük ölçekli kurumsal firmalara oranla daha zor olduğu KOBİ'lerde mali başarısızlığın tahmininde alternatif bir yöntem olarak yapay sinir ağlarının karar destek sistemi olarak öne çıktığı görülmüştür.

## II. Modelde Yer Alan Veri Setinin Özellikleri

Veri seti oluşturulurken KOBİ'lere yönelik mali başarısızlık tahmin sisteminin geliştirilmesi için bir ticari bankanın kayıt sistemi üzerinden 40 mio TL'ne kadar yıllık net satışı 250 kişiden az çalışanı olan firmalar tesadüfi olarak seçilmiş, 42 adet başarısız ve 58 adet başarılı işletme incelemeye alınmıştır. KOBİ'ler için 4 Kasım 2012 tarihli resmi gazetede yayınlanan tanım kullanılmıştır. 2006-2016 yıllarını içine alan inceleme dönemine ait firma verileri incelenmiştir. Modelde diğer çalışmalardan farklı olarak KOBİ'lerde özellikle mali verilerin sağlıklı olmaması, kayıt dışılığın fazlalığı, profesyonel finans yönetiminin bulunmaması gibi nedenler ile finansal faktörler yanında (25 adet), subjektif faktörlere de yer verilmiştir (9 adet). Yine aynı dönemlerde belli makro ekonomik kriterlerin karar mekanizması ile ilişkisinin test edilmesine yönelik olarak kriterler eklenmiştir (20 adet). Toplamda 54 adet değişkenin karar sistemi ile ilişkisi test edilmiştir. Modelde kullanılan başarısızlık tanımına göre kredi taksit veya anapara borçlarına 90 gün boyunca ödeme yapmamış işletmeler başarısız, ödemelerini düzenli yapmış olan işletmeler başarılı olarak nitelendirilmiştir.

## III. Modelde Kullanılan Bağımsız Değişkenler

Modelde kullanılan 54 bağımsız değişken nicel ve nitel olmak üzere iki grupta incelenmektedir.

**Tablo 1. Modelde Kullanılan Değişkenler**

Değişken	Değişken Açıklaması	Birim
X1	Net İşletme Sermayesi	TL
X2	Cari Oran	%
X3	Likidite Oranı	%
X4	Nakit Oran	%
X5	Ticari Alacaklar/Satışlar (%)	%
X6	Ticari Alacak Devir Hızı (Adet)	Adet
X7	Ticari Alacak Tahsil Süresi (Gün)	Gün
X8	Stok Devir Hızı (Adet)	Adet
X9	Stok Devir Süresi (Gün)	Gün
X10	Kısa Vadeli Borçlar/Özkaynak (%)	%
X11	Yabancı Kaynaklar/Özkaynak (%)	%
X12	Yabancı Kaynaklar/Aktifler (%)	%
X13	Özkaynak Devir Hızı (Adet)	Adet
X14	Maddi Duran Varlıklar/Özkaynak (%)	%
X15	Olağan Kar/Özkaynak (%)	%
X16	Olağan Kar/Aktifler (%)	%
X17	Olağan Kar/Net Satışlar (%)	%
X18	Net Kar/Özkaynak (%)	%
X19	Net Kar/Aktifler (%)	%
X20	Firmanın Faaliyet Süresi	Yıl
X21	Ortakların Tecrübesi	Yıl
X22	Ortak Sayısı	Adet
X23	Çalışılan Banka Sayısı	Adet
X24	Dönem Kar/Zarar	TL
X25	Net Satışlar	TL
X26	Grup Şirketlerinin Varlığı	Var ise 1, yok ise 0 yazılmıştır.
X27	Protestolu Çek/Senet Kaydı	Protestolu Çek/Senet kaydı var ise 0, yok ise 1 yazılmıştır. (On yıl içinde oluşan kayıtlar dikkate alınmıştır.)
X28	İşyerinin Firmaya Ait Olup Olmadığı	İşyeri firmaya ait ise 1, değil ise 0 yazılmıştır. (İşyerinin ortaklardan herhangi birine ait olması durumunda da 1 yazılmıştır.)
X29	Factoring Yapıp Yapmadığı	Firma, belirli finans gruplarının dışında kalan bir firmada factoring yapıyor ise 0, yapmıyor ise 1 yazılmıştır.
X30	Ana Ortağın Öğrenim Durumu	Lise ve üzeri ise 1, değil ise 0 yazılmıştır.

X31	Devam Eden Yatırımın Varlığı	Devam eden yatırım var ise 0, yok ise 1 yazılmıştır.
X32	Satışların Mevsimselliği	Satışlar mevsimsel ise 0, değil ise 1 yazılmıştır.
X33	Profesyonel Finans Yönetiminin Varlığı	Profesyonel finans yönetimi varsa 1, yoksa 0 yazılmıştır.
X34	Firma ve/veya ortaklar adına icra kaydı	İcra kaydı var ise 0 ile işaretlenirken, icra kaydı yok ise 1 ile işaretlenmiştir.
X35	GSMH	USD
X36	GSMH (Kişi Başına)	USD
X37	Büyüme	%
X38	Tüfe (Yıl Sonu)	%
X39	\$ (Yıl Ortalaması)	TL
X40	İşsizlik Oranı	%
X41	Kamu Brüt İç Borç Stoku	TL
X42	Kamu Brüt Dış Borç Stoku	USD
X43	İhracat (FOB)	USD
X44	İthalat (FOB)	USD
X45	Dış Ticaret Dengesi	USD
X46	Cari İşlemler Dengesi	USD
X47	Emisyon	TL
X48	M1	TL
X49	M2	TL
X50	M2Y	TL
X51	TL Mevduat	TL
X52	YP Mevduat	TL
X53	Kredi Stoku	TL
X54	MB UA Döviz Rezervleri	USD
Y	Bağımlı Değişken	Sorunlu firma ise 0, değilse 1 yazılmıştır. (Sorunlu kredi tanımına karşılıklar karar- namesine göre 90 gün ödeme yapmamış firmalar alınmıştır. Bunlardan bazıları daha sonra normal çalışmalarına geri dönerken, bazıları tasfiye sürecine girmiştir.)

## **IV. Diskriminant, Lojistik Regresyon ve Yapay Sinir Ağı Uygulaması**

### **i. Araştırma ve Yöntem**

Bu çalışmada 100 adet şirketin verileri kullanılmıştır. Bağımlı değişken, sorunlu firma ise 0, sorunlu firma değil ise 1 şeklinde kodlanmıştır. Sorunlu kredi tanımına Karşılıklar Kararnamesine göre 90 gün ödeme yapmamış firmalar alınmıştır. Bunlardan bazıları daha sonra normal çalışmalarına geri dönerken, bazıları tasfiye sürecine girmiştir. Eldeki verilerden hareketle verilere hem lojistik regresyon hem de diskriminant analizi uygulanmıştır. Lojistik regresyonda, bağımsız değişkenlerin dağılım özelliklerine yönelik bir şart olmamasına rağmen, diskriminant analizinde bağımsız değişkenlerin çoklu normal dağılıma uyması beklenir. Ancak nominal bağımsız değişkenler de diskriminant analizinde kullanılabilir. Eğer bağımsız değişkenlerin çoğunluğu sürekli ise, her iki yöntemde kullanılabilir. Bu araştırmada sürekli değişkenlerin sayısı çoktur. Bu sebeple her iki yöntem de denenecektir. Çalışmada SPSS 24, Release 13.0 ve ThinksPro paket yazılımları kullanılmıştır.

### **ii. Diskriminant ve Lojistik Regresyon Analizi**

Fisher lineer diskriminant fonksiyonu katsayıları, skora dayalı olarak performans ölçüsünün derecelendirilmesini sağlamaktadır. Bu katsayılar, bağımsız değişkenlerin grupların ayrılmasına ne kadar katkıda bulduklarını (ne düzeyde iyi tahmin edici olduklarını) tanımlamaktadır. Sorunlu firma ve sorunsuz firma sütunlarında yer alan büyük katsayılar, büyük katkıyı gösterirken küçük katsayılar ise daha düşük katkıyı ifade etmektedir. Bu durumda gruplara ayırmada en fazla katkıda bulunan değişken protestolu çek/senet kayıdır. Onu sırasıyla profesyonel finans yönetiminin varlığı, satışların mevsimselliği, nakit oran izlemektedir. En düşük katkıyı sağlayan değişkenler nakit oran ve TL mevduat değişkenleridir.

**Tablo 2. Fisher'in Lineer Diskriminant Fonksiyonu**

	Sorunlu/sorunsuz firma	
	Sorunlu firma	Sorunsuz firma
Nakit oran	,085	,029
Maddi duran varlıklar/özkaynak	,043	,027
Protestolu çek/senet kaydı	10,197	6,922
Satışların mevsimselliği	4,875	2,263
Profesyonel finans yönetiminin varlığı	8,526	4,607
TL Mevduat	-,042	,033
(sabit)	-12,716	-7,707

**Tablo 3. Standardize Edilmiş Diskriminant Fonksiyonu Katsayıları**

	Fonksiyon
	1
Nakit oran	0,751
Maddi duran varlıklar/özkaynak	0,504
Protestolu çek/senet kaydı	0,473
Satışların mevsimselliği	0,509
Profesyonel finans yönetiminin varlığı	0,736
TL Mevduat	-1,033

Tabloda standardize olmayan diskriminant katsayıları verilmiştir. Diskriminant fonksiyonunu yazacak olursak;

$$Z = 0,751 (X_4=\text{nakit oran}) + 0,504 (X_{14}=\text{maddi duran varlıklar/özkaynak}) + 0,473 (X_{27}=\text{protestolu çek/senet kaydı}) + 0,509 (X_{32}=\text{satışların mevsimselliği}) + 0,736 (X_{33}=\text{profesyonel finans yönetiminin varlığı}) - 1,033 (X_{51}=\text{TL mevduat})$$

**Tablo 4. Diskriminant Analizi Deney Grubu Sınıflandırma Tablosu**

		Tahmin edilen grup		Toplam
		Sorunlu firma	Sorunsuz firma	
Adet	Sorunlu firma	17	4	21
	Sorunsuz firma	3	26	29
%	Sorunlu firma	80,95	19,05	100
	Sorunsuz firma	10,34	89,66	100

Tabloda görüldüğü üzere firma sorunlu iken gerçekten sorunlu grubuna atanmış 17 gözlem, firma sorunlu iken sorunsuz firma grubuna atanan 4 gözlem, firma sorunsuz iken sorunlu firma grubuna atanan 3 gözlem, firma sorunsuz iken sorunsuz gruba atanan 26 gözlem vardır. Doğru sınıflandırma yüzdesi Deney Grubunda ortalama %85 olarak bulunmuştur.

**Tablo 5. Diskriminant Analizi Test Grubu Sınıflandırma Tablosu**

		Tahmin edilen grup		Toplam
		Sorunlu firma	Sorunsuz firma	
Adet	Sorunlu firma	10	11	21
	Sorunsuz firma	23	6	29
%	Sorunlu firma	47.62	52.38	100
	Sorunsuz firma	79.31	20.69	100

Tabloda görüldüğü üzere firma sorunlu iken gerçekten sorunlu grubuna atanmış 10 gözlem, firma sorunlu iken sorunsuz firma grubuna atanan 11 gözlem, firma sorunsuz iken sorunlu firma grubuna atanan 23 gözlem, firma sorunsuz iken sorunsuz gruba atanan 6 gözlem vardır. Doğru sınıflandırma yüzdesi Test Grubunda ortalama %34 olarak bulunmuştur. Deney grubu verilerinin doğru sınıflandırma yüzdesi 85 iken, test grubu verilerinin doğru sınıflandırma yüzdesinin 34 olarak hesaplanması modelin güvenilirliğini olumsuz yönde etkilemektedir.



**Tablo 6. Lojistik Regresyon Denklem Değişkenleri**

	B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Step 1(a) X34	21,203	7463,647	0,000	1	0,998	1615474864
Step 2(b) X34	56,359	13415,385	0,000	1	0,997	299559517649568
X36	-,009	2,726	0,000	1	0,997	,991

**Tablo 7. Lojistik Regresyon Sınıflandırma Tablosu**

Gözlem	Sorunlu/sorunsuz firma		
	Sorunlu firma	Sorunsuz firma	% Doğru ayırma
Adım 1 Sorunlu firma	0	21	0
Sorunsuz firma	0	29	100
		Toplam %	58
Adım 2 Sorunlu firma	21	0	100
Sorunsuz firma	0	29	100
Overall Percentage			100

Tabloda görüldüğü üzere birinci adımda 21 adet gözlem sorunlu firma olmasına rağmen sorunsuz firma statüsüne atanmıştır. Birinci adımda sınıflandırma yapılamamıştır. İkinci adımda 21 adet sorunlu firma ve 29 adet sorunsuz firmanın doğru atandığı ve %100 başarı oranı elde edildiği görülmektedir.

Aynı verilere uygulanan iki farklı istatistiksel analiz olarak hem diskriminant analizi, hem de lojistik regresyon analizi sonuçları karşılaştırılmıştır. Diskriminant analizinde, diskriminant analizinin gerçekleşmesi için ihtiyaç duyulan üç varsayımdan normal dağılım ve eşit kovaryans varsayımları sağlanmış ancak gözlem değerlerinin arttırılamamasından dolayı çoklu doğrusal bağlantı olmaması varsayımı sağlanamamıştır. Anlamlı bir diskriminant fonksiyonu bulunmuş ve değişkenler varyansın %60'ını açıklayabilmeyi başarmıştır. 6 değişkenden oluşan anlamlı bir model elde edilmiş ve sınıflandırma aşamasında Deney Grubunda %85, Test Grubunda %34 başarı sağlanmıştır. Lojistik regresyon analizinde, iki değişkenli bir lojistik regresyon modeli elde edilmiş ancak bu modelin verilerin ayrımını iyi temsil ettiği hipotezi reddedilmiştir. Model parametrelerinin anlamlı olduğu hipotezi kabul edilse de

hepsinin sifıra eşit olduğu hipotezi de kabul edilmiştir. Değişkenler verileri açıklamak için ayrı ayrı anlamlı olsa da genel olarak model anlamsızdır. %100 bir sınıflandırma başarısı sağlandığı yönünde bir sonuca ulaşılamamıştır. Yapılan araştırma neticesinde üzerinde çalışılan veriler ile ilgili analizlerde diskriminant analizinin daha sağlıklı ve doğru sonuç verdiği ortaya çıkmıştır.

Verileri ayırmasamada kullanılan %86 oranında başarılı olan diskriminant fonksiyonu:

$$Z = 0,751 (X4=\text{nakit oran}) + 0,504 (X14=\text{maddi duran varlıklar/özkaynak}) + 0,473 (X27=\text{protestolu çek/senet kaydı}) + 0,509 (X32=\text{satışların mevsimselliği}) + 0,736 (X33=\text{profesyonel finans yönetiminin varlığı}) - 1,033 (X51=\text{TL mevduat})$$

Test grubu verilerini açıklamada yetersiz kalmakla birlikte diskriminant analizinin lojistik regresyona oranla daha sağlıklı bir ayırma yaptığı tespit edilmiştir.

### iii. Yapay Sinir Ağı Analizi

Yapay Sinir Ağı Modelinde Kullanılan Parametreler:

Mimari Tipi	: Çok Katmanlı Normal İleri Beslemeli
Hata Tipi	: Karesel Ortalama Hata
Eğitim Set Gözlem Adedi	: 50
Test Set Gözlem Adedi	: 50
Değişken Adedi	: 54
İterasyon Adedi	: 108
Katman Sayısı	: 3

**Tablo 8. YSA Parametre Tablosu**

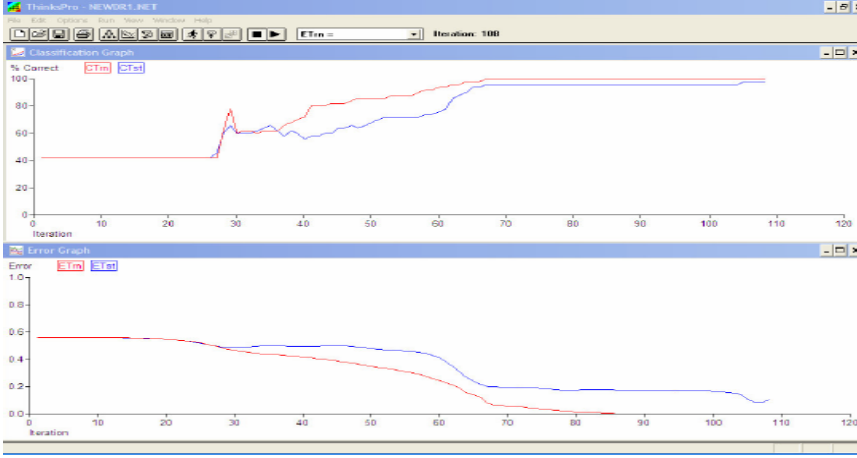
	<b>Girdi</b>	<b>Gizli Katman</b>	<b>Çıktı</b>
Düğümmler	54	1	1
Maks. Düğümmler	54	15	1
Öğrenme Kuralı	-	Hızlı Yayılma	Hızlı Yayılma
Girdi Fonksiyonu	Ortalama Standart Sapma	İç Çarpım	İç Çarpım
Transfer Fonksiyonu	-	Sigmoid	Sigmoid

**Tablo 9. YSA Test Grubu Sınıflandırma Tablosu**

		<b>Tahmin edilen grup</b>		
		<b>Sorunlu firma</b>	<b>Sorunsuz firma</b>	<b>Toplam</b>
Adet	Sorunlu firma	20	1	21
	Sorunsuz firma	1	28	29
%	Sorunlu firma	95,24	4,76	100
	Sorunsuz firma	3,44	96,56	100

Tabloda görüldüğü üzere firma sorunlu iken gerçekten sorunlu grubuna atanmış 20 gözlem, firma sorunlu iken sorunsuz firma grubuna atanan 11 gözlem, firma sorunsuz iken sorunlu firma grubuna atanan 1 gözlem, firma sorunsuz iken sorunsuz gruba atanan 28 gözlem vardır. Doğru sınıflandırma yüzdesi Test Grubunda ortalama %96 olarak bulunmuştur. Yapay sinir ağında öğrenme süreci 0 hata oranı ve %100 doğru ayırma yapana kadar devam ettiğinden anlamlı bir mukayese için test grubu verileri ile karşılaştırma yapılması gerekmektedir. Bu kapsamda deney grubu verilerinin doğru sınıflandırma yüzdesi 100 iken, test grubu verilerinin doğru sınıflandırma yüzdesinin 96 olarak hesaplanması modelin güvenilir olduğunu ve KOBİ'lerde alternatif yöntem olarak kullanılabileceğini göstermektedir.

**Grafik 1. Yapay Sinir Ağı Sınıflandırma ve Hata Grafiği**



Yukarıdaki sınıflandırma ve hata grafiklerinde eğitim ve test setlerinin ayırma gücü ve hata oranları gösterilmekte olup kırmızı renkli çizgiler eğitim setinden elde edilen verileri, mavi renkli çizgiler test setinden elde edilen sonuçları göstermektedir.

## V. Sonuç

Kaynakların en uygun vade ve faiz yapısı ile doğru müşteriye kullanılması bankaların en önemli sorunlarından biridir. Doğru müşterinin tespiti, kredi değerliliğinin ölçülmesinde isabetli karar alınmasına yönelik karar destek sistemlerinin oluşturulmasına bağlıdır. Bu konuda özellikle bankalar içsel derecelendirme sistemlerini geliştirmeye yönelik yoğun çalışmalar yapmaktadırlar. Ancak günümüzde bankalar tarafından kullanılan ve ağırlıklı istatistik yöntemlere dayalı karar destek sistemleri özellikle profesyonel finans yönetimine sahip olmayan, mali verileri gerçeği yeterince yansıtmayan, firma ve sahibinin özdeşleştiği KOBİ'lerde yeterli derecede açıklayıcı olamamakta, sübjektif faktörler yoğun olarak kullanılmakta ve kararlar pek çok bankada birbirinden farklı yapıda ve yoğun eleman istihdam edilen birimler içinde, standart dışı, yüksek maliyetli, uzun karar süreçlerini içeren ortamlarda alınmaktadır.

Bu çalışma ile bankalarda en çok kullanılan karar destek sistemlerinden diskriminant analizi, lojistik regresyon ve yapay sinir ağı kullanılarak uygulamalar yapılmış ve elde edilen sonuçlar karşılaştırılarak içlerinden en uygun yöntem olarak tespit edilen yapay sinir ağı yöntemi alternatif karar destek sistemi olarak önerilmiştir.

Diskriminant analizinde firma sorunlu iken gerçekten sorunlu grubuna atanmış 10 gözlem, firma sorunlu iken sorunsuz firma grubuna atanan 11 gözlem, firma sorunsuz iken sorunlu firma grubuna atanan 23 gözlem, firma sorunsuz iken sorunsuz gruba atanan 6 gözlem tespit edilmiştir. Nakit oran, maddi duran varlıklar/öz kaynak, protestolu çek/senet kaydı, satışların mevsimselliği, profesyonel finans yönetiminin varlığı ve TL mevduat değişkenleri diskriminant fonksiyonu için anlamlı bulunmuştur. Deney grubu verilerinin doğru sınıflandırma yüzdesi 85 iken, test grubu verilerinin doğru sınıflandırma yüzdesinin 34 olarak hesaplanması modelin güvenilirliğini olumsuz yönde etkilemektedir.

Lojistik regresyon analizinde, iki değişkenli bir lojistik regresyon modeli elde edilmiş ancak bu modelin verilerin ayrımını iyi temsil ettiği hipotezi reddedilmiştir. Fonksiyon içinde firma ve/veya ortaklar adına icra kaydı ile kişi başı milli gelir değişkenleri anlamlı bulunmuştur. Değişkenler verileri açıklamak için ayrı ayrı anlamlı olsa da genel olarak anlamlı bir sonuç elde edilememiştir. Bu iki yöntemden elde edilen verilere bağlı olarak diskriminant analizinin lojistik regresyona göre daha sağlıklı bir sonuç ürettiği sonucuna varılmıştır.

Yapay sinir ağı uygulamasında ise firma sorunlu iken gerçekten sorunlu grubuna atanmış 20 gözlem, firma sorunlu iken sorunsuz firma grubuna atanan 11 gözlem, firma sorunsuz iken sorunlu firma grubuna atanan 1 gözlem, firma sorunsuz iken sorunsuz gruba atanan 28 gözlem vardır. Doğru sınıflandırma yüzdesi Test Grubunda ortalama %96 olarak bulunmuştur. Yapay sinir ağına öğrenme süreci 0 hata oranı ve %100 doğru ayırma yapana kadar devam ettiğinden anlamlı bir mukayese için test grubu verileri ile karşılaştırma yapılmış, bu kapsamda deney grubu verilerinin doğru sınıflandırma yüzdesi 100 iken, test grubu verilerinin doğru

sınıflandırma yüzdesinin 96 olarak hesaplanmıştır. Modelin firmaları doğru gruba atama konusunda kayda değer bir sonuç üreterek KOBİ kredilerinin değerlendirilmesinde alternatif bir yöntem olarak kullanılabilmesi kanaatine varılmıştır. Mali başarısızlığın tahmin edilmesinde kullanılan hızlı ve isabetli karar alan modeller bilgisayar teknolojisindeki gelişmelere paralel olarak her geçen gün gelişmekte olup istatistiksel ve ileri tekniklerin bir arada kullanıldığı karma modeller bu sürecin geleceğini oluşturacaktır.

## KAYNAKÇA

- Aktaş R., Doğanay M., Yıldız B. (2003). Mali Başarısızlığın Öngörülmesi: İstatistiksel Yöntemler ve Yapay Sinir Ağı Karşılaştırması, Ankara Üniversitesi S.B.F Dergisi, Ankara, Cilt:58, Sayı:4.
- Aktaş R. (1993). Endüstri İşletmeleri İçin Mali Başarısızlık Tahmini, T. İş Bankası Yayınları 323.
- Aktaş R. (1997). Mali Başarısızlık Tahmin Modelleri, İş Bankası Kültür Yayınları.
- Altman E., Giancarlo M. and Franco V. (1994). Corporate Distress Diagnosis: Comparisons Using Linear Discriminant Analysis and Neural Networks (The Italian Experience), Journal of Banking and Finance 18.
- Altman E. (1968). Financial Ratios, Discriminant Analysis and The Prediction of Corporate Bankruptcy, The Journal of Finance, V:XXIII, n:4, September.
- Arslan Ö. (2003). Küçük ve Orta Ölçekli İşletmelerde Çalışma Sermayesi ve Bazı Finansal Yönetim Uygulamaları, C.Ü. İktisadi İdari Bilimler Fakültesi Dergisi, Cilt 4, Sayı 1.
- Azız A., Emanuel D., Lawson G. (1988). Bankruptcy Prediction—An Investigation at Cash Flow Based Models, Journal of Management, V:25 n:5, September.
- Bishop C. (1997). Neural Networks For Pattern Recognition, Clarendon Press, Oxford.
- Burmaoğlu S. (2009). Birleşmiş Milletler Kalkınma Programı Beşeri Kalkınma Endeksi verilerini kullanarak diskriminant analizi, lojistik regresyon analizi ve yapay sinir ağlarının sınıflandırma başarılarının değerlendirilmesi, Atatürk Üniv. SBE Yayınlanmamış doktora tezi.
- Cichocki, A. and Unbehaven, R. (1993). Networks For Optimisation and Signal Processing, John Wiley and Sons, Stuttgart.
- Coast K., Fant F. (1993). Recognizing Financial Distress Patterns Using a Neural Network Toll, Financial Management, Autumn.
- Eisenbeis R. (1977). Pitfalls in The Application of Discriminant Analysis in Business, Finance and Economics, The Jurnal of Finance, V:XXXII N:3, June.
- Elmas Ç. (2003). Yapay Sinir Ağları, Seçkin Kitabevi, Ankara.
- Gümüş D. (2015). Diskriminant analizi ve bireysel emeklilik üzerine bir uygulama, İstanbul Üniversitesi SBE, Yayınlanmamış doktora tezi.
- Güneri N. (2001). Öğrenci Başarısızlıklarının Analizinde Sinir Ağları Yaklaşımının
- Lojistik Regresyon Analizi ile Karşılaştırılması, Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi, Ankara.

- Haykırı S. (1999). *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*, Prentice Hall International.
- Kalaycı Ş. (2005). *SPSS Uygulamalı Çok Değişkenli İstatistik Teknikleri*, Asil Yayın Dağıtım, İstanbul.
- Mcnelis P. (2005). *Neural Networks in Finance: Gaining Predictive Edge In The Market*, Elsevier Academic Press.
- Ocakođlu G. (2006). *Lojistik Regresyon Analizi ve Yapay Sinir Ağları Tekniklerinin Sınıflama Özelliklerinin Karşılaştırılması ve Bir Uygulama*, Uludağ Üniv. Sağlık Bilimleri Enst. Biyoistatistik ABD Yüksek Lisans Tezi.
- Öztemel E. (2003). *Yapay Sinir Ağları*, Papatya Yayıncılık.
- Paket H. (2014). *Borsa İstanbul'da İşlem Gören İşletmelerin Finansal Başarısızlıklarının Öngörülmesi: Yapay Sinir Ağları ve Diskriminant Analizi Yöntemleri ile Karşılaştırmalı Bir Uygulama*, Süleyman Demirel Üniv. SBE. Yayınlanmamış doktora tezi.
- Schalkof, R. (1997). *Artificial Neural Networks*, The McGraw-Hill Companies, Inc., Newyork.
- Siğırlı, D. (2006). *Sınıflandırma probleminin çözümlenmesinde yapay sinir ağları ile diskriminant analizinin karşılaştırılması ve bir uygulama*, Uludağ Üniv. Sağlık Bilimleri Enstitüsü.
- Trıppı, R., Efraim T. (1996). *Neural Network in Finance and Investing*, Irwin Professional Publications, Chicago.
- Vemurı V. (1992). *Artificial Neural Networks: Concepts and Control Applications*, IEEE Computer Society Press, Los Alamitos, California.
- Wilkson R. L., Sharda R. (1994) *Bankruptcy Prediction Using Neural Networks*, *Decision Support Systems*, V:11.
- Yıldız B. (1999). *Finansal Başarısızlığın Öngörülmesinde Yapay Sinir Ağı Kullanımı ve Ampirik Bir Çalışma*, Dumlupınar Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü İşletme Ana Bilim Dalı Doktora Tezi, Kütahya.
- <http://www.resmigazete.gov.tr/eskiler/2012/11/20121104-11.htm> Erişim tarihi: 13.01.2018