

# CAMELS Dereceleme Sistemi ve Türk Ticari Bankacılık Sektöründe Başarısızlık Tahmini

Murat Çinko\*  
Emin Avcı\*\*

## Özet

CAMELS dereceleme sistemi (veya benzerleri) çeşitli ülkelerin bankacılık denetim otoriteleri tarafından yıllardır kullanılmaktadır. Bu çalışmada, mali oranlar kullanılarak temsili CAMELS dereceleri ve bileşenleri 1996-2000 yılları için hesaplanmıştır. CAMELS bileşenlerini oluşturan mali oranlar yardımıyla, 2001 yılında TMSF'ye devredilen bankalar diskriminant analizi, lojistik regresyon ve yapay sinir ağları modelleri kullanılarak tahmin edilmeye çalışılmıştır. Bulgular, bir bankanın TMSF'ye devrinin temsili CAMELS oranları kullanılarak tahmin edilebilmesinin mümkün olmadığını göstermiştir.

**Anahtar Kelimeler:** CAMELS, Finansal Başarısızlık Tahmini

**JEL Sınıflaması:** G17, G21, G33

## Abstract - CAMELS Rating System and Forecasting the Financial Failure in the Turkish Commercial Banking Sector

Banking supervisory agencies around the world have been utilizing CAMELS rating system (or variants) for many years. In this study, financial ratios were used to calculate representative CAMELS ratings and components for 1996 - 2000. The financial ratios, which were used to calculate the CAMELS components, were utilized to predict the transfer of commercial banks in 2001 to the SDIF by the use of discriminant analysis, logistic regression and neural network models. Findings of the study presented that it was not possible to predict the transfer of a bank to SDIF by the use of CAMELS ratios.

**Keywords:** CAMELS, Financial Failure Prediction

**JEL Classification:** G17, G21, G33

\* Yrd.Doç.Dr., İngilizce İşletme Bölümü, Marmara Üniversitesi

\*\* Dr., İngilizce İşletme Bölümü, Marmara Üniversitesi

## 1. Giriş<sup>1</sup>

Uluslararası finansal bütünleşme, özellikle gelişmekte olan ülkeler açısından kimi faydalar sağlamakla beraber, ekonomik istikrar ve büyüme ekseninde çeşitli sorunları da beraberinde getirmektedir. Bu sorunlar temelde kısa vadeli düzensiz (oynak) sermaye akımlarının sebebiyet verdiği hızlı parasal genişleme, enflasyon baskısı, ulusal paranın reel anlamda değer kazanması ve artan cari açıklar olarak özetlenebilir (Agenor, 2003).

Söz konusu sorunlar, ülke ekonomilerinin yapı taşlarını oluşturan finansal kurumları da derinden etkilemektedirler. Bu kurumların başında ticari bankalar gelmektedir. Özellikle, finansal bütünleşme süreci ve beraberinde taşıdığı finansal serbestleşme uygulamaları bankacılık sektörünün daha karmaşık bir yapıya bürünmesi ve potansiyel olarak daha riskli hale gelmesine sebep olmuştur (Sahajwala ve Bergh, 2000).

Dolayısı ile hem yerel hem de uluslararası düzeyde, sağlıklı ve istikrarlı büyümenin temel belirleyicilerinden biri olan bankacılık sektörünün gözetimi ve denetimi büyük önem taşımaya başlamıştır. Bu doğrultuda, sektörün gözetim ve denetimine ilişkin uluslararası düzeyde çalışmalar yürütülmekte ve bu çalışmalar günümüzde Basel Bankacılık Denetim Komitesi tarafından yönlendirilmektedir. Komite, 1988 yılında yayınlanan Basel I Uzlaşısı ve 2006 yılında nihai şekli verilen Basel II Uzlaşısı ile bankacılık sermaye yeterliliği ölçümlerinin standarda kavuşturulması ve uluslararası bankacılık sisteminin sağlamlştırılmasına yardımcı olmaya çalışmaktadır (BDDK, 2008). Komite, aynı zamanda 1997 yılında yayınladığı ve 2006 yılında güncellediği "*Bankaların Etkin Gözetimine İlişkin Temel İlkeler (Core Principles for Effective Banking Supervision)*" (BIS, 2006a); 1999 ve 2006 yıllarında yayınladığı "*Temel İlkeler Yöntemi (Core Principle Methodology)*" doğrultusunda bankacılık sektöründe denetime ve gözetime ilişkin uluslararası düzeyde kabul görmüş bir sistem oluşturmaya çalışmaktadır.

Söz konusu sistem birçok ülke tarafından benimsenmiş ve Avrupa Parlamentosu ve Konseyi tarafından yön gösterici olarak kabul edilmiştir (BDDK, 2008). Fakat, Basel komitesi tarafından ortaya konan bu ilkeler yasal bir zorunluluk getirmemekte ve tavsiye niteliği taşımaktadır. Basel II uzlaşısı ülkelere kendi iç dinamikleri doğrultusunda alternatif uygulamalardan uygun olanı seçmesine imkân vermektedir. Dolayısı ile ülkeler arasında gözetim ve denetim uygulamalarında farklılıklar ortaya çıkmaktadır (BIS, 2006b).

Her ne kadar, bankacılık gözetim ve denetim uygulamalarında ülkeden ülkeye farklılıklar gözlense de, bankacılık sektörünün gözetim ve denetiminde uygulanmakta olan iki temel sistemden söz etmek mümkündür. Bu sistemler "*Yerinde Denetim (On-site)*" ve "*Uzaktan Gözetim (Off-site)*" sistemleridir.

Yerinde denetim sistemleri, bankacılık otoritelerinin yetkili kıldığı denetçilerin, ilgili bankanın çalışma ortamında bilfiil denetim faaliyetlerini yürüttükleri sistemlerdir

<sup>1</sup> Bu çalışma TÜBİTAK tarafından desteklenmiş bir projenin parçasıdır.

(Gilbert, vd., 2000). Bu sistemler temel olarak banka faaliyetlerinin kanun ve düzenlemelere uygunluğunu denetlemek ve bankaların finansal durumları hakkında bilgi toplamak amacıyla uygulanmaktadır (Whalen ve Thomson, 1988). Aynı zamanda, bankaların yeterli düzeyde iç kontrol sistemlerine sahip olup olmadıkları da, bu sistemler sayesinde analiz edilmektedir (Cole ve Gunter, 1995).

Yerinde denetim sistemleri ile bankaların mevcut finansal durumları hakkında kesin ve doğru bilgiler elde edilirken (Swicegood ve Clark, 2001); genellikle kamuya açıklanmayan, tahsil edilemeyen krediler ve bunlar için ayrılmış karşılıklar ve sermayenin yeterliliği gibi bilgilere de ulaşmak mümkün olmaktadır. Ayrıca, yerinde denetim sistemleri banka yönetiminin becerileri ve tecrübeleri konusunda da geniş bilgi sunmaktadır (Curry, vd., 2003). Wheelock ve Wilson (2005) 1987-1997 yıllarını kapsayan çalışmalarında, yerinde denetim uygulamalarının, banka başarısızlıklarını önlemede önemli yer tuttuğunu göstermişlerdir.

Ancak, söz konusu sistemler yoğun bir çalışma programı altında ve yüksek maliyetle gerçekleştirilirler (Gilbert, vd., 2002). Ayrıca, bu sistemlerin sağlıklı işleyebilmesi, gözetim ve denetim otoritelerinin yeterli sayıda eğitimli insan gücü ve yeterli bütçe imkânlarına sahip olmaları ile mümkündür (Whalen ve Thomson, 1988). Diğer taraftan yerinde denetim sistemlerinin bankalar hakkında sağladığı bilgiler uzun süre geçerliliklerini koruyamamaktadırlar (Swicegood ve Clark, 2001). Kimi çalışmalar göstermiştir ki, söz konusu sistemlerin sağladığı bilgiler altı ay gibi kısa bir sürede geçerliliklerini yitirmeye başlamakta (Cole ve Gunter, 1995) ve 12 ay gibi bir süre içerisinde de geçerliliklerini tamamen yitirmektedirler (Hirtle ve Lopez, 1999).

Dolayısı ile bankacılık sektörünün sürekli olarak kontrol altında tutulabilmesi, bankaların finansal yapılarının sağlamlığının garanti altına alınabilmesi veya ekonomiyi etkileyebilecek bankacılık kökenli olumsuzlukların önceden tahmin edilip önlem alınabilmesi amacıyla uzaktan gözetim sistemleri geliştirilmiştir. Uzaktan gözetim sistemleri, genel olarak bankalardan alınan mali raporların çeşitli metotlarla incelenmesine ve yorumlanmasına dayanan sistemlerdir.

Uzaktan gözetim sistemleri içerisinde temelde iki yaklaşımdan söz etmek mümkündür. Bu yaklaşımlar; gözetim ekranları (supervisory screen) ve ekonometrik modellerdir. Gözetim ekranları, denetçiler tarafından belirlenen ölçütler doğrultusunda, mali tablolar yardımıyla, bankaların finansal durumlarının ortaya konduğu yöntemlerdir. Ancak denetçinin bireysel tecrübeleri analiz sonucunu etkilediğinden bu yaklaşım nesnel olamamaktadır. Diğer taraftan ikinci yaklaşım olan ekonometrik modellerde ise, bankaların finansal durumları ekonometrik yöntemler kullanılarak tespit edilmektedir (Gilbert, vd., 1999). Dolayısı ile analiz sonuçları diğer yaklaşıma göre daha nesnel olmaktadır.

Uzaktan gözetim sistemleri, gözetim ve denetim otoritelerine bankaların mevcut durumları hakkında sürekli bilgi sağlayarak, yerinde denetim faaliyetlerinin organize edilmesine olanak sağlamaktadırlar. Ayrıca iki yerinde denetim faaliyeti arasında geçen zamanda bankaların finansal güvenilirliklerinin izlenmesine de olanak vermektedirler. (Gilbert, vd., 2000).

Uygulanma şekilleri ve kullandıkları yöntemler itibari ile farklı özellikler taşıyan yerinde denetim ve uzaktan gözetim sistemleri, denetim ve gözetim otoritelerine farklı alanlarda avantajlar sunmaktadırlar. Dolayısı ile etkin denetim ve gözetim sağlamak için denetim ve gözetim otoriteleri söz konusu iki sistemi aynı anda kullanabilmektedirler (Cole ve Gunter, 1998).

Bu duruma karşılık gelen en iyi örnek Amerika Birleşik Devletleri'nde kullanılmakta olan sistemlerdir. Amerika Birleşik Devletleri'nde bankaların yerinde denetimi için yaygın olarak bilinen adıyla CAMELS dereceleme sistemi, orijinal adı ile Tekdüzen Finansal Kurumlar Dereceleme Sistemi (The Uniform Financial Institutions Rating System – UFIRS) kullanılmaktadır (FDIC, 1997). CAMELS ilk oluşumunda 5 bileşenden oluşan bir sistem olarak tasarlanmıştır. Bu bileşenler Sermaye Yeterliliği (Capital Adequacy), Varlıklar Kalitesi (Assets Quality), Yönetim Yeterliliği (Management Adequacy), Gelirler (Earnings) ve Likiditedir (Liquidity). Fakat gelişen finansal piyasalar ve teknolojik imkanlar neticesinde artan işlem çeşitliliği ve miktarı, denetim ve gözetim otoritesi ile birlikte bir başka bileşeni de sisteme dahil etmeye yöneltmiştir. 1996 yılında "Piyasa Riskine Duyarlılık (Sensitivity to Market Risk)" bileşeni de eklenerek sistem bugünkü halini (CAMELS) almıştır.

Diğer taraftan, farklı otoriteler tarafından bankaların veya banka sahibi şirketlerin gözetimi amacıyla kullanılmakta olan pek çok farklı sistemden söz etmek mümkündür. Söz konusu sistemlerden bazıları Denetim Dereceleri Tahmin Sistemi (System to Estimate Examination Ratings – SEER), Uzaktan CAMELS İstatistiksel Derecelemesi (Statistical CAMELS Off-Site Rating - SCOR) ve Büyüme İzleme Sistemi (Growth Monitoring System - GMS) olarak karşımıza çıkmaktadır (King, vd., 2006).

Bu çalışmada, CAMELS dereceleme sisteminin ülkemiz ticari bankacılık sisteminde kullanılabilirliği araştırılacaktır. Bu amaçla, bankacılık sektörü, temsili CAMELS dereceleri çeşitli mali oranlar yardımı ile hesaplanacak ve söz konusu derecelerin bankaların mali başarısızlıklarını tespit etmedeki etkinlikleri ölçülecektir. Bu doğrultuda, çalışmanın ikinci bölümünde ülkemiz ticari bankacılık sektöründe başarısızlık üzerine hazırlanmış çalışmalar irdelenecek ve araştırma yöntemi anlatılacaktır. Üçüncü bölümde, çalışma kapsamında uygulanan yöntemlerin çıktıları incelenecek ve son bölüm olan dördüncü bölümde, çalışmanın genel bir değerlendirmesi yapılacaktır.

## 2. Türk Ticari Bankacılık Sektöründe CAMELS Analizi

Son yıllar da yaşanan finansal krizler ülkemizin hem ekonomik gelişmesini hem de refah düzeyini derinden etkilemiş ve topluma ağır bir fatura ödetmiştir. Yaşanan krizlerin sonuçlarının ülkemiz açısından bu derece sarsıcı olmasının altında yatan temel nedenlerin başında, ekonominin temelini oluşturan ticari bankaların finansal yapılarının yeterince güçlü olmaması gelmektedir.

Geçmişte yaşanan kötü tecrübeler, bankacılık sistemi kontrolünün ne kadar önem taşıdığını göstermektedir. Çalışmanın bu bölümünde, bankacılık sisteminin uzaktan gözetimi için kullanılabilecek CAMELS benzeri bileşenlerin ülkemiz şartlarında uygulanabilirliği, temsili oranlar yardımı ile araştırılacaktır.

### 2.1. Literatür

Finansal başarısızlık veya iflas tahminlerine yönelik pek çok çalışma literatüre geçmiştir. Söz konusu çalışmaların dikkate değer bir bölümü, ülke ekonomileri üzerinde büyük etkileri olan bankalar üzerine yapılmıştır. Bu tarz çalışmaları, genel olarak erken uyarı modelleri olarak adlandırmak mümkündür.

Finansal başarısızlık tahminine ilişkin çalışmalar özellikle 1960'lı yıllardan itibaren hız kazanmıştır. Bu dönemde Altman (1968) finansal oranları kullanarak diskriminant analizi yardımı ile şirketlerde finansal başarısızlık tahmini yapmaya çalışmış; takip eden başka bir çalışmada ise Sinkey (1975) aynı analiz metodu ile 1969-1972 yıllarına ait finansal oranları kullanarak A.B.D. ticari bankacılık sektöründe başarısızlık tahmini yapmaya çalışmıştır.

Finansal başarısızlık tahminleri üzerine yapılan çalışmalarda pek çok farklı istatistikî model kullanılmıştır. Bu modeller arasında diskriminant analizi (Altman, 1968; Sinkey, 1975), lojit analizi (Bell, 1997; Olmeda ve Fernandez, 1997; Jagtiani, vd. 2003, Arena, 2005), probit analizi (Cole ve Gunther, 1998) ve yapay sinir ağları modelleri (Tam ve Kiang, 1992; Swicegood ve Clark, 2001; Kao ve Lui, 2004) vardır.

Ayrıca, gözetim ve denetim otoritelerinin kullandıkları gözetim ve denetim sistemlerine ilişkin çalışmalar da literatürde bulunmaktadır. Bu çalışmalardan, Gilbert vd. (2000), Gilbert vd. (2002) ve Whalen (2005) denetim derecesi düşme olasılığı üzerine çalışmışlardır. Kimi çalışmalar da ise denetim ve gözetim sistemleri ile bankaların ödedikleri faiz oranları arasındaki ilişki araştırılmış (Cargill, 1989), diğer bir kısım çalışmalarda da CAMELS dereceleri ile hisse senedi piyasası ve bankaların hisse senedi performansları arasındaki ilişki incelenmiştir (Hirschhorn, 1987; Berger ve Davies, 1998; Berger vd., 2000; Allien, vd., 2001; Curry, vd., 2003).

Ülkemiz ticari bankacılık sektöründe başarısızlık tahminine ilişkin çalışmalar 1980'li yıllarda başlamıştır. Bu çalışmalardan, Çilli ve Temel (1988) faktör analizi ve çok değişkenli diskriminant analizi kullanarak Türk Bankacılık Sistemine yönelik bir erken uyarı sistemi geliştirmişler ve söz konusu sistemin uygulanabilirliğini incelemişlerdir.

Kaya (2001), 1997 ve 2000 yılları verilerini kullanarak Türk Bankacılık sisteminde CAMELS dereceleme sisteminin etkinliğini araştırmıştır. Özellikle 1997 yılına ilişkin bulgular, CAMELS dereceleme sisteminin ülkemizde uygulanabilirliği yönünde kanıtlar sunmuştur.

Pekkaya vd. (2002) ve Canbaş v.d. (2005) faktör analizi kullanarak, Türk bankacılık sisteminin temel gösterge oranlarını bulmaya çalışmışlar, fakat her iki çalışmada da CAMELS bileşenlerinin tam olarak ülkemiz bankacılık sistemine uymadığı yönünde bulgulara ulaşılmıştır. Aktif kalitesi bileşeni önemlilik derecesi her iki çalışmada da düşük bulunurken, Canbaş v.d. (2005) yönetim yeterliliği ve piyasa riskine duyarlılık bileşenlerinin de belirleyici faktörlerden olmadığını bulmuştur.

Son dönemde yapılan çalışmalarda bankacılık sistemi için bir erken uyarı modeli geliştirilmesine yönelik umut vaadeden sonuçlara ulaşılmaktadır. Bu çalışmalardan, Kılıç (2006) çok kriterli karar alma analizi kullanarak yaptığı çalışmada, 10 mali oranın bankalar arasında belirleyici oran olduğunu bulmuştur. Söz konusu oranlar ve analiz ile sisteme fayda temin edebilecek bir erken uyarı modeli geliştirilmesinin mümkün olduğunu belirtmiştir. Diğer taraftan, Karacabey (2007), mali başarısızlığın tahmin edilmesine yönelik olarak doğrusal olmayan diskriminant analizi kullanımını önermiştir. 1994-2001 yıllarını kapsayan çalışmada, önerilen modelin faktör ve diskriminant analizinden oluşturulan 2 aşamalı modelden daha iyi sonuçlar verdiği bulunmuştur. Boyacıoğlu vd. (2009) yapay sinir ağları modellerinin mali başarısızlık tahminindeki etkinliklerini ölçmeye çalışmışlardır. CAMELS bileşenlerini oluşturan oranları kullanarak bankaların fona devrini tahmin etmişlerdir. Çalışmanın sonuçları göstermiştir ki, yapay sinir ağları modelleri, bankaların finansal başarısızlığını ölçmede, diskriminant, lojistik regresyon ve k-sınıflaması modellerine üstünlük sağlamıştır.

## **2.2. Yöntem**

1996 ile 2000 yılları arasında faaliyette bulunan ve araştırma kapsamında incelenen özel sermayeli ticari bankaların finansal oranları Türkiye Bankalar Birliği'nin web sayfasından alınmıştır. Söz konusu oranlar Tablo 1'de verilmektedir. Toplamda 44 banka için 1996–2000 yıllarını kapsayan veriler kullanılarak analizler yapılacaktır. Bu bankalardan, 19 banka 1997 – 2001 yılları arasında TMSF'ye devredilmiştir. Bu bankalar 2001 yılında Bayındırbank A.Ş., Ege Giyim Sanayicileri Bankası A.Ş., Kentbank A.Ş., Milli Aydın Bankası T.A.Ş. (Tarişbank), Sitebank A.Ş., Toprakbank A.Ş., İktisat Bankası T.A.Ş., Ulusal Bank T.A.Ş.; 2000 yılında Bank Kapital Türk A.Ş., Etibank A.Ş., Demirbank T.A.Ş.; 1999 yılında Interbank, Egebank A.Ş., Eskişehir Bankası T.A.Ş., Sümerbank A.Ş., Yurt Ticaret ve Kredi Bankası A.Ş., Türkiye Tütüncüler Bankası Yaşarbank A.Ş.; 1998 ve 1997 yıllarında sırası ile Bank Ekspres A.Ş. ve Türk Ticaret Bankası A.Ş.' dir.

**Tablo 1: Kullanılan Oranlar**

Sermaye Yeterliliği "C"	Gelirler "E"
Sermaye Yeterlilik Oranı	Net Dönem Kârı/Ortalama Toplam Aktifler
Döviz Pozisyonu/Özkaynaklar	Net Dönem Kârı / Ortalama Özkaynaklar
Net Dönem Kârı/Ortalama Toplam Aktifler	Vergi Öncesi Kâr/Ortalama Toplam Aktifler
Özkaynaklar/Toplam Aktifler	Toplam Gelirler/Toplam Giderler
Aktif Kalitesi "A"	Likidite Durumu "L"
Takipteki Krediler / Toplam Krediler	Likit Aktifler/Toplam Aktifler
(İştirakler+Bağlı Ortaklıklar+Sabit Kıymetler)/ Toplam Aktifler	YP Likit Aktifler/YP Pasifler
Duran Aktifler/Toplam Aktifler	Net Çalışma Sermayesi/Toplam Aktifler
Yönetim Yeterliliği "M"	Piyasa Riskine Duyarlılık "S"
Takipteki Krediler/Toplam Krediler	Menkul Kıymetler Portföyü/Toplam Aktifler
Şube Başına Net Kâr	Menkul Kıymetler Portföyü/Toplam Krediler
Faaliyet Gideri/Toplam Aktifler	YP Aktifler/YP Pasifler
	Net Faiz Geliri/Toplam Aktifler
	Döviz Pozisyonu / Özkaynaklar

Bu çalışmada ilk olarak, temsili oranlar yardımı ile CAMELS bileşenler hesaplanacak ve akabinde Türk ticari bankalarının 1996-2000 yılları için CAMELS dereceleri hesaplanacaktır. Söz konusu dereceler doğrultusunda, TMSF'ye devredilen ve devredilmeyen bankaların aldıkları CAMELS dereceleri karşılaştırılacaktır. Daha sonra, CAMELS derecelerinin hesaplanmasında rol oynayan mali oranların ticari bankacılık sektöründe başarısızlığın tahmin edilmesinde kullanılabilirliği diskriminant, lojistik regresyon ve yapay sinir ağları yöntemleri ile test edilecektir.

CAMELS bileşenlerinin hesaplanabilmesi için her bir oranın referans değerlerinin bulunması gerekir. Referans değer ilgili yılın mali oranları ortalamasıdır. Bu ortalama hesaplanırken, uç değerlerin etkilerinin azaltılması amacıyla maksimum ve minimum %5 gözlem değerleri dışlanır. Daha sonra, her bir mali oranın referans değerine olan uzaklıkları hesaplanır. Bulunan değerler kendi içerisinde büyükten küçüğe sıralandıktan sonra ilgili CAMELS bileşeni için 1 ile 5 arasında dereceleme yapılır.

Mali oranların referans değerlerine olan uzaklıkları, ilgili oranların CAMELS bileşenlerine etkisini göstermektedir. Bu etki, ilgili oran ile CAMELS bileşeni arasındaki ilişkinin yönünün pozitif veya negatif olmasına göre farklılık gösterir.

Mali oranların ilgili bileşenlerle ilişkilerinin yönünün pozitif olduğu durumlarda hesaplama şu şekilde yapılacaktır: 1996 yılında Standart Sermaye oranı referans değeri 12.32 olarak bulunmuştur, her bir bankanın 1996 yılındaki Standart Sermaye oranı, referans değere bölünerek yüz ile çarpılmış, daha sonra ise bulunan değer yüzden çıkarılmıştır.

Diğer taraftan, mali oranların ilgili bileşenlerle ilişkilerinin yönünün negatif olduğu durumlarda ise hesaplama şu şekilde yapılacaktır: İlgili mali oran referans değere bölünerek yüzle çarpılacak ve hesaplanan değer yüzden çıkartılacaktır.

Analiz dahilindeki bankalar için Tablo 1'de yer alan her mali oran yukarıda anlatılan yöntemler kullanılarak hesaplanmıştır. Bu değerler doğrultusunda, her bir mali oran kendi içerisinde büyükten küçüğe (en iyiden en kötüye) sıralanmıştır. Sıralama sonrasında her mali oran için hesaplanan değerler en büyükten en küçüğe olacak şekilde 5

gruba ayrılmıştır. En büyük değerlere sahip bankalar 1 derecesini, en küçük değerlere sahip bankalar ise 5 derecesini alacak şekilde bütün bankalara 1 ile 5 arasında değerler verilmiştir. Bu şekilde her bir bankanın, her bir CAMELS bileşeni oluşturulan mali oranlarına 1'den 5'e kadar değerler verilmiştir. Son olarak CAMELS bileşenlerinin alacakları dereceler, o bileşen altında yer alan oranların sıra değerlerinin aritmetik ortalaması alınarak hesaplanmıştır. Aritmetik ortalama değeri 1 – 1.5 arasında ise bileşen için 1, 1.5 – 2.5 arasında ise 2, 2.5 – 3.5 arasında ise 3, 3.5 – 4.5 arasında ise 4 ve 4.5 – 5 arasında ise 5 değeri verilerek her bir bileşenin derecesi bulunmuştur.

### 2.2.1. Diskriminant Analizi

Diskriminant analizi grupların bazı bağımsız değişkenler için ortalamalarının birbirine eşit olup olmadığını test edildiği bir hipotezdir (Hair vd., 1998). Bunu yapmak için bağımsız değişkenler, ağırlıklar ile çarpılarak her bir gözlem için bir diskriminant değeri elde edilir. Her bir grup içinde yer alan gözlemlere ait diskriminant değerlerinin ortalaması alınarak grupların ortalaması bulunur. Elde edilen grup ortalamalarına "merkez" (centroid) denir ve grup sayısı kadar merkez hesaplanır. Grup ortalamaları o gruba ait herhangi bir gözlem için beklenen değeri gösterir.

Diskriminant analizinin kullanım amacı araştırmacılara göre farklılaşabileceği gibi elde edilen bulguların da çok yönlü kullanılması mümkündür. Bazı araştırmacılar için hangi karakteristik özelliklerin gruplar arasındaki farklılığı ortaya çıkardıklarını ve ne kadar iyi ayırt edici olduklarını bulmak önemli iken, diğer araştırmacılar için bir veya daha fazla matematiksel model ortaya koyarak ayrıştırma işlemini sağlamak daha önemlidir.

Aşağıda, diskriminant analizinde kullanılan doğrusal model tanımlanmıştır:

$$Z = w_1X_1 + w_2X_2 + \dots + w_nX_n \quad (1)$$

"Z" diskriminant değerini

"w" diskriminant ağırlığını

"X" bağımsız değişkeni temsil etmektedir.

Bu matematiksel modellere "diskriminant fonksiyonu" denir. Bu fonksiyon sayesinde herhangi bir gözlemin hangi grup tarafından en iyi temsil edildiği bulunmaya çalışılır. Bu modellerde yer alacak olan değişkenlere "ayrıştırıcı değişken" (discriminating variable) denir. Bu değişkenlerin ortalama ve varyanslarının hesaplanabilmesi için en azından aralık veya oran ölçek seviyesinde ölçülmüş olması gerekir. Bu fonksiyon Fisher(1936)'in doğrusal fonksiyonu olarak da tanımlanmaktadır. Bu fonksiyonun katsayıları hesaplanırken amaç, gruplar arası varyansın grup içi varyansa oranını maksimum kılmaktır.  $\sum$ , X matrisinin varyans-kovaryans matrisini,  $\mu_1$  ve  $\mu_2$  ise X matrisinin ortalama değerlerini, ve  $\gamma$  p x 1 boyutlarında katsayılar matrisidir.

$$\gamma' = (\mu_1 - \mu_2)' \Sigma^{-1} \quad (2)$$

Sınıflama matrisi, gözlemlerin ait olduğu gerçek grubun ve modelin bu gözlemler için tahmin ettiği grubun gösterdiği bir tablodur (Sharma, 1996). Modelin doğru



veya hatalı ayırıştırma oranını gösteren bu matris, modelin tahmin gücünün anlaşılması açısından önemli bir göstergedir. Sınıflama matrisinde doğru tahmin edilme oranına, doğru sınıflama oranı (hit ratio) denir. Herhangi bir gözlemi sınıflamak için kritik değer metodu kullanılabilir. Her bir gözlem için (1) numaralı formül kullanılarak bir diskriminant değeri hesaplanır. Hesaplanan değer sürekli bir değişken değeridir. Diskriminant değerlerinin birbirine yakın olması gözlemlerin aynı grup içerisinde olma olasılığını artırır. Sınıflama işleminin yapılabilmesi için bir kritik değer hesaplanması gerekmektedir. Gruplardaki gözlem sayıları da dikkate alınınca (3) numaralı formüle göre kritik değer hesabı yapılacaktır.

$$Z_{KD} = \frac{N_B Z_A + N_A Z_B}{N_A + N_B} \quad (3)$$

$Z_{KD}$  kritik değer

$N_A$  A grubu için gözlem sayısı

$N_B$  B grubu için gözlem sayısı

$Z_A$  A grubu için ortalama diskriminant değeri

$Z_B$  B grubu için ortalama diskriminant değeri

Her bir gözlem için hesaplanan diskriminant değeri hangi grubun ortalama değerine yakın ise o grubun üyesi olarak tahmin edilir.

### 2.2.2. Lojistik Regresyon

Regresyon analizi sosyal bilimlerde sıkça kullanılan istatistik yöntemlerden birisidir. Gauss-Markov varsayımları altında takdir ediciler sapmasız, etkin, tutarlı ve yeterli özelliklerine sahiptir. Fakat bağımlı değişkenin nicel olmayıp nitel olması durumunda kullanılması gerçekçi olmayan sonuçlar bulunmasına sebep olabilmektedir. Regresyon analizinin kullanılması esnasında bağımsız değişkenlerin nitel veya nicel olması sorun yaratmamaktadır. Ancak bağımlı değişkenin sürekli olduğu kabul edilir. Bağımlı değişken eksi sonsuz ve artı sonsuz arasında değer alabilmektedir. Oysa sosyal bilimlerde bağımlı değişkenin nitel olduğu birçok araştırma söz konusu olmaktadır.

Doğrusal olasılık modeline karşı popüler olan yöntemlerden biri lojistik regresyon, kısaca lojit (Aldrich ve Nelson 1984) modeli anlatılacaktır. Bu modelde bağımlı değişken  $Y$ 'nin ikiye ayrık olduğu varsayımı yapılır. Modelde bağımlı değişkenin 1 ile ifade edilen sonucu, yani olumlu olması ile ilgilenilmektedir.  $Y$  bağımlı değişkeninin  $k$  tane bağımsız değişkene bağımlı olduğu varsayımı yapılır. Bağımsız değişkenlerin hiç birisi diğeri ile tam bir doğrusal bağlantıya sahip olmamalıdır. Bağımlı değişken değerleri birbirlerinden bağımsızdır. Lojistik regresyon fonksiyonu Lojit olarak adlandırılır ve aşağıdaki gibi ifade edilir.

$$P(Y_i = 1 | X_i) = \frac{\exp(\alpha + \beta x)}{1 + \exp(\alpha + \beta x)} \quad (4)$$

Modelin parametrelerinin tahmini için maksimum benzerlik yöntemi kullanılmaktadır. Bağımlı değişken değerleri birbirlerinden bağımsız olduğundan gözlenecek N tane Y değişkenin olma olasılığının her birinin ayrı ayrı olma olasılıklarının çarpımı olacaktır bilinmektedir. En çok olabilirlik fonksiyonunun logaritması alınır ve

$$\log L(Y | X) = \sum_{Y=1}^N [Y_i \log P_i + (1 - Y_i) \log(1 - P_i)] \quad (5)$$

eşitliğine dönüştürülür. Bu fonksiyon kullanılarak her bir değişkenine göre birinci dereceden türev alınarak sifıra eşitlenir. Fakat bu denklemlerin analitik sonuçları bulunamayacağından "Newton-Rapson tekrarlı tekniği" kullanılarak katsayılar hesaplanır.

Lojistik regresyon sonuçları bulunduğu anda iki sonuç önem taşımaktadır. Birincisi bütün olarak modelin anlamlılığını test eden logaritmik benzerlik katsayısı (-2LL). İkincisi ise her bir değişkenin anlamlılığını test eden Wald istatistiğidir (Menard, 1995).

-2LL katsayı modelin verilmiş olan katsayılar ile ne kadar iyi tahmin edilmiş olduğunu gösterir. Modelde bulunacak olan bağımsız değişkenlerin anlamlılıkları ise Wald istatistiği kullanılarak test edilir. Katsayılar hesaplandıktan sonra bağımsız değişkenler aşağıdaki denklemde yerine konularak

$$P(Y_i = 1 | X_i) = \frac{\exp(\alpha + \beta x)}{1 + \exp(\alpha + \beta x)} \quad (6)$$

bir olasılık değeri hesaplanır. Bulunan bu olasılık değeri 0,5 den büyük ise başarılı grup içerisinde yer aldığı, hesaplanan olasılık değerinin 0,5 den küçük olması durumunda ise başarısız grup içerisinde olduğu kabul edilir.

### 2.2.3. Yapay Sinir Ağları Modelleri

Son yıllarda YSA (Yapay Sinir Ağları) modelleri gerçek hayatta yaşanan problemlerin çözülmesinde de başarı ile uygulanmaktadır. Özellikle son on yılda, finansal başarısızlık tahminleri, portföy yönetimi ve oluşturulması, risk değerlendirme ve piyasa tahminleri gibi finansal konularda YSA modellerinin kullanımı yaygınlaşmıştır.

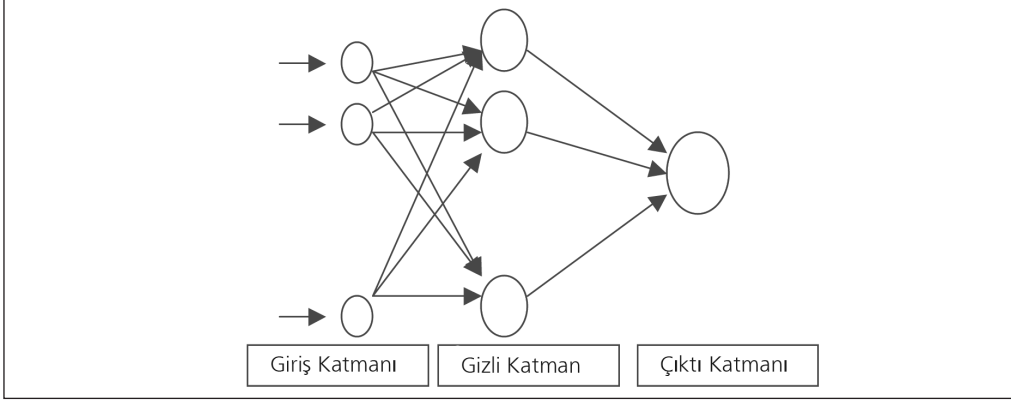
Temel olarak YSA modelleri, insan beyninin çalışma prensiplerini taklit etmeye çalışan matematiksel modellerdir. Modellerin bütünü, işlem elemanı (processing element) adı verilen ve modellerin çıktılarını üreten yapıların bileşiminden oluşmaktadır.

Yapay sinir ağları modelleri incelendiğinde pek çok farklı modelin var olduğu görülmektedir. Fakat, geri yayılma algoritması (backpropagation) ile çalıştırılan ileri beslemeli (feedforward) YSA modellerinin en çok kullanılan model olduğu anlaşılmaktadır (Adya ve Collopy, 1998; Vellido, vd., 1999; Thawornwong ve Enke, 2003).

Çalışmamız kapsamında da kullanılacak olan söz konusu yapay sinir ağları modellerinin çalışma prensibi, kısaca, üç aşamadan oluşmaktadır. Bu aşamalar, veri seti kullanılarak model çıktılarının hesaplanması; model çıktıları (tahmin değerleri) ile gözlem de-

ğerleri arasındaki hata teriminin hesaplanması ve modeli oluşturan her bir işlem elemanın hata terimi üzerindeki etkisinin hesaplanması (geri yayılma); hata terimlerinin minimize edilmesine yönelik olarak, bir optimizasyon metodunun kullanılması (Avcı ve Çınko, 2008). Üç katmanlı hata geriye yayma yöntemi Şekil 1’de gösterilmiştir.

**Şekil 1: Üç Katmanlı Hata Geriye Yayma Yöntemi**



Model birbirine bağlı üç katmandan oluşmaktadır. Birinci katman verilerin modele sunulduğu giriş katmanıdır (input layer). Giriş katmanı  $N$  tane  $x_i$  ( $i=1,2,3,\dots,N$ ) bağımsız değişkeninden oluşmaktadır. Bağımsız değişkenler çeşitli önemlilik dereceleri (weight) ile ikinci katmanda, yani gizli katmanda (hidden layer), yer alan işlem elemanlarına ( $k_m$ ) bağlıdır. Gizli katman  $R$  tane  $k_m$  ( $m = 1,2,3,\dots,R$ ) gizli işlem elemanından oluşmaktadır. Her bir gizli işlem elemanı birinci katmandan gelen verileri önemlilik derecelerine göre toplayıp, bu katmanda kullanılan aktivasyon fonksiyonu yardımı ile bir çıktı hesaplamaktadırlar. Gizli işlem elemanları tarafından üretilen çıktılar da çeşitli önemlilik dereceleri ile çıktı katmanında (output layer) yer alan çıktı elemanlarına ( $v_d$ ) bağlıdır. Modelin çıktıları Formül 7’de verilen denklem kullanılarak hesaplanır.

$$y = g \left[ \sum_{m=0}^R w_{md} g \left[ \sum_{i=0}^N w_{im} x_i \right] \right]^f \quad (7)$$

Formül 7’de,  $y$  modelin çıktısını (tahmin değeri),  $w_{im}$  girdi katmanı ile gizli katman arasındaki bağlantıların önemlilik derecesini,  $w_{md}$  gizli katman ile çıktı katmanı arasındaki bağlantıların önemlilik derecesini,  $g(.)$  ve  $g(.)^f$  ise sırası ile gizli katmanda ve çıktı katmanında kullanılan aktivasyon fonksiyonlarını ifade etmektedir.

Model çıktıları alındıktan sonra modelin optimize edilmesi gerekmektedir. Optimizasyon, yukarıda anlatılan ikinci ve üçüncü aşamayı içermektedir. Öncelikle, modeli oluşturan bileşenlerin, hata üzerindeki etkisi hesaplanır ve daha sonra bileşenler üzerinde gerekli değişiklikler yapılır. Bileşenler üzerinde yapılacak değişiklikler yaygın olarak kullanılmakta olan matematiksel optimizasyon metodları (eğim düşümü metodu -gradient descent algorithm-, eşlenik eğitim metodu -conjugate gradient algorithm- ve Newton metodu) ile yapılmaktadır.

Çalışma kapsamında farklı yapılara sahip yapay sinir ağları modelleri test edilmiş ve en başarılı sonucu veren modelin çıktıları sunulmuştur. Kapsam dahilinde test edilen modellerin hepsinde sigmoid aktivasyon fonksiyonu ve optimizasyon metodu olarak eşlenik eğim metodu (conjugate gradient algorithm) kullanılmıştır.

### 3. Bulgular

İlk olarak CAMELS bileşenlerini temsil ettiği varsayılan, 22 adet mali oranın referans değeri, 1996-2000 yılları için, analize dâhil edilen her banka göz önünde tutularak hesaplanmıştır. Hesaplamalar sonucu elde edilen değerler Tablo 2’de verilmektedir.

Söz konusu referans değerler yardımı ile her bir bankanın 1996-2000 yılları için CAMELS bileşen dereceleri 1’den 5’e kadar olan ölçekte hesaplanmıştır. Bulguların ilk kısmında, CAMELS bileşen dereceleri frekans dağılımı TMSF’ye devredilen ve faaliyetine devam eden bankalar için incelenecektir.

**Tablo 2: CAMELS Oranları Referans Değerleri**

Oran Adı	İlişkinin Yönü	1996	1997	1998	1999	2000
<b>Sermaye Yeterliliği "C"</b>						
Sermaye Yeterlilik Oranı	+	12.32	10.59	17.13	7.52	9.24
Döviz Pozisyonu/Özkaynaklar	-	102.47	143.43	172.86	239.79	127.06
Net Donem Kârı/Ortalama Toplam Aktifler	+	5.15	3.41	4.54	-1.36	-4.80
Özkaynaklar/Toplam Aktifler	+	10.38	9.31	11.61	5.17	7.74
<b>Aktif Kalitesi "A"</b>						
Takipteki Krediler / Toplam Krediler	-	1.87	1.88	3.08	26.39	32.03
(İştirakler+Bağlı Ortaklıklar+Sabit Kıymetler)/ Toplam Aktifler	-	-6.49	-6.68	-9.53	1.19	11.95
Duran Aktifler/Toplam Aktifler	-	5.64	5.59	6.88	10.82	17.04
<b>Yönetim Yeterliliği "M"</b>						
Takipteki Krediler/Toplam Krediler	-	1.87	1.88	3.08	26.39	32.03
Şube Başına Net Kâr	+	100.66	147.58	268.39	119.71	-157.26
Faaliyet Gideri/Toplam Aktifler	-	2.55	2.50	3.27	3.41	3.77
<b>Gelirler "E"</b>						
Net Dönem Kârı/Ortalama Toplam Aktifler	+	5.15	3.41	4.54	-1.36	-4.80
Net Dönem Kârı / Ortalama Özkaynaklar	+	75.50	67.67	63.58	75.57	24.33
Vergi Öncesi Kâr/Ortalama Toplam Aktifler	+	6.05	4.39	6.54	0.39	-4.26
Toplam Gelirler/Toplam Giderler	+	134.33	122.41	130.88	121.87	100.44
<b>Likidite Durumu "L"</b>						
Likit Aktifler/Toplam Aktifler	+	41.58	42.54	44.51	45.63	46.34
YP Likit Aktifler/YP Pasifler	+	42.23	41.49	41.00	38.71	37.72
Net Çalışma Sermayesi/Toplam Aktifler	+	5.88	4.42	6.15	-1.16	-1.15
<b>Piyasa Riskine Duyarlılık "S"</b>						
Menkul Kıymetler Portföyü/Toplam Aktifler	-	41.61	38.58	33.24	26.30	27.92
Menkul Kıymetler Portföyü/Toplam Krediler	-	334.34	49.62	34.97	14.84	11.27
YP Aktifler/YP Pasifler	-	89.51	83.56	76.04	68.37	70.37
Net Faiz Geliri/Toplam Aktifler	-	12.30	13.08	16.74	10.81	5.56
Döviz Pozisyonu / Özkaynaklar	-	102.47	143.43	172.86	239.79	127.06

Bulguların ikinci kısmında ise her bir bankanın hesaplanan CAMELS değerlerinin Diskriminant Analizi, Lojistik Regresyon ve Yapay Sinir Ağları teknikleri kullanılarak banka devirlerine ait kararın modeller ile ifade edilip edilemeyeceğini ortaya koymaktır.

### 3.1. CAMELS Dereceleri Frekans Dağılımı

CAMELS oranları referans değerleri kullanılarak hesaplanan CAMELS bileşik derecelerinin yıllar itibari ile dağılımı Tablo 3'te verilmiştir. 1996 yılında iki banka mali bilgilerinin yayınlanmasını istemediğinden, toplam 42 banka için hesaplamalar yapılmıştır. Faaliyetine devam eden bankalar incelendiğinde, 1996 yılında sadece 8 bankanın CAMELS bileşik derecesinin 2 olduğu ve 5 bankanın CAMELS bileşik derecesinin 4 olduğu görülmektedir. Geri kalan 29 bankanın CAMELS bileşik derecesi 3'tür.

**Tablo 3:** CAMELS Derecelerinin Yıllar İtibari ile Dağılım

	CAMELS Dereceleri	1996	1997	1998	1999	2000
TMSF'ye devredilen Bankalar	2		1		2	1
	3				4	2
	4			1		
Faaliyetine Devam Eden Bankalar	2	8	8	10	3	11
	3	29	33	28	34	28
	4	5	2	5	1	2
Toplam		42	44	44	44	44

1997 yılında 1 banka fona devredilmiş ancak söz konusu bankasında CAMELS bileşik derecesinin 2 olduğu görülmektedir. Aynı yılda faaliyetine devam eden bankalar incelendiğinde ise 2 bankanın CAMELS bileşik derecesinin 4 seviyesinde olduğu bulunmuştur. Diğer yıllar incelendiğinde ise 1998 yılı dışında fona devredilen bankaların CAMELS bileşik derecelerinin 2 ve 3 seviyelerinde olduğu görülmektedir. Faaliyetine devam eden bankalar açısından 1998 yılında 5 adet, 1999 yılında 1 adet ve 2000 yılında 2 adet bankanın CAMELS bileşik derecelerinin 4 seviyesinde olduğu görülmektedir.

Söz konusu CAMELS bileşik derecesinin hesaplanmasında kullanılan her bir bileşen Tablo 4'den - Tablo 9'a kadar olan tablolarda tek tek incelenecek; fona devredilen veya faaliyetine devam eden bankaların dağılımı çapraz tablolar ile verilecektir.

### Sermaye Yeterliliği

Tablo 4'de "Sermaye Yeterliliği" bileşeninin yıllara göre dağılımı görülmektedir. TMSF'ye devredilen bankaların hiçbirinin ilgili bileşen için 4 ve 5 derecelerini almadığı görülmektedir. Ancak faaliyetine devam eden bankalardan 1997 ve 1998 yıllarında bir bankanın sermaye yeterliliği için 5 derecesini aldığı görülmektedir. Sermaye yeterliliği bileşeni için 4 derecesini alan bankaların 1996 dan 2000 yılına kadar sayıları ise sırası ile 12, 8, 10, 6 ve 8 olarak görülmektedir.

**Tablo 4: Sermaye Yeterliliği (C) Bileşenlerinin Yıllar İtibari ile Dağılımı**

	Bileşen Değerleri	1996	1997	1998	1999	2000
TMSF'ye Devredilen Bankalar	2				3	1
	3		1	1	3	2
	1	3	1		1	2
Faaliyetine Devam Eden Bankalar	2	11	16	16	9	8
	3	16	17	16	22	23
	4	12	8	10	6	8
	5		1	1		
Toplam		42	44	44	44	44

### Aktif Kalitesi

Tablo 5’de “Aktif Kalitesinin” yıllara göre dağılımı görülmektedir. 1997 yılında TMSF’ye devredilen bankalardan 1, 1999 yılında ise 2 tanesinin 4 derecesini aldığı görülmektedir. Faaliyetine devam eden bankalar incelendiğinde ise 1998 yılında 2 diğer yıllarda ise 1’er bankanın 5 derecesini aldığı görülmektedir. Aktif kalitesi açısından faaliyetine devam eden bankalardan 4 derecesini alan banka sayısının 2 derecesinin alan banka sayısı ile yaklaşık eşit olduğu görülmektedir. Aktif kalitesi açısından bakıldığında 1 veya 2 değerini alan bankaların 1996 yılından 2000 yılına kadar olan dağılımlarının 12, 14, 12, 7 ve 10 olduğu bulunmuştur.

**Tablo 5: Aktif Kalitesi (A) Bileşenlerinin Yıllar İtibari ile Dağılımı**

	Bileşen Değerleri	1996	1997	1998	1999	2000
TMSF’ye Devredilen Bankalar	2				2	
	3			1	2	3
	4		1		2	
Faaliyetine Devam Eden Bankalar	1	4	3	3		1
	2	8	11	9	7	9
	3	20	16	19	22	22
	4	9	12	10	8	8
	5	1	1	2	1	1
Toplam		42	44	44	44	44

### Yönetim Yeterliliği

Tablo 6’da “Yönetim Yeterliliği” bileşeninin yıllara göre dağılımı görülmektedir. Yıllar itibari ile bakıldığında, TMSF’ye devredilen bankalardan 1 tanesinin yönetim yeterliliği derecesi 5 ve 2 tanesinin yönetim yeterliliği derecesinin 4 olduğu görülmektedir. Faaliyetine devam eden bankalar incelendiğinde ise 1996’dan 2000 yılına kadar 1 ve 2 derecelerini alan banka sayıları sırası ile 11, 13, 9, 5 ve 11 olarak gerçekleşmiştir. 1999 ve 2000 yıllarında faaliyetine devam eden 1’er bankanın yönetim yeterliliğinin 5 derecesini aldığı görülmektedir.

**Tablo 6: Yönetim Yeterliliği (M) Bileşenlerinin Yıllar İtibari ile Dağılımı**

	Bileşen Değerleri	1996	1997	1998	1999	2000
TMSF'ye Devredilen Bankalar	1				1	
	2		1		1	2
	3				3	
	4				1	1
	5			1		
Faaliyetine Devam Eden Bankalar	1	2				3
	2	9	13	9	5	8
	3	20	21	28	24	20
	4	11	9	6	8	9
	5				1	1
<b>Toplam</b>		<b>42</b>	<b>44</b>	<b>44</b>	<b>44</b>	<b>44</b>

### Gelirler

Tablo 7'de "Gelirler" bileşeninin yıllara göre dağılımı görülmektedir. TMSF'ye devredilen bankalardan hiçbiri gelir kalitesi için 4 ve 5 derecelerini almamıştır. Faaliyetine devam eden bankalar incelendiğinde ise 1996 yılında 17, 1997 yılında 16, 1998 yılında 17, 1999 yılında 9 ve 2000 yılında 1 bankanın gelir bileşeni için 4 ve 5 derecelerini aldığı görülmüştür. Aynı yıllardaki 1 veya 2 derecesini alan bankaların sayıları incelendiğinde ise sırası ile 19, 19, 22, 14 ve 9 olarak gerçekleştiği görülmüştür.

**Tablo 7: Gelir Kalitesi (E) Bileşenlerinin Yıllar İtibari ile Dağılımı**

	Bileşen Değerleri	1996	1997	1998	1999	2000
TMSF'ye Devredilen Bankalar	1				1	1
	2		1		5	2
	3			1		
Faaliyetine Devam Eden Bankalar	1	8	8	9		
	2	11	11	13	14	9
	3	6	8	4	15	31
	4	9	7	10	9	1
	5	8	9	7		
<b>Toplam</b>		<b>42</b>	<b>44</b>	<b>44</b>	<b>44</b>	<b>44</b>

### Likidite Durumu

Tablo 8'de "Likidite" bileşeninin yıllara göre dağılımı görülmektedir. TMSF'ye devredilen bankaların 1998 yılında 1 tanesinin 5, 1999 yılında ise 1 tanesinin 4 derecesini aldığı görülmektedir. Faaliyetine devam eden bankalar incelendiğinde ise 4 ve 5 derecesini alan bankaların sayılarının yıllara göre 16, 16, 16, 11 ve 12 olduğu görülmektedir. Likidite bileşeninin iyi olduğu, 1 ve 2 derecesini alan banka sayıları ise sırası ile 13, 14, 18, 11 ve 14 olarak gerçekleşmiştir.

**Tablo 8: Likidite Durumu (L) Bileşenlerinin Yıllar İtibari ile Dağılımı**

	Bileşen Değerleri	1996	1997	1998	1999	2000
TMSF'ye Devredilen Bankalar	1		1			1
	2				1	
	3				4	2
	4				1	
	5			1		
Faaliyetine Devam Eden Bankalar	1	4	4	4	2	1
	2	9	10	14	9	13
	3	13	13	9	16	15
	4	12	13	12	9	9
	5	4	3	4	2	3
<b>Toplam</b>		<b>42</b>	<b>44</b>	<b>44</b>	<b>44</b>	<b>44</b>

### Piyasa Riskine Duyarlılık

Tablo 9'da "Piyasa Riskine Duyarlılık" bileşeninin yıllara göre dağılımı görülmektedir. TMSF'ye devredilen bankalardan 2000 yılında 1 tanesi 4, 1 tanesi 5 derecesini almış, 1999 yılında ise 2 tane banka 4 derecesini almıştır. Faaliyetine devam eden bankalar incelendiğinde ise piyasa riskine duyarlılığı için 5 derecesini alan banka görülmemekte ancak 4 derecesini alan banka sayısının 1996'dan 2000 yılına kadar olan dönemde sırası ile 7, 9, 9, 15 ve 17 olduğu görülmektedir. Yıllar itibari ile piyasa riskine duyarlılık için 4 derecesini alan banka sayısının arttığı ve 1 veya 2 derecesini alan banka sayılarının sırası ile 9, 8, 6, 7 ve 11 olarak gerçekleştiği görülmüştür.

**Tablo 9: Piyasa Riskine Duyarlılık (S) Bileşenlerinin Yıllar İtibari ile Dağılımı**

	Bileşen Değerleri	1996	1997	1998	1999	2000
TMSF'ye Devredilen Bankalar	1				1	1
	2		1		1	
	3			1	2	
	4				2	1
	5					1
Faaliyetine Devam Eden Bankalar	1		2	1	3	7
	2	9	6	5	4	4
	3	26	26	28	16	13
	4	7	9	9	15	17
<b>Toplam</b>		<b>42</b>	<b>44</b>	<b>44</b>	<b>44</b>	<b>44</b>

Bu noktaya kadar olan tablolar incelendiğinde CAMELS bileşik derecesinin veya tek tek her bir bileşen değerlerinin TMSF'ye devredilen ve faaliyetine devam eden bankalar açısından ciddi ayrıştırma yapmadığı görülmüştür.

Söz gelimi, sermaye yeterliliği bileşeni bankaların TMSF'ye devrinde önem arz eden bir gösterge olmuş olsaydı; sermaye yeterliliği değeri 4 ve 5 olan bankaların



TMSF'ye devredilmesi gerekir veya sermaye yeterliliği değeri 2 ve 3 olan bankaların devredilmemesi gerekirdi.

Söz konusu durum aktif kalitesi, yönetim yeterliliği, gelir kalitesi, likidite ve piyasa riskine duyarlılık bileşenleri açısından da aynıdır. Bileşen değeri 1, 2, 3, 4 olan kimi bankalar TMSF'ye devredilmişken, 4 ve 5 bileşen değerine sahip olan bazı bankaların faaliyetlerine devam ettikleri görülmektedir. Bu bulgu, Pekkaya vd. (2002) ve Canbaş v.d. (2005) çalışmalarının sonuçları ile paralellik göstermektedir.

### 3.2. Model Tahmin Sonuçları

Çalışmanın bu bölümünde bankaların devralınmasının modellenmesinde CAMELS değerlerinin kullanılmasının faydalı olup olmadığı analiz edilecektir. Bu amaçla veri seti model tahmini ve modelin doğrulanması için iki gruba ayrılmıştır. Modelin tahmini için 2000 yılı ve öncesi, modelin doğrulanması için ise 2001 yılı veri seti kullanılmıştır. Bu doğrultuda TMSF tarafından devralınan bankalar başarısız, halen faaliyette olan bankalar ise başarılı olarak tanımlanacaktır. Bu bölümde diskriminant analizi, lojistik regresyon ve yapay sinir ağları yöntemleri yardımı ile bankaların TMSF'ye devredilip devredilmeyeceği tahmin edilmeye çalışılacaktır.

#### Diskriminant Analizi Sonuçları:

2000 yılı ve öncesinde TMSF'ye devredilen bankalar ve CAMELS oranları kullanılarak model oluşturulmuş ve 2001 yılında devredilecek bankalar, 2000 yılındaki CAMELS oranlarını kullanarak tahmin edilmeye çalışılmıştır. Basamaklı Diskriminant analizi kullanılarak modelde sadece anlamlı katkı sağlayan bağımsız değişkenlerin olması sağlanmıştır.

Toplam 44 bankanın verisinden oluşan ilk modelimizin anlamlı çıkan CAMELS oranları ve basamaklı diskriminant analizi sonucunda elde edilen katsayı değerleri Tablo 10'da verilmiştir. Diskriminant analizinden elde edilen katsayılara göre (Faaliyet Gideri/Toplam Aktifler) ile (Menkul Kıymetler Portföyü/Toplam Aktifler) oranları küçüldükçe firmanın faaliyetine devam etme şansı artmaktadır.

**Tablo 10: Basamaklı diskriminant Analizi/Lojistik Regresyon Katsayı Değerleri**

	Katsayı	
	Diskriminant Analizi	Lojistik Regresyon
Faaliyet Gideri / Toplam Aktifler	.005	-.014
Likit Aktifler / Toplam Aktifler	-.050	.154
Menkul Kıymetler Portföyü / Toplam Aktifler	.019	-.046
Sabit	1.321	-.943

2001 yılında bankaların TMSF'ye devredilip devredilmeyeceği kararının verilmesi için Tablo 10'daki diskriminant analizi katsayıları kullanılmıştır. Her bir bankaya ait

diskriminant değeri hesaplandıktan sonra bankaların hangi gruba üye olduklarına karar verilmiş ve sonuçlar Tablo 11’de sunulmuştur.

**Tablo 11: Diskriminant Analizi Doğru Sınıflama Oranı**

		Tahmin Edilen Grup		Toplam
		Devredilen Bankalar	Faaliyetine Devam Eden Bankalar	
Model Oluşturmak İçin Kullanılan Veri Seti	Devredilen	8	3	11
	Faaliyetine Devam Eden	0	33	33
Tahmin Etmek İçin Kullanılan Veri Seti	Devredilen	0	8	8
	Faaliyetine Devam Eden	1	23	24

Tablo 11 incelendiğinde, modelin, oluşturulduğu veri setinde TMSF’ye devredilen 11 bankadan 8 tanesini doğru tahmin ettiği görülmektedir. Faaliyetine devam eden bankaların ise hepsi doğru sınıflandırmıştır.

Her ne kadar tahmin için kullanılan veri setindeki doğru sınıflama oranı %72 (23/32) olsa da, aynı model 2001 yılında devredilen bankaların gruplanması için kullanıldığında TMSF’ye devredilen bankaların hiçbirini doğru tahmin edemediği görülmüştür. Hatta faaliyetine devam eden bir bankanın da devredildiği tahmin edilmiştir.

#### Lojistik Regresyon Analizi Sonuçları:

Lojistik regresyon analizinden elde edilen katsayılar göre (Faaliyet Gideri/Toplam Aktifler) ile (Menkul Kıymetler Portföyü/Toplam Aktifler) oranları küçüldükçe firmanın faaliyetine devam etme olasılığı artmaktadır. Tablo 10’daki katsayılar kullanılarak 2001 yılındaki TMSF’ye devirlerin tahmin sonuçları Tablo 12’de verilmiştir.

**Tablo 12: Lojistik Regresyon Doğru Sınıflama Oranı**

		Tahmin Edilen Grup		Toplam
		Devredilen Bankalar	Faaliyetine Devam Eden Bankalar	
Model Oluşturmak İçin Kullanılan Veri Seti	Devredilen	9	2	11
	Faaliyetine Devam Eden	0	33	33
Tahmin Etmek İçin Kullanılan Veri Seti	Devredilen	1	7	8
	Faaliyetine Devam Eden	1	23	24

Modelin oluşturulduğu veri setinde, TMSF’ye devredilen bankalardan 9 tanesinin doğru tahmin edildiği görülmektedir. Faaliyetine devam eden bankaların ise hepsi doğru olarak sınıflandırılmıştır.

Her ne kadar tahmin için kullanılan veri setindeki doğru sınıflama oranı %75 (24/32) olsa da, model 2001 yılı için test edildiğinde, bu dönemde TMSF’ye devre-

dilen 8 bankadan sadece 1 tanesi doğru olarak sınıflandırılmıştır. Diğer taraftan, faaliyetine devam eden bankalardan 1 tanesinin fona devredilmesinin tahmin edildiği görülmektedir.

#### Yapay Sinir Ağları Analizi Sonuçları:

Diskriminant ve lojistik regresyon analizleri sonucunda belirlenen üç bağımsız değişken yapay sinir ağları kullanılarak modellendiğinde bulunan sınıflama sonuçları Tablo 13'te verilmiştir.

**Tablo 13: Yapay Sinir Ağı Modeli Doğru Sınıflama Oranı**

		Tahmin Edilen Grup		Toplam
		Devredilen Bankalar	Faaliyetine Devam Eden Bankalar	
Tahmin Etmek İçin Kullanılan Veri Seti	Devredilen	2	6	8
	Faaliyetine Devam Eden	2	22	24

Tablo 13'te gösterildiği gibi 2001 yılında TMSF'ye devredilen bankalardan sadece 2 tanesi doğru olarak sınıflandırılabilmiştir. Faaliyetine devam eden 24 bankadan 2'si yanlış sınıflanarak model tarafından fona devredilmesi gereken banka olarak sınıflandırılmıştır. Yapay sinir ağları kullanıldığında da doğru sınıflama oranının %75 olduğu görülmektedir.

Elde edilen bulgular açısından bakıldığında, yapay sinir ağları modellerinin diskriminant ve lojistik regresyon modellerine nazaran daha iyi sonuçlar verdiği söylenebilir. Fakat doğru sınıflama oranları dikkate alındığında sonuçlar tatmin edici olmaktan uzaktır.

#### 4. Sonuç

Bu çalışmada Türk Ticari Bankacılık sistemi için CAMELS dereceleme sisteminin uygulanabilirliği analiz edilmiştir. Yurt dışında bir çok ülkenin denetim otoritesinin kullandığı bu sistemin, Türk Bankacılık Sisteminin denetimi için kullanılıp kullanılmayacağı 1996 – 2001 yılları arasındaki TMSF'ye devredilen bankalar ve faaliyetine devam eden bankalar açısından incelenmiştir.

1996 – 2000 yılları arasında her yıl için CAMELS değerleri hesaplanmış ve faaliyetine devam eden ve devredilen bankaların CAMELS dereceleri frekans tablosu olarak verilmiştir. Bu sonuçlardan en dikkat çekici olanı devredilen bazı bankaların faaliyete devam eden bankalara göre daha başarılı CAMELS derecesi almış olmalarıdır. Dolayısıyla bu sonuç, Pekaya vd. (2002) ve Canbaş v.d. (2005)'nin CAMELS bileşenlerinin tam olarak ülkemiz bankacılık sistemine uymadığı yönündeki bulgularıyla paralellik gösterirken; Kaya (2001)'nin CAMELS dereceleme sisteminin ülkemizde uygulanabilirliği yönündeki bulguları ile çelişmektedir.

CAMELS derecesini oluřturan mali oranların, bir bankanın TMSF'ye devrinin tahmin edilmesinde kullanılabilirliđi diskriminant analizi, lojistik regresyon ve yapay sinir ađları modelleri ile incelenmiřtir. Diskriminant analizinin kullanılabilmesi iin gerekli olan varsayımlar analizin zayıf tarafını oluřturmaktadır. Ancak literatürde ayırıştırma alıřmalarında en fazla kullanılan tekniktir. Lojistik regresyon ilk analize gre varsayımları az olmakla beraber kullandıđı dođrusal olmayan fonksiyon nedeniyle avantaj sađlamaktadır. Diđer taraftan yapay sinir ađları modellerinin varsayımları bulunmakta ve verilerden hareketle model üretmektedirler.

Dođru sınıflama oranı dikkate alındıđında her üç modelde de benzer sonular elde edilmiř ve modeller arasından ayırıştırıcı farklılıklar bulunmamıřtır. Aynı zamanda, her üç model de TMSF'ye devredilen bankaların tahmin edilmesinde yetersiz kalmıřlardır.

alıřmanın bulguları politika yapıcıları ve denetim ve gzetim otoriteleri aısından genel olarak deđerlendirildiđinde, temsili CAMELS dereceleme sisteminin Trk Bankacılık Sisteminde kullanılmasının beklenen faydayı sađlayamayabileceđi dřnlmektedir.

## Kaynakça

1. Adya, M. ve Collopy, F.. (1998). How Effective Are Neural Networks at Forecasting and Prediction? A Review and Evaluation. *Journal of Forecasting*, 17 (5-6): 481-495.
2. Agenor, P.R... (2003). Benefits and Costs of International Financial Integration: Theory and Facts. *The World Economy*, 26(8): 1089-1118.
3. Aldrich, J. H. ve Nelson, D. F.. (1984). Linear Probability, Logit, and Probit Models, Sage Publication.
4. Allien, L., Jagati, J. ve Moser, J.T.. (2001). Further Evidence on the Information Content of Bank Examination Ratings: A Study of BHC-to-FHC Conversion Applications. *Journal of Financial Services Research*, 20: 213-232.
5. Altman, E. I.. (1968). Financial Ratios, Discriminant Analysis and The Prediction of Corporate Bankruptcy. *The Journal of Finance*, 23(4): 589-609.
6. Arena, M.. (2005). Bank Failures and Bank Fundamentals: A Comparative Analysis of Latin America and East Asia during the Nineties using Bank-Level Data. *Bank of Canada Working Paper*, WP 2005-19.
7. Avcı, E. ve Çinko, M.. (2008). Endeks Getirilerinin Yapay Sinir Ağları Modelleri İle Tahmin Edilmesi: Gelişmekte Olan Avrupa Borsaları Uygulaması. *İktisat, İşletme ve Finans Dergisi*, 23(226):114-137.
8. BDDK. (2008). Bankacılık Düzenleme ve Denetleme Kurumu, *Çalışma Tebliği*, Sayı:1, Ocak.
9. Bell, T.B.. (1997). Neutral Nets or the Logit Model? A Model Comparison of Each Model's Ability to Predict Commercial Bank Failures. *International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, 6:249-264.
10. Berger, A., Davies, A.M. ve Elannery, M.I.. (2000). Comparing Market and Supervisory Assessments of Bank Performance: Who Knows What When?. *Journal of Money, Credit, and Banking*, 32(3): 642-667.
11. Berger, A.N. ve Davies, S.M.. (1998). The Information Content of Bank Examinations. *Journal of Financial Services Research*, 14(2): 117-144.
12. BIS. (2006a). Core Principles for Effective Banking Supervision. Basel Committee on Banking Supervision, October.
13. BIS. (2006b). International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards. Basel Committee on Banking Supervision, June.
14. Boyacıoğlu, M.A., Kara, Y., Baykan, Ö.K.. (2009). Predicting Bank Financial Failures Using Neural Networks, Support Vector Machines and Multivariate Statis-

- tical Methods: A Comparative Analysis in The Sample Of Savings Deposit Insurance Fund (SDIF) Transferred Banks in Turkey. *Expert Systems with Applications*, 36(2): 3355-3366.
15. Canbař, S., abuk, A. ve Kılı, S.B.. (2005). Prediction of Commercial Bank Failure via Multivariate Statistical Analysis of Financial Structures: The Turkish Case. *European Journal of Operational Research*, 166: 528-546.
  16. Cargill, T.. (1989). CAMEL Ratings and the CD Market. *Journal of Financial Services Research*, 3: 347-358.
  17. illi, H. ve Temel, T.. (1988). Trk Bankacılık Sistemi iin Bir Erken Uyarı Modeli. T.C. *Merkez Bankası Tartıřma Tebliđi*, No. 8804.
  18. Cole, R.A. ve Gunter, J.W.. (1995). A CAMEL Rating's Shelf Life. *Federal Reserve Bank of Dallas Financial Industry Studies*, December, 13-20.
  19. Cole, R.A. ve Gunter, J.W.. (1998). Predicting Bank Failures: A comparison of On- and Off-Site Monitoring Systems. *Journal of Financial Services Research*, 13(2): 103-117.
  20. Curry, T.J., Elmer, P.J. ve Fissel, G.S.. (2003). Using Market Information to Help Identify Distressed Institutions: A regulatory Perspective. *FDIC Banking Review*, 15(3):1-16.
  21. FDIC. (1997). Uniform Financial Institutions Rating System. Federal Register, 62(3): 752-757, <http://www.fdic.gov/regulations/laws/federal/UFIR.pdf>
  22. Fisher R. A.. (1936). The Use of Multiple Measurements In Taxonomic Problems. *Annals of Eugenics*, 7: 179-188 .
  23. Gilbert, R.A., Meyer, A.P. ve Vaughan, M.D.. (1999). The Role of Supervisory Screens and Econometric Models in Off-Site Surveillance. *The Federal Reserve Bank of St. Louis Review*, 31-56, November/December.
  24. Gilbert, R.A., Meyer, A.P. ve Vaughan, M.D.. (2000). The Role of a CAMEL Downgrade Model in bank Surveillance. *Federal Reserve Bank of St. Louis Working Paper*, No:2000-021A.
  25. Gilbert, R.A., Meyer, A.P. ve Vaughan, M.D.. (2002). Could A CAMELS Downgrade Model Improve Off-Site Surveillance?. *The Federal Reserve Bank of St. Louis Review*, 47-63, January/February.
  26. Hair, J. F., Anderson, R. E., Totham, R. L., Grablovsky, B. J.. (1998). *Multivariate Data Analysis*, Printice Hall.
  27. Hirschhorn, E. (1987). The Informational Content of Bank Examination Ratings, *Federal Deposit Insurance Corporation, Banking and Economic Review*, 6-11.

28. Hirtle, B.J. ve Lopez, J.A., (1999). Supervisory Information and the Frequency of Bank Examinations. *Federal Reserve Bank of New York Economic Policy Review*, April , 1-19.
29. Jagtiani, J., Kolari, J. ve Lemieux Shin, H.. (2003). Early Warning Models for Bank Supervision: Simplier Could be Better. *Federal Reserve Bank of Chicago Economic Perspectives*, January/February, 49-60.
30. Kao, C. ve Liu, S.T.. (2004). Prediction of Bank Performance with Financial Forecasts: A Case of Taiwan Commercial Banks. *Journal of Banking & Finance*, 28: 2353-2368.
31. Karacabey, A.A.. (2007). Bank Failure Prediction Using Modified Minimum Deviation Model. *International Research Journal of Finance and Economics*, 12: 147-159.
32. Kaya, Y.T.. (2001). Türk Bankacılık Sektöründe CAMELS Analizi". *Bankacılık Düzenleme ve Denetleme Kurumu MSPD Çalışma Raporu*, No: 2001/6.
33. King, T.B., Nuxoll, D.A. ve Yeager, T.J.. (2006). Are the Causes of Bank Distress Changing? Can the Researchers Keep up?, *The Federal Reserve Bank of St. Louis Review*, 57-80, January/February.
34. Kılıç, S.B.. (2006). Türk Bankacılık Sistemi İçin Çok Kriterli Karar Alma Analizine Dayalı Bir Erken Uyarı Modelinin Tahmini. *ODTÜ Gelisme Dergisi*, 33: 117-154.
35. Menard, S.. (1995). *Applied Logistic Regression Analysis*, Sage Publication.
36. Olmeda, I. ve Fernandez, E.. (1997). Hybrid Classifiers for Financiaş Multicriteria Decision Making: The Case of Bankruptcy Prediction. *Computational Economics*, 10: 317-335.
37. Pekkaya, S., Aydoğan, E. M. ve Tosuner, A.. (2002). Türk Bankacılık Sisteminde Finansal Risk Analizi. *İşletme ve Finans Dergisi*, 197: 47-67.
38. Sahajwala, R. ve Berg, P.. (2000). Supervisory Risk Assesment and Early Warning Systems. *Basel Committee on Banking Supervision Working Papers*, 4: 1-53.
39. Sharma, S.. (1996). *Applied Multivariate Techniques*, John Wiley & Sons.
40. Sinkey, J. F.. (1975). A Multivariate Statistical Analysis of The Characteristics of Problem Banks. *Journal of Finance*, 30(1): 21-36.
41. Swicegood, P. ve Clark, J.A.. (2001). Off-Site Monitoring Systems for Predicting Bank Underperformance: A Comparison of Neural Networks, Discriminant Analysis and Professional Human Judgement. *International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance & Management*, 10: 169-186.

42. Tam, K.Y. ve Kiang, M.Y.. (1992). Managerial Applications of Neural Networks: The Case of Bank Failure Prediction. *Management Science*, 38(7): 926-947.
43. Thawornwong S., ve Enke D.. (2003). Forecasting Stock Returns With Artificial Neural Networks, *Neural Networks In Business Forecasting*, (Ed.) Zhang, P.G., Idea Group Inc.
44. Vellido, A., Lisboa, P.J.G. ve Vaughan J.. (1999). Neural Networks In Business: A Survey of Applications (1992-1998). *Expert Systems with Applications*, 17(1): 51-70.
45. Whalen, G. ve Thomson, J.B.. (1988). Using Financial Data to Identify Changes in Bank Condition. *Economic Review – Federal Reserve Bank of Cleveland*, 24(2): 17-26.
46. Whalen, G. (2005). A Hazard Model of CAMELS Down-Grades of Low-Risk Community Banks, Economics Working Paper, 2005-1, <http://occ.treas.gov/ftp/workpaper/wp2005-1.pdf>
47. Wheelock, D.C. ve Wilson, P.W.. (2005). The Contribution of On-Site Examination Ratings to an Empirical Model of Bank Failures. *Review of Accounting & Finance* , 4(4): 110-133.