

# Banka Finansal Başarısızlıklarının Sinirsel Bulanık Ağ Yöntemi İle Öngörüsü

Biröl Yıldız\*  
Soner Akkoç\*\*

## Özet

Bu çalışmanın amacı, özellikle 2000-2001 kriz yıllarında, çeşitli sebeplerle mali bünyeleri bozulup Tasarruf Mevduatı Sigorta Fonu'na devredilen bankaların, bu finansal başarısızlıklarının öngörüsünü sinirsel bulanık ağ yöntemi ile gerçekleştirmektir. Sinirsel bulanık ağ yöntemi istatistiksel yöntemlerin varsayımlarından kaynaklanan sorunları yaşamamakta ve yapay sinir ağ modellerinde olduğu gibi, verilerin içindeki ilişkiyi öğrenebilmektedir. Aynı zamanda model yapay sinir ağlarında olduğu gibi kara kutu içinde kalmamakta, modelin karar alma süreci yorumlanabilmektedir. Sinirsel bulanık ağ modeli özelliklerinden dolayı önemli bir alternatif olarak karşımıza çıkmaktadır. Bu çalışmada sinirsel bulanık ağ modelinden yüksek öngörü başarıları elde edilmesinin yanında, öncü göstergelerin karar alma sürecine olan katkısı da yorumlanabilmektedir.

**Anahtar Kelimeler:** Banka Başarısızlık Öngörüsü, Sinirsel Bulanık Ağ, Erken Uyarı Sistemi, Ayırma Analizi

**JEL Sınıflaması:** G33, G21, G14

## Abstract - Predicting Bank Bankruptcies with Neuro Fuzzy Method

The aim of this study is to actualize the prediction of bankruptcies of the banks whose financial structures have gone bad with various reasons and transferred to Savings Deposit Insurance Fund especially in 2000-2001 crisis years, with neuro fuzzy. Neuro fuzzy does not have the problems which are sourced from the hypothesis of statistical methods and as in artificial neural network, it can learn the relationship of the data. At the same time the model does not stay in a black box like artificial neural network, the process of predicting of the model can be commented. Because of these features neuro fuzzy appears as an alternative. In this study, besides getting high prediction success from neuro fuzzy, the addition of the forerunner indicators on the decision making process can also be commented.

**Keywords:** Bank Failure Prediction, Neuro-fuzzy, Early Warning Systems, Discriminant Analysis

**JEL Classification:** G33, G21, G14

\* Yrd. Doç. Dr., Sosyal Bilimler Enstitüsü, Eskişehir Osmangazi Üniversitesi

\*\* Yrd. Doç. Dr., Uygulamalı Bilimler Yüksekokulu, Dumlupınar Üniversitesi

## 1. Giriş

Finansal piyasalar aracılığı ile tasarrufların yatırıma dönüştürülmesi ülke ekonomileri için büyük önem taşır. Tasarrufların yatırıma dönüşmesine paralel olarak, ekonomik istikrar ve büyüme için sağlıklı işleyen bir bankacılık sistemine ihtiyaç vardır. Bu nedenle düzenleyici otoriteler, bankaların finansal durumlarını sürekli olarak değerlendirmek durumundadırlar. Çünkü banka finansal başarısızlıkları ekonomik sistemi temelden tehdit edebilmektedir. Bu bağlamda banka finansal başarısızlıklarının öngörülmesi, düzenleyici otoriteler, banka sahip ve yöneticileri ve yatırımcılar tarafından zamanında önlemler alınabilmesini adına, bu süreci yönetme ve denetleme imkânı tanımaktadır. Aynı zamanda banka finansal başarısızlıklarının olası maliyetleri de böylelikle azaltılabilir.

Makro ekonomik gelişmeler bankacılık sektörünü yakından ilgilendirmektedir. Yüksek enflasyon, yüksek reel faiz ve düşük ya da negatif büyüme oranları, bankaların faaliyetlerini olumsuz şekilde etkileyebilmektedir. Türkiye’de 1994 yılından 2003 yılına kadar yaşanan süreçte, bu olumsuzluklar büyük oranda gerçekleşmiş ve banka finansal başarısızlıklarında önemli roller oynamıştır. Türkiye’de ilk önemli banka finansal başarısızlıkları 1994 yılındaki krizle birlikte ortaya çıkmıştır. Sonrasında 1997 ve 1998 yılında yaşanan mali sıkıntılar nedeniyle de banka finansal başarısızlıkları gündeme gelmiştir. Son olarak ise ülke tarihinin en büyük krizinin yaşandığı 2000 ile 2001 yıllarında büyük çaplı banka finansal başarısızlıkları yaşanmış ve bu yıllarda 11 banka Tasarruf Mevduatı Sigorta Fonu’na (TMSF) devredilmiştir. Bankaların finansal başarısızlıklarının; yönetim ve denetim yetersizliği, düzenleyici otoritelerin faaliyetlerindeki yetersizlik, banka hakim ortaklarının uygunsuz işlemleri gibi, çeşitli nedenleri olabilir. Bankacılık Düzenleme ve Denetleme Kurumu (BDDK) 1997-2002 yılları arasında TMSF’na devredilen 20 bankanın 12’sinin; *mali bünyelerinin bozulması ve banka kaynaklarının hâkim ortakların lehine ve banka zararına sebep olacak şekilde kullanılması nedeniyle*, devredildiğini belirtmektedir (BDDK, 2003, s. 19).

2009 yılı ilk çeyrek itibariyle Türk finans sektörünün aktif büyüklüğü 945,2 milyar TL olarak gerçekleşmiştir. Finans sektörünün toplam aktiflerinin %77.7’sini bankacılık sektörü varlıkları oluşturmaktadır. Merkez Bankası da dikkate alındığında söz konusu oran %90.3 olmaktadır (BDDK, 2009, s. 15). Bankaların mali sektörün önemli bir bölümünü oluşturması ve diğer finansal kurumların yeterince gelişmemiş olmasından dolayı (Aynı zamanda diğer finansal kurumların önemli bir bölümü de, yine bankalar tarafından kurulmaktadır.) bankacılık sektörü Türkiye için daha önemli hale gelmektedir. Ülke ekonomileri açısından banka finansal başarısızlıkları, diğer işletme başarısızlıklarından daha çok öneme sahiptir. Bu önemin bir nedeni de, banka finansal başarısızlıklarının sadece banka ortaklarını ilgilendirmiyor olmasından kaynaklanmaktadır. Başarısızlık sürecinde mevduat sahipleri, bankaya fon sunan diğer kurumlar ve

kredi kullananlar da olumsuz şekilde etkilenmektedir. Bankanın büyüklüğü ölçüsünde ülke ekonomisi de bu durumdan olumsuz yönde etkilenebilmektedir. 1994 krizi sonrasında mevduata %100 devlet güvencesinin verildiği düzenleme ile birlikte, banka finansal başarısızlıklarının kamu mali yapısını bozabildiği tecrübe edilmiştir. Bunun yanında, yatırımcıların ve tüketicilerin sisteme olan güveni de azalmaktadır. Bankalar arasında kurulan yakın ilişkiler ve sektöre duyulan güvenin azalmasından dolayı sağlıklı bankalar da bu durumdan olumsuz şekilde etkilenebilmektedir.

Banka finansal başarısızlıklarının öngörüsü üzerine yapılan çalışmalar incelendiğinde, ilk olarak istatistiksel modellerin bu alana uygulandığı görülmektedir. İstatistiksel modellerin, normal dağılım ve bağımsız değişkenler arasında çoklu bağlantının bulunmaması gibi, çeşitli varsayımları bulunmaktadır. Bu varsayımların sağlanamaması ise, örneklem üzerinde elde edilen başarının genelleştirilmesi konusunda bazı sakıncalar doğurmaktadır. Banka finansal başarısızlıklarının öngörüsünde 1990'lı yıllardan itibaren yapay sinir ağlarının kullanıldığı ve bu modellerle yüksek öngörü başarısı sağlandığı görülmektedir. Ancak yapay sinir ağ modeline ilişkin katsayılar, ağ içindeki ağırlıklar üzerinde saklı kaldığı için yorumlanamamaktadır. Dolayısıyla bağımsız değişkenlerin model içerisinde ne şekilde kullanılarak karar verildiği bilinmemektedir.

Bu çalışmada, yabancı literatürde örnekleri bulunmasına rağmen, Türk bankacılık sektörünün finansal başarısızlıklarının öngörüsünde daha önce uygulanmadığı görülen sinirsel bulanık ağ modeli uygulanmıştır. Bu açıdan çalışmanın önemli bir boşluğu dolduracağı düşünülmektedir. Yapay zekâ teknolojilerinden biri olan sinirsel bulanık ağ modeli, yapay sinir ağ modeli ve bulanık mantığın birlikte kullanımıyla elde edilen melez bir teknolojidir. Sinirsel bulanık ağ modelinde istatistiksel modellerde bulunan varsayımlar bulunmamaktadır. Aynı zamanda yapay sinir ağ modeli ile yorumlanamayan, bağımsız değişkenlerin model içerisinde ne şekilde kullanılarak karar alındığının bilgisi, sinirsel bulanık ağ modeli ile yorumlanabilmektedir. Sinirsel bulanık ağ modelini yapay sinir ağ modelinden ayıran belki de en önemli özellik alınan kararın kara kutu (black box) içinde kalmamasıdır. Finansal başarısızlıkların öngörüsünde istatistiksel tekniklerin veya yapay sinir ağ modellerinin kullanıldığı çalışmalarda modellerin öngörü başarısı üzerinde durulmaktadır. Bu çalışmada ise sinirsel bulanık ağ modelinin öngörü başarısının yanında, bağımsız değişkenlerin ne şekilde kullanılarak banka finansal başarısızlık öngörü kararının alındığı da yorumlanabilecektir.

Çalışmanın 2. bölümünde özellikle banka finansal başarısızlıklarının öngörüldüğü çalışmalar aktarılacak, 3. bölümde ise sinirsel bulanık ağ modeli kısaca incelenecektir. 4. bölümde veri setine yer verilirken 5. bölümde çalışmanın modeli anlatılacak, sonraki bölümde modelden elde edilen bulgulara yer verilecektir. 7. bölümde ise sonuç ve değerlendirmeler yer almaktadır.

## 2. Literatür

İşletme veya banka finansal başarısızlıklarının öngörüldüğü çalışmalar 1960'lı yıllara kadar uzanmaktadır. Bu konudaki ilk önemli çalışma Altman (1968) tarafından yapılmıştır. Finansal başarısızlıkların öngörüsünde ayıma analizinin ilk kez kullanıldığı bu çalışmada, öngörü gücü yüksek 5 finansal oran tespit edilmiş ve 33'ü finansal başarısız, 33'ü de finansal başarısız olmayan işletmeden oluşan veri seti üzerinde bir yıl öncesi için %95 oranında öngörü başarıları elde edilmiştir. Sinkey (1975) tarafından yapılan çalışmada ise ayırma analizi ilk kez banka finansal başarısızlıklarının öngörüsünde kullanılmıştır. Banka finansal başarısızlıklarının öngörüsünde çoklu regresyon analizi ilk kez, Meyer ve Pifer (1970) tarafından, lojistik regresyon analizi ise Martin (1977) tarafından kullanılmıştır. West (1985) tarafından yapılan çalışmada ise, banka değerlemesinde faktör analizi ve lojistik regresyon analizinin birlikte kullanılmasının ümit verici sonuçlar ürettiği belirtilmiştir.

Firma başarısızlık öngörü çalışmalarında 1990'lı yıllardan itibaren yapay sinir ağ modellerinin kullanıldığı görülmektedir. Yapılan çalışmalarda yapay sinir ağ modellerinin, ayırma analizi, regresyon, lojistik regresyon ve probit analizi gibi istatistiksel tekniklerden daha başarılı olduğu sonucuna ulaşılmıştır (Davalos, Gritta v.d., 1999; Han ve Lee 1997; Lee, Booth v.d., 2005; Leshno ve Spector 1996; Salchenberger Mine ve Lash 1992; Sharda ve Wilson 1993; Tan ve Dihadjo 2001; Tsukuda ve Baba 1994; Wilson ve Sharda 1994; Yang, Platt v.d., 1999; Zhang, Hu v.d., 1999). Firma başarısızlıklarının öngörüsünde Türkiye'de yapılan benzer çalışmalarda da yapay sinir ağ modellerinin istatistiksel modellerden daha başarılı olduğu sonucuna ulaşılmıştır (Yıldız, 1999; Aktaş, Doğanay v.d., 2003; Akkoç, 2007, Sevim, Yıldız v.d., 2008).

Son zamanlarda melez yapay zeka teknolojilerinin de bu alanda uygulandığı görülmektedir. Chen, Huang v.d. (2009) tarafından firma finansal başarısızlıklarının öngörüsünde sinirsel bulanık ağ modelinin kullanıldığı çalışmada büyüklük, sektör ve süreç dikkate alınarak 100 finansal başarısız firma, 100 sağlıklı firma ile eşleştirilmiş ve veri setinin %70'i (140 firma) eğitim için %30'u (60 firma) test için kullanılmıştır. Sinirsel bulanık ağ modelinin girdileri likidite, sermaye yapısı ve dağıtılmamış karlar başlıkları altında toplanan, firmalara ait 16 finansal orandan oluşmaktadır. Çalışmanın sonucunda finansal başarısızlığın doğru öngörülmesinde ve yanlış sınıflandırma maliyeti açısından bakıldığında sinirsel bulanık ağ modeli, yapay sinir ağ modeli ve lojistik modelinden daha başarılı bulunmuştur. Sinirsel bulanık ağ modelinin karar alma sürecine bakıldığında da; likiditenin yüksek olduğu durumda, sermaye yapısının yüksek veya orta ve dağıtılmamış karların yüksek veya düşük olmasına bakılmaksızın, finansal başarısızlık olasılığı oldukça düşük bulunmuştur. Likiditenin düşük ve dağıtılmamış karların orta olduğu durumda, sermaye yapısının tüm düzeylerinde finansal başarısızlık olasılığının oldukça yüksek olduğu görülmüştür. Finansal başarısızlık ola-

sılığının, likiditenin orta, sermaye yapısının düşük ve dağıtılmamış karların orta olduğu durumda da yüksek olduğu görülmüştür. Bu çalışmada firmaların finansal durumlarına ilişkin kararın verilmesinde likidite oranlarının hayati öneme sahip olduğu tespit edilmiştir.

Yapay sinir ağ modellerinin banka finansal başarısızlıklarının öngörüsünde de kullanıldığı görülmektedir. Tam (1991) ve Tam ve Kiang'ın (1992) Texas bankaları üzerinde gerçekleştirdikleri öngörü çalışmalarında yapay sinir ağlarının, ayırma analizi, faktör-lojistik regresyon analizi gibi istatistiksel tekniklerden daha başarılı olduğu sonucuna ulaşılmıştır. Bell (1997) tarafından yapılan çalışmada banka başarısızlık öngörüsünde yapay sinir ağlarının lojistik regresyon analizinden daha başarılı olduğu sonucuna ulaşılmıştır. Swicegood ve Clark (2001) tarafından yapılan çalışmada yapay sinir ağlarının ayırma analizinden daha başarılı olduğu belirtilmiştir. Alam, Booth v.d., (2000) olası banka finansal başarısızlıklarının öngörüsünde bulanık kümeleme ve özörgütlemeli (self-organizing) yapay sinir ağlarının başarılı bir şekilde uygulanabileceğini belirtmişlerdir. Ravi ve Pramodh (2008) İspanya ve Türkiye verileri üzerinde temel bileşenli yapay sinir ağları modeli ile banka finansal başarısızlıklarının öngörüsünü gerçekleştirmişlerdir. İspanya veri setinde 66 banka Türkiye veri setinde 40 banka bulunmaktadır. Bu bankalara ilişkin olarak İspanya için 9, Türkiye için 12 finansal oran kullanılmıştır. Kurulan modellerden en yüksek başarı oranı İspanya veri seti için %96.6, Türkiye veri seti için ise %100 olarak bulunmuştur.

Banka finansal başarısızlıklarının öngörüldüğü çalışmalarda veri zarflama analizinin de kullanıldığı görülmektedir. Cielen, Peters v.d., (2004) tarafından, 1994-1996 döneminde 276 başarılı, 90'ı da başarısız olan bankalara ait veri seti Belçika Merkez Bankası'ndan temin edilmiş ve her bir banka için 11 finansal oran hesaplandıktan sonra gerçekleştirilen başarısızlık öngörüsünden en iyi sonucun veri zarflama analizi (%86,4) ile elde edildiği belirtilmiştir. Kao ve Liu (2004) veri zarflama analizi ile 24 Taiwan bankasının finansal bilgilerine dayanarak gerçekleştirdikleri performans değerlemesi çalışmasında, 2 bankanın verimlilik skoru (0.7358 ve 0.7584) çok düşük bulunurken, söz konusu bankaların Asya finansal krizinden sıkıntı çektiği ve yüksek miktarda kötü borca sahip olduğu belirtilmiştir. Araştırmacılar banka performansının veri zarflama analizi ile öngörülebileceğini ortaya koymuşlardır.

Kolari, Glennon v.d., (2002) toplam aktif değeri 250 milyon doların üzerinde olan büyük bankalar üzerinde yapmış oldukları finansal başarısızlık öngörü çalışmasından logit modelinden 1 ve 2 yıl öncesi için sırasıyla %96 ve %95 oranında doğru öngörü başarıları sağlamışlardır. Araştırmacılar trait recognition modelinden ise %100 başarı sağladıklarını, dolayısıyla trait recognition modelinin logit modelinden daha başarılı olduğunu belirtmişlerdir. Lanine ve Vennet (2006) logit ve trait recognition modellerini Rus bankacılık sektörünün finansal başarısızlıklarının öngörüsü için kullandıkları

çalışmalarında, trait recognition modelinin logit modelinden daha iyi performans sergilediğini belirtmişlerdir.

Yapay zekâ teknolojilerindeki gelişmelere paralel olarak, neuro-fuzzy, fuzzy-neural, neuro-genetic, genetic-neuro, neuro-fuzzy-genetic gibi melez modeller gündeme gelmiştir ve bu modeller de banka finansal başarısızlıkların öngörülmesinde kullanılmıştır. Tung, Quek v.d., (2004) tarafından, Amerika'da 1980-2000 yılları arasındaki 21 yıllık süreçte 2.933 başarılı, 702'de başarısız bulunan toplam 3.635 bankadan oluşan örneklem üzerinde, bankalara ait anlamlı bulunan 9 değişken ile GenSoFNN modeli (Generic Self-Organising Fuzzy Neural Network) kullanılarak bankaların finansal başarısızlıklarının öngörüsü gerçekleştirilmiştir. Elde edilen bulgular doğrultusunda bu model, Cox's proportional hazards modelden daha başarılı bulunmuştur. Aynı döneme ait verilerle Ng ve Jiang (2008) tarafından gerçekleştirilen banka finansal başarısızlıklarının öngörüldüğü çalışmada ise, Fuzzy CMAC (cerebellar model articulation controller) modelinin Cox's proportional hazards modelden ve GenSoFNN'den daha başarılı olduğu sonucuna ulaşılmıştır. Nguyen ve Quek (2008) yine aynı döneme ait veri seti üzerinde, Ying-Yang Fuzzy CMAC modeli ile banka finansal başarısızlıklarının öngörüsünü gerçekleştirmişlerdir. Bağımsız değişken olarak dokuz değişkenin kullanıldığı çalışmada başarısız bankalar üzerinde, ulaşılan son verileri kullanılması ile %95, bir yıl önceki verilerin kullanılması ile %85 ve iki yıl önceki verilerin kullanılması ile %75 oranında öngörü başarıları elde edilmiştir. Chauhan, Ravi v.d., (2009) dalgacık (wavelet) yapay sinir ağ modelleri ile banka finansal başarısızlık öngörü çalışmalarını üç ülke veri seti üzerinde gerçekleştirmişlerdir. Türkiye veri setinde 40 banka (18'i finansal başarısız), İspanya veri setinde 66 banka (37'i finansal başarısız) ve Amerika veri setinde 129 banka (65'i finansal başarısız) bulunmaktadır. Kurulan modellerden en yüksek başarı oranı Türkiye, İspanya ve Amerika veri seti için sırasıyla %100, %89.99, %93,33 olarak bulunmuştur.

Türkiye'de de çeşitli yöntemler kullanılarak, 1994 - 2003 yılları arasındaki süreçte yaşanan banka finansal başarısızlıklarının öngörüldüğü çalışmalar yapılmıştır. Canbaş, Cabuk v.d., (2005) tarafından 18 başarısız ile 22 başarılı bulunan bankalardan oluşan veri setine, gruplar arasında ortalamalar açısından anlamlı bulunan 12 finansal oran kullanılarak ayırma analizi, logit ve probit yöntemleri uygulanmış ve bankaların finansal durumu, 1 yıl öncesinden ayırma analizi, logit ve probit modelleri ile sırasıyla %90, %87.5 ve %87.5 oranında doğru olarak öngörülmüştür. Benli (2005) tarafından yapılan çalışmada banka finansal başarısızlıklarının değerlendirilmesinde yapay sinir ağ modeli ve lojistik regresyon modeli karşılaştırmalı olarak kullanılmıştır. Lojistik regresyon modelinden %84 oranında öngörü başarıları elde edilirken yapay sinir ağ modelinin öngörü başarıları %87,2 olarak bulunmuştur. Doğanay, Ceylan v.d., (2006) 19 başarısız ile 23 başarılı bulunan bankalar üzerinde yaptıkları öngörü çalış-

masında, bağımsız değişken olarak 27 finansal oranla regresyon, ayırma analizi, logit ve probit yöntemlerini kullanarak %81 ile %95 arasında değişen öngörü başarıları elde etmişlerdir. Aynı zamanda en yüksek öngörü başarısının logit modeliyle elde edildiği de belirtilmiştir. Ayırma analiz tabanlı matematiksel programlama yöntemi ile Türkiye'deki banka finansal başarısızlıklarının öngörüsünün gerçekleştirildiği bir başka çalışma Karacabey (2007) tarafından yapılmıştır. 1994-2001 yılları arasında 18'i Fon'a devredilmiş 39 bankadan oluşan veri seti üzerinde önerilen modelden özellikle başarısızlıktan 1 yıl önce yüksek oranda öngörü başarısı (%92.3) elde edilmiş ve söz konusu modelin faktör analiz destekli ayırma analizinden daha başarılı olduğu tespit edilmiştir. Çinko ve Avcı (2008) CAMELS bileşenlerini ayırma analizi, lojistik regresyon ve yapay sinir ağ modellerinde kullanarak TMSF'na devredilen bankaların finansal başarısızlıklarının öngörüsünü gerçekleştirdikleri çalışmalarında, CAMELS bileşenlerinin ülkemiz bankacılık sistemine tam olarak uymadığı sonucuna ulaşmışlardır. Boyacıoğlu, Kara v.d., (2009) tarafından yapılan çalışmada, 4 tanesi yapay sinir ağ yapısı olmak üzere, 8 farklı model ile Türkiye'deki banka finansal başarısızlıklarının öngörüsü gerçekleştirilmiştir. En iyi performansı gösteren modellerin, yapay sinir ağ modellerinden olan çok katmanlı algılayıcı (multilayer perceptron) ve learning vector quantization olduğu, ilgili modellerin öngörü başarısının eğitim seti için sırasıyla %100 ve %83.72, geçerlilik seti için ise sırasıyla %95,5 ve %100 olarak bulunduğu belirtilmiştir. Celikyılmaz, Türkşen v.d., (2009) çalışmalarında IFCF (improved fuzzy classifier functions) modeli ile TMSF'na devredilen bankaların finansal başarısızlıklarının öngörüsünü gerçekleştirmişlerdir. 44 bankadan oluşan veri seti üzerinde kurulan modelin öngörü başarısı 1, 2 ve 3 yıl öncesi için sırasıyla %98, %94 ve %97 olarak bulunmuştur.

### 3. Sinirsel Bulanık Ağ Modeli

Bulanık mantık ilk olarak Zadeh (1965) tarafından ortaya atılmış belirsizliklerin anlatımı üzerine kurulu matematiksel bir düzendir. Bulanık mantığın çıkış noktası klasik küme kuramına getirilen eleştiriler olmuştur. Klasik küme kuramında bir eleman için tam üyelik söz konusudur. Yani bir eleman herhangi bir kümeye ya üyedir ya da değildir. Bulanık mantıkta ise üyelik fonksiyonları aracılığıyla bir eleman birden fazla kümeye belirli oranlarda üye olabilmektedir. Başka bir deyişle, bulanık kümeler, bir elemanın bir kümeye kısmi üyeliğine olanak sağlar. Bulanık mantık, girdileri çıktılara -bir bulanık kümeyi bir başkasına- dönüştüren "A ise B'dir" şeklindeki kurallara dayanmaktadır (Kosko ve Isaka, 1993, s. 57).

Yapay zekâ teknolojilerinden her birinin kendine özgü yetenekleri bulunmaktadır. Yapay sinir ağları insanın sinir sistemini taklit ederek bilgisayar öğrenmesini gerçekleştirir. Bulanık mantık ise insanın düşünüş tarzına çok yakındır. Aynı zamanda sözel

değişkenleri de kullanabilmektedir. Yalnız bu teknolojilerinin kendine özgü dezavantajları da bulunmaktadır. Bulanık tasarımı sistemlerin, yapay zekâ teknolojileri arasındaki belki de en önemli dezavantajı bu sistemlerin öğrenme yeteneğinin olmamasıdır. Yapay zekâ teknolojilerindeki ilerlemelere paralel olarak bu teknolojilerin birlikte kullanımı gündeme gelmiş ve bu teknolojilerin dezavantajları ortadan kaldırılmaya çalışılmıştır. Sinirsel bulanık mantık yapay sinir ağları ve bulanık mantık teknolojisinin birlikte kullanımıyla oluşturulmuş melez bir yapay zekâ teknolojisidir. Sinirsel bulanık ağların eğitimi ve özelliklerinin anlaşılması kolaydır. Sinirsel bulanık ağlar sözel değişkenleri kullanarak öğrenebilirler. Bu durum sinirsel bulanık ağların diğer doğrusal olmayan yapay zekâ teknolojileriyle (yapay sinir ağı gibi) kıyaslandığında en önemli avantajıdır (Abonyi, 2002, s. 6).

Sinirsel bulanık mantık modelinin özellikleri aşağıda özetlendiği üzeredir (Jang, Sun, v.d., 1997, s. 7-9):

- i. Sinirsel bulanık modelleme, eğer ise bulanık kurallarını kullanarak insan tecrübesinin problem alanına uygulanmasını sağlar.
- ii. Doğrusal olmayan sistem modellemede ve sınıflandırma problemlerinde, biyolojik sinir hücresinden esinlenerek oluşturulan yapay sinir ağlarının geniş bir şekilde uygulanmasına imkân tanır.
- iii. Bu sistemler esnek yapıları sayesinde karmaşık problemlerin çözümünde kullanılabilir.
- iv. Yapay sinir ağları ve bulanık çıkarım sistemleri, sadece örnek verilerin sisteme girilmesi ile model kurma yeteneğine sahiptir.
- v. Sistemde meydana gelebilecek olan hata durumlarında, sistem tamamen etkisiz hale gelmez, bu sistemler hata toleransına sahiptir.

Sinirsel bulanık mantık yaklaşımı yapay sinir ağlarının öğrenme yeteneğini, en uygun bulma ve bağlantılı yapılar gibi, bulanık mantığın insan gibi karar verme ve uzman bilgisi sağlama kolaylığı üstünlüklerinin birleştirilmesi fikrine dayanmaktadır. Bu yolla bulanık denetim sistemlerine, yapay sinir ağlarının öğrenme ve hesaplama gücü verilebilirken, sinir ağlarına da bulanık denetimin insan gibi karar verme ve uzman bilgisi sağlama yeteneği kazandırılmaktadır. Sinirsel bulanık denetim sistemlerinin asıl amacı, sinirsel bulanık denetim sistemlerinin yapısını, değişkenlerini ayarlamak ve bulmak için sinirsel öğrenme tekniklerinin uygulanmasıdır (Elmas, 2003, s. 165). Sinirsel bulanık ağ, yapay sinir ağı teknolojisinin öğrenme, bulanık uzman sistemlerin çıkarsama yeteneğine sahiptir.

Sinirsel bulanık ağlar verilerin sisteme girilmesi ve üyelik fonksiyonlarının tanımlanması ile en iyi öğrenmeyi gerçekleştirebilmek için uygun parametreleri kendisi atar. Öğrenme sürecinde bulanık kurallar kullanılır. Eğer  $x$  çok küçük ise  $y$  grup 1'e



aittir şeklinde kurallar üyelik fonksiyonları göz önünde bulundurularak oluşturulur. Sinirsel bulanık ağ üyelik fonksiyonlarına göre oluşturulmuş kuralları kullanarak eğitim faaliyetini gerçekleştirir. Sorun alanına uygun çözümün geliştirilmesinde kuralların oluşturulması ve parametrelerin atanması sistem tarafından gerçekleştirildiği için belki de sinirsel bulanık ağlar, yapay sinir ağlarına oranla daha hızlı öğrenme gerçekleştirebilirler. Sinirsel bulanık ağ modelini yapay sinir ağ modelinden ayıran ve bu çalışma açısından sinirsel bulanık ağ modelinin en önemli özelliği, elde edilen modelin "Eğer.....ise....." gibi kurallar şeklinde ortaya konabilecek olmasıdır.

#### 4. Veri

Bu çalışmada 1997-2001 yılları arasında TMSF'na devredilen bankaların başarısızlıklarının öngörüsü gerçekleştirilmiştir. Bu süreçte çeşitli tarihlerde 19 banka TMSF'na devredilmiştir. Finansal başarısızlığın öngörüsünde bağımsız değişken olarak bankalara ait finansal oranlar kullanılmıştır. Türkiye Bankalar Birliği (TBB) tarafından hazırlanan bu oranlar TBB'nin resmi internet sitesinden elde edilmiştir (<http://www.tbb.org.tr/turkce/bulten/yillik/2000/rasyolar.xls>). Yine aynı veri tabanından, faaliyette bulunan 21 bankanın finansal oranları da elde edilmiştir. Böylece finansal açıdan başarısız olan 19 banka (TMSF'na devredilen) ve finansal açıdan başarısız olmayan (faaliyetlerini sürdüren) 21 bankadan oluşan veri setine ulaşılmıştır. Söz konusu veri setinde 40 bankaya ait; sermaye rasyoları, aktif kalitesi, likidite, karlılık, gelir-gider yapısı, sektör payları, grup payları, şube rasyoları ve faaliyet rasyoları olmak üzere 9 başlık altında 49 adet oran bulunmaktadır.

Ek 1'de örnekleme oluşturan bankalara ilişkin bilgiler yer almaktadır. Buna göre 1997 yılında 1 banka, 1998 yılında 1 banka, 1999 yılında 6 banka, 2000 yılında 3 banka ve 2001 yılında 8 banka olmak üzere toplam 19 banka TMSF'na devredilmiştir. Çalışmada finansal başarısızlığın öngörüsü 1 yıl öncesinden gerçekleştirildiği için, başarısızlık yılından 1 yıl önceki finansal oranlar dikkate alınarak veri seti oluşturulmuştur. Fon'a devirlerin en çok yaşandığı yılın 2001 kriz yılı olmasından dolayı faaliyetlerini sürdüren bankaların da 2000 yılına ait finansal oranları veri setinde yer almıştır. Örneklem setinde yer alan bankaların tamamı faaliyet açısından mevduat bankasıdır. Fon'a devredilen bankaların tamamı sahiplik açısından yerli ve özel banka iken, finansal açıdan başarısız olmayan grupta yer alan bankalardan 18'i yerli ve özel, 3'ü ise yabancı banka konumundadır.

**Tablo 1: Finansal Oranlara İlişkin İstatistiksel Bilgiler**

Oranlar	Başarısız olmayan		Başarısız olan		t	sig. (2-tailed)
	Ortalama	Std. Sap.	Ortalama	Std. Sap.		
<b>1. Sermaye Rasyoları</b>						
1.1. Sermaye Standart Rasyosu	23,79	21,23	5,84	11,09	-3,298	0,002
1.2. (Özkaynak + Kar)/T.Aktifler	17,29	10,61	-1,94	30,72	-2,7	0,010
1.3. (Özkaynak + Toplam Kar)/(Mevd.+Mev.Dışı Kay.)	25,06	21,31	2,81	18,5	-3,508	0,001
1.4. Net Çalışma Sermayesi/T.Aktifler	9,18	9,27	-12	36,79	-2,553	0,015
1.5. (Özkaynak+ToplamKar)/(T.Aktifler+GayrinakdiKrediler)	7,84	6,76	0,17	10,25	-2,818	0,008
1.6. Döviz Pozisyonu/Özkaynak	188,87	186,25	205,21	293,47	0,212	0,833
<b>2. Aktif Kalitesi</b>						
2.1. T.Krediler/T.Aktifler	31,74	14,11	33,54	12,24	0,429	0,671
2.2. Takipteki Krediler/T. Krediler	3,84	4,67	42,24	102,97	1,709	0,096
2.3. Duran Aktifler/T.Aktifler	17,22	14,22	15,5	14,35	-0,38	0,706
2.4. YP Aktifler/YP Pasifler	69,66	23,65	62,97	22,77	-0,909	0,369
<b>3. Likidite</b>						
3.1. Likit Aktifler/T.Aktifler	44,25	20,99	32,7	16,25	-1,931	0,061
3.2. Likit Aktifler/(Mevduat + Mev.Dışı Kay.)	57,71	29,57	37,36	19,32	-2,546	0,015
3.3. YP Likit Aktifler/YP Pasifler	39,82	23,68	33	16,23	-1,052	0,299
<b>4. Karlılık</b>						
4.1. Net Dönem Karı/Ortalama T.Aktifler	2,46	2,69	-11,44	29,68	-2,141	0,039
4.2. Net Dönem Karı/Ortalama Özkaynaklar	30,57	32,98	-221,67	932,43	-1,241	0,222
4.3. Net Dönem Karı/Ortalama Ödenmiş Sermaye	48,42	45,54	-216,81	698,46	-1,738	0,090
4.4. Vergi Öncesi Kar/Ortalama T.Aktifler	3,39	3,43	-10,9	30,02	-2,168	0,036
4.5. Takipteki Alacak Provizyonu/T.Krediler	1,69	2,47	21,17	58,43	1,529	0,135
4.6. Takipteki Alacak Provizyonu/T.Aktifler	0,47	0,66	5,35	15,3	1,461	0,152
<b>5. Gelir Gider Yapısı</b>						
5.1. Takip.Alac.Son.Net Faiz Gel./Ort.T.Aktif.	11,24	6,7	5,43	21,29	-1,189	0,242
5.2. Faiz Gelirleri/Faiz Giderleri	206,18	69,57	146,23	43,2	-3,233	0,003
5.3. Faiz Dışı Gelirler/Faiz Dışı Giderler	13,24	68,2	-42,61	87,62	-2,262	0,030
5.4. Toplam Gelirler/Toplam Giderler	120,09	17,55	92,3	31,82	-3,464	0,001
5.5. Faiz Gelirleri/Ort. Getirili Aktifler	35,97	9,62	62,37	36,78	3,176	0,003
5.6. Faiz Giderleri/Ort. Götürülü Aktifler	17,09	6,62	30,34	13,89	3,909	0,000
5.7. Faiz Giderleri/Ort. Getirili Aktifler	18,96	7,29	45,7	30,85	3,86	0,000
5.8. Faiz Gelirleri/T.Gelirler	98,74	21,31	32,07	338,02	-0,903	0,372
5.9. Faiz Dışı Gelirler/T.Gelirler	1,26	21,31	67,93	338,02	0,903	0,372
5.10. Faiz Giderleri/T.Giderler	60,38	12,96	69,56	11,22	2,382	0,022
5.11. Faiz Dışı Giderler/T.Giderler	39,62	12,96	30,44	11,22	-2,382	0,022
<b>6. Sektör Payları</b>						
6.1. Toplam Aktifler	2,09	2,64	0,88	0,65	-1,943	0,059
6.2. Toplam Krediler	2,44	3,28	0,83	0,63	-2,105	0,042
6.3. Toplam Mevduat	1,85	2,41	1,1	0,83	-1,292	0,204
<b>7. Grup Payları</b>						
7.1. Toplam Aktifler	4,41	5,58	15,68	19,93	2,49	0,017
7.2. Toplam Krediler	4,48	6,03	24,51	36,18	2,502	0,017
7.3. Toplam Mevduat	4,25	5,53	13,3	16,34	2,393	0,022
<b>8. Şube Rasyoları</b>						
8.1. Şube Başına Toplam Aktif	19225,55	23246,46	9272,76	9193,16	-1,745	0,089
8.2. Şube Başına Toplam Mevduat	10101,32	12441,92	7359,69	6827,84	-0,851	0,400
8.3. Şube Başına TL Mevduat	2208,42	1784,12	3623,06	4527,13	1,324	0,193
8.4. Şube Başına YP Mevduat	7892,9	11225,96	3736,63	2658,81	-1,573	0,124
8.5. Şube Başına Personel (kişi)	22,6	10,05	21,81	7,3	-0,283	0,779
8.6. Şube Başına Kredi	5894,78	5408,29	2273,88	957,55	-2,874	0,007
8.7. Şube Başına Net Kar	439,73	638,33	-1780,36	4451,28	-2,263	0,029
<b>9. Faaliyet Rasyoları</b>						
9.1. (Personel Gideri+Kıdem Tazminatı)/T.Aktif	2,77	1,72	2,97	1,42	0,393	0,696
9.2. (Personel Gideri+Kıdem Tazm.)/Personel Sayısı (Milyar TL)	16,64	8,12	10,61	5,88	-2,664	0,011
9.3. Kıdem Tazminatı/Personel Sayısı (Milyar TL)	0,36	0,34	0,21	0,22	-1,566	0,126
9.4. Faaliyet Gideri/T.Aktif	3,79	2,62	3,93	1,79	0,199	0,843
9.5. Vergi Hariç Ayrılan Provizyonlar/T.Gelirler	1,81	1,56	6,39	13,33	1,567	0,125
9.6. Vergi Dahil Ayrılan Provizyonlar/T.Gelirler	3,29	2,46	7,34	13,11	1,391	0,172

Tablo 1’de çalışmada bağımsız değişken olarak kullanılan finansal oranlara ilişkin bilgilere yer verilmiştir. Finansal açıdan başarısız olan ve başarısız olmayan bankalar arasında yapılan t testi sonucunda 23 finansal oran arasındaki farklılık, %5 düzeyinde anlamlı bulunmuş ve italik olarak yazılmıştır. Diğer 26 finansal oranda ise gruplar arasında anlamlı bir farklılık bulunmamaktadır. Bankaların gelir gider yapısına ilişkin olan Faiz Giderleri/Ort.Götürülü Aktifler (5.6.) ve Faiz Giderleri/Ort.Getirili Aktifler (5.7.) oranları iki grup arasında en yüksek anlamlılık düzeyine sahiptir. Bu araştırmada gruplar arasında anlamlı bulunan 23 oran ile ayırma analizi gerçekleştirilmiş, ayırma fonksiyonunda yer alan oranlar sinirsel bulanık ağ modelinde girdi olarak kullanılmıştır.

## 5. Yöntem

Bu araştırmada aynı örneklem üzerinde ayırma analizi ve sinirsel bulanık ağ modeli ile öngörüler gerçekleştirilmiştir. Sinirsel bulanık ağ modelinde örneklemin, eğitim ve geçerlilik seti olmak üzere 2’ye ayrılması gerekmektedir. Söz konusu modelde eğitim seti üzerinde ağın eğitimi gerçekleştirilmekte, geçerlilik seti üzerinde de ağın performansı ölçülmektedir. Bu sebeple veri setinin %60’ı (24 banka) ağın eğitiminde kullanılacakken, %40’ı da (16 banka) ağın performansının ölçülmesinde kullanılacaktır. Sinirsel bulanık ağ modeline paralel olarak, ayırma analizinde eğitim seti fonksiyon oluşturmak için kullanılacak ve oluşturulan fonksiyonun geçerlilik seti üzerindeki performansı ölçülecektir. Böylece ayırma analizi ve sinirsel bulanık ağ modelinin aynı örneklem üzerindeki performansı karşılaştırılabilecektir.

Bu çalışmada ayırma analizine başvurulmasının tek nedeni, ayırma analizi ile sinirsel bulanık ağ modelin performansını karşılaştırmak değildir. Sinirsel bulanık ağ modeli çok sayıda bağımsız değişkenle çalışmadığı için değişken sayısını azaltmak gerekmektedir. Burada ayırma analiz fonksiyonunda yer alan değişkenleri kullanarak bu işlem gerçekleştirilmiştir.

### 5.1. Ayırma Analizi

Çoklu ayırma analizi finansal başarısızlık öngörü çalışmalarında sıklıkla kullanılan istatistiksel bir yöntemdir. Çoklu ayırma analizi bir grup değişkene bağlı olarak, iki ya da daha çok sayıdaki grubun arasında belirgin bir farklılığın bulunup bulunmadığını ortaya koyar. Çoklu ayırma analizinin sahip olduğu model aşağıda belirtildiği üzere dir:

$$Z_i = B_0 + B_1 X_{i1} + B_2 X_{i2} + \dots + B_m X_{im}$$

Burada;  $Z_i$ : Ayırma değerini

$B_0$ : Sabit değeri

$B_m$ : Ayırma katsayılarını

$X_{im}$ : Bağımsız değişkenleri göstermektedir.

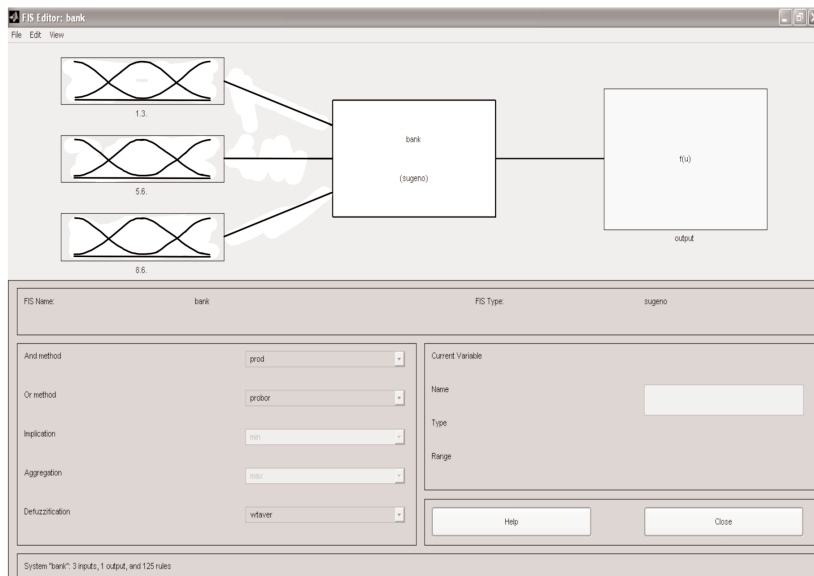
Ayırma analizi SPSS programı ile gerçekleştirilmiştir. Finansal açıdan başarısız olan ve başarısız olmayan bankalar arasında yapılan t testi sonucunda anlamlı bulunan 23 finansal orandan oluşan bağımsız değişkenler programa girildikten sonra ayırma analizine geçilmiştir. 24 bankaya ait 23 orandan oluşan veri setine adımsal (stepwise) yöntemiyle ayırma analizi uygulanmıştır. Böylece 23 finansal oran içinde yüksek öngörü gücü bulunan oranlar belirlenerek ayırma fonksiyonu geliştirilmiştir.

## 5.2. Sinirsel Bulanık Ağ Modeli

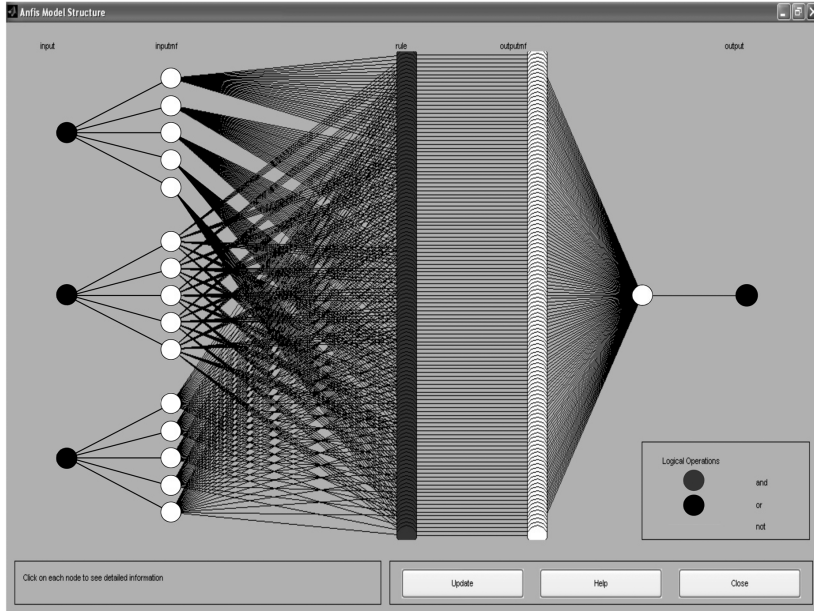
Sinirsel bulanık ağ ile kurulan model, Matlab 7 programında yer alan ANFIS (adaptif neuro fuzzy inference system) yazılımı ile gerçekleştirilmiştir. ANFIS, yapay sinir ağı ve bulanık mantık uygulamalarının birlikte kullanılmasına imkân tanımaktadır. Sinirsel bulanık ağ modelinin bağımsız değişkenleri, ayırma analizinden elde edilen fonksiyonda kullanılan (Özkaynak + Toplam Kar)/(Mevd.+Mev.Dışı Kay.) (1.3.), Faiz Giderleri/Ort.Götürülü Aktifler (5.6.) ve Şube Başına Kredi'dir (8.6.).

Bulanık çıkarım sistemi, modelin yapısı, üyelik fonksiyonları ve modelin oluşturduğu kurallar Şekil 1-4'de verilmiştir. Bu süreç eğitim ve geçerlilik setinde yer alan bankaların söz konusu oranlarının ANFIS'e girilmesi ile başlamaktadır. Sonrasında her bir finansal orana ilişkin olarak beş adet üyelik fonksiyonu atanmıştır. Burada 1. üyelik fonksiyonu çok düşük; 5. üyelik fonksiyonu ise çok yüksek ifadelerini göstermektedir. Böylelikle sinirsel bulanık ağ modeli her bir üyelik fonksiyonuna ilişkin parametreleri, girdi ve çıktı setini dikkate alarak belirlemiştir. ANFIS, bağımsız değişkenleri ve üyelik fonksiyonlarını dikkate alınarak en iyi öğrenmeyi gerçekleştirebilmek için, 125 kural oluşturmuştur. Geliştirilen kurallar çerçevesinde ağın eğitimi tamamlandığında bankaların finansal durumlarına ilişkin kararlar verilmektedir.

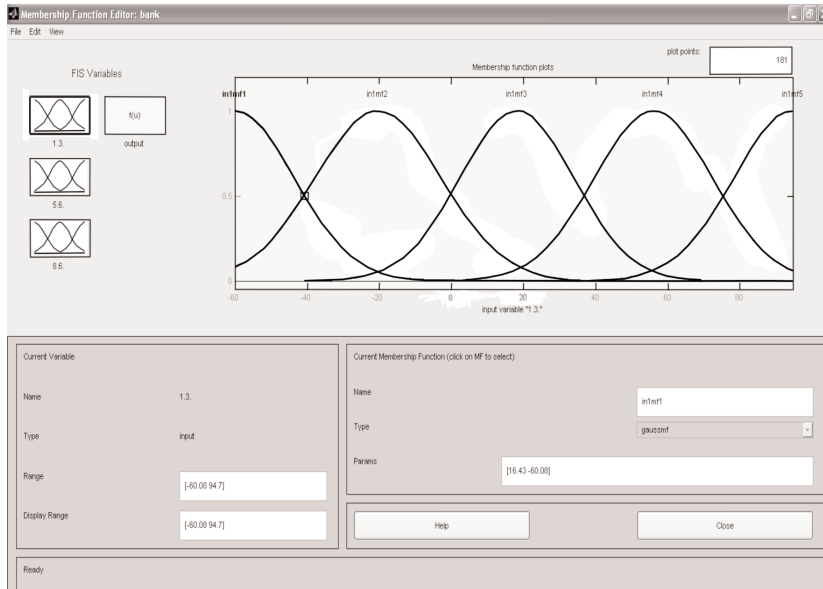
Şekil 1: Bulanık Çıkarım Sistemi



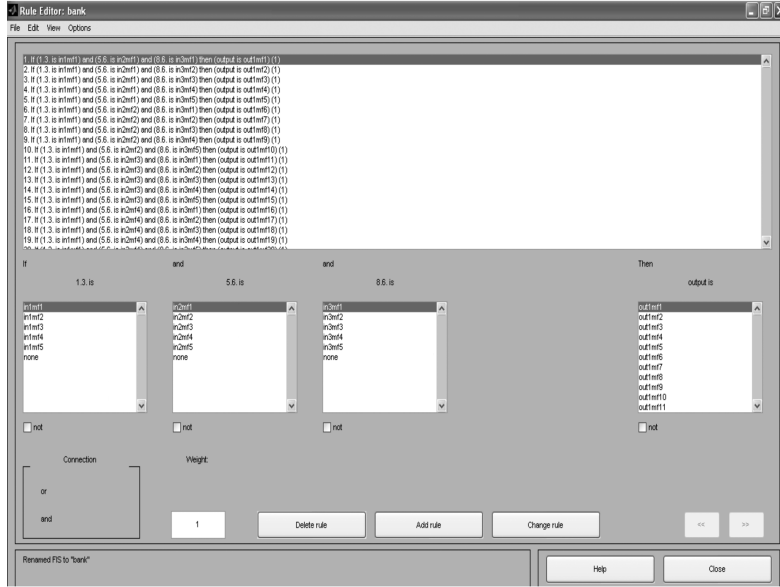
**Şekil 2:** Sinirsel Bulanık Ağ Modelinin Yapısı



**Şekil 3:** (Özkaynak + Toplam Kar) / (Mevd.+ Mev. Dışı Kay.) (1.3.) Oranına İlişkin Olarak Belirlenen Üyelik Fonksiyonları



## Şekil 4: Sinirsel Bulanık Ağ Modelinin Oluşturduğu Kurallar



## 6. Bulgular

### 6.1. Ayırma Analizinden Elde Edilen Bulgular

Ayırma analizinin öngörü performansının başarılı bulunup bulunmayacağı Tablo 2’de verilen Kanonik Korelasyon, Eigenvalue (özdeğer), Wilk’s Lambda değerlerinden anlaşılabilir. Özdeğer istatistiği ne kadar büyükse, modelin ayırıcılık gücü o denli yüksek bulunur. Bu değerın “0” olması modelin grupları birbirinden ayırıcı bir özelliğe sahip olmadığını gösterir. Söz konusu değerın 0,40’dan büyük olması ise modelin ayırıcılık gücünün oldukça iyi olduğunu göstermektedir ve bu değerın bir üst sınırı yoktur. Ayırma analizinde öz değer 1,562 bulunmuştur. Bu değer 0,40’dan daha yüksek olduğu için modelin ayırıcılık gücünün oldukça iyi olduğu söylenebilir.

**Tablo 2:** Ayırma Analizine İlişkin Değerler

Fonksiyon	Özdeğer	Kanonik Korelasyon	Wilks’ Lambda	Sig.
1	1,562	0,781	0,39	0,000

Kanonik Korelasyon, ayırma skoru ve gruplar arasındaki ilişkiyi ölçer ve açıklanan toplam varyansı gösterir. Bu analizde Kanonik Korelasyon değeri (0,781) bulunmuştur. Bu değeri yorumlayabilmek için karesini almak gerekir. Böylelikle 0,61 değerine ulaşılır. Bunun anlamı, ayırma analizi ile kurulan modelin bağımlı değişkendeki varyansın %61’inin açıklanabildiğidir. Wilk’s Lambda istatistiği ayırma skorlarındaki toplam varyansın gruplar arasındaki farklar tarafından açıklanmayan kısmını gösterir. Wilk’s Lambda değeri 0,39 bulunmuştur. Bunun anlamı ayırma modeli sonucu geliştirilen fonksiyonla toplam varyansın %39’unun açıklanamadığıdır.

**Tablo 3: Ayırma Analizinden Elde Edilen Fonksiyon**

	Fonksiyon
(Özkaynak + Toplam Kar)/(Mevd.+Mev.Dışı Kay.) (1.3)	0,026
Faiz Giderleri/Ort.Götürülü Aktifler (5.6.)	-0,083
Şube Başına Kredi (8.6.)	0,0001
Sabit Değer	0,788

Tablo 3’de model tarafından geliştirilen ayırma fonksiyonu yer almaktadır. Elde edilen ayırma fonksiyonu yeni bankaların finansal durumlarını öngörmeye kullanılacaktır. Ayırma fonksiyonu aşağıda belirtildiği üzeredir.

$$Z = 0,788 + 0,026 * (1.3.) - 0,083 * (5.6.) + 0,0001 * (8.6.)$$

Ayırma analiziyle geliştirilen ayırma fonksiyonu kullanılarak geçerlilik verileri üzerinde her bankaya ilişkin olarak ayırma skorları hesaplanacaktır. Başarısız ve başarılı olmayan bankalara ilişkin grup ortalamaları (-1,197; 1,197) göz önünde bulundurularak kritik değer ‘0’ olarak hesaplanmıştır.

**Tablo 4: Ayırma Analizinin Fonksiyon Oluşturma/Eğitim Verileri Üzerindeki Doğru Sınıflandırma Oranı**

Gerçek Grup	Tahmin Edilen Grup Üyeliği		Toplam
	Başarısız (0)	Başarısız olmayan (1)	
Başarısız (0)	11	1	12
Başarısız olmayan (1)	0	12	12
%0	91,7	8,3	100
%1	0	100	100

Ayırma analizinin fonksiyon oluşturma verileri üzerindeki öngörü başarısı Tablo 4’de verilmiştir. Ayırma analizi fonksiyon oluşturma verileri üzerinde başarısız olan 12 bankanın 11’ini, başarısız olmayan 12 bankanın ise tamamını doğru öngörmüştür. Ayırma analizinin fonksiyon oluşturma verileri üzerindeki doğru sınıflandırma başarısı %95,8 olarak bulunmuştur. Bu sonuçlardan sonra ayırma analizi ile geliştirilen modelin başarılı bir şekilde bankaları doğru gruplara atadığı söylenebilir. Yalnız ayırma analizindeki nihai sonuca, yukarıda belirtilen ayırma analizi modelinden elde edilen fonksiyonun geçerlilik verileri üzerinde uygulanmasıyla ulaşılabilecektir. Yani modele dâhil olmayan 7’si başarısız, 9’u da başarısız olmayan toplam 16 bankaya ait geçerlilik verilerine ayırma fonksiyonu uygulanarak, sinirsel bulanık ağ modeli ile karşılaştırma yapılabilecek sonuçlara ulaşılabilecektir.

**Tablo 5: Ayırma Analizinin Geçerlilik Verileri Üzerindeki Doğru Sınıflandırma Oranı**

Gerçek Grup	Tahmin Edilen Grup Üyeliği		Toplam
	Başarısız (0)	Başarısız olmayan (1)	
Başarısız (0)	7	0	7
Başarısız olmayan (1)	4	5	9
%0	100	0	100
%1	44,4	55,6	100

Tablo 5'den görüleceği üzere, geliştirilen fonksiyon geçerlilik verileri üzerinde uygulandığında 16 bankadan 12'sinin durumu doğru bir şekilde öngörülmüştür. Başarılı grubunda yer alan ancak ayırma analizinin başarısız grubuna atadığı bankalar, Şekerbank, Turkish Bank, Türk Dış Ticaret Bankası ve Türkiye İmar Bankası'dır. Ayırma analiz modelinin geçerlilik verileri üzerindeki ortalama doğru sınıflandırma başarısı %75 olarak bulunmuştur. Bu noktada ayırma analizi ile geliştirilen modelde nihai sonuca ulaşılmıştır. Burada elde edilen öngörü başarısı sinirsel bulanık ağ modelinden elde edilecek olan bulgularla karşılaştırılacaktır.

## 6.2. Sinirsel Bulanık Ağ Modelinde Elde Edilen Bulgular

Sinirsel bulanık ağ modelinden elde edilen bulgular, eğitimin başarılı bir şekilde tamamlandığını ve geçerlilik seti üzerinde yüksek öngörü başarısı sağlandığını göstermektedir. Hata oranı en düşük düzeye ulaştığı için, sinirsel bulanık ağ modelinin eğitimi 438 devirde sonlandırılmıştır. 438 devir sonunda eğitim ve geçerlilik seti için hata oranı sırasıyla 0,00019 ve 0,47987 olarak gerçekleşmiştir.

**Tablo 6:** Sinirsel Bulanık Ağ Modelinin Fonksiyon Oluşturma/Eğitim Verileri Üzerindeki Doğru Sınıflandırma Oranı

Gerçek Grup	Tahmin Edilen Grup Üyeliği		Toplam
	Başarısız (0)	Başarısız olmayan (1)	
Başarısız (0)	12	0	12
Başarısız olmayan (1)	0	12	12
%0	100	0	100
%1	0	100	100

**Tablo 7:** Sinirsel Bulanık Ağ Modelinin Geçerlilik Verileri Üzerindeki Doğru Sınıflandırma Oranı

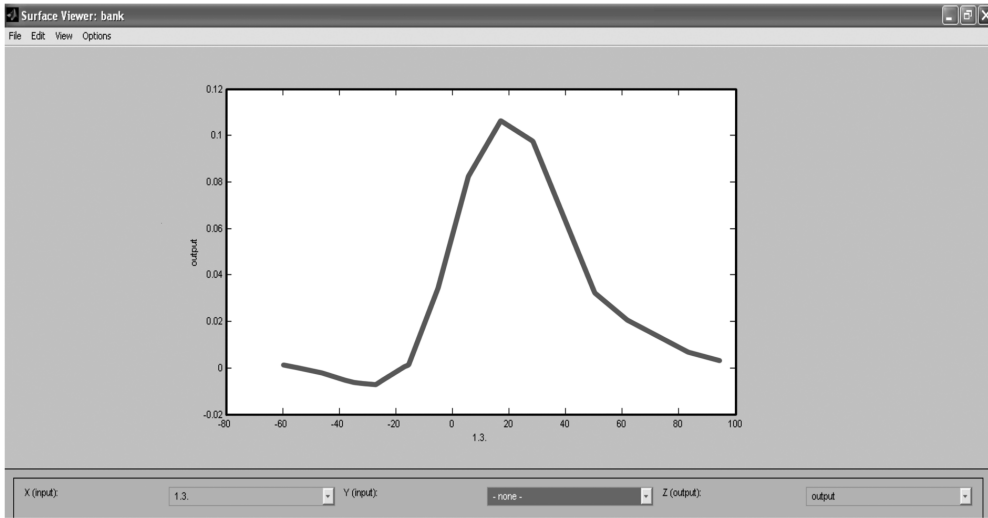
Gerçek Grup	Tahmin Edilen Grup Üyeliği		Toplam
	Başarısız (0)	Başarısız olmayan (1)	
Başarısız (0)	7	0	7
Başarısız olmayan (1)	3	6	9
%0	100	0	100
%1	33,33	66,67	100

Tablo 6 ve 7'de sırasıyla sinirsel bulanık ağ modelinin eğitim ve geçerlilik verileri üzerindeki performansı bulunmaktadır. Sinirsel bulanık ağ modelinin eğitim seti üzerindeki öğrenme oranı %100 olarak bulunmuştur. Sonrasında geçerlilik seti için sinirsel bulanık ağ modelinin başarısı ölçülmüştür. Sinirsel bulanık ağ modeli 16 bankadan 13'ünün durumunu doğru bir şekilde öngörerek geçerlilik seti üzerinde %81,25 oranında öngörü başarısı göstermiştir. Başarılı grubunda yer alan ancak sinirsel bulanık ağ modelinin başarısız grubuna atadığı bankalar, Şekerbank, Turkish Bank ve Türkiye İmar Bankası'dır.

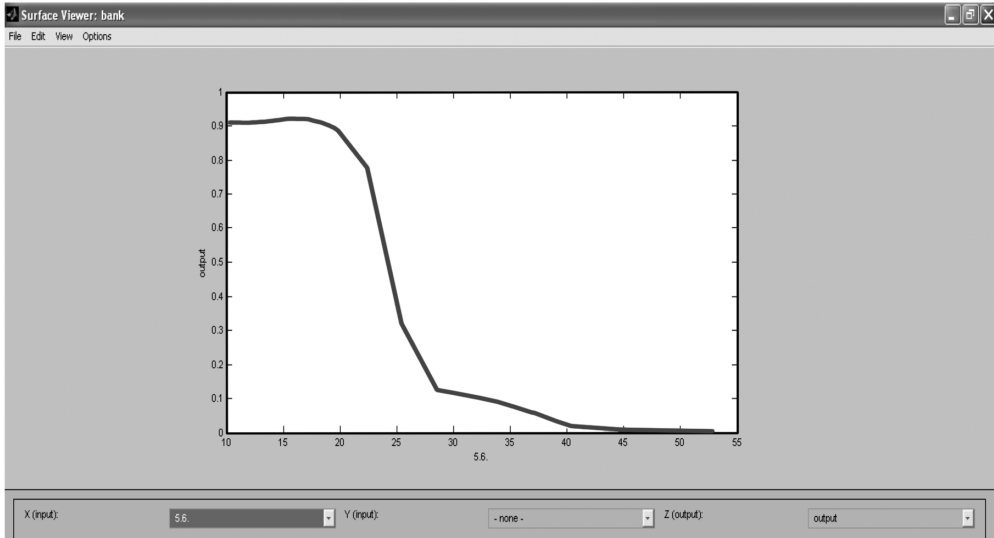


Bu arařtırmada sinirsel bulanık ađ modeli ve ayırma analizinin aynı örneklem üzerindeki performansı ölçülmüřtür. Sinirsel bulanık ađ modeli bankalarının durumunu %81,25 oranında başarıyla öngörürken ayırma analizinin öngörü başarısu %75'dir. Başka bir ifadeyle sinirsel bulanık ađ modeli geçerlilik setinde yer alan 16 bankadan 13'ünün durumunu dođru öngörürken, ayırma analizinde bu sayı 12'de kalmıřtır. İki yöntem arasındaki söz konusu farklılık çok küçük olduđu için bir modelin diđerine üstün olduđunu söylemek mümkün deđildir. Zira iki modelin geçerlilik verileri üzerindeki başarıları arasında anlamlı bir farklılıđın olup olmadıđı Z testi yapılarak arařtırılmıř ve Z deđeri 0,429 bulunmuřtur. Yapılan hesaplamalar Ek 2'de verilmiřtir.

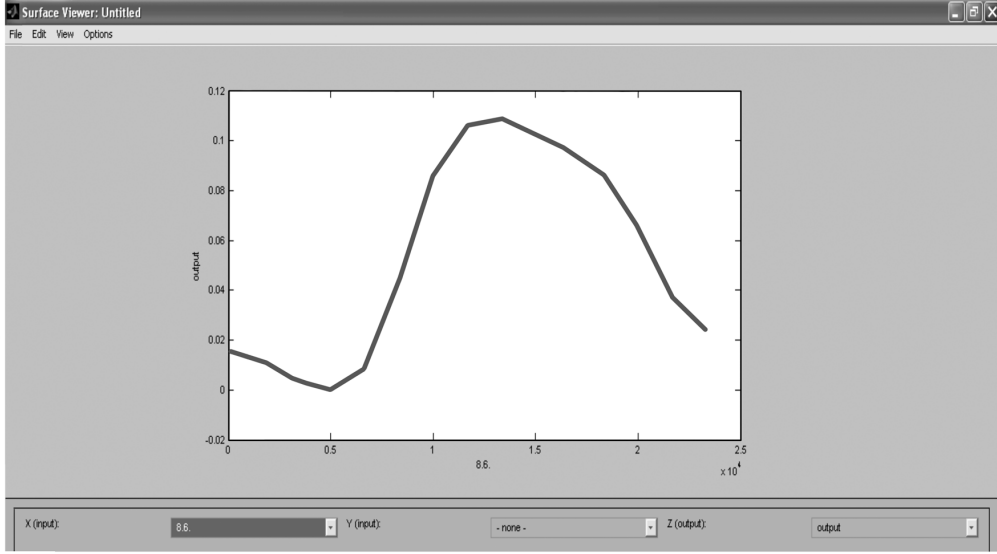
**řekil 5:** (Özkaynak + Toplam Kar)/(Mevd.+Mev.Dıřı Kay.) (1.3.) Oranına İliřkin Olarak Sinirsel Bulanık Ađ Modeli Tarafından Geliřtirilen Fonksiyon



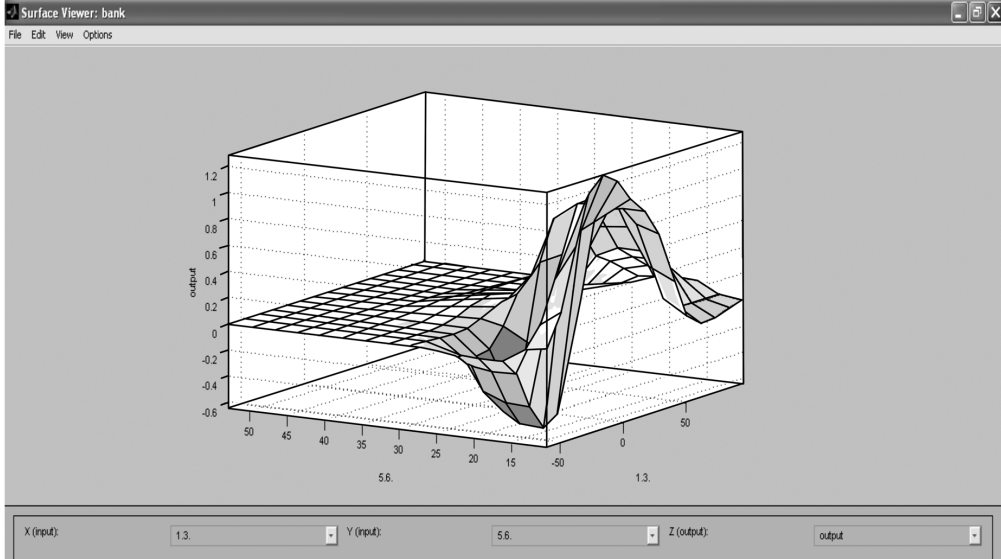
**řekil 6:** Faiz Giderleri/Ort.Götürülü Aktifler (5.6.) Oranına İliřkin Olarak Sinirsel Bulanık Ađ Modeli Tarafından Geliřtirilen Fonksiyon



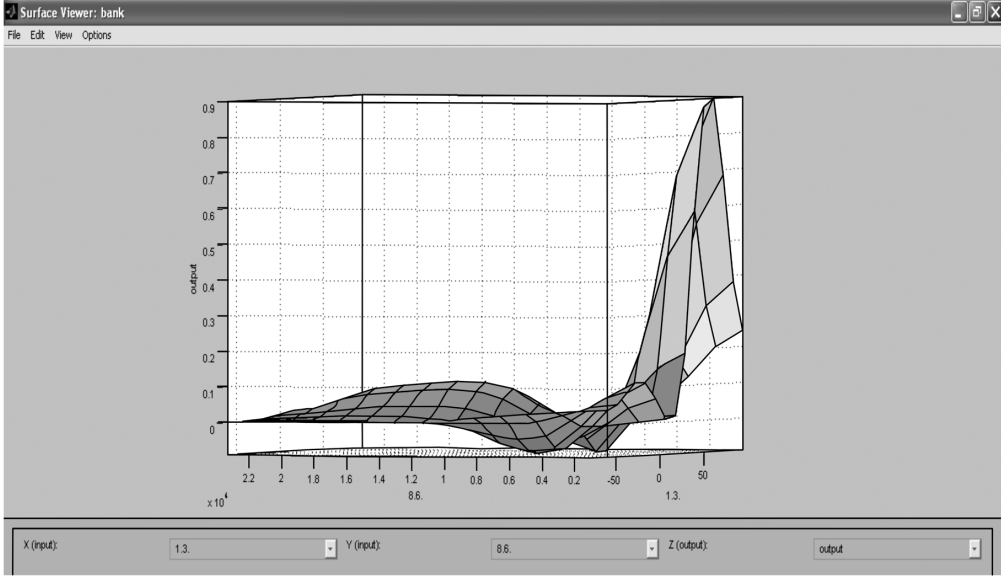
**Şekil 7:** Şube Başına Kredi (8.6.) Oranına İlişkin Olarak Sinirsel Bulanık Ağ Modeli Tarafından Geliştirilen Fonksiyon



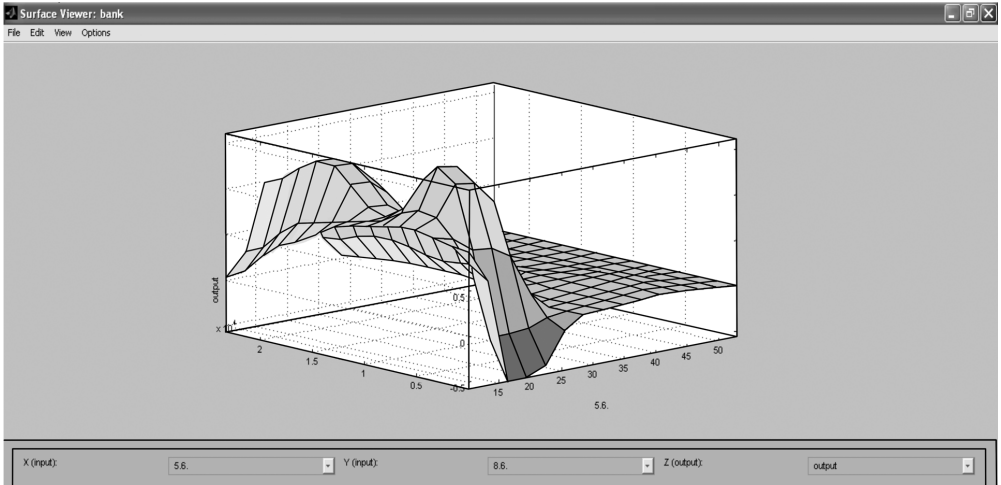
**Şekil 8:**  $(\text{Özkaynak} + \text{Toplam Kar}) / (\text{Mevd.} + \text{Mev. Dışı Kay.})$  (1.3.) ve Faiz Giderleri / Ort. Götürülü Aktifler (5.6.) Oranına İlişkin Olarak Geliştirilen Fonksiyon



**Şekil 9:**  $(\text{Özkaynak} + \text{Toplam Kar})/(\text{Mevd.} + \text{Mev. Dışı Kay.})$  (1.3.) ve Şube Başına Kredi (8.6.) Oranına İlişkin Olarak Geliştirilen Fonksiyon



**Şekil 10:** Faiz Giderleri/Ort. Götürülü Aktifler (5.6.) ve Şube Başına Kredi (8.6.) Oranına İlişkin Olarak Geliştirilen Fonksiyon



Şekil 5-7'de 3 finansal orana ilişkin olarak sinirsel bulanık ağ modeli tarafından geliştirilen fonksiyonlar yer almaktadır. Buna göre  $(\text{Özkaynak} + \text{Toplam Kar})/(\text{Mevd.} + \text{Mev. Dışı Kay.})$  oranının negatif değerlerinde bankaların başarısız grubuna atanma olasılığı bulunmaktadır. Bu oranın pozitif değerler alması ile birlikte, özellikle 10 ile 30 değerleri arasında bankaların başarılı gruba atanma olasılıklarının yüksek olduğu

görülmektedir. Faiz Giderleri/Ort.Götürülü Aktifler oranının 10 ile 20 değerleri arasında bankaların başarılı gruba atanma olasılığı yüksekken, bu oranın artmasıyla birlikte bu olasılığın gittikçe azaldığı da Şekil 6'da görülmektedir. Şube Başına Kredi değişkenine ilişkin olarak sinirsel bulanık ağ modelinin geliştirmiş olduğu fonksiyon Şekil 7'de verilmiştir. Burada da Şube Başına Kredi tutarının 5 milyon lirayı aşması ile birlikte bankaların başarılı grubuna atanma olasılığının olduğu görülürken, bu tutarın artan değerlerinde başarılı gruba atanma olasılığının da arttığı görülmektedir.

Şekil 8-10'da ise söz konusu oranların ikiyeşerli olarak kullanılması ile oluşturulan fonksiyonlar yer almaktadır. Bağımsız değişkenler ikili olarak ele alındığında da (Özkaynak + Toplam Kar)/(Mevd.+Mev. Dışı Kay.) oranının negatif değerlerinde ve Faiz Giderleri/Ort.Götürülü Aktifler oranının 18 ile 25 değerleri arasında bankaların başarısız grubuna atanma olasılığı bulunmaktadır. Faiz Giderleri/Ort.Götürülü Aktifler oranının aynı değerlerinde (Özkaynak + Toplam Kar)/(Mevd.+Mev. Dışı Kay.) oranının 20 değerinin aşmasıyla birlikte bankaların başarılı gruba atanma olasılığı yüksektir. (Özkaynak + Toplam Kar)/(Mevd.+Mev. Dışı Kay.) oranının negatif değerlerinde ve Şube Başına Kredi 8 milyon TL'ye kadar olan değerlerinde bankaların başarısız grubuna atanma ihtimali yüksektir. Diğer taraftan (Özkaynak + Toplam Kar)/(Mevd.+Mev. Dışı Kay.) oranının çok yüksek değerlerinde Şube Başına Kredi tutarı çok az da olsa bankaların başarılı gruba atanma ihtimallerinin yüksek olduğu da görülmektedir. Şube Başına Kredi tutarının 4 milyon TL'den daha az ve Faiz Giderleri/Ort.Götürülü Aktifler oranının 18 ile 25 değerleri arasında bankaların başarısız grubuna atanma olasılığı söz konusudur. Şube Başına Kredi tutarının 4 milyon TL'den yüksek değerlerinde ve Faiz Giderleri/Ort.Götürülü Aktifler oranının 25'e kadar olan değerlerinde ise bankaların başarılı grubuna atanma olasılığının yüksek olduğu görülmüştür.

## 7. Sonuç

Banka finansal başarısızlıklarının öngörüsünde ilk olarak ayırma analizi, logit ve probit gibi istatistiksel modeller kullanılmıştır. Ancak istatistiksel modellerin bir takım varsayımlarının bulunması ve bu varsayımların kimi zaman sağlanamaması örneklem üzerinde elde edilen başarının genelleştirilmesi konusunda bazı sakıncalar doğurmaktadır. Yapay zekâ teknolojilerinden biri olan yapay sinir ağları ise bu alandaki yüksek öngörü başarısı ile ön plana çıkmaktadır. Ancak yapay sinir ağ modeline ilişkin katsayılar, ağı içinindeki ağırlıklar üzerinde saklı kaldığı için yorumlanamamaktadır. Dolayısıyla bağımsız değişkenlerin model içerisinde ne şekilde kullanılarak karar alındığı bilinmemektedir.

Bu çalışmada, Türk bankacılık sektöründe erken uyarı sistemi olması amacıyla, banka finansal başarısızlıklarının öngörüsü melez bir yapay zekâ teknolojisi olan sinirsel bulanık ağ modeli ile gerçekleştirilmiştir. İstatistiksel yöntemlerde varsayımların

ihlal edilmesinden dolayı yaşanan sıkıntılar sinirsel bulanık ađ modelinde yaşanmamaktadır. Aynı zamanda yapay sinir ađları tarafından modelin nasıl karar aldığının bilgisi sinirsel bulanık ađ modeli ile yorumlanabilmektedir. Sinirsel bulanık ađ ile kurulan modelden elde edilen öngörü başarısı eğitim ve geçerlilik seti için sırasıyla %100 ve %81,25 olarak bulunmuştur. Aynı örneklem üzerinde ayırma analizinin öngörü başarısı eğitim ve geçerlilik seti için sırasıyla %95,83 ve %75'dir. Ancak iki modelin performansı arasındaki farklılık istatistiksel olarak anlamlı bulunmamıştır.

Bu araştırmada sinirsel bulanık ađ modelinden yüksek öngörü başarısı elde edilmesinin yanında modelin nasıl karar aldığı da görülebilmektedir. Buna göre sinirsel bulanık ađ modeli (Özkaynak + Toplam Kar)/(Mevd.+Mev. Dışı Kay.) oranının düşük, Faiz Giderleri/Ort.Götürülü Aktifler oranının yüksek ve Şube Başına Kredi tutarının düşük değerlerinde bankaları başarısız olarak değerlendirmiştir. (Özkaynak + Toplam Kar)/(Mevd.+Mev. Dışı Kay.) oranının ve Şube Başına Kredi tutarının artması, Faiz Giderleri/Ort.Götürülü Aktifler oranının düşük değerlerinde ise sinirsel bulanık ađ modelinin bankaları başarılı olarak değerlendirdiği görülmüştür.

Finansal başarısızlık öngörü çalışmalarında kurulan modeller genellikle yüksek öngörü başarısına odaklanmaktadır. Yüksek öngörünün yanında değişkenlerin model tarafından nasıl kullanılarak karar alındığı da önemlidir. Bu araştırmada sinirsel bulanık ađ modelinin değişkenleri ne şekilde kullanılarak karar aldığı yorumlanmaya çalışılmıştır. Sinirsel bulanık ađ modelinin bağımsız değişkenleri, ayırma analiz fonksiyonunda yer alan finansal oranlardır. Gruplar arasında anlamlı bulunan diğer finansal oranlar kullanılarak da benzer modeller geliştirilebilir. Yalnız sinirsel bulanık ađ modelinin sınırlı sayıda değişkenle model kurabildiği de unutulmamalıdır.

## Kaynakça

1. Abonyi, J.. (2003). Fuzzy model identification for control: Birkhauser.
2. Akkoç, S.. (2007). "Finansal Başarısızlığın Öngörülmesinde Sinirsel Bulanık Ağ Modelinin Kullanımı ve Ampirik Bir Çalışma" Dumlupınar Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Yayınlanmamış Doktora Tezi, Kütahya.
3. Aktaş, R., Doğanay, M. M. ve Yıldız, B.. (2003) "Mali Başarısızlığın Öngörülmesi: İstatistiksel Yöntemlerle Yapay Sinir Ağı Karşılaştırması", Ankara Üniversitesi S.B.F. Dergisi, C.58, S.4, 2-13.
4. Alam P., Booth D., Lee K. ve Thordarson T.. (2000). "The use of fuzzy clustering algorithm and self-organizing neural network for identifying potentially failing banks: An experiment study", Expert Systems with Applications, Vol. 18, 185-199.
5. Altman, Edward I.. (1968). "Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy", The Journal of Finance, Vol.23, No.4, September, 589-609.
6. Bankacılık Düzenleme ve Denetleme Kurumu, (2001) Bankacılık Sektörü Yeniden Yapılandırma Programı, www.bddk.org.tr
7. Bankacılık Düzenleme ve Denetleme Kurumu, (2003) Bankacılık Sektörü Yeniden Yapılandırma Programı Gelişme Raporu-(VII), www.bddk.org.tr
8. Bankacılık Düzenleme ve Denetleme Kurumu, (2008) Finansal Piyasalar Raporu, Mart 2008, www.bddk.org.tr
9. Bell T.B.. (1997). "Neural nets or the logit model: A comparison of each model's ability to predict commercial bank failures, International Journal of Intelligent Systems in Accounting", Finance and Management, Vol. 6, 249–264.
10. Benli, K.Y.. (2005) "Bankalarda Mali Başarısızlığın Öngörülmesi Lojistik Regresyon ve Yapay Sinir Ağı Karşılaştırması", Gazi Üniversitesi Endüstriyel Sanatlar Eğitim Fakültesi Dergisi, Sayı 16, 31-46.
11. Boyacıoğlu, M. A., Kaya Y. ve Baykan Ö.K.. (2009). "Predicting bank financial failures using neural networks, support vector machines and multivariate statistical methods: A comparative analysis in the sample of savings deposit insurance fund (SDIF) transferred banks in Turkey Expert Systems with Applications", Expert Systems with Applications, Vol. 36, Issue 2, Part 2, 3355-3366.
12. Canbas, S., Cabuk A. ve Kilic S.B.. (2005). "Prediction of commercial bank failure via multivariate statistical analysis of financial structure: The Turkish case", European Journal of Operational Research, Vol. 166, 528–546.
13. Celikyilmaz, A., Türkşen, B.I., Aktaş, R., Doganay, M.M. ve Ceylan B.N.. (2009). "Increasing accuracy of two-class pattern recognition with enhanced fuzzy functions" Expert Systems with Applications, Vol. 36, 1337-1354.

14. Chauhan, N., Ravi, V. ve Chandra, K.D.. (2009). "Differential evolution trained wavelet neural networks: Application to bankruptcy prediction in banks" *Expert Systems with Applications*, Vol. 36, 7659-7665.
15. Chen, H.J., Huang, S.Y. ve Lin, C.S.. (2009) "Alternative diagnosis of corporate bankruptcy: A neuro fuzzy approach" *Expert Systems with Applications*, Vol. 36, 7710-7720.
16. Cielen A., Peters L. ve Vanhoof K.. (2004). "Bankruptcy prediction using a data envelopment analysis", *European Journal of Operational Research*, Vol. 154, 526-532.
17. Çinko, M. ve Avcı, E.. (2008). "CAMELS Dereceleme Sistemi ve Türk Ticari Bankacılık Sektöründe Başarısızlık Tahmini" *BDDK Bankacılık ve Finansal Piyasalar*, Cilt.2 Sayı.2, 25-48.
18. Davalos, S., Gritta R.D. ve Chow G.. (1999). "The application of a neural network approach to predicting bankruptcy risks facing the major US air carriers: 1979-1996" *Journal of Air Transport Managements*, Vol. 5, No. 2, April, 81-86.
19. Doğanay, M. M., Ceylan N.B. ve Aktaş R.. "Predicting financial failure of the Turkish Banks", *Annals of Financial Economics*, Vol. 1, 97-117.
20. Elmas, Ç.. (2003). *Bulanık Mantık Denetleyiciler*, Birinci Baskı, Seçkin Yayıncılık, Ankara, Nisan.
21. Jang, S.R., Sun, C.T. ve Mizutani, E.. (1997). "Neuro-Fuzzy and Soft Computing", Prentice-Hall, Inc.
22. Jo, H., Han I. ve Lee H.. (1997). "Bankruptcy prediction using case-based reasoning, neural networks, and discriminant analysis" *Expert Systems with Applications*, Vol. 13, Issue 2, 97-108.
23. Kao C., S. ve Liu T.. (2004). "Prediction bank performance with financial forecasts: A case of Taiwan commercial banks", *Journal of Banking & Finance*, Vol. 28, 2353-2368.
24. Karacabey A.A.. (2007). "Bank failure prediction using modified minimum deviation model", *International Research Journal of Finance and Economics*, Vol. 12, 147-159.
25. Kolari J., Glennon D., Shin H. ve Caputo M.. (2002). "Predicting large US commercial bank failures", *Journal of Economics and Business*, Vol. 54, No. 32-1, 361-387.
26. Kosko, B. ve Isaka, S.. (1992). "Fuzzy Logic", *Scientific American Science*, Vol. 1, No. 1.
27. Lee, K., Booth D. ve Alam P.. (2005). "A comparison of supervised and unsupervised neural networks in predicting bankruptcy of Korean firms", *Expert Systems with Applications*, Vol. 29, No. 1, July, 1-16.

28. Leshno M. ve Spector Y.. (1996). "Neural network prediction analysis: The bankruptcy case", *Neurocomputing* Vol. 10 125-147.
29. Martin, D. (1977).. "Early warning of bank failure", *Journal of Banking and Finance*, Vol. 1, 249-276.
30. Meyer, Paul A. ve Pifer H. W.. (1970). "Prediction of bank failures", *The Journal of Finance*, Vol. 25, September, 853-858.
31. Ng, G.S., Quek C. ve Jiang H.. (2008). "FCMAC-EWS: A bank failure early warning system based on a novel localized pattern learning and semantically associative fuzzy neural network", *Expert Systems with Applications*, Vol. 34, 989–1003.
32. Nguyen, M.N., Shi, D. ve Quek, C.. (2008). "A nature inspired Ying–Yang approach for intelligent decision support in bank solvency analysis" *Expert Systems with Applications*, Vol. 34, 2576-2587.
33. Ravi P. Kumar ve Ravi V.. (2007). "Bankruptcy prediction in banks and firms via a statistical and intelligent techniques", A review, *European Journal of Operational Research*, Vol. 180, 1–28.
34. Ravi V. ve Pramodh C.. (2008). "Threshold accepting trained principal component neural network and feature subset selection: Application to bankruptcy prediction in banks", *Applied Soft Computing*, Vol. 8, Issue 4, 1539-1548.
35. Salchenberger L., Mine C. ve Lash N. (1992). *Neural networks: A tool for predicting thrift failures*, *Decision Sciences* Vol. 23, 899–916.
36. Sevim, S., Yıldız, B. ve Akkoç, S.. (2008). "Bankruptcy Prediction Using Neuro-Fuzzy Modeling and an Empirical Analysis" *Second International Credit Risk and Rating Conference*, Hacettepe University, May 8-10, Ankara, Turkey.
37. Sharda R. ve Wilson R.L.. (1993). "Performance comparison issues in neural network experiments for classification problems", *Proceedings of the 26th Hawaii International Conference on System Scientists*.
38. Sinkey, J.F. (1975).. "A multivariate statistical analysis of the characteristics of problem banks", *Journal of Finance*, Vol. 30, 21-36.
39. Swicegood P. ve Clark J.A.. (2001). "Off-site monitoring for predicting, bank under performance: A comparison of neural networks, discriminant analysis and professional human judgment", *International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management* , Vol.10, 169–186.
40. Tam K.Y. (1991).. "Neural network models and the prediction of bank bankruptcy", *Omega*, Vol. 19, No. 5, 429–445.
41. Tam K.Y. ve Kiang M.. (1992). "Predicting bank failures: A neural network approach", *Decision Sciences*, Vol. 23, 926–947.



42. Tan N.W. ve Dihadjo H.. (2001). "A study on using artificial neural networks to develop an early warning predictor for credit union financial distress with comparison to the probit model", *Managerial Finance*, Vol. 27, No. 4, 56-77.
43. Tsukuda J., S. ve Baba I.. (1994). "Predicting Japanese corporate bankruptcy in terms of finance data using neural network", *Computers and Industrial Engineering*, Vol. 27, No. 1-4, 445-448.
44. Tung W.L., Quek C. ve Cheng P.. (2004). "GenSo-EWS: A novel neural-fuzzy based early warning system for predicting bank failures", *Neural Networks*, Vol. 17, 567-587.
45. West R.C. (1985).. "A factor analytic approach to bank condition", *Journal of Banking and Finance*, Vol. 9, 253-266.
46. Wilson R.L. ve Sharda R.. (1994). "Bankruptcy prediction using neural networks", *Decision Support Systems*, Vol. 11, 545-557.
47. Yang, Z.R., Platt M.B. ve Platt H.D.. (1999). "Probabilistic neural networks in bankruptcy prediction" *Journal of Business Research*, Vol. 44, No. 2, February, 67 - 74.
48. Yıldız, B.. (1999). "Finansal Başarısızlığın Öngörülmesinde Yapay Sinir Ağı Kullanımı ve Ampirik Bir Çalışma" *Dumlupınar Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Yayınlanmamış Doktora Tezi, Kütahya*.
49. Zadeh, L. (1965). "Fuzzy Sets", *Information and Control*, Vol. 8, No. 3, 338-353.
50. Zhang, G., Hu M.Y., Patuwo B.E. ve Indro D.C.. (1999). "Artificial neural networks in bankruptcy prediction: General framework and cross-validation analysis" *European Journal of Operational Research*, Vol. 116, 16-32.

**Ek 1: Örneklemleri Oluşturan Bankalara İlişkin Bilgiler**

<b>Faaliyet</b>	<b>Sahiplik Açısından</b>	<b>Fona Devir Tarihi</b>	<b>Mali Tablo Yılı</b>	<b>Banka Adı</b>
Mevduat	Yerli özel	6 Kasım 1997	1996	Türk Ticaret Bankası A.Ş.
Mevduat	Yerli özel	12 Aralık 1998	1997	Bank Ekspres A.Ş.
Mevduat	Yerli özel	7 Ocak 1999	1998	Interbank
Mevduat	Yerli özel	22 Aralık 1999	1998	Egebank A.Ş.
Mevduat	Yerli özel	22 Aralık 1999	1998	Yurt Ticaret ve Kredi Bankası A.Ş.
Mevduat	Yerli özel	22 Aralık 1999	1998	Sümerbank A.Ş.
Mevduat	Yerli özel	22 Aralık 1999	1998	Eskişehir Bankası T.A.Ş.
Mevduat	Yerli özel	22 Aralık 1999	1998	Türkiye Tütüncüler Bankası Yaşarbank A.Ş.
Mevduat	Yerli özel	27 Ekim 2000	1999	Etibank A.Ş.
Mevduat	Yerli özel	27 Temmuz 2000	1999	Bank Kapital Türk A.Ş.
Mevduat	Yerli özel	6 Aralık 2000	1999	Demirbank T.A.Ş.
Mevduat	Yerli özel	27 Şubat 2001	2000	Ulusal Bank T.A.Ş.
Mevduat	Yerli özel	15 Mart 2001	2000	İktisat Bankası T.A.Ş.
Mevduat	Yerli özel	9 Temmuz 2001	2000	Kentbank A.Ş.
Mevduat	Yerli özel	9 Temmuz 2001	2000	Ege Giyim Sanayicileri Bankası A.Ş.
Mevduat	Yerli özel	9 Temmuz 2001	2000	Sitebank A.Ş.
Mevduat	Yerli özel	9 Temmuz 2001	2000	Milli Aydın Bankası T.A.Ş. (Tarişbank)
Mevduat	Yerli özel	9 Temmuz 2001	2000	Bayındırbank A.Ş.
Mevduat	Yerli özel	30 Kasım 2001	2000	Toprakbank A.Ş.
Mevduat	Yerli özel	-	2000	Adabank A.Ş.
Mevduat	Yerli özel	-	2000	Akbank T.A.Ş.
Mevduat	Yerli özel	-	2000	Alternatif Bank A.Ş.
Mevduat	Yerli özel	-	2000	Anadolubank A.Ş.
Mevduat	Yerli özel	-	2000	Birleşik Türk Körfez Bankası A.Ş.
Mevduat	Yabancı	-	2000	Denizbank A.Ş.
Mevduat	Yerli özel	-	2000	Fiba Bank A.Ş.
Mevduat	Yabancı	-	2000	Finans Bank A.Ş.
Mevduat	Yerli özel	-	2000	Koçbank A.Ş.
Mevduat	Yerli özel	-	2000	MNG Bank A.Ş.
Mevduat	Yabancı*	-	2000	Oyak Bank A.Ş.
Mevduat	Yerli özel	-	2000	Pamukbank T.A.Ş.
Mevduat	Yerli özel	-	2000	Şekerbank T.A.Ş.
Mevduat	Yerli özel	-	2000	Tekstil Bankası A.Ş.
Mevduat	Yerli özel	-	2000	Turkish Bank A.Ş.
Mevduat	Yerli özel	-	2000	Türk Dış Ticaret Bankası A.Ş.
Mevduat	Yerli özel	-	2000	Türk Ekonomi Bankası A.Ş.
Mevduat	Yerli özel	-	2000	Türkiye Garanti Bankası A.Ş.
Mevduat	Yerli özel	-	2000	Türkiye İmar Bankası T.A.Ş.
Mevduat	Yerli özel	-	2000	Türkiye İş Bankası A.Ş.
Mevduat	Yerli özel	-	2000	Yapı ve Kredi Bankası A.Ş.

Not: BDDK, Bankacılık Sektörü Yeniden Yapılandırma Programı, 15 Mayıs 2001 s. 15; BDDK, Bankacılık Sektörü Yeniden Yapılandırma Programı Gelişme Raporu (VII) s. 26. ; BDDK Aylık Bülten Yıl:4 Sayı:33 Ocak 2008.

\* Oyakbank A.Ş. 02.01.2008 tarihi itibarıyla yabancı bankalar grubunda sınıflandırılmaktadır.

**Ek 2: Z Testi Sonuçları**

$$\hat{p} = \frac{n_1 P_{(AA)} + n_2 P_{(SBA)}}{n_1 + n_2}$$

$$\hat{p} = \frac{16(0,75) + (0,8125)}{16+16}$$

$$\hat{p} = \frac{12+13}{32}$$

$$\hat{p} = 0,78125$$

$$\hat{q} = 1 - p$$

$$\hat{q} = 1 - 0,78125$$

$$\hat{q} = 1 - 0,21875$$

$$Z_{Hes} = \frac{P_{(SBA)} - P_{(AA)}}{\sqrt{\hat{p} \cdot \hat{q} \cdot \left( \frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2} \right)}}$$

$$Z_{Hes} = \frac{0,78125 - 0,75}{\sqrt{0,78125 \cdot 0,21875 \cdot \left( \frac{1}{16} + \frac{1}{16} \right)}}$$

$$Z_{Hes} = \frac{0,0625}{\sqrt{0,170,125}}$$

$$Z_{Hes} = \frac{0,0625}{\sqrt{0,2125}}$$

$$Z_{Hes} = \frac{0,0625}{0,1458}$$

$$Z_{Hes} = 0,429$$

