

Finansal Başarısızlıkların Tespitinde Kullanılan Altman Z Yönteminin Bulanık Mantık (Anfis) Yöntemi İle Test Edilmesi: Teknoloji ve Tekstil Sektöründe Bir Uygulama

Selahattin KOÇ¹- Sinem ULUCAN

Makale Gönderim Tarihi: 27.04.2016

Makale Kabul Tarihi: 27.06.2016

ÖZ

Başarısızlık hem işletmeyle doğrudan ilgili gruplar üzerinde hem de genel ekonomi üzerinde olumsuz etkileri vardır. Bu durum işletme başarısızlıklarının tespitinin önemini artırmıştır. Bu çalışmada reel sektör işletmelerinin başarısızlık durumlarının tespiti amaçlanmıştır. BİST'te yer alan Tekstil ve Teknoloji endeksindeki işletmelerin (2006-2013) verileri kullanılmıştır. Altman Z işletmelerin başarısızlıklarını tahmin etmede sıklıkla kullanılan bir yöntem olması sebebiyle Altman Z skorları hesaplanarak tahmin edilmeye çalışılmıştır. Sonuç olarak ANFIS ile oluşturulan modelin işletme başarısızlıklarının tahmininde etkin bir yöntem olduğu görülmüştür.

Anahtar Kelimeler: ANFIS, Altman Z Skoru, Firma Başarısızlıklarının Tahmini, Tekstil ve Teknoloji Sektörü,

¹ Yrd. Doç. Dr. Cumhuriyet Üniversitesi İİBF İşletme Bölümü, Sivas, skoc@cumhuriyet.edu.tr
NOT: Bu çalışma Cumhuriyet Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü'nde Şubat 2016 tarihinde kabul edilen Finansal Başarısızlıkların Altman Z ve Bulanık Mantık (Anfis) Yöntemi İle Tespit Edilmesi: Teknoloji Ve Tekstil Sektöründe Bir Uygulama: (2006-2013) isimli Yüksek Lisans tezinden türetilmiş ve 1.Lisansüstü İşletme Öğrencileri Sempozyumu (LİOAS) 7-9 Nisan 2016 Gaziantep'de bildiri olarak sunulmuştur. Analizde kullanılan veriler başkaları tarafından da kullanılabilir.

Testing Of Altman Z Methods Which Is Used For Detecting Of Financial Failures With Fuzzy Logic (Anfis) Technique: A Case Study On Technology And Textile Sector

ABSTRACT

Failure has negative effects on both the groups directly concerned with the Corporation, and macroeconomics. This situation has increased the determination of the Corporation failures. In this work, it is intended the determination of failure situations by determinating the situations of real sector corporations. It is used the datas of the corporations on BIST textile and technology index (2006-2013). because of the fact that the Altman Z is a common method for forecasting the failures of the corporations, it was studied to forecast by calculating Altman Z skors. As a result, the model which was created with ANFIS succeded to forecast the corporation failure.

Keywords: ANFIS, ALTMAN Z Score, Estimation of Company Failure, Textile and Technology Sector

1. GİRİŞ

Bir firmanın finansal pozisyonu ve onun iflas etme olasılığına karşı duyarlılığı, ortaklarını etkilediği gibi kredi verenleri, çalışanları ve iş ortaklarını da etkilemektedir. Firmaların iflas etmesi durumunda, birçok olumsuz etkiye neden olduğu için firmaların faaliyetlerini yürütmesi konusunda olumsuzlukları yönetmek için belli bir disiplin söz konusu olmuştur. Firmaların finansal durumlarını tespit etmek için yaygın olarak kullanılan hatta standart hale gelmiş oranlar bulunmaktadır. Firmaların iflas etme olasılıklarının tahmin ve tespit edilmesi, gerek mikro düzeyde ortaklar ve çalışanlar için gerekse makro düzeyde de ülkeler için ekonomik kayıpların olasına engel olabilmektedir. Firmaların finansal rasyoları, onların hisse senetlerinin, güçlü ve zayıf yönlerinin tespit edilmesinde de yaygın olarak kullanılmaktadır.

Ekonominin küreselleşmesi ve küresel krizlerin olması, iflasların artmasına neden olmaktadır. Bundan dolayı firmaların durum-

larını daha doğru tespit etmek için çeşitli yol, yöntem ve olasılık arayışları başlamıştır (Dainiene ve Dagiliene, 2013). Bu çalışmaların bir kısmı sayısal hesaplamalar, bir kısmı istatistiki yöntemler, alan araştırması, diskriminant analizleri ve regresyon analizleri kullanılarak yapılmıştır. Aziz & Dar (2006)'a göre iflasların daha doğru bir biçimde tespit edilmesi için kullanılan yöntemlerin %64 alan araştırması ile ilgili istatistik modellerinden, %25'i bilgisayar paket programlarından, %11 diğer kalan yöntemlerden oluşmaktadır. Klasik istatistik yöntemlerinden ise ağırlıklı olarak diskriminant analizi ve regresyon modelleri kullanılmaktadır. Bilgisayar yazılım programları da ayrı bir araştırma alanı sunmakla birlikte, yaygın olarak kullanılan model ise problem çözme yöntemi olarak algılanan yapay sinir ağlarıdır. Bilgisayar yazılım programı olan bulanık mantık yöntemi ise yapay sinir ağları kadar yaygın olmamakla birlikte, son yıllarda iflas etme olasılıklarının değerlendirilmesinde ve çok çeşitli alanlarda hızla kullanımı artmaktadır. Bulanık mantık kompleks nonlinear dinamik sistemleri tanımlamak için daha etkin çözümler sunmaktadır ki bunlarda matematiksel eşitlikler karışıktır.

Firmaların iflas olasılıklarının tespit edilmesinde yalnızca ANFIS yöntemi kullanılmamakta aynı zamanda diskriminant analizi, faktör lojistik analizi ve yapay sinir ağları da kullanılmaktadır. Bu analiz yöntemlerinin birçoğu 1970'lerden bu yana bankaların iflas etme olasılıklarının tahmin edilmesinin üzerine yoğunlaştıkları görülmektedir. Yukarıda belirtilen analiz yöntemlerinin hemen hepsi finansal oranlar ile tanımlanmış çok boyutlu olarak sınıflandırılıp formüle edilmişlerdir. Bazı çalışmalarda da iflas etme olasılıklarının tespitinde regresyon yöntemi (Meyer ve Pifcr, 1970; Sinkey 1975), çok değişkenli diskriminant analizi (Santos et al., 2006; Shaw ve Gentry, 1988), çok değişkenli logit ve probit analizi (Hanweck, 1977; Martin, 1977), arktanjan regresyon analizi (Korobow ve Stuhr, 1985) ve faktör analizi (West, 1985) kullanıldığı görülmektedir. Birçok model kullanılmasına rağmen hepsinde problemlerin sıralanmasında sorun olduğuna dair eleştiriler de yapılmıştır (Eisenbeis, 1977). Koları, et al. (2002), çalışmalarındaki değişkenlerin sınıflandırılmasında özellikle bankaların iflas etme olasılıklarını araştırması esnasında lojistik regresyon yöntemi-

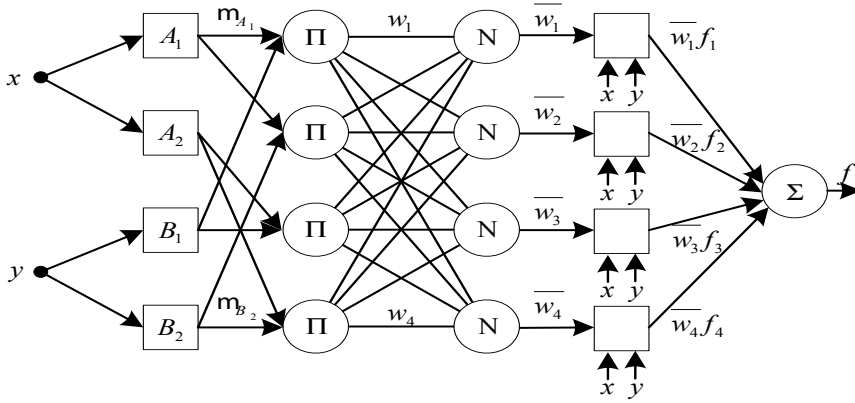
ni kullanmıştır; oysaki Tsai (2009), iflas etme olasılığının tespitinde kullanılan oranların ve onların sınıflandırılmasını t-istatistik yöntemi ile belirlenmesinin diğer yöntemlerden daha doğru ve durağan olduğunu tespit etmiştir. Diskriminant analizinin sınırlandırılması iflas etme tahminlerinde yükselen alternatif bir model olarak kullanılmıştır Aziz ve Humayon, 2006; Cheng et all. 2006; Lin, 2009, banka iflaslarını tahmininde performans ölçümü olarak Type I ve Type II hatalarını dikkate almışlardır.

Son yıllarda yapay sinir ağlarındaki gelişmeler, iflas etme tahmin problemlerinde öğrenen bir makine olarak takdim edilmiştir. Santemore ve Vinso Ticari bankaların ve bankacılık sisteminin başarısızlıklarının ölçümünde yapay sinir ağları yöntemini kullanmışlardır. Bu yöntem firmaların iflas etme olasılıklarının tahmininde istatistiki olarak kullanılan finansal rasyolardır. Altman Z modeli de çeşitli finansal oranlar ve o oranlara sabitlenmiş değerler ile sayıların çarpımı ve toplanması sonucu elde edilen değerler ile sonuca gitmeye çalışan bir yöntemdir. Altman tarafından geliştirilen bu model 1960'lı yıllardan başlayıp, son yıllara kadar gelen süre içerisinde iflas etme olasılıklarının tespit edilmesinde en çok kullanılan modeldir (Altman, 1968). Bu yöntemde belirlenmiş olan beş değişken çoklu diskriminant analiz yönteminde kullanılarak çok güçlü tahminler gerçekleştirilmiştir. 1980'lerin ortasından itibaren hem problemlerin sınıflandırılmasında hem de gelecekte iflas etme olasılıklarının tahmin edilmesinde aktif olarak yapay sinir ağları yöntemi kullanılmıştır (Arora ve Saini, 2013). Tam and Kiang (1992), Texan Bank grubundan toplanan bir takım finansal rasyo oranları kullanarak iflas etme olasılığını ölçmüşler. Yapay sinir ağları ile yapılan tahmin çoklu diskriminant analizi ve diğer yöntemler ile yapılan tahminlerden daha güçlü sonuçlara ulaşmışlar. Shin at all. (2005) iflas tahmini için anlamlı gruplandırmalar oluşturmak için yapay sinir ağları kullanmışlar. Çalışmalarında birçok yapay yöntemleri de iflas etme olasılıklarının tahmininde dikkate almışlar. Araştırma sahasına giren 558 üretim yapan şirketten dokuz adet finansal oran çalışmalarında dikkate alınmış, fakat yapay sinir ağları temelinde dokuz adetten oluşan oranlardan sadece beş adet finansal oran dikkate alınmıştır.

2. ANFIS'e Genel Bir Bakış

The Adaptive Network-based Fuzzy Inference System (ANFIS), Roger Jang (1993) tarafından ileri sürülmüştür ki, bu yöntem de yaygın olarak "Bulanık Çıkarım Sistemi"ni (Fuzzy Inference Systems) kullanmaktadır. Açık olarak uyarlamalı ağırlara dayanan bulanık çıkarım sistemi veya uyarlamalı sinirsel bulanık çıkarım sistemi anlamına gelmektedir. Esasen ANFIS yapısı, Sugeno tipi bulanık sistemlerin, sinirsel öğrenme kabiliyetine sahip bir ağ yapısı olarak temsilinden ibarettir. Bu ağ, her biri belli bir fonksiyonu gerçekleştirmek üzere, katmanlar halinde yerleştirilmiş düğümlerin birleşiminden oluşmuştur. Bulanık çıkarım sistemi Şekil 1'deki gibi beş temel aşamadan oluşmaktadır (Arora ve Saini, 2013).

Şekil 1: ANFIS Ağının Yapısı (Arora ve Saini, 2013).



Katman 1: Bu aşama girdi aşamasıdır. Bu aşamadaki her bir düğüm i değeri bir düğüm fonksiyonu ile düğüm kareyi ifade eder. $O_{1,i}$, A_i fonksiyonunun bir üyesidir ve o verilen x değerinin A_i iyi hangi derecede karşıladığını belirtir. Biz genellikle girdi üye fonksiyonunda olduğu maksimum 1'e minimum da 0'a eşit olan çan şeklindeki üye fonksiyonu seçeriz. Giriş aşaması olarak adlandırılan bu aşamada her anahtar, giriş sinyallerinin diğer anahtarlara aktarıldığı giriş düğümleridir.

$$O_{1,i} = \mu_{A_i}(x) \quad i=1,2,\dots \quad (1)$$

Burada

$$\mu_{A_i}(x) = \frac{1}{1 + \left[\frac{x - c_i}{a_i} \right]^{2b_i}}$$

Burada, a_i , b_i ve c_i parametreleri oluşturmaktadır. b_i pozitif değer ve c_i ise eğrinin merkezini göstermektedir. parametresi ile birlikte değişmektedir. Dağılımda b parametresi geçiş noktalarını a parametresiyle birlikte kontrol etmektedir. Bu parametreler değiştiğinde dağılım da bu parametrelere bağlı olarak değişmektedir.

Katman 2: Bu aşama verilerin bulanıklaştırıldığı aşamadır. Bu aşamadaki her bir düğüm A_i ve B_i (i=1,2) gibi bulanık kümeleri göstermektedir. Giriş değerlerini bulanık kümelere ayırmada Jang'ın ANFIS modeli, üyelik fonksiyonu şekli olarak Genelleştirilmiş Bell üyelik fonksiyonunu kullanmaktadır. Burada her bir düğümün çıkışı, giriş değerlerine ve kullanılan üyelik fonksiyonuna bağlı olan üyelik dereceleri vardır, 2. aşamadan elde edilen üyelik dereceleri $\mu_{A_i}(X)$ ve $\mu_{B_i}(Y)$ değerleridir.

$$O = W_{2i} = \mu_{A_i}(X) \times \mu_{B_i}(Y) \quad i=1,2,\dots \quad (2)$$

Katman 3: Kural katmanıdır. Bu katmandaki her bir düğüm, Sugeno bulanık mantık çıkarım sistemine göre oluşturulan kuralları ve sayısını ifade etmektedir. Her bir kural düğümünün çıkışı μ_i ise, 2. katmandan gelen üyelik derecelerinin çarpımını ifade etmektedir. Buradaki her bir düğümün çıkışı aynı zamanda bir kuralın ateşleme seviyesini (firing strength) göstermektedir. μ_i değerlerinin elde edilmesi ise,

$$Y_i^3 = \prod_i = \mu_{A_j}(X) \times \mu_{B_j}(Y) = \mu_i \quad (j=1,2) \quad (i=1,\dots,n) \quad (3)$$

biçimindedir. Buradaki Y_i^3 3. aşamanın çıkış değerlerini ifade ederken n ise bu katmandaki anahtar sayısını göstermektedir.

Katman 4: Normalizasyon aşamasıdır. Bu katmandaki her bir düğüm, kural katmanından gelen tüm düğümleri giriş değeri olarak kabul etmekte ve bu katmanda her bir kuralın normalleştirilmiş ateşleme seviyesi hesaplanmaktadır. Normalleştirilmiş ateşleme seviyesi, i düğüm için i . kuralın ateşleme seviyesinin, bütün kuralların ateşleme seviyesine oranı olarak ifade edilmektedir. i .

düğümün çıkışı yani i . Düğümün normalleştirilmiş ateşleme seviyesi μ_i nin hesaplanması ise,

$$y_i^4 = Ni = \frac{\mu_i}{\sum_{i=1}^n \mu_i} = \bar{\mu}_i \quad (i=1, \dots, n)$$

biçiminde formülleştirilmektedir.

Katman 5: ANFIS ağıнын eğitimi, tek başına gradyent eğitim azalım algoritması ya da en küçük hata kareler yöntemi ile gradyent eğitim azalım algoritmasının birleşiminden oluşan tümlşik eğitim algoritması yardımıyla gerçekleştirilir. Gradyent eğitim azalım algoritması tek başına tüm parametreleri belirlemek için kullanılabilir fakat eğitim süresinin uzun olması ve bölgesel minimumlara takılma riski nedeniyle ağıнын eğitiminde genellikle Jang tarafından önerilen iki aşamalı hibrid eğitim algoritması kullanılır (Jang, 1993). Hibrid eğitim algoritması ileri ve geri yönde olmak üzere iki aşamadan oluşur. Eğitimin başında üyelik fonksiyonları tanımlanarak öncül parametrelerin ilk değerleri belirlenir. Eğitim algoritmasının ileri doğru olan geçişinde bu öncül parametreler (a_i, b_i, c_i) sabit tutularak dördüncü katmana kadar her bir katmanın çıkışı hesaplanır. Ardından (p_i, q_i, r_i) soncul parametreleri en küçük hata kareler yöntemiyle elde edilir. Öncül parametreler belirli bir sabit değerde iken sistemin genel çıkışı soncul parametrelerin doğrusal birleşimi şeklinde yazılabilir (Kaynar vd., 2011). 5. katmandaki i . düğümün çıkış değeri ise,

$$y_i^5 = \bar{\mu}_i [p_i x_1 + q_i x_2 + r_i] \quad (i=1, \dots, n)$$

biçimindeki eşitlikte sağlanmaktadır. Buradaki (p_i, q_i, r_i) değişkenleri, i . kuralın sonuç parametreleri kümesidir (Şentürk, 2010).

6. Katman: Toplam değerlerin oluştuğı. Bu katmanda yalnızca bir düğüm bulunmaktadır ve Σ ile etiketlenmiştir. Bu katmanda, 5. katmandaki her bir düğümün çıkış değerleri toplanarak ANFIS sistemindeki gerçek değerler sağlanmış olur. Sistemin çıkış değeri y 'nin hesaplanması ise,

$$y = \sum_{i=1}^n \mu_i [p_i x_1 + q_i x_2 + r_i]$$

Eşitliğinden sağlanmaktadır.

ANFIS'in öğrenme algoritması, hem giriş değişkenlerini hem de sonuç değişkenlerini optimize etmektedir. Belirtilen öğrenme işlemi gerçekleşirken ANFIS melez öğrenme algoritmasını kullanmaktadır. Melez öğrenme algoritması, en küçük kareler yöntemi ile geri yayımlı öğrenme algoritmasının birlikte kullanılmasından meydana gelmektedir. Melez öğrenme algoritması, ileri besleme ve geri besleme olmak üzere iki kısımdan oluşmaktadır. İleri besleme ve geri besleme işlemlerinin nasıl gerçekleştiği Tablo 1'den görüldüğü gibidir (Şentürk, 2010)

Tablo 1: Melez Öğrenme Algoritması

Melez Öğrenme Algoritması	İleri Besleme	Geri Besleme
Giriş Parametreleri	Sabit	Geri Sayımlı Öğrenme
Sonuç Parametreleri	En Küçük Kareler Yöntemi	Sabit

3. Modelin Formülize Edilmesi

3.1 Altman Z skoru İle Finansal Rasyoların Hesaplanması

Altman Z skorunun hesaplanması ve hesaplamada kullanılan oranlar sırası ile şöyledir (Akgüç, 1989: 85).

$$Z = 1.22X_1 + 1.4X_2 + 3.3X_3 + 0.6X_4 + 0.999X_5$$

$X_1 = \text{İşletme Sermayesi/Toplam Aktifler veya Dönen Varlıklar/Toplam Aktifler}$ (İşletmenin büyüklüğü ile likit varlıklar arasındaki ilişkiyi ifade eder, bu oran likidite göstergesi için kullanılmaktadır.)

$X_2 = \text{Dağıtılmayan Karlar/Toplam Aktifler}$ (İşletmenin kazanma gücünü, gelir yaratma becerisini ölçmektedir.)

$X_3 = \text{Faiz ve Vergi Öncesi Kar(FVÖK-EBIT)/Toplam Aktifler}$ (Karlılık göstergesi olarak kullanılmaktadır.)

$X_4 = \text{Özkaynaklar/Toplam Borçlar}$ (Finansal kaldıraç göstergesi olarak kullanılmaktadır. İşletmenin değerine ile ilgili izlenimleri yansıtır.)

$X_5 = \text{Satışlar/Toplam Aktifler}$ (Standart varlık devir hızıdır.)

Z Skoru (Z) şirketlerin mali performans trendlerinin hangi yönde olduğunu bize rakamsal olarak ifade etmektedir.

$Z > 2,99$ 'den büyük ise işletmelerin finansal güçle karşılaşma ihtimalinin zayıf olduğunu,

$1,81 < Z < 2,99$ arasındaki bir oran işletmenin başarısının normal seviyelerde olduğunu,

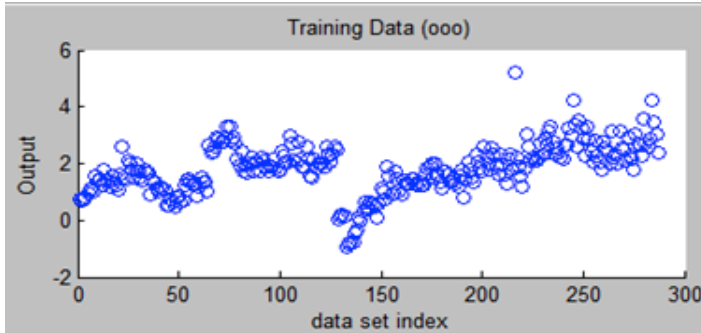
$1,81 > Z$ altındaki oranlar ise işletmeler finansal bir güçle karşılaşma ihtimalinin yüksek olduğunu göstermektedir.

Altman Z skoru işletmelerin iflasa ne derecede yakın olduğunu ifade etmektedir. Finansal oranlarının ne kadar güvende olduğunu ve kısa sürede şirketleri finansal açıdan herhangi bir sorun beklenip beklenmediğini göstermektedir.

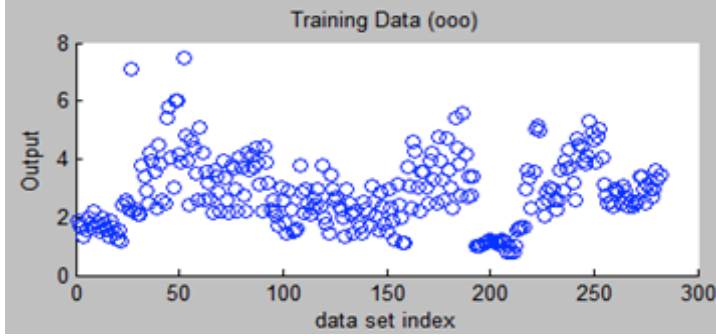
4. Uygulama

Bu modeli geliştirmek için MATLAB 7.0 programı içerisinde yer alan Fuzzy Logic Toolbox'ın bir fonksiyonu olarak Şekil 2 ve Şekil 3'de görüldüğü üzere ANFIS GUI (Graphical user interface – Grafiksel kullanıcı arayüzü) kullanılmıştır.

Şekil 2: Tekstil Endeksi İçin ANFIS Kullanıcı Arayüzü Ve Eğitim Sonuçları



Şekil 3: Teknoloji Endeksi İçin ANFIS Kullanıcı Arayüzü Ve Eğitim Sonuçları



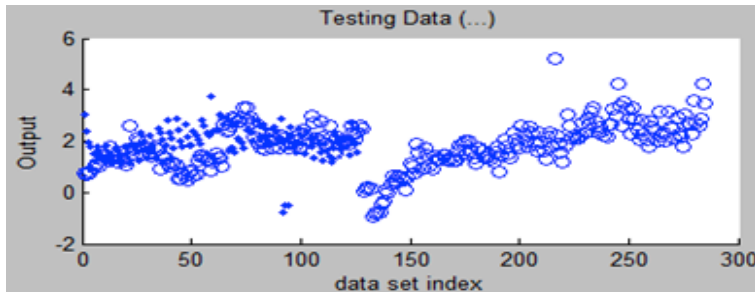
İşletme başarısızlığı tahmin modeli oluşturulurken veriler 2 ayrı veri kümesine ayrılmıştır:

- Eğitim (train) veri seti
- Test (test) veri seti

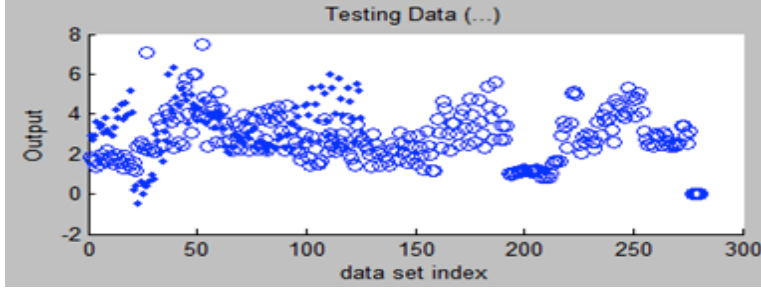
Ağı eğitmek amacıyla kullanılan eğitim veri seti için A.Zadeh ve diğ. (2009)'lerinin de önerdiği gibi tüm verilerin yaklaşık %70'i olan 291 veri satırı, test için tüm setin yaklaşık %30'u olan 126 veri satırı ayrılmış ve üç ayrı dat uzantılı dosyada kaydedilmiştir.

ANFIS ekranında görülen "Veri Yükle (Load Data)" butonu kullanılarak veri kümeleri kategorilerine göre modele yüklenmiştir. Aşağıda görülen Şekil 4 ve Şekil 5 'de yuvarlaklar eğitim veri setini, nokta işaretleri ise test veri setini göstermektedir.

Şekil 4: Tekstil Endeksi Eğitim Ve Test Verilerinin ANFIS' e Yüklenmesi



Şekil 5: Teknoloji Endeksi Eğitim Ve Test Verilerinin ANFIS' e Yüklenmesi



Test veri seti ile de eğitilen ve parametreleri düzenlenen modelin daha önce hiç karşılaşmadığı veriler karşısında genelleme kabiliyeti ölçülmektedir.

Veri setleri yüklendikten sonra "BÇS oluştur (generate FIS)" başlığı altında bulanık çıkarım sistemini (BÇS) oluşturmak için alternatif iki yöntemden biri seçilir. Bu yöntemler:

- Izgara bölümeleme (GridPartition)
- Alt Kümeleme (Sub-clustering)

Bu çalışmada her iki yöntem için de ayrı ayrı model oluşturulmuş ve oluşturulan modellerden grid partition yönteminin hata kareler ortalamasının daha küçük olduğu yani daha iyi olduğu tespit edilmiştir. Bu yüzden bu çalışmada grid partition yöntemi kullanılmıştır.

Şekil 6: Tekstil Endeksi Alternatif Girdi /Çıktı Üyelik Fonksiyonu Tipleri

INPUT

Number of MFs:

3 3 3 3

To assign a different number of MFs to each input, use spaces to separate these numbers.

MF Type:

trimf
trapmf
gbellmf
gaussmf
gauss2mf
pimf
dsigmf
psigmf

Şekil 7: Teknoloji Endeksi Alternatif Girdi /Çıktı Üyelik Fonksiyonu Tipleri

INPUT

Number of MFs:

3 3 3 3

To assign a different number of MFs to each input, use spaces to separate these numbers.

MF Type:

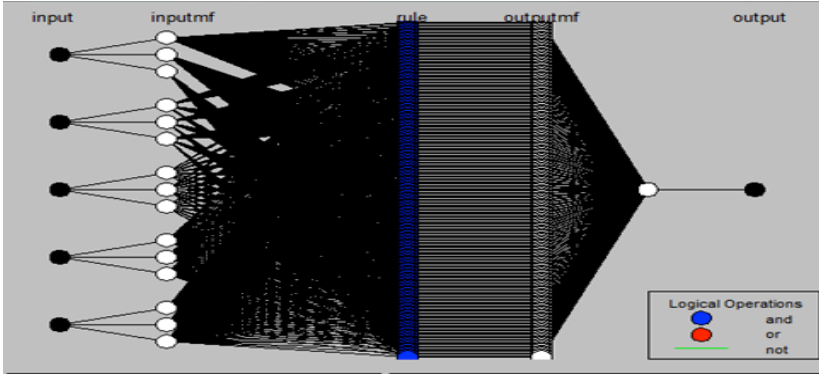
trimf
trapmf
gbellmf
gaussmf
gauss2mf
pimf
dsigmf
psigmf

İlk olarak "ızgara bölümlenme (gridpartition)" yöntemi seçildiğinde bulanık çıkarım sisteminin oluşturulması için Şekil 6 ve Şekil 7 'de görülen küçük ekran görülecek ve bu ekran aracılığıyla BÇS 'nin girdi üyelik fonksiyonu tipi, sayısı ve çıktı tipi belirlenir. Burada üzerinde durulması gereken önemli nokta ise en iyi sonucu bulabilmek için üyelik fonksiyon tipi ve küme sayıları denenmesi gerektiğidir. Şekil 6' da ve Şekil 7' de görüldüğü gibi üyelik sayısı 3 olacak şekilde belirlenmiştir. Optimizasyon metodu olarak da "karma (hybrid)" seçeneği seçilmiş ve "devir (epochs)" satırında da iterasyon sayısı 8 olarak belirlenmiştir. Daha sonra "ağı şimdi eğit (trainnow)" butonuna basılarak ağ eğitilmiştir.

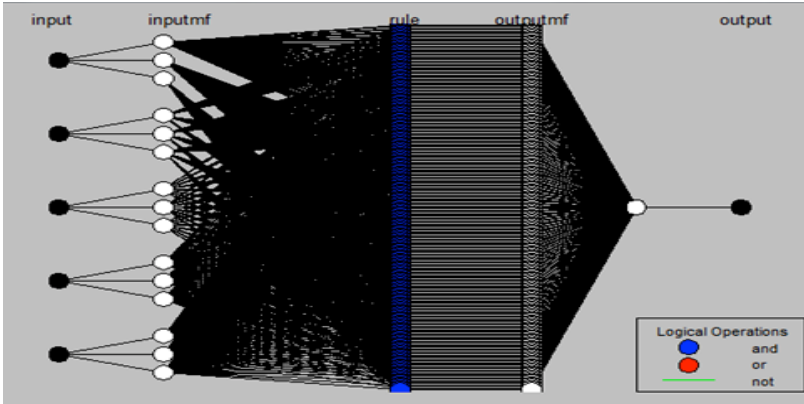
Ağ eğitildikten sonra test etme aşamasına geçilir. Ağın ne kadar hata ile test verilerini tahmin ettiği ekranın sol alt köşesinde görülür. Eğer bu hata oranı kabul edilebilir sınırlarda ise istenilen ağ yapısına ulaşılmış demektir fakat hata oranı büyükse ağın eğitim aşamasına geri dönülerek parametreler değiştirilir. İstenilen hata oranına ulaşıldığı takdirde oluşturulan modelin tahmin başarısı değerlendirilir.

Elde edilen çıktı üyelik fonksiyonu değerleri tek bir çıktı değerine dönüştürülmüştür. Hem tekstil endeksi verileri hem de teknoloji endeksi verileri için uygulanan ANFIS modellemesi aynı şekildedir. Her ikisinde de en iyi sonuç bu model ile elde edilmiştir.

Şekil 8: Tekstil Endeksi ANFIS Model Yapısı

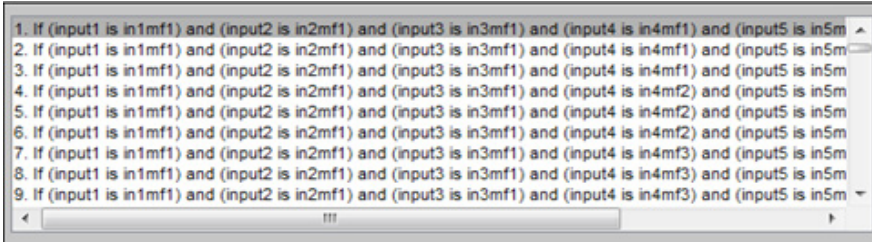


Şekil 9: Teknoloji Endeksi ANFIS Model Yapısı

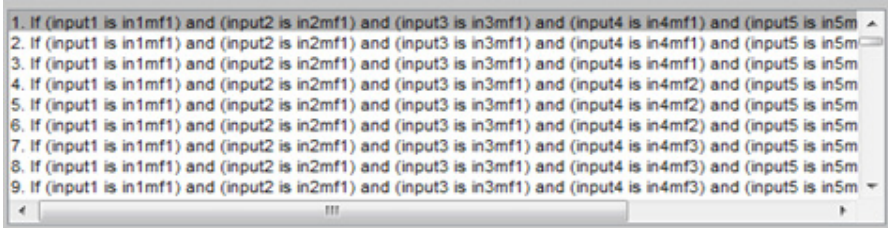


Şekil 8’de ve Şekil 9’ de ise bulanık sinir ağı tarafından oluşturulan kurallar görülmektedir. Her bir giriş için 3 üyelik kümesi olduğundan 243 kural oluşturulmuştur. Bu kuralları ANFIS sistemi giriş ve çıkışlar arasındaki en iyi bağlantıyı sağlayana yani ağı eğitene kadar değiştirerek en uygun hale getirmiştir. Kural yapıları şekil 10 ve 11’de gösterilmektedir.

Şekil 10: Tekstil Endeksi ANFIS Kural Yapısı

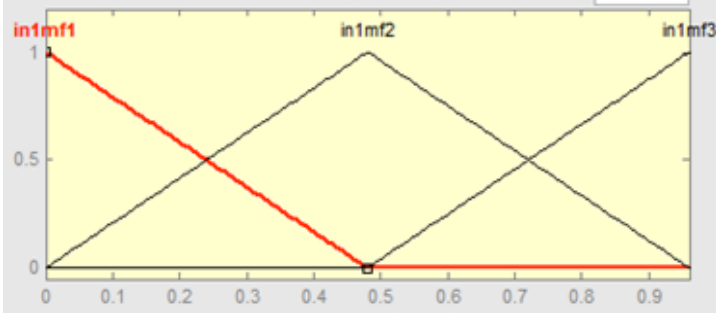


Şekil 11: Teknoloji Endeksi ANFIS Kural Yapısı

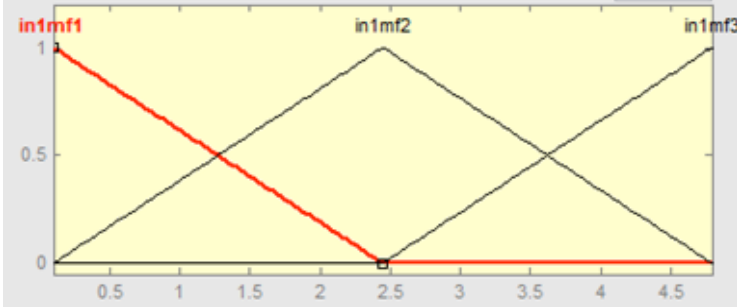


Şekil 12’de ve Şekil 13’de modelin ilk girdisi olan İşletme sermayesi / Toplam Aktif oranı verisine ilişkin üyelik fonksiyonları yer almaktadır. Düşük ve yüksek olarak tanımlanan üyelik fonksiyonları, herhangi bir değer hangi fonksiyona hangi oranlarda ait olduğunu göstermektedir.

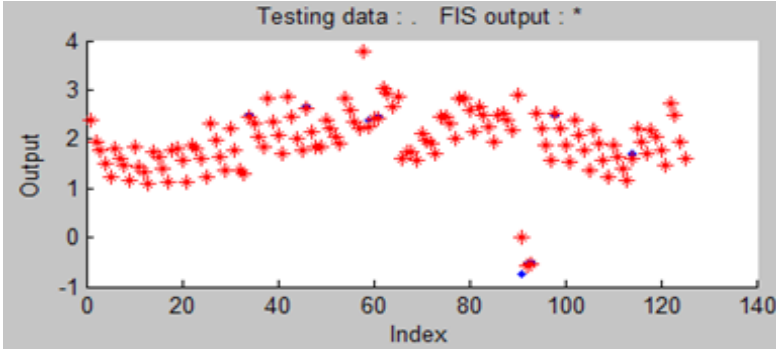
Şekil 12: Tekstil Endeksi İşletme Sermayesi/Toplam Aktifler' e Ait ANFIS Üyelik Fonksiyonu



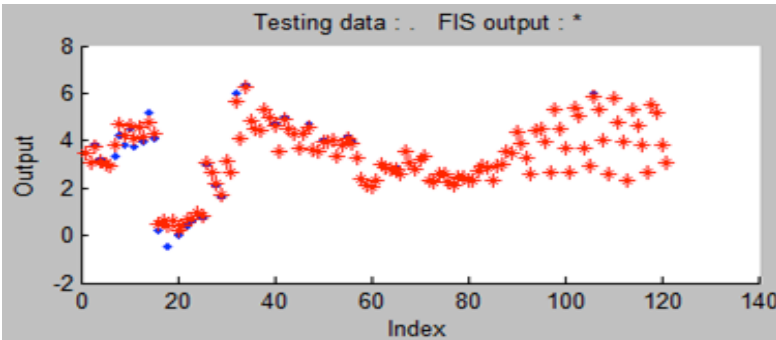
Şekil 13: Teknoloji Endeksi İşletme Sermayesi/Toplam Aktifler' e Ait ANFIS Üyelik Fonksiyonu



Tekstil endeksi verileri için grid yöntemi ile oluşturduğumuz ağın eğitilmesi sonucu elde edilen ağın eğitim hatası RMSE (Root Mean Square Error – Ortalama hatanın karekökü) cinsinden 0,06863'dür. Eğitim veri setinde gerçek değerlerle tahmin değerlerinin ne oranda çakıştığı Şekil 13'de görülmektedir. Sistem daha önce hiç görmediği veriler ile neredeyse bire bir örtüşmektedir. Bunu aşağıdaki Şekil 14'da gerçek değerler ile tahmin edilen değerlerin grafiğine bakarak daha iyi anlayabiliyoruz. Mavi ve kırmızı renkli noktaların birbirine oldukça yakın olması yapılan tahminlerin doğruluğunu göstermektedir.

Şekil 14: Tekstil Endeksi ANFIS Tahmin Sonuçları

Teknoloji endeksi verileri için de kullanılan grid yöntemi ile oluşturduğumuz ağın eğitilmesi sonucu elde edilen ağın eğitim hatası RMSE (Root Mean Square Error – Ortalama hatanın karekökü) cinsinden 0,13483'dür. Gerçek değerler ile tahmin değerleri karşılaştığında oldukça yüksek başarı göstermektedir. Hiç göremediği veriler ile karşılaştığında ne kadar başarılı olduğunu aşağıdaki Şekil 15'de görebiliriz. Yine aynı şekilde tekstil endeksi verileri için yapılan uygulamada olduğu gibi mavi ve kırmızı renkli noktaların birbirine oldukça yakın olması yapılan tahminlerin doğruluğunu göstermektedir.

Şekil 15: Teknoloji Endeksi ANFIS Tahmin Sonuçları

Tablo 2: Tekstil ve Teknoloji Endeksi Altman Z ANFİS Oranları

TEKSTİL	2006-2013 (Altman Z)	2006-2013 (ANFİS)	TEKNOLOJİ	2006-2013 (Altman Z)	2006-2013 (ANFİS)
SÖKTAŞ	1,410306	0,03634	ASELSAN	1,99454734	0,063937
ARSAM	1,107979	0,11447	DATEGATE	3,99958544	0,28024
AKIN	2,334955	0,046495	İNDEKS	3,24925188	0,38389
MENDERES	2,164331	0,17118	ESCORT	2,400834	0,052839
BİRLİK	0,436474	0,073774	ALCATEL	2,06322851	0,083466
LÜKS	1,462971	0,21505	ARMADA	3,611085	0,16902
KORDSA	2,084676	0,11921	ANEL	1,860734	0,15496
BOSSA	2,639306	0,022654	LOGO	3,724623	0,22333
DERİMOD	2,602941	0,048188	KAREL	2,903736	0,13682
YATAŞ	1,588633	0,072528	LİNK	2,784301	0,17279
DESA	2,380881	0,071257	PLASTİKKART	4,637387531	0,044214
KARSU	2,215476	0,21811	NETAŞ	2,70720845	0,065592
YÜNSA	1,895603	0,14065	ARENA	4,21017023	0,1541
Tekstil Endeks Ortalaması	1,846683	0,06863	Teknoloji Endeks Ortalaması	3,088207	0,13483

Tablo 2'den de görüldüğü üzere tekstil sektörünün Altman Z değerinin **1,846683** çıkmış olması bu sektörün karlılıklarının azaldığı, dolayısıyla başarısız olma olasılıklarının arttığı söylenebilir. Teknoloji sektörünün Altman Z değerinin **3,088207** çıkmış olması tekstil sektörüne göre karlılığın daha yüksek ve başarısız olma olasılıklarının ise çok düşük olduğu ifade edilebilir.

5. Sonuç ve Değerlendirme

Küreselleşmenin etkisiyle ticari sınırların ortadan kalkması, işletmelerin hem ulusal hem de uluslararası rakipleriyle sürekli rekabet içinde olmalarına neden olmuştur. Günümüzde işletmeler devamlılıklarını sağlayabilmeleri için geçmişe oranla daha çok çaba göstermek zorundadırlar. İşletmelerin başarılı olabilmesi için hem küresel rekabet stratejilerini iyi belirlemeleri hem de sürekli gelişen teknolojinin getirdiği hız, standartlaşma gibi yeni rekabet kavramlarından yararlanmaları gerekmektedir. İşletmelerin iç ve dış piyasada gösterdiği performans ve yarattığı katma değer o işletmenin rekabet gücünü göstermektedir. Rekabetin yıkıcı etkile-

rini önceden görmek, olası iflas durumlarının önceden tespit edilmesi firmalar açısından oldukça önem arz etmektedir. Başarısızlık durumlarının tespitinde kullanılan yöntemlerden biri de Altman Z yöntemidir. Altman Z yöntemi bir işletmenin iflas edip etmeyeceğini %70 güven düzeyinde 5 yıl önceden, %96 güven düzeyinde ise 1 yıl önceden tahmin edebilmektedir (Sayılğan, 2013:206)

Bu çalışma, son yıllarda yaşanan krizler ve iflaslar sonrası reel sektör işletmelerinin durumlarını tespit ederek varsa bir başarısızlık durumlarını tespit etmeyi amaçlamaktadır. İşletmelerin başarısızlıklarını tahmin edecek bir model geliştirilmesi işletmelerin gelecekleri hakkında kararlar alabilmesi açısından önem taşımaktadır.

Tekstil sektöründe ihracata artış meydana gelmesine rağmen çalışmada elde ettiğimiz 1,846683 Altman Z Skoru'na sahip Tekstil Endeksinde karlılığın azaldığı tespit edilmiştir. Bu sektörde karlılığın azalmasının nedeni olarak; Türkiye ekonomisinde tekstil sektörü rekabetçi düzeyde diğer ülkelere karşı üstün gelmesine ve ulusal geliri arttıran önemli dış ticaret kalemi olmayı sürdürmesine karşın, dağıtım kanalı sorunları, kayıt dışılığın yaygınlığı, dünyada kotaların kalkması dolayısıyla Çin'in oluşturduğu haksız rekabet ortamı, ihracat benzerliği bulunan ülkelerin (Asya ülkeleri) maliyet avantajı uluslararası rekabetin artması, Çin'in üretimde katma değerinin artması, Rusya ile yaşadığımız politik ilişkiler gibi etkenler gösterilmektedir. Tekstilcilere göre önümüzdeki yıllarda sektörü bekleyen riskler arasında kurdan dolayı fiyat verememe, pamuğun maliyetinin artması, Avrupa'da durgunluk beklentisi, Pakistan'a Avrupa Birliği'nin tanıdığı gümrük indiriminin getireceği dezavantaj arasında yer almaktadır (Güleryüz, 2011: 65). Sektörü bekleyen en büyük riskin siparişlerin diğer ülkelerden tedarik edilebileceğine dikkat çeken tekstil sektörü temsilcilerine göre yapılacak tek şey ekonomi yönetiminin, ihracatçının global pazarlarda elini güçlendirecek kararları bir an önce alması yönünde. Bu isteklerin başında ise kur rejiminin değiştirilmesi geliyor (Güleryüz, 2011: 71).

Tekstil sektörü Ekonomik gelişmelerden tüm sektörler gibi olumsuz etkilense de, alıcıların stoksuz çalışması ve küçük alımlara

yönelmesi, komşu ülkelerle ticaretin gelişmesi, 2005 sonrası Çin, ABD ve Japonya'ya giriş kolaylığı, dünyanın önemli alıcılarını ülkemize çekmeyi başarmıştır (Şahin, 2015: 160).

Teknolojik gelişme ekonomik büyümenin en önemli bileşenlerinden biridir. Teknolojik gelişmeler tüm sektörleri etkilemektedir. Piyasada önemli bir paya sahip olan teknoloji sektörü, çalışmada Teknoloji Endeksinden elde edilen 3,088207 Altman Z Skoru'ndan da tahmin edileceği gibi finansal açıdan başarılı bir sektördür. Ulusal geliri artıran teknoloji sektörü yatırımcılar için önemli bir yatırım alanını oluşturmaktadır.

Elde edilen sonuçlara göre Teknoloji Endeksi 3,088207 Altman Z Skoru ile 1,846683 Altman Z Skoru'na sahip Tekstil Endeksine göre daha başarılıdır. ANFIS ile oluşturulan işletmelerin finansal yönden başarılı ve başarısız olma ihtimallerinin tahmin edilmesinde sistemin Tekstil Endeksi için 0,06863 ve Teknoloji Endeksi için ise 0,13483 gibi bir hata oranı ile oldukça başarılı sonuçlar verdiği analiz sonuçlarından görülmektedir. Oluşturulan bu model ile BİST Tekstil ve Teknoloji Endeksine dâhil olan işletmelerin başarılı ve başarısız olma ihtimallerinin Altman Z Skoru değerleri ANFIS yöntemi kullanılarak önceden görülebileceği için olası negatif gelişmelere karşı tedbir alma imkanı sağlanabilecektir. Bu modelin sunmuş olduğu iflası belirleyen nedenler hakkındaki bulaşık kurallar grubunun tutarlı olduğunu söylemek mümkündür.

KAYNAKLAR

- Akgüç, Ö. (1989), "Finansal Yönetim", Avcıol Matbaası, İstanbul.
- Altman, E. I. (1968), "Financial Ratios, Discrimination Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy", *Journal of Finance*, pp. 589-609.
- Azadeha, A.; Saberi, M.; Gitiforouz, A., . Saberi, Z. (2009), "A Hybrid Simulation-adaptive Network Based Fuzzy Inference System for Improvement of Electricity Consumption Estimation" *Expert Systems with Applications*, 36, 11108-11117
- Aziz A. ve Humayon, A. (2006), " Corporate Bankruptcy: Where We Stand?", *Corporate Governance*, vol. 6, pp. 18-33.
- Cheng, C. B.; Chen, C. L. ve Fu, C. J. (2006), "Financial Distress Prediction by a Radial Basis Function Network Withlogit Analysis Learning", *Computers & Mathematics with Applications*, pp. 579-588.
- Dainiene, R. ve Dagiliene, L. (2013), " Company Going Concern Evaluating Fuzzy Model" *Economics and Management*: 18 (3), pp. 374-383.
- Eisenbeis, R. A. (1977), "Pitfalls in the application of discriminant analysis in business, finance and economics", *The Journal of Finance*, vol. 32, no. 3, pp. 875-900.
- Hanweck, G. A. (1977), "Predicting bank failures, Research Papers in Banking and Financial Economics", *Financial Studies Section, Board of Governors of the Federal Reserve System*, Washington, DC.
- Jang, J. -S. R. (1993), "ANFIS: Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System", *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, vol. 23, no. 3, pp. 665-685.
- Kaynar, O., Yılmaz, I., Demirkoparan, F. (2011) "Forecasting of natural gas consumption with neural network and neuro fuzzy system", *Energy Education Science and Technology, PartA, Energy science and Research*, 26(2), 221 - 238.
- Kolari, J., Glennon, D., Shin, H. ve Caputo, M. (2002) "Predicting Large US Commercial Bank Failures", *Journal of Economics and Business*, vol. 54, no. 321, , pp. 361-387.
- Korobow L. ve Stuhr, D. (1985), "Performance Measurement of Early Warning Models", *Journal of Banking & Finance*, vol. 9, Issue 2, pp. 267-273.
- Lin, T. H. (2009), "A Cross Model Study of Corporate Financial Distress Prediction in Taiwan: Multiple Discriminant Analysis, Logit, Probit and Neural Networks Models", *Neurocomputing*, pp. 3507-3516.
- Martin, D. (1977), "Early warning of Bank Failure, a Logit Regression Approach", *Journal of Banking & Finance*, vol. 1, no. 3, pp. 249-276.

- Meyer, P. A. ve Pifer, H. (1970), "Prediction of Bank failures", *Journal of Finance*, vol. 25, , pp. 853-868.
- Ok, Y. (2010). Adaptif Sinirsel Bulanık Çıkarım Sistemi İle Türkiye'de Orta Dönemli Elektrik Enerjisi Talep Tahmini. Ankara: Gazi Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Yüksek Lisans Tezi
- Santomero, A. M. and Vinso, J. (1977), "Estimating the Probability of Failure for Commercial Banks and the Banking System", *Journal of Banking & Finance*, vol. 1, no. 2, pp. 185-205.
- Santos, M. F., Cortez, P., Pereira J. ve Quintela, H. (2006), "Corporate Bankruptcy Prediction Using Data Mining Techniques", *WIT Transactions on Information and Communication Technologies*, vol. 37.
- Sayılgan, G. (2013), " Soru ve Yanıtlarıyla İşletme Finansmanı", Güncelleştirilmiş ve Genişletilmiş 6. Baskı, Turhan Kitabevi, Ankara.
- Sinkey, J. F. (1975), "A Multivariate Statistical Analysis of the Characteristics of Problem Banks", *Journal of Finance*, vol. 30, no. 1, pp. 21-36.
- Shaw, M. J. and Gentry, J. (1988), "Using an Expert System With Inductive Learning to Evaluate Business Loans", *Financial Management*, vol. 17, no. 3, pp. 45-56.
- Shin, K. S.; Lee, T. S. ve Kim, H. J. (2005), "An Application of Support Vector Machines in Bankruptcy Prediction Model", *Expert Systems with Applications*, vol. 28, pp. 127-135.
- Şahin, D. (2015), "Türkiye Ve Çin'in Tekstil Ve Hazır Giyim Sektöründe Rekabet Gücünün Analizi", *Akademik Bakış Dergisi*, Sayı: 47, Ss.155-171.
- Şentürk, S. (2010), "Faktöriyel Tasarıma Adaptif Ağ Tabanlı Bulanık Mantık Çıkarım Sistemi İle Farklı Bir Yaklaşım", *DPÜ Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi*, Sayı 22, ss.57-74.
- Tam, K. Y. ve Kiang, M. Y. (1992), "Managerial Applications of Neural Networks: The Case of Bank Bankruptcy", *OMEGA*, vol. 19, no. 5, pp. 429-445.
- Tsai, C. F. (2009), "Feature Selection Bankruptcy Prediction", *Knowledge-Based Systems*, vol. 22, no. 2, pp. 120-127.
- West, R. G. (1985), "A Factor-Analytic Approach to Bank Condition", *Journal of Banking & Finance*, vol. 9, no. 2, pp. 253-266.

