

Türk Bankalarında Mali Başarısızlığın Tahmin Edilmesine Yönelik Ampirik Bir Çalışma

Zeynep TÜRKCAN*

Aslıhan E. BOZCUK**

Kemal TÜRKCAN***

ÖZET

Tüm dünyada etkisini gösteren 2007-2008 küresel finans krizi, güçsüz bankaların önceden tespitinin önemini vurgulamış, kriz sonrasında ise özellikle bankacılık alanında erken uyarı çalışmaları hız kazanmıştır. Türkiye gibi gelişmekte olan ekonomilerde, gelişmiş ekonomilerin aksine, sıklıkla ulusal ölçekte finansal krizlerin yaşandığı, küresel sermaye akımlarında artan hareketliliğin yönetilemediği, kamu sektörü etkisi ile enflasyon, işsizlik gibi diğer makro-ekonomik göstergelerin oynaklık gösterdiği ve bunların ekonomik krizlere dönüşebildiği bir resim görülmektedir. Bu çalışmada, bankalarda mali başarısızlığı bir yıl önceden tahmin etmek ve hangi faktörlerin banka başarısızlığına neden olabildiğini tespit etmek amacıyla, Türkiye’de, 1990-2010 arasındaki 21 yıllık dönemde faaliyet gösteren bankalara ilişkin panel veriler kullanılarak beş aşamalı ampirik bir başarısızlık tahmin modeli oluşturulmuştur. Model, banka başarısızlığını tahmin etme konusunda diğer göstergelere oranla daha başarılı olan bağımsız değişkenlerin “net faiz marjı” ve “hisse senedi fiyatları büyüme oranı” olduğunu göstermiştir. Sonuçlar, makro-ekonomik koşullar ile Türk bankalarının hayatta kalmasının ne derece yakın ilişkili olduğunu göstermektedir.

Anahtar Kelimeler: Türk Bankaları, Mali Başarısızlık, Finansal Oranlar, Makro-ekonomik Göstergeler, Panel Veri, Panel Logit Modeli

JEL Sınıflandırması: G21, G33, C23

An Empirical Study On Financial Failure Prediction Of Turkish Banks

ABSTRACT

The global financial crisis of 2007-2008 has drawn attention to the importance of early prediction of financial distress, and subsequently led to increased academic research especially in the banking sector. In emerging economies such as Turkey, we tend to see financial crises, led by poorly-managed mobility of global capital flows, public sector imbalances and macro-economic indicators deteriorating and turning into full-blown, national scale economic crises. In this study, a five-stage failure prediction model was developed using panel data on Turkish banks between 1990 and 2010. To estimate the financial failure of banks a year before it actually occurs and to determine which factors play an important part, a panel logit model was used. Empirical results show that “net interest margin” and “share price growth rate” are more successful in predicting bank failure. The study confirms the strong link between macro-economic conditions and the survival of the Turkish banks.

Keywords: Turkish Banks, Financial Distress, Financial Ratios, Macro-economic Indicators, Panel Data, Panel Logit Model

Jel Classification: G21, G33, C23

* Dr. Zeynep Türkcan, Antalya AKEV Üniversitesi, kahzey@hotmail.com

** Doç. Dr. Aslıhan Bozcuk, Akdeniz Üniversitesi, aebozcuk@akdeniz.edu.tr

*** Prof. Dr. Kemal Türkcan, Akdeniz Üniversitesi, kturkcan@akdeniz.edu.tr

1. GİRİŞ

Bankalar hane halkı ve işletmeler için gerekli olan finansal hizmetleri sunarak ekonomide önemli bir görevi yerine getirmektedirler. Güçlü, sürdürülebilir ve odaklanmış ilişkiler yoluyla müşterileri desteklemek başarılı bankacılığın merkezinde yer almaktadır. Bankalar aynı zamanda piyasada tedarikçi ve sermaye kullanıcıları arasında arabuluculuk görevi üstlenmektedir. Bankalar tüm bu fonksiyonları yerine getirirken varlıklarını devam ettirebilmeleri için kâr elde etmek zorundadırlar. Bankaların mali yönden başarılı olması reel sektörün ve dolayısıyla ülkenin ekonomik durumunun sağlıklı olması için en önemli koşullardan biridir.

Bununla birlikte, finansal krizlerin meydana gelmesi durumunda bankaların faaliyetlerini sağlıklı bir şekilde yerine getirememeleri söz konusudur. Örneğin, 2007'de A.B.D.'de başlayan kriz dünya finansal sistemini derinden etkilediği için birçok irili ufaklı banka ya iflas etmiş ya da kamulaştırılmıştır. Avrupa'da krizin ilk kurbanı yüksek riskli mortgage piyasasına yatırım yapan Alman bankası Sachsen Landesbank olmuştur. Ağustos 2007'de Fransız yatırım bankası BNP Paribas, yatırımcılara, fonlarından para alamayacaklarını bildirmiş ve daha sonra birleştirilmiştir. Eylül 2007'de İngiliz Northern Rock, Britanya Merkez Bankası'ndan acil yardım istemiş ve sonrasında kamulaştırılmıştır. 1 Ekim 2007'de İsviçreli UBS, 3,4 milyar dolar zarar açıklayan dünyanın ilk büyük bankası olmuştur (Issuu Inc., 2008: 74-75).

Türkiye gibi gelişmekte olan ekonomilere bakıldığında ise, gelişmiş ekonomilerin aksine, sıklıkla ulusal ölçekte finansal krizlerin yaşandığı, küresel sermaye akımlarında artan hareketliliğin yönetilemediği, kamu kesimi etkisi ile de enflasyon, işsizlik gibi diğer makro-ekonomik göstergelerin bozulduğu ve bunların ekonomik krizlere dönüştüğü bir resim görülmektedir. 1991 yılında Körfez Krizi'nin yarattığı olumsuzluklar, Türkiye'yi derinden etkilemiştir. Bu dönemde, sermaye hareketlerinde ani durma ve hatta terse dönüş olmuş, bölgesel ticaret durmuş, turizm gelirlerindeki azalma gibi doğrudan etkilerle genel ekonomik performansta belirgin bir düşüş yaşanmıştır. İç borç dinamiğinin sürdürülemez boyutlara ulaşması sonucunda 1994 krizi baş göstermiştir. Ekonomideki artan belirsizlikler, yatırımcı ve tasarrufçu için ekonomide vadenin kısılmasına, dolarizasyona ve Türkiye ekonomisinin kırılganlıklarının daha da artırmasına yol açmıştır. 1998 yılında yaşanan Rusya Krizi, Körfez Krizi'ne benzer bir biçimde Türkiye ekonomisini dış ticaret kanalıyla olumsuz etkilemiştir. 1999 yılı sonunda Demirbank TMSF'ye (Tasarruf Mevduatı Sigorta Fonu) devredilmiştir. Bu süreçte, Demirbank'ı müteakiben Şubat 2001'de Ulusal Bank ve daha sonra Mart 2001'de İktisat Bankası TMSF'ye devredilmiştir. 2000 Kasım ve 2001 Şubat krizleri sonrasında toplam 11 bankanın daha Fona devredilmesiyle birlikte, 1994-2003 yıllarında TMSF'ye devredilen banka sayısı 25'e yükselmiştir (BDDK, 2001: 15-18).

Banka başarısızlığını incelemek, öncelikle, potansiyel krizlerin tahmin edilmesi hususunda düzenleyicilerin tahmin yeteneğini geliştirmekte ve bankaları daha etkin yönetme, koordine etme ve denetleme imkânı vermektedir. Ayrıca, finansal açıdan başarılı ve başarısız bankalar arasında erken ayırım yapılması, etkisi diğer sektörlerde de hissedilecek derecede büyük başarısızlıkları önlemek ve sağlıklı olanları korumak için uygun adımların atılmasına izin vermektedir. Zira doğrudan sermaye maliyetleri ve sorunlu sektörün yeniden yapılandırılması çok yüksek maliyetli olabilmektedir. Son olarak, kredi krizinin eşlik ettiği

banka başarısızlığı, fonların eksik kullanılmasına ve uygunsuz dağıtılmasına neden olmakta ve bu da ekonomideki büyümeyi engelleyebilmektedir (Maghyreh ve Awartani, 2014: 127).

Bu çalışmanın amacı, mali açıdan sağlıklı ve sağlıklı olmayan bankaları birbirinden en doğru şekilde ayırt edebilen göstergeleri tespit etmektir. Bu sayede, mali sorunlar yaşayan bankaların iflase düşmeden önce belirlenmesi ve aynı zamanda mali başarısızlık ile ilgili hem makro hem de mikro düzeydeki potansiyel maliyetlerin en aza indirilmesi mümkün olabilir. Ayrıca, mali yönden riskli durumda olan bankaların doğru şekilde ve zamanında belirlenmesi sayesinde banka denetim mekanizmasının iyi çalışması ve kısıtlı banka izleme kaynaklarının daha verimli şekilde tahsis edilmesi sağlanabilir. İnceleme ve müdahale gereksinimi olan bankaların belirlenmesi sayesinde bankaların yerinde izlenmesi süreci başarıyla tamamlanabilir.

2. MALİ BAŞARISIZLIK TAHMİNİYLE İLGİLİ YAPILMIŞ ÇALIŞMALAR

Mali başarısızlığın tahminine yönelik olarak ilk yapılan çalışmalar tek değişkenli modellerdir (Tamari, 1966; Beaver, 1966; 1968). Tamari (1966), İsraili sanayi işletmelerini ele aldığı çalışmasında, 28 adet iflas etmiş işletmeyi finansal oranlar bakımından analiz konusu yapmıştır. Yazar, finansal durumu kötü olan işletmelerin finansal oranlarının beş yıl öncesinden itibaren faaliyette bulunduğu endüstri kolunun ortalama değerlerinden farklı gerçekleştiğini ve bu farkın iflas dönemine yaklaştıkça daha da arttığını saptamıştır. Beaver (1966), çalışmasında finansal başarısızlığa uğramış olan 79 başarısız ve 79 başarılı Amerikan işletmesini eşleştirmiştir. Beaver (1966), 30 finansal oranı 6 grupta toplamış ve her gruptan yalnızca bir oran almıştır. Çalışma sonucunda, başarısız işletmeleri başarısız olmayan işletmelerden ayırmada beş oranın etkin olduğunu bulmuştur. Bu oranlardan, Nakit Akışı / Toplam Borç Oranı, finansal başarısızlığı bir yıl önceden %87, iki yıl önceden %79, üç yıl önceden %77, dört yıl önceden %76 ve beş yıl önceden %78 doğrulukla tahmin etmeyi başarmıştır. Beaver, 1968’de yaptığı ikinci çalışmasında, hem finansal oranları hem de hisse senetlerinin piyasa değerindeki değişimleri kullanarak yine Amerika’daki işletmelerin finansal başarısızlıklarını tahmin etmeye çalışmıştır. Çalışma sonucunda, hisse senedi fiyatlarının finansal oranlardan daha kısa sürede finansal başarısızlığı tahmin ettiği, ancak bu süre farkının çok da az olmadığı tespit edilmiştir.

Tek değişkenli modeller finansal oranları tek tek ele alarak mali başarısızlığı tahmin etmeye çalıştıkları için incelenen oranlara göre çelişkili sonuçlar üretmektedirler. Bu sorunun giderilmesi için olayları farklı boyutları ile ele alan çok değişkenli modeller kullanılmıştır. Altman (1968), çok değişkenli bir modeli – çoklu diskriminant analizini – ilk kullanan kişi olmuş ve çalışmasında Amerikan işletmelerini mali açıdan başarısız ve başarısız olmayan işletmeler şeklinde sınıflandırmıştır. Çalışmada 33 iflas etmiş ve 33 iflas etmemiş işletme ele alınmıştır. İlk olarak 22 finansal oran tespit edilmiş ve bu değişken sayısı daha sonra 5’e indirilmiştir. Altman çalışmasının sonucunda elde ettiği modeli “Z-modeli” olarak ifade etmiştir. Altman’ın Z-modeli kullanıldığında, işletmeler için iflastan bir yıl öncesi için %95, iki yıl öncesi için %72 oranında doğru sınıflama sağlanabilmiştir. İflastan 3, 4 ve 5 yıl öncesi için bu oran sırasıyla %48, %29 ve %36 olarak bulunmuştur.

Çoklu diskriminant analizini kullanarak işletmelerin başarısız olma durumunu önceden tahmin eden diğer yazarlar kronolojik sıraya göre Deakin (1972), Blum (1974), Altman ve diğerleri (1977) ve Taffler (1982) olmuştur.

Deakin (1972) çalışmasında, 1964-1970 yılları arasında 32 iflas eden ve 32 iflas etmeyen Amerikan işletmelerini analiz konusu yapmıştır. Beaver ve Altman'a ait modelleri karşılaştırmış ve Beaver'in uyguladığı metodun öngörü kabiliyetinin Altman'dan daha yüksek olduğunu, ancak Altman'ın çok boyutlu analizinin kendisi için daha cazip olduğunu belirtmiştir. Blum (1974), çalışmasında A.B.D.'de 1954-1968 yılları arasında faal durumda olan 115 firma ile batmış 115 firmanın sınıflandırmasını çoklu diskriminant analizi ile gerçekleştirmiş ve iflastan bir yıl öncesi için %94 oranında doğru sınıflama kaydetmiştir. Altman ve diğerleri (1977), A.B.D.'de 1969-1976 yılları arasında 53 iflas etmiş ve 53 iflas etmemiş işletmeyi analize dâhil ettikleri çalışmalarında, Altman'ın 1968'deki Z-modeli ile karşılaştırma yapmışlardır. Sonuçlara göre doğru sınıflandırma oranı %90 çıkmıştır. Taffler (1982), Londra Menkul Kıymetler Borsası'nda işlem gören 23 iflas etmiş ve 23 faal işletmenin 1968-1973 yılları arasında mali tablolarında bulunan rasyolardan yola çıkarak iflası öngörmeye yönelik çoklu diskriminant analizi gerçekleştirmiştir.

Avrupa'da ise bankaları üzerine yapılmış mali başarısızlık tahmin çalışmalarının ilkleri 2006 yılında Gropp ve diğerleri ile yine 2006 yılında Distinguin ve diğerleri tarafından yapılan makale çalışmalarıdır. Gropp ve diğerleri (2006), çalışmalarında 1991-2001 yılları arasındaki 59 Avrupa bankasını mali başarısızlığın öngörülmesi açısından incelemişler, bunu yaparken de piyasa değişkenlerinin mali başarısızlık üzerindeki etkisini değerlendirmişlerdir. Yazarlar, makalelerinde Fitch'de yer alan C ve daha aşağı notlandırılmış derecelendirmeleri banka başarısızlığına dair birer gösterge olarak kullanmışlardır. Banka kırılma olasılığını tespit etmek için temerrüde uzaklık (distance-to-default) hesaplamasını uygulamışlardır. Sonuçlar, sadece muhasebe değişkenlerini gösterge olarak kullanan tahmin yöntemlerine göre piyasa göstergelerinin de kullanılması neticesinde II. tip hata oranının 1 azaldığını göstermiştir.

Distinguin ve diğerleri (2006), 1995-2002 yılları arasında borsada işlem gören 64 Avrupa bankasının mali başarısızlık tahminini piyasa ve muhasebe değişkenlerini kullanarak araştırmışlardır. Piyasa temelli göstergelerin muhasebe verilerine dayalı modellere ilave katkı sağlayıp sağlamadığını test etmek için Avrupa bankaları için özel olarak tasarlanmış bir "logit erken uyarı modeli" geliştirmişlerdir. Daha önce literatürde elde edilen sonuçlar ile uyumlu olarak, piyasa temelli göstergelerin modeldeki tahmin doğruluğuna etkisi, banka yükümlülüklerinin hangi piyasada işlem gördüğüne bağlı olarak değiştiği tespit edilmiştir. Ağırlıklı olarak mevduata dayanan bankalar için piyasa göstergelerinin faydalı bilgi sağlayamadığı ve bankalar tarafından ihraç edilen sermaye benzeri borç miktarının da tahminin iyileşmesine bir katkı getirmediği yönünde bulgulara ulaşılmıştır.

Poghosyan ve Cihak (2009), 1996-2007 yılları arasında AB içinde bulunan 25 ülkedeki 5.708 bankayı analiz etmişlerdir. Mali yönden başarısız bankaları tanımlamak amacıyla NewsPlus/Faktiva veri tabanında 5.708 banka için "kurtarma", "mali destek", "likidite yardımı", "devlet desteği", "birleşmiş" gibi sözcüklerin taraması yapılarak toplamda 79 adet mali başarısızlık olayı ve 54 tane de başarısız banka belirlenmiştir. Logit analizi sonuçlarına göre sağlıklı bankaları zayıf bankalardan ayırt etmede en iyi olan gösterge gruplarının sermaye yeterliliği, aktif kalitesi ve kârlılık olduğu tespit edilmiştir.

Türk bankacılık sistemine yönelik bir erken uyarı sistemi geliştiren ilk çalışma Çilli ve Temel'in (1988) çalışması olmuştur. Yazarlar, faktör analizi ve çok değişkenli diskriminant

¹ II. tip hata oranı, başarısız olmayan bir bankayı başarısız bir banka olarak sınıflandıran olasılık oranıdır.

analizi kullanarak erken uyarı sisteminin uygulanabilirliğini incelemişlerdir. Çok değişkenli diskriminant analizi yardımıyla sistemdeki sorunlu ve sorunsuz bankaları birbirinden ayıran özelliklerin tanımlanması amaçlanmıştır. Diskriminant analizi sonucunda, çalışma kapsamındaki bağımsız değişkenlerden (mali oranlardan) mali açıdan sorunlu ve sorunsuz olarak önceden iki gruba ayrılan bankalar arasındaki farklılaşmanın en fazla olduğu 1986 yılı için 14, 1987 yılı için 16 değişken belirlenmiştir. Bu değişkenlerden, özellikle özkaynak yeterliliği ve kârlılık boyutlarında bulunanların sorunlu ve sorunsuz bankaları ayırt etmede büyük rol oynadıkları tespit edilmiştir. Faktör analizinden elde edilen bulgular, özkaynak yeterliliği ve kârlılık ile ilgili değişkenlerin, bir bankanın mali durumundaki değişimi açıklamada oldukça başarılı olduğunu göstermektedir. Bu sonuç, özkaynak yeterliliği ve kârlılık değişkenlerinin grupların farklılaşmasına en fazla katkıda bulunan değişkenler olduğu şeklindeki diskriminant analizi sonuçları ile tutarlı çıkmıştır. Çalışmada, diskriminant ve faktör analizleri birbiriyle tutarlı sonuçlar ortaya koymuştur.

Toktaş ve Demirhan'ın (2004) çalışmasında, Türkiye'de faaliyet gösteren bankalar için başarısızlığı bir yıl öncesinden itibaren tahmin edecek erken uyarı modellerinin geliştirilmesi amacıyla 34 tanesi 1997-2003 döneminde başarısız olmuş olan toplam 77 ticaret ve kalkınma-yatırım bankası incelenmiştir. Sermaye yeterliliği, aktif kalitesi, likidite, kârlılık ve gelir-gider yapısı bir bankanın ileride başarılı olup olmayacağını işaret eden göstergeler olarak bulunmuştur. Sinir ağı modelinde tek-basamaklı sekant algoritması kullanılmıştır. Modelin doğru sınıflandırma oranı %100 olarak bulunmuştur. Çapraz-geçerlilik yöntemi kullanılarak gerçekleştirilen geçerlilik testine göre de sinir ağı modelinin geçerlilik oranı %84,5 olarak hesaplanmıştır.

Canbaş ve diğerleri (2005) banka başarısızlığını tahmin etmek amacıyla diskriminant analizi, logit analizi, probit analizi ve temel bileşenler analizi yöntemlerinin bir araya getirilmesiyle ortaya çıkan bütünleşik bir erken uyarı sistemi geliştirmişlerdir. İlk olarak bankanın finansal durumundaki değişiklikleri anlamlı ölçüde açıklayabilen üç farklı bileşen belirlemişlerdir. Daha sonra diskriminant analizini, logit ve probit regresyon modellerini uygulamışlardır. Tüm bu modelleri birleştirerek entegre bir erken uyarı sistemi oluşturmuşlardır. Yazarlar, oluşturdukları bu sistemin tahmin gücünü test etmek için Türkiye'de 1994-2001 döneminde faaliyet gösteren 40 özel ticari bankanın verilerini kullanmışlar ve bu erken uyarı sistemi ile literatürde o zamana dek kullanılan diğer modellere göre daha yüksek tahmin gücüne sahip olduğu sonucuna ulaşmışlardır.

Türkiye ekonomisinde en önemli banka başarısızlıklarının meydana geldiği dönemde banka başarısızlığının tahminine yönelik ampirik bir uygulama yapan bir diğer çalışma ise Doğanay ve diğerleri (2006) tarafından yapılmıştır. Yazarlar, 1997-2002 yılları arasında 19 başarısız ve 23 sağlıklı bankanın başarısızlık tahminini bir, iki ve üç yıl öncesi için analiz etmeye çalışmışlardır. Bankalara ait mali tablolar BDDK'den (Bankacılık Düzenleme ve Denetleme Kurumu) elde edilmiş ve bu mali tablolardan yola çıkılarak analiz için 27 adet muhasebe temelli rasyo hesaplanmıştır. Başarısızlığın tahmin edilmesi için çoklu regresyon analizi, diskriminant analizi, logit ve probit analizleri olmak üzere dört farklı çok değişkenli istatistiksel model uygulanmıştır. Tahmin doğruluğu açısından en başarılı modelin logit modeli olduğu tespit edilmiştir.

Türk bankacılık sektörüne yönelik çok kriterli karar alma analizini uygulayan bir çalışma Kılıç (2006) tarafından gerçekleştirilmiştir. Çalışmanın örneklem setini 57 ticari

banka ve bunlara ait Türkiye Bankalar Birliği (TBB) tarafından yayınlanan ve 1988-2000 dönemini kapsayan 49 adet finansal rasyo oluşturmaktadır. Mali başarısızlık kıstası olarak bankanın BDDK tarafından TMSF'ye devredilmesi esas alınmıştır. Çalışmada bankalar çok kriterli karar alma analizine dayalı bir yaklaşım olan ELECTRE TRI² modeline göre sınıflandırılmıştır. Çalışmanın sonuçları, tahmin edilen erken uyarı sisteminin uygulanması sayesinde mali başarısızlığın yaşanması sonucunda ortaya çıkan yeniden yapılandırma maliyetlerinden büyük oranda kaçınma şansının olduğunu göstermektedir.

Özkan-Günay ve Özkan'ın (2007) çalışmasında, 1989-2000 döneminde 13'ü başarısız, 36'sı başarılı toplam 59 Türk bankasına ait finansal oranları kullanarak doğrusal olmayan yapay sinir ağları³ yöntemini uygulamıştır. Türk bankacılık sektörü içinde banka başarısızlık durumunun değerlendirilmesinde tahmin doğruluğu, uyum yeteneği ve dayanıklılık açılarından yapay sinir ağları yönteminin gelecek vaat eden bir yöntem olduğu kanısına varılmıştır. Gelişmekte olan ekonomilerde bu yöntemin başarıyla uygulanabileceği ifade edilmiştir.

Karacabey (2007), mali başarısızlığın tahmin edilmesine yönelik olarak düzeltilmiş minimum sapma modeli kullanımını önermiştir. 1994-2001 yılları arasındaki 39 Türk ticari bankasını kapsayan çalışmada, önerilen modelin faktör ve diskriminant analizinden oluşturulan iki aşamalı modelden daha iyi sonuçlar verdiği bulunmuştur. Doğrusal olmayan bu diskriminant analizi sonucuna göre banka başarısızlığının bir yıl öncesi için doğru sınıflama oranı %92,3 olarak bulunmuştur.

Çinko ve Avcı (2008) çalışmalarında, mali oranlar kullanarak 1996-2000 yılları için temsili CAMELS⁴ derecelerini ve bileşenlerini hesaplamışlardır. CAMELS bileşenlerinin yardımıyla 2001 yılında TMSF'ye devredilen 19 bankanın başarısızlık olasılığı diskriminant analizi, lojistik regresyon ve yapay sinir ağları modelleri kullanılarak tahmin edilmeye çalışılmıştır. Diskriminant analizinden elde edilen katsayılar göre Faaliyet Gideri / Toplam Aktifler oranı ile Menkul Kıymetler Portföyü / Toplam Aktifler oranı küçüldükçe firmanın faaliyetine devam etme şansı artmaktadır. Her ne kadar tahmin için kullanılan veri setindeki doğru sınıflama oranı %72 olsa da, aynı model 2001 yılında devredilen bankaların gruplanması için kullanıldığında, TMSF'ye devredilen bankaların hiçbirini doğru tahmin edemediği görülmüştür. Çalışmanın bulguları politika yapıcıları ve denetim ve gözetim otoriteleri açısından genel olarak değerlendirildiğinde, temsili CAMELS dereceleme

² ELECTRE TRI, çok kriterli bir sıralama yöntemidir. Önceden tanımlanmış kategorilere alternatifler atanan bir yöntemdir. Bu yöntem, alternatiflerin çoklu kriter atamasını destekleyen diğer yöntemler gibi, karar verici tarafından sağlanan tercihli bilgileri daha fazla veya daha az doğrudan takip eden bir dizi parametreyle karakterize edilen bir tercih modeli kullanır. ELECTRE TRI'de tercih modeline ait parametreler ağırlıklar ile kriterler üzerine çeşitli eşiklerdir (Mousseau vd., 2000: 759).

³ Yapay sinir ağları, tahmin ve sınıflama amacıyla kullanılan bir veri madenciliği tekniğidir. Düğüm ve oklardan oluşan bir sinir ağında, düğümler nöronları, oklar ise sinyal akışının yönüyle beraber nöronlar arasındaki bağlantıları temsil eder. Nöronlar, giriş ve çıkış katmanlarında ve eğer varsa gizli katman(lar)da bulunur. Sinir ağları, nöronlar arasındaki sinaptik bağlantıları ayarlamak suretiyle, girdi ile hedef çıktı eşleşecek şekilde eğitilir. Bu şekilde, ağ veri içinde gömülü olan bilgiyi keşfeder. Sinir ağlarının gücü, şartlara ve çevreye intibak yetenekleri ve kendi kendilerini düzenleme özelliklerinden ileri gelir (Toktaş ve Demirhan, 2004: 3).

⁴ CAMELS, bankaların uzaktan gözetimi ve yerinde denetimi amacıyla kullanılan bir performans ölçüsüdür. C, sermaye yeterliliğini (capital adequacy); A, aktif kalitesini (asset quality); M, yönetim yeterliliğini (management adequacy); E, kazanç durumunu (earnings); L, likiditeyi (liquidity); S ise piyasa risklerine duyarlılığı (sensitivity to market risk) temsil etmektedir.

sisteminin Türk bankacılık sisteminde kullanılmasının beklenen faydayı sağlayamayabileceği düşünülmektedir.

Boyacıoğlu ve diğerleri (2009), çalışmalarında CAMELS kriterlerine benzer şekilde sermaye yeterliliği, aktif kalitesi, likidite ve piyasa riskine duyarlılıkla ilgili oranları kapsayan 20 finansal oran kullanarak 1997-2003 yıllarında Türkiye’de finansal başarısızlığa uğrayan 21 bankayı kapsayan toplam 65 bankayı yapay sinir ağları, destek vektör makineleri⁵ ve çok değişkenli istatistik yöntemleri ile başarılı ve başarısız olarak sınıflandırmışlardır. Yapay sinir ağları kategorisinde Multi-layer Perceptron (MLP), Competitive Learning (CL), Self-organizing Map (SOM) ve Learning Vector Quantization (LVQ) olmak üzere dört farklı yapı uygulanmıştır. İstatistiksel yöntemler olarak ise çoklu diskriminant analizi, K-ortalamlar küme analizi ve lojistik regresyon analizi gerçekleştirilmiştir. Uygulanan tüm analizlerin sonuçları karşılaştırıldığında MLP ile LVQ modellerinin örneklemedeki bankaların mali başarısızlığını tahmin etme bakımından en başarılı modeller olduğu saptanmıştır. Boyacıoğlu ve diğerleri (2009), verileri üzerinde destek vektör makinesi tekniğini uygulama aşamasında doğrusal, polinomial, radyal bazlı ve sigmoid olmak üzere dört farklı çekirdek fonksiyonu hesaplamışlardır. Destek vektör makinesi hesaplaması sonucunda en iyi performansı üçüncü derece polinomial çekirdek fonksiyonu göstermiştir. Elde edilen bulgulara göre destek vektör makineleri deneme seti içindeki bankalar için %95,34 oranında doğru sınıflandırma yaparken geçerlilik seti içindeki bankalar için %90,90 oranında doğru sınıflandırma yapmıştır.

Kurtaran Çelik (2010), Türkiye’de bankaların finansal başarısızlıklarının öngörülmesine yönelik diskriminant analizi ve yapay sinir ağı modellerini karşılaştırmıştır. Çalışmada, 1997-2002 dönemi için 36 adet özel sermayeli ticaret bankasına ait finansal oranlar kullanılarak bankaların finansal başarısızlığa düşme olasılıkları bir ve iki yıl önceden ayrı ayrı tahmin edilmiştir. Bir yıl öncesi için başarılı ve zarar eden bankaları en iyi tahmin eden model, %100 genel başarı oranı ile yapay sinir ağı modelidir. İki yıl öncesi için en iyi model, başarılı bankalar için %88,9 başarı oranı ile diskriminant analizi, zarar eden bankalar için %100’lük başarı oranı ile yapay sinir ağı modeli ve genel başarı ortalaması ise %91,7 ile diskriminant analizi modelidir.

Son olarak ise, Altunöz (2013) çalışmasında Türkiye’de banka başarısızlığının önceden tespit edilmesi amacıyla yapay sinir ağları tekniğini uygulamıştır. Birçok banka başarısızlıklarının yaşandığı dönemin analize alınabilmesi için veri seti 1997-2002 yılları olarak seçilmiş olup, analizde toplam 36 adet banka incelenmiştir. Sonuçlara göre, yapay sinir ağı analizinin başarısızlığı bir yıl önceden öngörme başarısı %88 iken, iki yıl önceden öngörme başarısı %77 olarak bulunmuştur.

⁵ Destek vektör makinesi tekniği hesaplama öğrenim teorisinden gelen yapısal risk minimizasyonu ilkesine dayanmakta olup ilk defa Vapnik (1995) tarafından uygulanmıştır. Bu teknikte girdi verisi çok boyutlu bir alanda vektörlerin iki kümesi halinde yapılandırılmıştır. Amaç, iki veri kümesi arasındaki mesafeyi maksimize etmektir. Bu mesafeyi hesaplamak için ayırıcı hiperdüzlemin her bir yanına iki paralel hiperdüzlem kurulmaktadır. Hiperdüzlemin gerçekleştirdiği en iyi ayırma işleminde her iki sınıftaki komşu veri noktaları arasındaki mesafe en uzun olmaktadır. Dahası, mesafe ne kadar uzak olursa sınıflandırıcının genelleme hatası o kadar iyi olmaktadır. Özet olarak, destek vektör makinesi tekniği özel bir doğrusal model ve iki sınıf arasında maksimum ayrımı elde etmek için optimal ayırıcı hiperdüzlemi kullanmaktadır. Maksimum mesafedeki hiperdüzleme en yakın deneme noktalarına destek vektörleri denmektedir.

Bu çalışmanın Türk bankacılık literatürüne katkısı, 1990-2010 arasındaki 21 yıllık dönemi kapsamı ve küresel kriz ve sonrasındaki dönemleri de içermesidir.⁶

3. VERİ SETİ

Bu çalışmada, Türkiye’de faaliyet gösteren 23 bankanın 1990-2010 dönemine ilişkin yatay kesit ve zaman serisinden oluşan panel verileri kullanılmış olup, toplamda elde edilen gözlem sayısı 483 adettir. Ampirik uygulama aşamasında, bankalarda başarısızlık durumunu tespit etmek üzere, literatürde farklı ülke ve zaman aralıkları için etkinliği kanıtlanmış, beş farklı başarısızlık kriteri kullanılmıştır. Ayrıca, uygulama için gerekli olan oranlar, DataStream veri tabanı tarafından sunulan 81 adet muhasebe oranı ve bunlara ek olarak, Eurostat ve Dünya Bankası’ndan temin edilen, 15 adet makro-ekonomik göstergeden derlenmiştir. Bankacılık sektörüne ait göstergeler ise BDDK’den elde edilmiştir.

Bağımlı ve bağımsız değişkenlerle ilgili hesaplamalar SAS 8.2. programı yardımıyla yapılmış olup, verilerin analiz edilmesinde ise STATA 13 istatistik programı kullanılmıştır.

3.1. Bağımlı Değişkenler

Mali açıdan sağlıklı ve sağlıklı bankaları en doğru şekilde ayırt edebilmek amacıyla çalışmanın uygulama aşamasında beş farklı başarısızlık tanımı (bağımlı değişken) kullanılmıştır. Her bir bağımlı değişken için beş aşamalı ampirik model oluşturma süreci tekrarlanmıştır.

Çalışmada kullanılan beş farklı bağımlı değişkenin başarısızlığı nasıl tanımladığı aşağıda özetlenmiştir.

Bağımlı Değişken 1 (BD1): Poghosyan ve Cihak’a (2009) ait çalışmadaki sermaye miktarı, aktif kalitesi ve kârlılık olmak üzere başarısızlığı tetikleyen üç temel gösterge esas alınarak Carapeto ve diğerleri (2010) tarafından geliştirilmiştir.

- Pay Sahiplerine Ait Net Gelir / Özkaynak % -37,9’un altında ise, veya
- Özkaynak / Toplam Aktifler %2,7’nin altında ise, veya
- Kredi Kayıp Karşılıkları / Toplam Krediler %14,3’ün üzerinde ise banka başarısız olarak tanımlanmaktadır (kriterlerden bir tanesinin gerçekleşmesi yeterli olmaktadır) (Carapeto vd., 2010: 10-11).

Bağımlı Değişken 2 (BD2): Elsas’ın (2007) çalışmasında kullanılan bir başarısızlık sınıflandırmasıdır. Kredi Kayıp Karşılıklarının Toplam Krediler (1 yıllık sektör ortalaması) İçindeki Oranı, sektör içinde en yüksek ilk iki onda birlik grupta yer alıyor ise, o banka başarısız olarak sınıflandırılmaktadır.⁷

⁶ Makalede zaman aralığı olarak 1990-2010 yıllarının alınmasının nedeni, makalenin doktora tezinden türetilmiş olmasından kaynaklanmaktadır. Gelecekte yakın dönemlerin eklenerek ekonometrik analizlerin tekrarlanması ve makaleye dönüştürülmesi düşünülmektedir.

⁷ Elsas’ın (2007) çalışmasında bankanın başarısız olma kriteri olarak, kredi kayıp karşılıklarının toplam krediler içindeki oranının üst üste iki yıllık dönemde sektör içinde ilk iki onda birlik grupta yer alıyor olması seçilmiş ve uygulanmıştır. Ancak, bu çalışmada bazı verilerin üst üste iki yıl tekrar etmemesinden dolayı bir yıllık dönem esas alınmıştır.

Bağımlı Değişken 3 (BD3): Farklı çalışmalarda uygulanan bir kriter olmakla birlikte, Poghosyan ve Cihak'a (2009) ait çalışma ile ön plana çıkmıştır. Buna göre, Takipteki Kredilerin Toplam Kredilere (1 yıllık sektör ortalaması) Oranı sektörde en yüksek ilk iki onda birlik grupta yer alıyorsa, o banka başarısız olarak sınıflandırılmaktadır.⁸

Bağımlı Değişken 4 (BD4): Maghyereh ve Awartani'nin (2014) çalışmasında kullanılan başarısızlık sınıflandırmasıdır.

- Bankanın faaliyetleri geçici olarak durdurulmuş ise, veya
- Banka yeniden sermayelendirilmiş veya para otoriteleri tarafından nakit desteği almış ise, veya
- Banka sonunda başka bir banka ile birleşmiş ise, veya
- Banka hükümet tarafından kapatılmış ise, veya
- Birbirini takip eden iki yıl içinde takipteki kredilerin toplam kredilere oranı örneklem setinin dördüncü çeyreklik bölümüne ait ise, o banka başarısız olarak sınıflandırılmaktadır.

Bağımlı Değişken 5 (BD5): Whitaker (1999) tarafından kullanılmıştır. Bankanın Nakit Akışı, Uzun Vadeli Borcun altında ise başarısızlık durumu söz konusu olmaktadır.

3.2. Bağımsız Değişkenler

Finans literatüründeki mali başarısızlık çalışmalarında, bankaların sağlıklı olup olmadığı yönünde makro ve mikro düzeyde bilgileri yakalayan, hem nitel hem de nicel verileri yansıtan başarısızlık göstergeleri ile ilgili esas olarak üç kategori mevcuttur.

İlk kategori, bilanço ve gelir tablosu bilgilerini esas alan muhasebe oranlarını içermektedir. İkinci kategori, borç ve özkaynak gibi finansal varlıkların piyasa fiyatlarını yansıtan göstergeleri içermektedir. Üçüncü kategori ise finans kuruluşlarının faaliyet gösterdikleri ekonomik ortamı dikkate alan göstergeleri; yani enflasyon, GSYH'nın yıllık büyüme oranı gibi makro-ekonomik göstergeleri içermektedir.

Bu çalışmada kullanılan değişkenler Betz ve diğerleri (2014) ve Maghyereh ve Awartani (2014) tarafından gerçekleştirilen analizlerde kullanılan rasyolar esas alınarak belirlenmiştir. İlk olarak, DataStream veri tabanında bulunan bilanço ve gelir tablolarından elde edilen CAMELS göstergeleri kullanılmıştır. CAMELS göstergeleri olarak modele dâhil edilen rasyoların 25 tanesi sermayeyi, 15 tanesi aktif kalitesini, 5 tanesi yönetim kalitesini, 27 tanesi kârlılığı, 8 tanesi likiditeyi ve 2 tanesi piyasa riskine duyarlılığı temsil etmektedir. Tablo 1'de veri setinde kullanılan rasyolar ve hangi gruba dâhil oldukları modeldeki karşılıklarıyla birlikte detaylı bir şekilde listelenmiştir.

CAMELS göstergeleri içinde sermaye kalitesini temsil eden rasyolardan bazıları bankanın sermaye derecesini gösteren Sermaye Yeterlilik Rasyosu - Tier 1⁹ (LC1) ile

⁸ Carapeto ve diğerlerine (2010) ait çalışmada bu sınıflandırma "Measure 5" olarak ifade edilmiştir (Carapeto vd., 2010: 11).

⁹ Tier 1 rasyosu, bir bankanın çekirdek sermayesi ile toplam risk ağırlıklı aktifleri arasındaki karşılaştırmadır. Bir bankanın çekirdek sermayesi, birinci kademe sermayesi olarak bilinir ve özkaynakların, açıklanan rezervlerin ve

Sermaye / Toplam Aktifler (LC3) gibi rasyolardır. Her iki rasyoda da sermayenin yüksek olması bankanın ödeme aczine düşmesini engelleyecek finansal kayıpların azalması anlamına gelmekte ve dolayısıyla bankanın başarısız olma olasılığını azaltacağı beklenmektedir (Canbaş vd., 2005: 534).

Aktif kalitesini temsil eden rasyolar olarak Aktif Devir Hızı (LA4), Takipteki Krediler / Toplam Krediler (LA11), Kredi Riski Karşılığı / Toplam Krediler (LA12), Kayıp Kredi Rezervi / Toplam Aktifler (LA13), Kayıp Kredi Rezervi / Toplam Krediler (LA14) gibi toplam 15 adet rasyo bağımsız değişken olarak kullanılmıştır. Genel olarak, zayıf aktif kalitesi ile banka başarısızlığı arasında pozitif bir ilişkinin olması beklenmektedir. Takipteki kredilerin ve kredi riski karşılığının toplam krediler içindeki payı yükseldikçe bankanın başarısızlığa uğrama olasılığının artması beklenmektedir. Ancak, bu durum kayıp kredi rezervlerinin toplam aktifler ya da toplam krediler içindeki payı söz konusu olduğunda beklenen etki negatif yönde olabilmektedir. Çünkü yüksek kayıp kredi rezervi, beklenen zararların yüksek miktardaki rezervle kapatılabileceği anlamına geldiği gibi beklenen zararların yüksek olabileceği anlamına da gelmektedir (Betz vd., 2014: 228).

Yönetim kalitesini temsil etmek üzere beş adet rasyodan yararlanılmıştır. Bunlar, Toplam Aktiflerin 1 Yıllık Büyüme Oranı (LM1), Toplam Kredilerin 1 Yıllık Büyüme Oranı (LM2), Hisse Başına Getirinin 1 Yıllık Büyüme Oranı (LM3), Toplam Faiz Dışı Harcamalar / Toplam Aktifler (LM4) ve Toplam Faiz Dışı Harcamalar / Toplam Sermaye'dir (LM5). İlk üç rasyonun modeldeki beklenen etkisi negatif yönde olup, büyüme oranları ne kadar yüksek çıkarsa başarısızlık olasılığının da o oranda azalması beklenmektedir. Ancak, toplam faiz dışı harcamaların toplam aktifler içindeki payı yükseldikçe başarısızlık olasılığının da aynı şekilde yükselmesi beklenmektedir. Benzer şekilde, toplam faiz dışı harcamaların toplam sermaye içindeki payı arttıkça bankanın başarısız olma olasılığının artması beklenmektedir. Son iki rasyo ile bankanın toplam aktiflerinin ya da toplam sermayesinin faiz dışı harcamaları ne ölçüde çevirebildiği görülmektedir. Dolayısıyla, rasyonun yüksek olması, toplam aktiflerinin ya da toplam sermayesinin bankanın faiz dışı harcamalarına yetemediğinin göstergesi olmaktadır.

Kârlılığı ifade eden bazı rasyolar Gelir Maliyeti (LE1), Net Faiz Marjı (LE2), Faiz Oranı (LE7), Aktif Kârlılığı (LE19), Özkaynak Kârlılık Oranı (E21) ve Vergi Oranı (LE25) gibi rasyolar olmaktadır. Kârlılık ile ilgili rasyolar bankanın kazançlarını bir dönem içinde ne ölçüde artırdığını göstermektedir. Aynı zamanda, bankanın elde ettiği etkinliği ve kârlılığı da ölçmektedir. Başarılı bir banka, kârlılığını sürekli olarak artırabilen bir bankadır. Kredi için ayrılan banka aktifleri ne kadar yüksek olur ve sermaye rasyosu ne kadar düşük olursa, bankanın başarısızlık olasılığı o kadar artmaktadır. Buna göre, aktif kârlılık oranı yükseldikçe başarısızlık olasılığı küçülmektedir. Benzer şekilde, daha yüksek sermaye kârlılık oranı, bankanın net kârının artması anlamına geldiğini ve bunun bankanın hisse senedi fiyatlarını arttırdığını göstermektedir. Sermaye kârlılık oranı yükseldikçe bankanın başarısızlık olasılığı da azalmaktadır. Gelir maliyeti rasyosundaki düşüş işletme etkinliğinin yükselmesi anlamına taşımaktadır. Bu da, kâr üretmek için daha verimli banka varlıkları anlamına gelmektedir. Başarısızlık olasılığı ile negatif ilişkili olan bir diğer rasyo ise net faiz marjı rasyosudur. Bankanın yatırdığı fonlardan elde ettiği faiz veya kâr payı oranından fon kaynaklarına ödediği

geri alınmaz, birikimli olmayan imtiyazlı hisse senetlerinin toplamıdır. Risk ağırlıklı aktifler ise, bankanın elinde bulundurduğu ve sistematik olarak kredi riski için ağırlıklandırılan tüm aktifleri içerir.

faiz veya kâr payı oranının çıkartılması ile bulunan net kazancı ifade etmektedir. Bu marj oranının yüksek olması faaliyetlerden kaynaklanan operasyonel risklere karşı koruma sağlanması anlamına gelmektedir (Betz vd., 2014: 228).

Likidite göstergeleri Nakit ve Nakit Benzeri Değerler / Toplam Mevduatlar (LL1), Mevduatların Fonlara Oranı (LL7) ve Net Kısa Vadeli Borçlanma / Toplam Pasifler (LL8) gibi rasyolar tarafından temsil edilmektedir. Nakit ve nakit benzeri değerlerin toplam mevduatlar içindeki payı yükseldikçe bankanın başarısız olma olasılığının küçülmesi beklenmektedir. Bu demektir ki nakit ve nakit benzeri değerlerin toplam mevduatlar içindeki payı başarısızlık durumu ile negatif ilişkilidir. Mevduatların genellikle bankalararası piyasa veya menkul kıymet finansmanından daha istikrarlı bir fon kaynağı olduğu düşünüldüğünde, mevduatların fonlara oranının banka başarısızlığı ile negatif ilişkili olması beklenmektedir. Yani mevduatların fonlara oranı azaldıkça bankanın başarısızlık olasılığı artmaktadır. Öte yandan, net kısa vadeli borçlanmanın toplam pasifler içindeki payı başarısızlık ile pozitif yönde ilişkilidir. Net kısa vadeli borçlanma yükseldikçe bankanın başarısız olma olasılığının da yükselmesi beklenmektedir (Betz vd., 2014: 228).

İşlem Gelirlerinin Payı (LS1) ve Toplam Aktiflerin Logaritması (LS2) adlı iki gösterge piyasa riskine duyarlılığı ölçen bağımsız değişkenlerdir. İşlem gelirlerinin payı adlı değişkenin banka başarısızlığı ile ilişkisi pozitif yönlü ya da negatif yönlü olabilmektedir. Bir yandan, işlem gelirlerinin değişken bir kazanç kaynağı olması nedeniyle daha yüksek işlem geliri, daha riskli bir iş modeli ile ilişkilendirilebilmektedir. Diğer yandan, yatırım amaçlı menkul kıymetlerin örneğin kredilerden daha likit varlıklar olması, değişen makro-finansal ortamda bankanın likidite problemini aşmak için bilanço varlıklarını ucuza veya zararına satışından ortaya çıkan kayıpları en aza indirmesini sağlayabilmektedir. Bu nedenle, işlem gelirlerinin payı ile başarısızlık olasılığı arasındaki ilişki pozitif olabileceği gibi negatif yönlü de olabilmektedir (Betz vd., 2014: 228). Toplam aktiflerin logaritması, basitçe toplam aktiflerin doğal logaritması olarak ölçülmekte ve bankanın büyüklüğünü göstermektedir. Başarısızlık ile karşılaşan bankalar büyük ölçekli bankalar olabileceği gibi aktif büyüklüğü bakımından küçük ölçekli de olabilmektedir (Maghyreh ve Awartani, 2014: 139).

Sektörel göstergeler olarak, Toplam Aktiflerin GSYH'ye Oranı (LBS1), Çekirdek Olmayan Pasiflerin Büyüme Oranı (LBS2), Borcun Özkaynaklara Oranı (LBS3), Toplam Kredilerin Mevduatlara Oranı (LBS4), Tahviller ve Bonoların Toplam Pasiflere Oranı (LBS5) ve Konut Kredilerinin Toplam Kredilere Oranı (LBS6) kullanılmıştır.

Son olarak, makro-ekonomik dengesizlikleri tespit etmek ve hisse senedi fiyatları ile milli gelirden yaşanan konjonktürel dalgalanmaları kontrol etmek amacıyla, Reel GSYH Büyüme Oranı (LMF1), Enflasyon Büyüme Oranı (LMF2), Hisse Senedi Fiyatları Büyüme Oranı (LMF3), Konut Fiyatları Büyüme Oranı (LMF4), Uzun Vadeli Devlet Tahvili Getirisi (LMF5), Uluslararası Yatırım Pozisyonunun GSYH'ye Oranı (LMF6), Devlet İç Borcunun GSYH'ye Oranı (LMF7) ve Özel Sektör Kredi Dağılımının GSYH'ye Oranı (LMF8) kullanılmıştır. Sektörel ve makro-ekonomik göstergeler Tablo 2'de, modeldeki karşılıklarıyla ve beklenen etkileriyle birlikte, yer almaktadır.

Tablo 1. Muhasebe Oranları

DataStream Veri Tabanından Alman Muhasebe Oranları	Dâhil Olduğu Grup	Modeldeki Karşılığı	Beklenen Etki
Sermaye Yeterlilik Rasyosu (Tier 1)	C	LC1	-
Nakit Temettüler / Nakit Akışı	C	LC2	-
Sermaye / Toplam Aktifler	C	LC3	-
Temettü Ödeme Oranı (Kâr Payı)	C	LC4	-
Gelir Getiren Aktifler / Toplam Kullanılabilir Fon	C	LC5	-
Faiz ve Vergi Öncesi Kâr / Toplam Faiz Gideri	C	LC6	-
Özkaynak / Toplam Sermaye	C	LC7	-
Özkaynak / Toplam Mevduatlar	C	LC8	-
Sabit Aktifler / Sermaye	C	LC9	-
Yatırıma Dönüştürülen Aktifler / Toplam Pasifler	C	LC10	-
Yatırıma Dönüştürülen Aktifler / Toplam Mevduatlar	C	LC11	-
Yatırıma Dönüştürülen Aktifler & Krediler / Toplam Mevduatlar	C	LC12	-
Uzun Vadeli Borç / Sermaye	C	LC13	+
Uzun Vadeli Borç / Toplam Sermaye	C	LC14	+
Azınlık Payı / Toplam Sermaye	C	LC15	-
İşletme Faaliyetlerinden Gelen (Kısa Dönem) Nakit / Sabit Giderler	C	LC16	-
İmtiyazlı Hisse Senedi Sermayesi / Toplam Sermaye	C	LC17	-
Kayıp Kredi Rezervi / Toplam Sermaye	C	LC18	-
Toplam Aktifler / Sermaye Rasyosu	C	LC19	-
Toplam Sermaye / Toplam Aktifler	C	LC20	-
Toplam Sermaye / Toplam Mevduatlar	C	LC21	-
Toplam Borç / Sermaye	C	LC22	+
Toplam Borç / Toplam Aktifler	C	LC23	+
Toplam Borç / Toplam Sermaye	C	LC24	+
Toplam Mevduatlar / Toplam Aktifler	C	LC25	-
Toplam Aktifler / Çalışan Sayısı	A	LA1	-
Sermaye Harcamaları / Toplam Aktifler	A	LA2	+
Yatırıma Dönüştürülen Aktifler / Toplam Aktifler	A	LA3	-
Toplam Aktif Devir Hızı	A	LA4	-
Toplam Krediler / Toplam Aktifler	A	LA5	+
Gerçek Kredi Kayıpları / Kayıp Kredi Rezervi	A	LA6	+
Kredi Kayıplarını Karşılama Oranı	A	LA7	-
Net Kredi Kayıpları / Toplam Krediler	A	LA8	+
Takipteki Krediler / Özkaynak	A	LA9	+
Takipteki Krediler / Kayıp Kredi Rezervi	A	LA10	+
Takipteki Krediler / Toplam Krediler	A	LA11	+
Kredi Riski Karşılığı / Toplam Krediler	A	LA12	-
Kayıp Kredi Rezervi / Toplam Aktifler	A	LA13	-
Kayıp Kredi Rezervi / Toplam Krediler	A	LA14	-
Toplam Aktiflerin 1 Yıllık Büyüme Oranı	M	LM1	-
Toplam Kredilerin 1 Yıllık Büyüme Oranı	M	LM2	-

Hisse Başına Getirinin 1 Yıllık Büyüme Oranı	M	LM3	-
Toplam Faiz Dışı Harcamalar / Toplam Aktifler	M	LM4	+
Toplam Faiz Dışı Harcamalar / Toplam Sermaye	M	LM5	+
Gelir Maliyeti (İşletme Giderleri / İşletme Geliri)	E	LE1	+
Net Faiz Marjı [(Net Faiz Geliri – Faiz Gideri) / Net Gelir]	E	LE2	-
Nakit Kazançların Getirisi / Özkaynak	E	LE3	-
Nakit Akışı / Satışlar	E	LE4	-
Gelir Getiren Aktifler / Toplam Aktifler	E	LE5	-
Gelir Getiren Aktiflerin Etkinliği	E	LE6	-
Faiz Oranı	E	LE7	+
Net Faiz Geliri / Ortalama Mevduatlar	E	LE8	-
Net Faiz Geliri / Gelir Getiren Aktifler	E	LE9	-
Net Kâr Marjı	E	LE10	-
Faiz Dışı Gelir / Toplam Gelirler	E	LE11	-
Faaliyet Kârı / Toplam Sermaye	E	LE12	-
Faaliyet Kâr (İşletme geliri) Marjı	E	LE13	-
Vergi Öncesi Kâr Marjı	E	LE14	-
Yeniden Yatırım Oranı (Hisse senedi başına 1 yıllık)	E	LE15	-
Yeniden Yatırım Oranı (Toplam sermaye başına 1 yıllık)	E	LE16	-
Yeniden Yatırım Oranı (Hisse senedi başına değer)	E	LE17	-
Dağıtılmayan Kârlar / Özkaynak	E	LE18	-
Aktif Kârlılığ (ROA)	E	LE19	-
Gelir Getiren Aktiflerin Getirisi	E	LE20	-
Özkaynak Kârlılık Oranı (Hisse senedi başına)	E	LE21	-
Özkaynak Kârlılık Oranı (Hisse senedi başına değer)	E	LE22	-
Yatırıma Dönüştürülen Sermaye Getiri Oranı	E	LE23	-
Satışlar / Çalışan Sayısı	E	LE24	-
Vergi Oranı	E	LE25	+
Toplam Faiz Gideri / Faiz Getiren Pasifler	E	LE26	+
Toplam Faiz Geliri / Gelir Getiren Aktifler	E	LE27	-
Nakit ve Nakit Benzeri Değerler / Toplam Mevduatlar	L	LL1	-
Toplam Krediler / Toplam Sermaye	L	LL2	+
Toplam Krediler / Toplam Mevduatlar	L	LL3	+
Vadesiz Mevduatlar / Toplam Mevduatlar	L	LL4	-
Tasarruf Mevduatları / Toplam Mevduatlar	L	LL5	-
Yabancı Kurum Mevduatları / Toplam Mevduatlar	L	LL6	-
Mevduatların Fonlara Oranı [Toplam Mevduatlar / (İşletme Faaliyetlerinden Elde Edilen Fonlar + Diğer Faaliyetlerden Elde Edilen Fonlar)]	L	LL7	-
Net Kısa Vadeli Borçlanma [(Kısa Vadeli Borç-Net Nakit) / Toplam Pasifler]	L	LL8	+
İşlem Gelirlerinin Payı (İşlem Hesabı Geliri / İşletme Geliri)	S	LS1	+/-
Toplam Aktiflerin Logaritması	S	LS2	+/-

Tablo 2. Sektörel ve Makro-Ekonomik Göstergeler

Bankacılık Sektörü Göstergeleri	Modeldeki Karşılığı	Beklenen Etki
Toplam Aktiflerin GSYH'ye Oranı	LBS1	-
Çekirdek Olmayan Pasiflerin Büyüme Oranı (Toplam Pasifler – Ödenmiş Sermaye & Yedek Akçeler – Mevduatlar)	LBS2	+
Borcun Özkaynaklara Oranı (Toplam Pasifler - Ödenmiş Sermaye & Yedek Akçeler) / (Ödenmiş Sermaye & Yedek Akçeler)	LBS3	+
Toplam Kredilerin Mevduatlara Oranı	LBS4	+
Tahviller ve Bonoların Toplam Pasiflere Oranı	LBS5	-
Konut Kredilerinin Toplam Kredilere Oranı	LBS6	+
Makro-Ekonomik Göstergeler		
Reel GSYH Büyüme Oranı	LMF1	-
Enflasyon Büyüme Oranı	LMF2	+
Hisse Senedi Fiyatları Büyüme Oranı	LMF3	-
Konut Fiyatları Büyüme Oranı	LMF4	-
Uzun Vadeli Devlet Tahvili Getirisi	LMF5	+
Uluslararası Yatırım Pozisyonunun GSYH'ye Oranı	LMF6	-
Devlet İç Borcunun GSYH'ye Oranı	LMF7	+
Özel Sektör Kredi Dağılımının GSYH'ye Oranı	LMF8	+

4. EKONOMETRİK YÖNTEM VE BULGULAR

Çalışmada uygulanan ekonometrik yöntem aşağıdaki aşamalardan oluşmaktadır:

- (1) Varyans analizinin (ANOVA) gerçekleştirilmesi,
- (2) Çoklu doğrusal bağlantı probleminin ortadan kaldırılması,
- (3) Adımsal regresyon yönteminin gerçekleştirilmesi,
- (4) Panel logit modelinin kurulması ve
- (5) Sınıflandırma doğruluğu analizinin gerçekleştirilmesi.

4.1. Varyans Analizi (ANOVA)

Başarısızlık durumundan bir yıl öncesine kadar başarısız ve başarısız olmayan bankaları birbirinden ayırabilme gücü yüksek bağımsız değişkenleri seçmek amacıyla, varyans testinin tek yönlü analizi olan “Univariate ANOVA” testi uygulanmıştır. ANOVA uygulandıktan sonra “p” değerleri 0,05 anlamlılık düzeyinin üzerinde olan bağımsız değişkenler bankaların başarısızlığını açıklamakta yetersiz kaldıkları için elimine edilmiştir. ANOVA testi, bir yıllık gecikmeli veriler üzerine gerçekleştirilmiştir. ANOVA uygulandıktan sonra diğer ekonometrik analizlerde kullanılmak üzere geriye kalan bağımsız değişkenlerin sayısı BD1 için 19, BD2 için 8, BD3 için 13, BD4 için 14 ve BD5 için 27 olarak bulunmuştur.

4.2. Çoklu Doğrusal Bağlantı Problemi

Çoklu bağlantı (multicollinearity), bağımsız değişkenler olarak kullanılan finansal oranların kendi aralarında yüksek korelasyon göstermesi durumudur. Bu durum, istatistikî

anlamlılık testlerinin yanlı çıkmasına neden olup, finansal oranlardan hangilerinin önemli olduğu konusunda araştırmacıları yanıltabilmektedir (Gujarati, 1999: 326-327).

Çalışmada, bağımsız değişkenler arasında ortaya çıkan çoklu bağlantı probleminin üstesinden gelebilmek amacıyla VIF yöntemi uygulanmıştır. VIF değerinin 5'in üzerinde çıkması durumunda ilgili bağımsız değişken analizden çıkartılmıştır.¹⁰ VIF, bir yıllık gecikmeli veriler üzerine gerçekleştirilmiştir. VIF uygulandıktan sonra geriye kalan bağımsız değişkenlerin sayısı BD1 için 11, BD2 için 8, BD3 için 10, BD4 için 8 ve BD5 için 18 olarak bulunmuştur.

4.3. Adımsal Regresyon Yöntemi

Çalışmanın üçüncü aşamasında ileriye doğru adımsal regresyon modeli tüm bağımsız değişkenlerin bir yıl gecikmeli değerleri kullanılarak uygulanmıştır. Uygulama sonrasında logit model için kalan bağımsız değişkenlerin sayısı BD1 için 2, BD2 için 1, BD3 için 1, BD4 için 2 ve BD5 için 8 olarak bulunmuştur.

4.4. Panel Logit Modeli

Çalışmada panel logit modelinin kullanılmasının başlıca nedeni, bağımlı değişkenin ikili (binary) olduğunda kullanılabilecek kısıtlı sayıda panel analiz tekniklerinden en yaygın olanı olmasıdır. Çalışmada oluşturulan panel logit modelinde bağımlı değişken ikili bir değişken olup bankanın mali yönden başarısız olması durumunda "1" ve mali yönden başarısız olmaması durumunda "0" olmak üzere iki farklı değer almaktadır (Gujarati, 1999: 554).

" k " bağımsız değişken ve " N " gözlem olduğunda klasik regresyon modelinin genel formu " i " gözlem için denklem şu şekildedir:

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{1i} + \dots + \beta_k x_{ki} \quad (1)$$

Denklemden yer alan " β " regresyon katsayılarını, " x " ise bağımsız değişkenleri ifade etmektedir.

Lojistik fonksiyon denklemi yardımıyla bağımlı değişkenin "1" ya da "0" değerini alma olasılığı belirlenmektedir. P_i değerinin $\geq 0,5$ olması durumunda $y_i=1$, P_i değerinin $< 0,5$ olması durumunda ise $y_i=0$ olarak sınıflandırılır. Dolayısıyla, lojistik fonksiyon modeli aynı zamanda bir sınıflandırma modelidir (Gujarati, 1999: 554).

$$P_i = \frac{e^{y_i}}{1+e^{y_i}} \quad (2)$$

Burada " y_i ", " i "nci gözlemin bağımlı değişkenin kategorilerinin birisinde yer almasına ilişkin kestirilen olasılıktır. " e " ise 2,718 sayısına eşit bir sabittir (Gujarati, 1999: 554).

¹⁰ VIF değeri büyüdükçe bağımsız değişkenler arasında ciddi bir çoklu doğrusal bağlantı söz konusudur. Uygulamada 10'un üzerindeki VIF değerleri ciddi bir çoklu doğrusal bağlantı olduğunu göstermektedir. Bu alandaki çalışmalarda yoğunlukla kullanılan VIF değeri 5 olduğu için çalışmada 5 değeri dikkate alınmıştır.

P_i değerinin doğal logaritması alındığında aşağıdaki sonuca ulaşılır:

$$L_i = \ln \frac{e^{y_i}}{1+e^{y_i}} \quad (3)$$

Denklem (3)'te yer alan L_i 'ye logit denir. Dolayısıyla, logit modeli denklem (3)'ten gelmektedir (Gujarati, 1999: 555).

Gerçekleştirilen logit analizi sonuçlarına Tablo 3'te yer verilmektedir. Panel logit analizi öncesinde gerçekleştirilen ANOVA testi ve VIF faktörü neticesinde BD1'i en iyi açıklayabilecek özellikteki bağımsız değişkenlerin sayısı 2'ye indirgenmiştir. Tablo 3'te görüldüğü üzere, regresyon analizinin sonuçları doğrultusunda bu 2 değişkenin 2'si de anlamlı bulunmuştur.

Tablo 3. Panel Logit Analizi Sonuçları

	BD1	BD2	BD3	BD4	BD5
LC18				-0.0203 (0.8180)	
LC19					0.2446 (0.1610)
LC23					-0.0329 (0.2454)
LC24					0.0601 (0.1489)
LA2					0.1100 (0.7538)
LA3					0.0478* (0.0718)
LA12		0.2869** (0.0287)			
LA13			0.6720*** (0.0001)	1.6385 (0.1582)	
LE2	0.0018** (0.0227)				0.0020** (0.0177)
LE7					0.1553* (0.0745)
LE9					0.0757 (0.4414)
LMF3	-0.0772** (0.0181)				
Wald Chi ²	5.69	9.10	20.92	21.60	26.81
Pseudo R ²	0.467	0.118	0.185	0.409	0.394
Log likelihood	-8.00	-98.73	-53.94	-35.79	-30.18
Yıl Etkisi	Var	Var	Var	Var	Var

Notlar: Tüm modeller yıl etkisini içinde barındırmaktadır. Standart hatalar, robust standart hatalardır. Sabit katsayı dâhil edilmiştir.

Parantez içinde ilgili değerlere ait p-değerleri gösterilmektedir.

%10, %5, %1 anlamlılık düzeyleri sırasıyla *, **, *** ile gösterilmektedir.

LE2 (Net Faiz Marjı) değişkeninin başarısızlık olasılığı üzerinde pozitif bir etkisi vardır. Beklenen etki ise negatiftir. Net faiz marjı, bankanın fonlarını etkin bir şekilde yatırıma dönüştürüp dönüştüremediğinin göstergesidir. Bu göstergenin negatif olması bankanın yatırımlardan elde ettiği gelirin faiz giderlerinden düşük olduğu anlamına gelmekte ve dolayısıyla optimal kararlar veremediğini işaret etmektedir. Net faiz marjı arttıkça bankanın başarısızlığa uğrama olasılığı azalmalıdır.

LMF3 (Hisse Senedi Fiyatları Büyüme Oranı) değişkeni ile başarısızlık olasılığı arasında negatif bir ilişki çıkmıştır. Bu etki beklediği gibidir. Bankanın hisse senedi fiyatlarındaki büyüme oranı arttıkça başarısız olma olasılığının azalması beklenmektedir. Hisse senedi fiyatı o bankanın piyasa değerini yansıtmakta olup, piyasa değeri artış gösteren bir bankayı mali yönden başarılı olarak değerlendirmek mümkündür.

BD2'ye göre gerçekleştirilen modelde ise sadece bir gösterge bağımsız değişken olarak kullanılabilmiş ve bu gösterge de %5 oranında anlamlı çıkmıştır. Türkiye'deki bankaların başarısızlığında etkisi olan gösterge LA12 (Kredi Riski Karşılığı / Toplam Krediler) olarak bulunmuştur. Söz konusu değişkenin başarısızlık olasılığı üzerinde pozitif bir etkisi vardır. Bu etki beklenen etki ile ters yöndedir. Başarısız bankalarda sağlıklı bankalara oranla bu göstergenin daha düşük çıkması beklenmektedir.

Benzer şekilde, BD3'e göre uygulanan modelde de sadece bir bağımsız değişken yer almakta olup, o da istatistiksel olarak anlamlı çıkmıştır. Bağımsız değişken LA13 (Kayıp Kredi Rezervi / Toplam Aktifler) ile başarısızlık olasılığı arasındaki ilişki pozitif yönlü bulunmuştur. Beklenen etki ise negatif yönlü olarak kaydedilmiştir. Beklenen zararlar yüksek miktardaki rezervle kapatılabileceği gibi beklenen zararların yüksek olabileceği ve bu nedenle bu rezervin miktarının yüksek olabileceği de göz önünde bulundurulmalıdır.

BD4'ü en iyi açıklayabilecek özellikteki bağımsız değişkenlerin sayısı 2 olmakla birlikte, bunlar arasından hiç biri istatistiksel olarak anlamlı bulunmamıştır.

Son olarak, BD5'e göre gerçekleştirilen modelde toplam 8 farklı bağımsız değişken kullanılmış ve bunların içinden 3 tanesi anlamlı çıkmıştır.

LA3 (Yatırıma Dönüştürülen Aktifler / Toplam Aktifler) göstergesinin başarısızlık olasılığı üzerinde pozitif bir etkisi olduğu bulunmuştur. Bu etki beklenen etki ile tutarlı çıkmıştır. Başarısız bankaların bilançosunda toplam aktiflerin içinde yatırıma dönüştürülen aktiflerin payı sağlıklı bankalarınkine oranla daha yüksektir.

LE2 (Net Faiz Marjı) değişkeni ile başarısızlık olasılığı arasında pozitif bir ilişkinin var olduğu bulunmuştur. Beklenen etki ise negatif yönlüdür.

LE7 (Faiz Oranı) değişkeninin başarısızlık olasılığı üzerinde pozitif yönlü bir etkisi vardır. Bu sonuç beklenen ile aynı yöndedir. Faiz oranının artması durumunda kredilerin geri ödenmesi zorlaşmakta ve bu da başarısızlık olasılığını artırmaktadır.

Türk bankalarına ilişkin panel logit analizi verilerine göre beş farklı model arasında, Pseudo R² değeri en yüksek olan model 0,467 ile BD1 olarak tespit edilmiştir. Buna göre,

LE2 (Net Faiz Marjı) ve LMF3 (Hisse Senedi Fiyatları Büyüme Oranı) göstergelerinin BD1'i en iyi açıklayan bağımsız değişkenler olduğu gözlemlenmiştir.

4.5. Sınıflandırma Doğruluğu Analizi

Hangi modelin tahmin gücünün daha iyi olduğu konusunda değerlendirme yapabilmek için ise I. tip ve II. tip hata oranlarının hesaplanmasına ihtiyaç vardır. I. tip hata oranı başarısız bir bankayı başarısız olmayan olarak atayan olasılık oranıdır. II. tip hata oranı ise başarısız olmayan bir bankayı başarısız bir banka olarak sınıflandıran olasılık oranıdır.

Tablo 4. Doğruluk Analizi Sonuçları (%)

	BD1	BD2	BD3	BD4	BD5
Başarısız bankaları doğru sınıflandırma	50.00	12.20	21.74	40.91	96.20
I. tip hata oranı	50.00	87.80	78.26	59.09	3.80
Başarısız olmayan bankaları doğru sınıflandırma	95.83	99.05	97.12	98.28	60.00
II. tip hata oranı	4.17	0.95	2.88	1.72	40.00
Genel tahmin başarısı	86.67	84.92	86.42	89.13	88.89

Tablo 4'te Türk bankaları için başarısızlıktan bir yıl öncesi için gerçekleştirilen tahmin sonuçları arasında I. tip hata oranı en düşük seviye %3,80 ile BD5'te görülmektedir. Bu demektir ki, 483 gözlemin sadece 18'i başarısız olduğu halde sağlıklı olarak sınıflandırılmıştır. II. tip hata oranının en düşük olduğu tahmin sonucu ise BD2'de çıkmıştır. Diğer bir deyişle, 483 gözlemin 4'ü sağlıklı olduğu halde başarısız olarak sınıflandırılmıştır. Ancak, BD2'deki I. tip hata oranı (%87,80) o kadar yüksektir ki, tahmin modelleri arasında BD2 ile oluşturulan modelin tahmin başarısı açısından yeterli bir model olmadığı kanaatine varılmaktadır. Türk bankaları için tüm modeller arasından, tahmin doğruluğuna ilişkin genel başarı gücü nispeten yüksek bulunan model BD4 ile oluşturulan modeldir.

5. SONUÇ VE ÖNERİLER

Bu çalışma, 1990-2010 yılları arasında Türkiye'de faaliyet gösteren bankalarda mali başarısızlığa neden olan faktörlerin bir yıl öncesinden tahmin edilmesine yönelik en uygun erken uyarı tahmin modelinin tespit edilmesini amaçlamıştır. Çalışmada, 21 yıllık bir dönem gibi geniş bir zaman aralığında yer alan finansal tablolar kullanılarak banka başarısızlıklarının önceden belirlenmesiyle ilgili beş aşamalı bir erken uyarı modeli uygulanmıştır. Bankanın başarısız olmasını etkileyebilecek gerek muhasebe temelli gerekse makro-ekonomi temelli 96 adet rasyo çeşitli ekonometrik eleme süreçleri uygulandıktan sonra panel logit model için hazır hale getirilmiştir.

Bankacılık literatüründe, başarısız bankaları tahmin etmek üzere çok sayıda başarısızlık kriteri üzerinde durulmuştur. Bu çalışmada ise, bu alanda en yaygın kullanılan beş farklı başarısızlık kriteri göz önünde bulundurulmuş ve dolayısıyla beş farklı bağımlı değişkenin her birisi için beş aşamalı bir ampirik model tekrarlanarak uygulanmıştır. Elde edilen sonuçlara göre, başarısız bankaları başarısız olmayan bankalardan en doğru şekilde ayırt edebilen model, BD1 ile gerçekleştirilen logit model olmuştur. Buna göre, Türkiye'deki bankaların başarısızlığına etki edebilen iki faktör ön plana çıkmıştır.

Bunlar, Net Faiz Marjı (LE2) ve Hisse Senedi Fiyatları Büyüme Oranıdır (LMF3). Modelimizde, net faiz marjı değişkeninin başarısızlık olasılığı üzerinde pozitif yönlü bir etkisi tespit edilmiştir. Ancak yurt dışı çalışmalara göre, beklenen etki negatif yönlüdür. Net faiz marjı, bankanın fonlarını etkin bir şekilde yatırıma dönüştürüp dönüştüremediğinin göstergesi olarak yorumlanmaktadır. Ancak, Türk bankaları için net faiz marjı arttıkça bankanın başarısızlığa uğrama olasılığı, beklenenin aksine, artmaktadır. Bu durum, bankaların yüksek riskli krediler kullandırması ve bu kredileri tahsil edememesi olabilir. Bu sonuç daha önceki çalışmalarda Türk bankaları için elde edilen bulgularla tutarlıdır. Nitekim Doğanay vd. (2006), toplam kredilerin toplam aktiflere oranı arttıkça başarısızlık riskinin de arttığını bulmuşlardır.

Hisse senedi fiyatları büyüme oranı değişkeni ile başarısızlık olasılığı arasında negatif bir ilişki çıkmıştır. Bu etki beklenen ve yurt dışı çalışmalarda da tespit edilen bulgularla uyumludur. Bu oranın makro-ekonomik bir gösterge olduğu göz önüne alındığında, bankaların BIST'deki etkisinin önemi ortaya çıkmaktadır. Güncel verilere bakıldığında, 2017 sonu itibarıyla, BIST 30 endeksinde 7 banka bulunmaktadır. Dolayısıyla, ülkemizde sermaye piyasasının performansı ile Türk bankalarının mali başarısızlık olasılığı arasında güçlü ve ters bir ilişki bulunmuştur. Yaşanan finansal krizleri takiben uygulanan yapısal reformlar sonrası güçlenen Türk bankalarının sağkalımı için makro-ekonomik koşulların önemi ortaya çıkmaktadır.

Çalışmada kullanılan örnekleme, kriz dönemlerinin de dâhil edildiği dikkate alınır, "Türk bankaları piyasanın itici gücü mü yoksa bölgesel ve küresel piyasa koşullarından diğer şirketlere göre daha çok etkilenen kırılğan bir yapıda mı" olduğu sorusu akla gelmektedir.

Ancak bu soruyu cevaplamak için nedensellik analizleri kullanılan ekonometrik modellere ihtiyaç vardır. Bu sorunun gelecekteki çalışmalarda cevaplanmasına ihtiyaç olduğu düşünülmektedir.

KAYNAKLAR

- Altman, Edward I. (1968), "Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy", *The Journal of Finance*, 23, 4, pp. 589-609.
- Altman, Edward I. – Haldeman, Robert G. – Narayanan, Paul (1977), "ZETA Analysis: A New Model to Identify Bankruptcy Risk of Corporations", *Journal of Banking & Finance*, 1, 1, pp. 29-54.

- Altunöz, Utku (2013), “Bankaların Finansal Başarısızlıklarının Yapay Sinir Ağları Modeli Çerçevesinde Tahmin Edilebilirliği”, Dokuz Eylül Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi, 28, 2, ss. 189-217.
- Beaver, William H. (1966), “Financial Ratios as Predictors of Failure: Empirical Research in Accounting”, Selected Studies Supplement to Journal of Accounting Research, 4, pp. 71-111.
- Beaver, William H. (1968), “Alternative Accounting Measures as Predictors of Failure”, The Accounting Review, 43, pp. 113-122.
- BDDK (2001), Bankacılık Sektörü Yeniden Yapılandırma Programı, ss. 1-29.
- Betz, Frank – Oprica, Silviu – Peltonen, Tuomas A. – Sarlin, Peter (2014), “Predicting Distress in European Banks”, Journal of Banking and Finance, 45, pp. 225-241.
- Blum, Marc (1974), “Failing Company Discriminant Analysis”, Journal of Accounting Research, 12, 1, pp. 1-25.
- Boyacıoğlu, Melek Acar – Kara, Yakup – Baykan, Ömer Kaan (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, 36, pp. 3355-3366.
- Canbaş, Serpil – Çabuk, Altan – Kılıç, Süleyman Bilgin (2005), “Prediction of Commercial Bank Failure via Multivariate Statistical Analysis of Financial Structures: The Turkish Case”, European Journal of Operational Research, 166, pp. 528-546.
- Carapeto, Maria – Moeller, Scott – Faelten, Anna – Vitkova, Valeriya – Bortolotto, Leonardo (2010), “Distress Classification Measures in the Banking Sector, Cass Business School, City University of London, Mergers and Acquisitions Research Centre, Working Paper.
- Çilli, Hüseyin – Temel, Tuğrul (1988), “Türk Bankacılık Sistemi İçin Bir Erken Uyarı Modeli”, T.C.M.B. Araştırma, Planlama ve Eğitim Genel Müdürlüğü Tartışma Tebliği, No. 8814.
- Çinko, Murat – Avcı, Emin (2008), “CAMELS Dereceleme Sistemi ve Türk Ticari Bankacılık Sektöründe Başarısızlık Tahmini”, BDDK Bankacılık ve Finansal Piyasalar, 2, 2, ss. 25-48.
- Deakin, Edward B. (1972), “A Discriminant Analysis of Predictors Business Failure”, Journal of Accounting Research, 10, 1, pp. 167-179.
- Distinguin, Isabelle – Rous, Philippe – Tarazi, Amine (2006), “Market Discipline and the Use of Stock Market Data to Predict Bank Financial Distress”, Journal of Financial Services Research, 30, 2, pp. 151-176.

- Doğanay, M. Mete – Ceylan, Nildağ Başak – Aktaş, Ramazan (2006), “Predicting Financial Failure of the Turkish Banks”, *Annals of Financial Economics*, 1, pp. 97-117.
- Elsas, Ralf (2007), “Preemptive Distress Resolution Through Bank Mergers”, LMU Munich, Working Paper.
- Gropp, Reint – Vesala, Jukka – Vulpes, Giuseppe (2006), “Equity and Bond Market Signals as Leading Indicators of Bank Fragility”, *Journal of Money, Credit, and Banking*, 38, 2, pp. 399-428.
- Gujarati, Damodar N. (1999), “Temel Ekonometri”, Çeviren: Şenesen, Ü., Şenesen, G. G., Literatür Yayıncılık, İstanbul.
- Issuu Inc. (2008), “Mortgage Balonu Patladı”, *Politika Dergisi*, Sayı 9, Palo Alto, CA.
- Kalaycı, Şeref (ed.) (2010), *SPSS Uygulamalı Çok Değişkenli İstatistik Teknikleri*, 5. Baskı. Asil Yayın Dağıtım Ltd. Şti., Ankara.
- Karacabey, Ali Argun (2007), “Bank Failure Prediction Using Modified Minimum Deviation Model”, *International Research Journal of Finance and Economics*, 12, pp. 147-159.
- Kılıç, Süleyman Bilgin (2006), “Türk Bankacılık Sistemi İçin Çok Kriterli Karar Alma Analizine Dayalı Bir Erken Uyarı Modelinin Tahmini”, *ODTÜ Gelişme Dergisi*, 33, ss. 117-154.
- Kurtaran Çelik, Melike (2010), “Bankaların Finansal Başarısızlıklarının Geleneksel ve Yeni Yöntemlerle Öngörüsü”, *Yönetim ve Ekonomi*, 17, 2, ss. 129-143.
- Maghyreh, Aktham I. – Awartani, Basel (2014), “Bank Distress Prediction: Empirical Evidence From the Gulf Cooperation Council Countries”, *Research in International Business and Finance*, 30, pp. 126-147.
- Mousseau, Vincent – Slowinski, Roman – Zielniewicz, Piotr (2000), “A User-oriented Implementation of the ELECTRE-TRI Method Integrating Preference Elicitation Support”, *Computers & Operations Research*, 27, pp. 757-777.
- Özkan-Günay, E. Nur – Özkan, Mehmed (2007), “Prediction of Bank Failures in Emerging Financial Markets: An ANN Approach”, *The Journal of Risk Finance*, 8, 5, pp. 465-480.
- Poghosyan, Tigran – Cihak, Martin (2009), “Distress in European Banks: An Analysis Based on a New Data Set”, *International Monetary Fund Working Paper*, WP 09/9.
- Taffler, Richard J. (1982), “Forecasting Company Failure in the UK Using Discriminant Analysis and Financial Ratio Data”, *Journal of the Royal Statistical Society, Series A (General)*, 145, 3, pp. 342-358.
- Tamari, Meir (1966), “Financial Ratios as a Means of Forecasting Bankruptcy”, *Management International Review*, 6, 4, pp. 15-21.

Toktaş, Peral – Demirhan, Melek Başak (2004), “Bankacılık Sektöründe Başarısızlık Tahminine Veri Madenciliği Yaklaşımı”, Yöneylem Araştırması/Endüstri Mühendisliği 14. Ulusal Kongresi Bildirileri, 15-18 Haziran 2004, Gaziantep - Adana.

Vapnik, Vladimir N. (1995), The Nature of Statistical Learning Theory, Springer, Berlin.

Whitaker, Richard B. (1999), “The Early Stages of Financial Distress”, Journal of Economics and Finance, 23, 2, pp. 123-133.