

BANKACILIK SEKTÖRÜNDE SORUNLU KREDİ OLUŐUMUNUN TESPİTİNE BİLİMSEL YAKLAŐIM*

SCIENTIFIC APPROACH TO THE DETERMINATION OF PROBLEM LOANS IN BANKING INDUSTRY

Mustafa CERAN**
Serpil ERGÜN BÜLBÜL***

Öz

Dijitalleşmenin iş dünyasındaki önemi son zamanlarda artmaktadır. Yapay zekâ tabanlı uygulamaların kullanımı yaygınlaşmakta ve sektör içi rekabette başarının sağlanmasında bu uygulamalar ön plana çıkmaktadır. Bankacılık sektörünün de sorunlu kredi oluşumuna engel olmak adına, söz konusu trende uyararak, kredi analizi ve tahsisi süreçlerini dijital yapılarla kuvvetlendirmesi gerekmektedir. Bu sayede, olumsuz sonuçların meydana gelmesi öncesinde bertaraf edilmesi mümkün hale gelecektir. Bu çalışmada; kredilerin sorunlu hale gelmesi, bu kredileri kullanan işletmelerin finansal başarısızlıklarıyla ilişkilendirilmekte ve sorunlu kredi oluşumunun tespitine ilişkin uygulanabilecek bilimsel çalışmalar değerlendirilmektedir. Sonuçta, “yapay sinir ağlarının” sorunlu kredi oluşumunun tespitinde başarılı bir bilimsel yöntem olacağı ve bu yöntemin işletmelerin finansal verilerinin bir işleme sürecinden geçirilerek gerçekleştirilmesiyle daha başarılı çıktılar üreteceği öne sürülmektedir.

Anahtar Kelimeler: Finansal Başarısızlık, Kredi Analizi ve Tahsisi, Sorunlu Krediler, Yapay Sinir Ağı Modelleri.

JEL Sınıflandırması: C45, G21, G32, M41

Abstract

The significance of digitalization in the business world has been rising, recently. The usage of artificial intelligence based applications has become prevalent and these applications have come into prominence for providing success in intra-industry competition. Banking industry should fortify loan analysis and assignment processes by digital frameworks, in order to prevent problem loans, keeping up with this trend, as well. Thus, it will be possible to get rid of negative results before they happen. In this study,

* Bu çalışma ilk yazarın doktora tezinden türetilmiştir.

** Marmara Üniversitesi, Bankacılık ve Sigortacılık Enstitüsü, Bankacılık Anabilim Dalı. mustafa.ceran@windowlive.com, Orcid: 0000-0001-9496-7957

*** Marmara Üniversitesi, Bankacılık ve Sigortacılık Enstitüsü, Aktüerya Anabilim Dalı. serpilbulbul@marmara.edu.tr., Orcid: 0000-0002-6636-7329

problem loans are being associated with the financial failures of the companies that utilize these loans and scientific studies, which can be applied on determination of problem loans, are being evaluated. As a result, it is set forth that “artificial neural networks” shall be a prosperous scientific method in determination of problem loans and this method will generate more successful outputs realizing it after passing the financial data of the companies through a sifting process.

Keywords: Financial Failure, Loan Analysis and Assignment, Problem Loans, Artificial Neural Network Models.

JEL Classification: C45, G21, G32, M41

1. Giriş

Sorunlu kredilerin yönetimi ve bu kredilerden doğan kayıpların minimize edilmesi bankacılık sektöründe önemli bir yönetim tarzıdır. Bununla beraber; sorunlu olmaya aday kredilerin önceden tespit edilerek tahsisinin engellenmesi veya tahsisi yapıldıktan sonra sorunlu hale gelmesi muhtemel olan kredilere dair belirtilerin yakın izlenerek potansiyel sorunlu kredilerin tespit edilmesi de başarılı bir banka yönetimi için elzemdir. Dolayısıyla; potansiyel sorunlu kredilerin engellenmesi amacıyla bankalarca uygulanacak kredi analizi ve tahsisi politikaları, risk izleme uygulamaları ve risk tasfiye yöntemleri, ileride yaşanacak muhtemel olumsuz sonuçların bertaraf edilmesi ve bu sayede başarılı bir aktif yönetimi sağlanması adına bankalar için önem arz etmektedir.

İşletmelerin yaşadığı finansal başarısızlıklar literatürde çok sayıda esere konu olmuş olup bu doğrultuda çok sayıda analiz ve değerlendirme çalışması yapılmıştır. Kredi tahsis edilen işletmelerin finansal başarısızlıklarının bankalar için potansiyel sorunlu kredi oluşumuna yol açabileceği düşünüldüğünde, finansal başarısızlık üzerine literatürde yer alan çeşitli önemli çalışmaların mercek altına alınması yerinde olacaktır. Bu çalışmaların sonucunda elde edilen çıkarımlar, işletmelerin finansal başarısızlıkları ve muhtemel sorunlu kredi oluşumları üzerine önemli yönlendirmeler sağlayacaktır.

Finansal başarısızlık ve sorunlu kredi kavramlarının birbiriyle ilişkilendirildiği bu çalışmanın amacı; bankaların sorunlu kredi oluşumunu önceden tespit edebilmeleri adına kullanabilecekleri bilimsel yöntemlerden yapay sinir ağlarının başarısını ve uygulama sistematiğini değerlendirmektir.

2. Finansal Başarısızlık Üzerine Literatür Taraması

Finansal başarısızlığa yönelik çalışmalar 1930’lu yıllardan bu yana literatürde yer almaktadır. İlk zamanlarda yapılan çalışmalarda özellikle işletmelerin finansal oranları üzerinden değerlendirmeler yapılmış ve bu oranların işletmelerin iflas etmesinde önemli bir tahmin potansiyeline sahip olduğu çıkarımı yapılmıştır (Altman, 1968:590). Günümüze değin çok sayıda çalışmaya konu olmuş olan finansal başarısızlığa yönelik yapılan araştırmaları 1960lı yıllardan bu yana kronolojik sırayla değerlendirmeye almak yararlı olacaktır.

1960 – 1980 arasında yapılan araştırmalarda ön plana çıkartılabilecek çalışmalar; 1966 yılında Meir Tamari, yine 1966 yılında William Beaver ve özellikle 1968 yılında Edward Altman tarafından yapılan çalışmalardır. Tamari (1966), İsrail’de 28 başarısız işletme üzerine bir çalışma gerçekleştirmiş ve 1956-1960 yılları arasındaki verileri kullanmıştır. Bu çalışmanın en önemli katkısı, altı farklı orana farklı ağırlıkların verildiği bir risk endeksi üzerinden geliştirilerek çok boyutlu analize doğru bir adım olmasından ileri gelmektedir (Aktaş, 1991:41).

Beaver’ın çalışmasında (1966) ise 38 farklı endüstride faaliyet gösteren 79 sorunlu ve 79 sorunsuz işletme tespit edilmiş ve otuz adet finansal oran kullanılarak iflastan 5 yıl öncesine kadar analiz genişletilmiştir. Sorunlu ve sorunsuz işletmeler aynı endüstriden ve aktif büyüklüğü birbirine en yakın olan işletmelerden seçilmiştir. Bu çalışmada, öncelikle sorunlu ve sorunsuz işletmelerin finansal oranlarının ortalama değerleri birbiriyle kıyaslanmış ve her bir finansal oran için kritik noktalar saptanarak bu kritik noktalar doğrultusunda örnekte yer alan işletmelerin sorunlu hale gelip gelmeyeceği araştırılmıştır. Sonuç olarak sorunlu ve sorunsuz işletmeleri ayırmakta tahmin gücü yüksek olan altı adet değişken öne sürülmüştür. Bu değişkenler;

- 1) Nakit Akışı / Toplam Borçlar
- 2) Net Kâr / Toplam Aktifler
- 3) Toplam Borçlar / Toplam Aktifler
- 4) İşletme Sermayesi / Toplam Aktifler
- 5) Cari Oran (Dönen Varlıklar / Kısa Vadeli Borçlar)
- 6) (Koruyucu Aktifler – Kısa Vadeli Borçlar) / Operasyonel Fon Harcamaları

olarak belirlenmiştir. Bu oranlardan nakit akışı / toplam borçlar oranı, finansal başarısızlığı 1 yıl öncesinde %87 oranında doğrulukla tahmin etmiştir.

Altman’ın çalışmasında ise (1968); kendisinden önceki çalışmalarda genellikle, kârlılık, likidite ve borç ödeme gücünü ölçmeye yönelik oranların en önemli göstergeler olarak öne sürüldüğü, ancak bu oranlara dair bir önem sırasının net olmadığı, çünkü hemen hemen tüm çalışmalarda farklı bir oranın en önemli gösterge olarak aktarıldığı belirtilmiştir. Altman analizinde her biri 33 işletmeden ve biri sorunlu diğeri sorunsuz işletmelerden oluşan iki grup üzerine yoğunlaşmıştır. Sorunlu işletmeler iflas eden işletmelerden, sorunsuz olanlar ise varlığını sürdüren işletmelerden seçilmiştir. Bu gruplar değerlendirilirken; likidite, kârlılık, kaldıraç, borç ödeme gücü ve faaliyet oranları olmak üzere beş ana kategoride toplanan yirmi iki adet oran dikkate alınmıştır. Altman çoklu diskriminant analizini kullanarak bir model oluşturmuş ve Altman’ın oluşturduğu bu model; tüm örnekleme, 1 yıl öncesinde %95 oranında doğru sınıflandırma gerçekleştirmiştir. Bu modelin içerisinde değişken olarak şu oranlar yer almıştır:

- 1) İşletme Sermayesi / Toplam Aktifler
- 2) Dağıtılmamış Geçmiş Yıl Karları / Toplam Aktifler

- 3) Faiz ve Vergi Öncesi Kar / Toplam Aktifler
- 4) İşletmenin Piyasa Değeri / Toplam Borçlar
- 5) Satışlar / Toplam Aktifler

1980li yıllarda yapılan çalışmalar arasından ön plana çekilebilecek bir araştırma Ohlson'a aittir. Ohlson gerçekleştirdiği araştırmasında (1980), logit modelini kullanarak 1970-1976 yılları arasında dair bir bilgi setini araştırmasına konu etmiş ve bu bilgi setinde önceki çalışmalardan farklı olarak 105 iflas etmiş işletme ve 2.058 iflas etmemiş işletme yer almıştır. Çalışmasında dokuz adet değişkeni dikkate alan Ohlson; bu çalışmanın neticesinde, işletmelerin başarısızlığında 1 yıl öncesinden etkili olduğu istatistiksel anlamda tespit edilen 4 temel faktör öne sürmüştür:

- 1) Büyüklük
- 2) Finansal yapı
- 3) Performans
- 4) Likidite

Tahmin edilen süre bazında 3 farklı model oluşturan Ohlson'un Model 1 adını verdiği 1 yıl öncesinden yapılan tahminlerin doğruluk oranı %96,12 seviyesindedir.

Ülkemizde finansal başarısızlığının tahminine yönelik ilk çalışmalardan biri Erkut Göktan tarafından yapılan ve diskriminant analizinin kullanıldığı çalışmadır (1981). 25 başarılı ve 14 başarısız işletmenin 1976-1980 yılları arasındaki üçer yıllık finansal tablolarından üretilen on dokuz adet finansal oranın kullanıldığı çalışmada, iflastan 1 yıl öncesinin %92,9 oranında doğrulukla tahmin edildiği bir model çıktısı oluşturulmuştur.

Altman 1968 yılındaki çalışmasından sonra sunduğu kitabında (1983) ise; 53 iflas etmiş ve 58 iflas etmemiş işletmeyi içeren ve imalat sektörünün ağırlığının %50 olduğu yeni bir model çıkarımında bulunmuştur. Yedi değişkenli bir model üreten Altman'ın bu modelinde ise şu değişkenler yer almıştır:

- 1) Faiz ve Vergi Öncesi Kar / Toplam Aktifler
- 2) Faiz ve Vergi Öncesi Kar hesabının istikrarlılığı
- 3) Faiz Karşılama Oranı (Faiz ve Vergi Öncesi Kar / Faiz Giderleri)
- 4) Dağıtılmayan Geçmiş Yıl Karları / Toplam Aktifler
- 5) Cari Oran (Dönen Varlıklar / Kısa Vadeli Borçlar)
- 6) Özsermaye / Toplam Pasifler
- 7) İşletme Büyüklüğü (Maddi Varlıklar Toplamı)

Bu modelin doğruluğu %92,8 olarak hesaplanmış ve farklı sektörlerdeki uygulamalarda da başarılı sonuçlar görülmüştür.

Yine ülkemizde Targan Ünal tarafından sunulan eserde (1986), Türk İmalat Sektörü'ne ait veriler kullanılarak bir erken uyarı modeli oluşturulmuştur. Araştırmada; 1979-1984 yılları arasında gıda üzerine faaliyet gösteren işletmeler incelenmiş ve veriler Türkiye Sermaye Piyasası Kurulu'ndan temin edilmiştir. Araştırmanın birinci kısmında, başarılı ve başarısız işletmelerin faaliyetlerini açıklayan oran gruplarını tespit etmek amacıyla çeşitli çok değişkenli analiz yöntemleri kullanılırken, ikinci kısımda işletme gruplarının ayırımında etkili olabilecek finansal oranların belirlenmesi için başarısızlıktan bir yıl öncesinin verileri üzerinde birbirlerini destekleyici olarak; kümeleme, asal faktörler ve Q faktör analizleri uygulanmıştır. Araştırmanın son kısmında da birinci ve ikinci kısımda yapılan analizler bir arada değerlendirilmiş ve erken uyarı modelinde yer alacak finansal oranlar belirlenmiştir. Bu oranlar üzerinden uygulanan diskriminant analizinden elde edilen fonksiyon, yani erken uyarı modeli, başarısızlık tarihinin bir yıl öncesinden işletme başarısızlıklarını %97 olasılıkla tahmin edebilmiştir.

Türkiye'de 1990lı yıllarda da finansal başarısızlık üzerine önemli çalışmalar yapılmıştır. Örneğin; Ramazan Aktaş tarafından yapılan çalışmada (1991), çoklu diskriminant analizi, çoklu regresyon modeli, logit ve probit modelleri kullanılarak araştırma şekillendirilmiştir. 25 başarısız işletme ile 35 başarılı işletmenin incelemeye alındığı çalışmada işletmeler Türkiye Sermaye Piyasası Kanunu'na tabi olan 300 anonim şirketten seçilmiştir. İşletmelerde yapılan ayırım 3 yıl peşpeşe zarar etme ve iflas ya da finansal darboğazdan dolayı faaliyetlerini durdurma noktaları etkili olmuştur. Yirmi üç adet finansal orandan yapılan çıkışla önce on beş adet finansal orana indirgeme yapılmış, ayrıca dört finansal oranla ek bir değerlendirme yapılmıştır. Çalışmanın sonuçlarına göre; probit ve logit modeller değişken sayısı azalsa da son 1 yıllık tahmin gücü anlamında kuvvetli çıkmıştır.

Tablo 1: İstatistiki Yöntemlerin Başarısızlığı Tahmin Etme Olasılıkları

1 Yıl Öncesinden Tahmin Gücü	11 Değişkenli Modelin Tahmin Gücü	4 Değişkenli Modelin Tahmin Gücü
Doğrusal Diskriminant	%90,0	%86,7
Kuadratik Diskriminant	%85,0	%81,7
Çoklu Regresyon Modeli	%85,0	%88,3
Probit Model	%90,0	%90,1
Logit Model	%90,0	%90,1

Kaynak: Aktaş (1991: 176,177).

1999 yılında Serpil Ergün Bülbül tarafından yazılan bir doktora tezinde, İMKB'ye kayıtlı olan 33 başarılı ve 14 başarısız şirketin verileri kullanılarak, finansal başarısızlıkların öngörülmesinde doğrusal diskriminant analizi ve lojistik regresyon yöntemi dışında çok değişkenli istatistik yöntemlere alternatif olarak ilk kez Cox regresyon modeli kullanılmış ve ayrıca tahmin

modelinde kullanılan değişkenlerin önem sıralaması yapılmıştır. Elde edilen modellerin tahmin gücü oldukça yüksektir.

1990lı yıllarda; uluslararası literatürde görülen çeşitli araştırmalarda, yapay sinir ağları ile oluşturulan modeller diğer istatistiki yöntemlerle oluşturulan modellerle mukayese edilmiştir. Örneğin; yapılan bir çalışmada (Salchenberger, Çınar ve Lash, 1992), 100 başarılı ve 100 başarısız işletme üzerinden yapılan analizin sonucu olarak; finansal başarısızlığın tahmininde, yapay sinir ağları modelinin logit modelinden daha az varsayım gerektirmekle beraber daha yüksek bir sınıflandırma derecesiyle öngörüler sunduğu savunulmuştur. Başka bir çalışmada (Coats ve Fant, 1993) ise; 94 başarısız, 188 başarılı işletme analize tabi tutulmuş ve yapay sinir ağları ile geliştirilen modellerin özellikle finansal başarısızlığı son 2 yıl içerisinde öngörü gücünün, diskriminant yöntemiyle geliştirilen modellerin öngörü gücünden daha kuvvetli olduğu saptanmıştır. Yine başka bir çalışmada (Wilson ve Sharda, 1994), 64 başarılı ve 65 başarısız firma diskriminant ve yapay sinir ağları yöntemiyle deney ve kontrol grupları olarak ikiye ayrılmış ve analize tabi tutulmuştur. Doğru sınıflandırma noktasında yapay sinir ağları modellerinin diskriminant modellerine göre daha başarılı olduğu sonucu bu çalışmada da teyit edilmiştir.

2000li yıllarda yapılan araştırmalarda, hem yapay sinir ağları ile yapılan çalışmaların çokluğu hem de hibrit analizlerin yapıldığı çalışmalar dikkat çekmekte olup farklı yöntemlerin birleştirildiği analizler eşliğinde kredi skorlaması ve derecelendirmesine yönelik öngörüler sunulmaktadır.

Ramazan Aktaş, Mete Doğanay ve Birol Yıldız tarafından yapılan bir çalışmada (2003); 53'ü başarılı 53'ü başarısız olmak üzere 106 işletme analize tabi tutulmuştur. Çok boyutlu istatistiksel yöntemlerden çoklu regresyon modeli, diskriminant analizi ve logit modeli ile deney grubu (70 işletme) üzerinden finansal başarısızlık modelleri oluşturulmuş ve bu modeller kontrol grubu (36 işletme) üzerinde uygulanarak geçerlilik testi gerçekleştirilmiştir. Bu test sonuçlarına göre, 1 yıl öncesinden finansal başarısızlığı öngörmeye en iyi yöntemin çoklu regresyon modeli olduğu saptanmıştır. Bununla birlikte; aynı işlemler yapay sinir ağı modeli için de uygulanmış ve sonuç olarak yapay sinir ağı modelinin, 1 yıl öncesinde, çoklu regresyon modelinden de daha iyi bir öngörüye sahip olduğu belirlenmiştir. Yapay sinir ağları modeli; deney grubunda %95,71, kontrol grubunda ise %86,11 doğru öngörü gücüne sahip görülmüştür. Bu çalışmanın bir sonucu da tüm modellerde istatistiki anlamda önemli olduğu tespit edilen dört adet orandır:

- 1) Likidite Oranı ((Dönen Varlıklar – Stoklar) / Kısa Vadeli Borçlar))
- 2) Kısa Vadeli Borçlar / Özsermaye
- 3) Uzun Vadeli Borçlar / Toplam Aktifler
- 4) Dönem Karı / Özsermaye

Yasemin Keskin Benli tarafından yapılan başka bir çalışmada (2005) ise; lojistik regresyon ve yapay sinir ağı karşılaştırması yapılarak bu sefer bankalar araştırmaya konu edilmiş ve bankaların finansal başarısızlıklarına yönelik bir değerlendirme gerçekleştirilmiştir. Çalışmada 38 tane özel sermayeli banka yer almış, bunlardan 17 tanesi TMSF'ye devrolan bankalar arasından seçilmiş

ve finansal başarısızlığa konu edilmiştir. Çalışmada bankalara dair on iki adet finansal oran kullanılmıştır. Sonuçta; lojistik regresyon modeline göre yapay sinir ağı modeli daha doğru bir sınıflandırma yapmıştır.

Tablo 2: Lojistik Regresyon – Yapay Sinir Ağları Karşılaştırması

Lojistik Regresyon		
Başarısız	Başarılı	Genel
%76,5	%90,5	%84,2
Yapay Sinir Ağları		
Başarısız	Başarılı	Genel
%82,4	%90,5	%87,0

Kaynak: Belli (2005:42).

Hibrit çalışmalara örnek olarak ise; Hsieh tarafından yapılan bir araştırmada (2005), kümeleme ve yapay sinir ağları yöntemlerinin birleştirilmesiyle oluşturulan melez bir modellemenin kredi skorlamasında etkili sonuçlar üretebileceği öne sürülmüşken, Tsai ve Chen tarafından yapılan başka bir çalışmada (2010) da lojistik regresyon ve yapay sinir ağlarının kombine edilmesi sonucu elde edilen modelin kredi derecelendirmesindeki tahmin gücünün etkili bir seviyede gerçekleştiği tespit edilmiştir.

Finansal başarısızlık konusu, yakın dönemde de akademik çevreden ilgi görmeye devam etmektedir. Jacobs tarafından Güney Afrika'da yapılan bir çalışmada (2007), Altman'ın modellemelerine atıf yapılmış ve farklı sektörlerde faaliyet gösteren 20 tanesi tasfiye olmuş 20 tanesi faal olan toplam 40 tane firma üzerinden yapılan değerlendirmede; Altman modelinin, borsada işlem görmeyen bu firmalardaki doğru sınıflandırma gücünün en az %75 olduğu tespit edilmiştir.

Ülkemizde Mehmet Yazıcı tarafından hazırlanan bir doktora tezinde (2007), KOBİ niteliğindeki firmalar dikkate alınarak yıllık ciro hacmi 25 Milyon TL'ye kadar olan 42 tane başarısız, 58 tane de başarılı firma, 1993-2004 yıllarına ait veri setiyle, ticari bir bankanın kayıt sisteminden temin edilerek analize tabi tutulmuştur. Başarısızlık kriteri olarak bankaya kredi geri ödeme gecikme süresi 90 günün üzerine çıkmış olma durumu baz alınmış ve elli dört adet değişken dikkate alınarak diskriminant, lojistik regresyon ve yapay sinir ağları yöntemleriyle değerlendirme yapılmıştır. Yapılan analiz sonucunda; diskriminant analizi deney grubunda %85, test grubunda %34 doğru sınıflandırma yüzdesine sahip olması sebebiyle öngörü gücü zayıf olarak değerlendirilmiştir. Lojistik regresyon analizinde ise diskriminant analizinin de altında sağlıklı bir sonuç üretildiği tespit edilmiştir. Yapay sinir ağlarında ise deney grubu verilerinin doğru sınıflandırma yüzdesi %100 olarak sağlanabilmiş ve test grubundaki doğru sınıflandırma yüzdesi ise %96 olarak hesaplanmıştır. Sonuç olarak, yapay sinir ağları ile oluşturulan modelin, sağladığı doğru sınıflandırmayla ön plana çıktığı ve alternatif bir yöntem olarak dikkate alınmasının yerinde olacağı kanaati savunulmuştur.

Emre Ergin tarafından hazırlanan başka bir doktora çalışmasında (2009), İMKB (yeni adıyla Borsa İstanbul) üzerinden 2004-2006 arası finansal veriler kullanılarak işletmelerde finansal başarısızlık olasılığına dair erken uyarı araştırması yapılmıştır. Araştırmada son 3 yıldaki birikimli karı negatif olan, İMKB'de işlem sırası kalıcı olarak kapatılan, özsermayesi negatif olan ve gözaltı pazarına alınıp 1 yılı aşkın süredir burada kalan işletmeler sorunlu olarak sınıflandırılmıştır. Bu kapsamda, 308 toplam işletme içerisinde 93 başarısız işletme tespit edilmiştir. İşletmelerin sektörleri ise gıda, içki ve tütün sanayi, dokuma, giyim eşyası ve deri, kağıt ve orman ürünleri, kimya, petrol ve plastik ürünleri, taş ve toprağa dayalı sanayi, metal ana sanayi ve metal eşya, makine yapımı olarak çeşitlendirilmiştir. Araştırmada, pazar verilerine dayalı BSM modeli ile muhasebe verilerine dayalı Z-skor modeli uygulanmıştır. Sonuçta; modellerin genel başarıları açısından bakıldığında, muhasebeye dayalı verilerin daha üstün olduğu ortaya çıkmıştır.

Serkan Terzi tarafından yapılan çalışmada (2011) ise; gıda sektörü üzerine bir araştırma yapılmış ve işletmelerin finansal başarısızlıklarının incelenmesi amacıyla on dokuz adet finansal oran araştırmaya dâhil edilmiştir. Yapılan tekli ve çoklu istatistiksel analizlerle bu oranların önemli olanlarının sayısı altı adet olarak belirlenmiştir. Araştırmada 2009 ve 2010 yıllarında İMKB'de yer alan 22 işletmenin denetlenmiş finansal tabloları kullanılmış ve finansal başarısızlık tespitinde önceki kısımlarda açıklanmış olan, Altman'ın 1968 yılında sunduğu finansal oranlar uygulanmıştır. Diskriminant uygulamasının yapıldığı çalışmada modele sadece iki değişken dâhil edilmiştir. Bu değişkenler özkaynaklar / toplam borçlar ile faiz ve vergi öncesi kar / toplam aktifler oranlarıdır. Sonuçta modelin sınıflandırma başarıları %90,9 olarak saptanmıştır.

Yapay sinir ağlarının tahmin gücünü bireysel krediler kapsamında değerlendiren bir çalışmada (Budak ve Erpolat, 2012); Türk Bankacılık Sektörü'nde faaliyet gösteren bir bankadan yaklaşık bir yıl önce bireysel kredi kullanmış olan 1.639 kişi rastgele olarak seçilmiş ve bu kişiler kredilerini düzenli ödeyenler ve ödemeyenler olarak iki gruba ayrılmıştır. İstatistiki yöntemlerle analize tabi tutulan bu örneklem üzerinde yapılan çalışmanın sonucunda; yapay sinir ağları modelinin doğru sınıflandırma oranı %70,3 olarak tespit edilirken, lojistik regresyon modelinin doğru sınıflandırma oranının %65,1 olduğu görülmüştür. Benzer bir amaca yönelik, Ferdi Sönmez tarafından yayınlanan başka bir çalışmada (2015) ise; bankalara kredi talebinde bulunan bireysel müşterilerin değerlendirilmesine yönelik olarak yapay sinir ağlarını ve karar ağaçlarını dikkate alan bir çalışma gerçekleştirilmiş ve yapay sinir ağları metodolojisinin tahmin gücünün daha yüksek çıkması sebebiyle bu yöntemi merkeze alan bir yazılım modeli sunulmuştur. Bu modelin genelleştirme ve sınıflandırmada iyi rol oynaması, bu çalışmanın en önemli çıkarımı olmuştur.

Emin Zeytinoğlu ve Yasemin Deniz Akarım tarafından yapılan araştırmada (2013) ise; Serkan Terzi'nin daha önce bahsedilen 2011 yılında gıda sektörüne yönelik gerçekleştirdiği çalışmasına benzer şekilde, Altman'ın 1968 yılındaki yaklaşımı kullanılarak İMKB'de 2009-2011 yılları arasında faaliyet gösteren 115 işletme üzerinden başarısız olanlar tespit edilmiştir. 2009 yılında 75 başarılı 40 başarısız, 2010 yılında 50 başarılı 65 başarısız ve 2011 yılında 79 başarılı 36 başarısız işletme saptanarak bu işletmeler yirmi adet finansal oran kullanılarak diskriminant analizine tabi tutulmuştur. Oluşturulan modellerin 2009, 2010 ve 2011 yıllarındaki başarıları sırasıyla %88,7,

%90,4 ve %92,2 olarak hesaplanmıştır. Araştırmanın ilginç bir sonucu ise her 3 dönemde de önemli olduğu görülen iki adet oranın tespitidir. Bu oranlar; Özsermaye / Toplam Aktifler ile Net İşletme Sermayesi / Toplam Aktifler oranlarıdır.

Nurcan Öcal tarafından hazırlanan ve Ünal Aysal Tez Değerlendirme Yarışması'nın 2015 yılı doktora tezleri sıralamasında birincilik kazanarak 2016 yılında İktisadi Araştırmalar Vakfı'na yayınlanan doktora tezinde (2015) ise; imalat sektöründe faaliyet gösteren bir firmanın derecelendirme notunun belirlenmesi sürecinde lojistik regresyon ve karar ağacı algoritmaları kullanılarak modeller oluşturulmuştur. Bu çalışmada, Borsa İstanbul pay piyasasında işlem gören 206 tane imalat sektörü firmasının 2007-2013 dönemine ait kamuya açıklanmış finansal verileri dikkate alınarak otuz beş adet finansal oran değerlendirmeye alınmıştır. İyi ve kötü firma ayrımı üzerinden yapılan analizde kötü firma tanımında sayısal olmayan ölçütler kullanılmış ve sonuç olarak karar ağaçlarından C5 algoritması ile oluşturulan modelin kötü firmaları doğru sınıflandırmada en başarılı alternatifi sunduğu öne sürülmüştür.

Finansal başarısızlık öngörüsüne yönelik literatürde yer alan çalışmalar değerlendirildiğinde, yapay sinir ağları ile gerçekleştirilen analizlerin başarısı dikkat çekicidir. Yukarıda detayları aktarılan çalışmalarda olduğu gibi; bankacılık sektörüne yönelik yapılan diğer bazı çalışmalarda da yapay sinir ağlarının, doğrusal diskriminant analizine ve doğrusal olmayan logit ve probit analizlerine kıyasla en az onlar kadar ya da onlardan daha başarılı tahminler ürettiği, literatürde konu edilmiştir (McNelis, 2005:57). Sorunlu kredilerin temelde, işletmelerin finansal başarısızlıkları sonucunda meydana geldiği düşünüldüğünde ve literatürde yer alan çalışmaların sonuçları dikkate alındığında; uygulamada, bankacılık sektörünün yapay sinir ağlarını kullanarak sorunlu kredilerine yönelik modelleme oluşturmasının başarılı bir kredi yönetimi için yararlı olacağı düşünülmektedir.

3. Aktarma – Arındırma İşlemleri ve Finansal Tablo Manipülasyonlarının Giderilmesi

İşletmelerin mali yapılarının sağlıklı bir şekilde analiz edilebilmesi ve kredi tahsis kararlarının doğruluk kalitesinin artırılması adına; bankalara sunulan finansal tabloların sunulduğu şekilden öte, duru ve gerçeğe uygun bir şekilde değerlendirilmesi gerekmektedir. Bununla beraber, sorunlu kredi yönetimine yönelik kurulacak modellerin etkinliğinin ve verimliliğinin artırılması adına finansal verilerin bir işleme sürecinden geçirilerek modellenmesi yerinde olacaktır.

Bankalarca işletme mali verilerinde yapılması yerinde olacak aktarma – arındırma işlemleri Tablo 3'te detaylarıyla sunulmaktadır. Bu başlığın sonunda; Tablo 3'te detaylandırılan aktarma – arındırma işlemleri neticesinde oluşturulan ve analize uygun bir işletme bilançosu formatı (Şekil 1) ile bu bilançoyla eş zamanlı, analize uygun bir gelir tablosu formatı (Şekil 2) da sunulacaktır. Bu formatlarda; aktarma – arındırma işlemlerini tamamlayıcı nitelikte olarak, analizin kolaylığını ve etkinliğini artıracak hesap birleştirmeleri de yer almakta ve finansal tablo formatını özet, net ve özgün bir hale getirmektedir.

Tablo 3: Aktarma – Arındırma İşlemleri ve Finansal Tablo Manipülasyonlarının Giderilmesi

HESAP	TESPİT	SEBEP	UYGULAMA
Kasa	100.000 TL'nin üzerinde bakiye görülmesi (aktif büyüklüğü 5.000.000 TL'nin altında olan işletmelerde 50.000 TL'nin üzeri)	Fiziki olarak kasada bulunması makul görülmeyen tutar (kuyumculuk, döviz bürosu işletmeciliği ve perakende market zincirleri dışında)	100.000 TL'nin üzerinde görülen tutarın kasa hesabından silinmesi; yoruma göre ¹ , kaynağı makul görülüyorsa ² aktifte düzenleyici hesaba aktarılması ³ , aksi durumda özkaynaklara negatif olarak eklenmesi ⁴
Bankalar	Hesabın ters bakiye vermesi	Kredili mevduat hesapları kapaması yapılmaması	İlgili tutarların kısa vadeli banka borçlarına aktarılması
Verilen Çekler ve Ödeme Emirleri	Hesapta bakiye görülmesi	Aktif hesaplar arasında eksi çalışan, ters bir hesap olması	Pasif hesaplara, ticari borçlar altına alınması
Menkul Kıymetler	İflas etmiş, piyasa değerini kaybetmiş bir şirkete ait olduğunun görülmesi	Likidite özelliğini kaybetmiş olması	Yoruma göre; gelecekte düzelmesi muhtemel görülen şirketler için aktifte düzenleyici hesapta takip edilmesi, aksi durumda özkaynaklara negatif olarak eklenmesi
Alacak Hesapları	Vadesi geçmiş, avukata verilmiş, takipteki çekler ve senetler ile önceki dönemlerle kıyaslandığında hareketsiz olan alacakların görülmesi	Likidite özelliğini kaybetmiş olması	Özkaynaklara negatif eklenmesi (işletmenin sorunlu işletmelerden temin ettiği bir maddi teminatı varsa ve bu belgelenebilirse, ilgili tutarların aktifte düzenleyici hesap altına alınması)
Şüpheli Ticari Alacaklar	Bu hesabın tamamına karşılık ayrılmaması	İlgili alacakların tahsilat kabiliyetinin zayıf olması	Özkaynaklara negatif eklenmesi (işletmenin sorunlu işletmelerden temin ettiği bir maddi teminatı varsa ve bu belgelenebilirse, ilgili tutarların aktifte düzenleyici hesap altına alınması)
Ortaklardan Alacaklar	Hesapta bakiye görülmesi	Dönen varlık niteliği taşımama ihtimali olması	Yoruma göre; kaynağı makul görülüyorsa aktifte düzenleyici hesaba aktarılması, geri dönüşü olmadığı düşünülen bir tutar ise özkaynaklara negatif eklenmesi

- 1 Bu tabloda bahsi geçen “yoruma göre” ifadesi, kredi analizi ve tahsisi yapan kişilerin inisiyatif alanında olan durumları ve bu durumlarda analistlerin işletmeyi yerinde ziyaret, hesap hareketlerini detaylı inceleme gibi elde ettiği ek gözlemler ve tespitler sayesinde alabileceği aksiyonların farklılaşabileceğini ifade etmektedir.
- 2 Bu tabloda bahsi geçen “kaynağı makul görülme” durumu, işletme tarafından sunulabilecek bir fatura, tapu vb. belge ile desteklenecek durumları içermektedir.
- 3 Bu tabloda bahsi geçen “aktifte düzenleyici hesap” kavramı; yapılacak tespitler sonrasında, esasen dönen varlık niteliği taşımayan hesapların aktarılacağı ve aktif içerisinde dönen varlıklar ile duran varlıklar arasında konumlandırılacak “düzenleyici aktif” anlamına gelmektedir. Bu hesabın bilanço içerisinde konumlandırılacağı yer, ilerleyen kısımlarda belirtilmektedir.
- 4 Bu tabloda bahsi geçen “özkaynaklara negatif ekleme” hususu, özkaynaklar içerisinde yer alabilecek “indirimler” adlı bir hesap üzerinden yapılabilecektir. Bu hesabın bilanço içerisinde konumlandırılacağı yer, ilerleyen kısımlarda belirtilmektedir.

İştiraklerden / Bağlı Ortaklıklardan Alacaklar (İlişkili Taraflardan Alacaklar)	Hesaplarda bakiye görülmesi	Dönen varlık niteliği taşımama ihtimali olması ve ticaret ya da ticaret dışı kapsamda olması	1) İlgili hesaplarda mizan hareketliliği düşüğe bu tutarların Mali Duran Varlıklar hesabına aktarılması, ya da faaliyeti göstermeyen, batık yatırımlara aitse bunların özkaynaklara negatif eklenmesi 2) İlgili hesaplarda mizan hareketliliği var ve bu alacaklar ticari faaliyetlerle ilgiliyse vadesine göre ticari alacaklar hesabına, ticaret kapsamı dışındaysa vadesine göre diğer dönen (1 yıla kadar vadeli) ya da diğer duran varlıklara (1 yıldan uzun vadeli) aktarılması
Diğer Ticari Alacaklar, Diğer Çeşitli Alacaklar	Mizan analizinde hareketsiz alacaklar görülmesi ya da işletme ziyaretinde yapılan tespitler	Dönen varlık niteliği taşımama ihtimali olması	“Diğer” başlığı altında mizan hareketliliği düşük bir alacak var ise özkaynaklara negatif eklenmesi (işletmenin ilgili alacağa yönelik temin ettiği bir maddi teminatı varsa ve bu belgelenebilirse, ilgili tutarların aktifte düzenleyici hesap altına alınması)
Stoklar	Mizan analizinde hareketsiz stoklar görülmesi, şişik stoklar ya da işletme ziyaretinde yapılan tespitler	Satış kabiliyeti kalmayan stokların likidite özelliğini kaybetmiş olması	Özkaynaklara negatif eklenmesi
Stoklar, Ortaklara Borçlar	Net Satışlar çok artmazken, stoklarda yüksek bakiye görülmesi ve buna paralel ortaklara borçlar hesabının olması	Kayıtdışı satışlar sebebiyle gerçek olmayan stokların ve ortaklara borçların yer alması	Yoruma göre; kayıtdışı satış oranında stokların ve ortaklara borçların karşılıklı düşülmesi, kalan ortaklara borçların özkaynaklara pozitif eklenmesi ⁵
Stoklar, Duran Varlıklar, Finansman Giderleri	Yıllık kredinin maliyetiyle kıyaslandığında oldukça düşük finansman gideri işlenmiş olması ⁶	İşletmenin finansman giderlerini stoklar ve duran varlıklar üzerinde aktifleştirerek fiktif bir aktif yapısı ve kârlılık göstermesi	İşletmenin Kurumlar Vergisi Beyannamesi Gelir Tablosu Dipnotlarında belirtmesi halinde burdaki tutarın, belirtmemesi halinde mizanda tespit edilen tutarın, hiç tespit edilemiyorsa bankalardan kullandığı yıllık kredi hacminin yıllık kredi maliyeti ile çarpılması sonucu çıkan tutar ile yıllık finansman gideri arasında kalan tutarın aktiflerden (yoruma göre; tamamının stoklardan ya da stoklar ve duran varlıklardan karma bir şekilde) düşülerek finansman giderlerine eklenmesi
Banka Borçları	Memzuç verileriyle bilanço verilerinin karşılaştırılması sonrasında işletmenin olduğundan daha az banka borcu göstermesi ⁷ ya da toplamın aynı olması ancak vade uyumsuzluğu olması	İşletmenin gerçek banka borçluluğunun daha yüksek olması ya da kısa vadeli borçluluğunun daha yüksek olması	Öncelikle memzuç ve bilanço verilerinin kısa vadeli kısımları karşılaştırılarak kısa vadeli banka borçları, daha sonra uzun vadeli kısımları (12 ay üzeri borçlar) karşılaştırılarak tüm kısımları eşitlenir. Eğer memzuç verilerinde fazlalık varsa, kısa vadeli kısımlar eşitlendikten sonra bu fazlalık uzun vadeli banka borçlarına eklenir; bu eklemenin karşılığı bilançoda bir hesapta (örneğin ortaklara borçlarda olabilir) kayıtlıysa burdan silinir, değilse yoruma göre; bu fark aktifte dönen varlıklara veya düzenleyici hesaba eklenir ya da özkaynaklara negatif eklenir ⁸ .

5 Bu tabloda bahsi geçen “özkaynaklara pozitif ekleme” hususu, özkaynaklar içerisinde konumlandırılabilen “ihtiyatlar” adlı bir hesap üzerinden yapılabilmektedir. Bu hesabın konumu ilerleyen kısımlarda belirtilmektedir.

6 Bazı durumlarda işletmeler, finansman gideri olarak işlemesi gereken tutarları aktifleştirmeden satışların maliyeti hesabına da aktarabileceğinden, burada belirtilen aktarma – arındırma işleminin yapılmadan önce bu durumun

Ticari Borçlar, Stoklar ve Verilen Sipariş Avansları	Memzuç verilerinde akreditif riski bulunmakla beraber bu akreditife konu malların bilanço karşılığının olmaması	İşletmenin gerçek aktif toplamının, gerçek dönen varlık ve borçluluk yapılarının görülememesi	Memzuç dönemlerinde akreditif riski içerisinde görülen ve bilanço'ya gerektiği şekilde yansıtılmayan tutarlar ticari borçlara ve karşılığında, ilgili akreditiflere konu mallar işletmeye ulaşmışa stoklara, henüz ulaşmamışa verilen sipariş avanslarına eklenir. ⁹
İştiraklere / Bağlı Ortaklıklara Borçlar (İlişkili Taraflara Borçlar)	Hesaplarda bakiye görülmesi	Grup içi fonlama kapsamında olması ve ticaret ya da ticaret dışı kapsamda olması	1) Bu borçların ticari faaliyetlerle ilgili olması halinde ve mizan hareketliliği varsa vadesine göre ticari borçlar hesabına aktarılması, 2) Ticaret kapsamı dışındaysa veya mizan hareketliliği kısıtlıysa vadesine göre diğer kısa ya da diğer uzun vadeli borçlara aktarılması
Ortaklara Borçlar	Hesapta bakiye görülmesi	Borç niteliği taşımaması	Yoruma göre; ortakların gerçek finansmanı ise özkaynaklara pozitif eklenmesi, aksi durumda düzenleyici pasif ¹⁰ altında izlenmesi
Alıcılar, Satıcılar	Hesapların ters bakiye vermesi	Ön ödeme ya da tahsilat yapan işletmelerin hesap kapaması yapmamış olması	Alıcılarda ters bakiye veren tutarların alınan sipariş avanslarına, satıcılarda ters bakiye veren tutarların verilen sipariş avanslarına aktarılması
Çeşitli Dönen Varlıklar, Çeşitli Uzun Vadeli Borçlar	Dönen varlıklar ve uzun vadeli borçlar altında izlenen ancak mizan analizinde ya da ziyarette farklı yapıda olduğu tespit edilen hesaplar	İşletmenin kısa vadeli borçluluğunun düşük, likidite yapısının olduğundan güçlü gösterilmesi	1) Dönen varlıklar altında izlenen ancak cari hesap niteliği taşımayan varlıkların aktifte düzenleyici hesaba aktarılması 2) Uzun vadeli borçlarda takip edilen ancak esasen kısa vadeli olan borçların uzun vadeden silinip kısa vadeli aynı hesap başlıkları altına alınması
Diğer Faaliyetlerden Olağan Gelirler, Diğer Olağandışı Gelir ve Kârlar	Duran varlıkların ya da stokların değerlemeye tabi tutulması ve bunun sonucunda oluşan değer artışlarının gelir tablosu hesapları üzerinden kaydedilmesi	İşletmenin kârlılığının reel olmayan bir şekilde yüksek gösterilmesi	Kapsamı tamamen yeniden değerlendirme ile ilgili olan tutarların ilgili gelir tablosu hesaplarından silinmesi ve özkaynaklara pozitif eklenmesi
700 Koduyla Başlayan Maliyet Hesapları	Geçici dönem mali verilerinin incelenmesi ve mizanda gerekli kapamaların yapılmadığının görülmesi	Bilanço – gelir tablosu dengesinin sağlanması	İlgili maliyetlerin mali tablolarındaki karşılığının tespit edilerek düzenleme yapılması (örneğin, satılmış ancak maliyet kapaması yapılmayan stokların maliyet hesaplarında görülmesi akabinde stokların eksiltilmesi)

netleştirilmesi gerekmektedir

- 7 İşletmelerin banka borçları ile memzuç verileri arasındaki farkın sebebi; işletmelerin yurtdışı kaynaklı kredi kullanıyor olması sebebiyle bu kredilerin bilançoda görülürken memzuç verilerinde gayrinakdi olarak görülmesi ya da hiç görülmemesi, ithalatlara finansmanında açılan akreditiflerin bankalardan fonlanırken yani nakdi kredi de kullanılırken bunun yine memzuç verilerinde gayrinakdi olarak görülmesi, diğer yandan, yurtdışından kullanılan kredilerin

Not: İnşaat sektöründe faaliyet gösteren firmalar için yukarıda belirtilen aktarma – arındırma işlemleri farklı yorumlar gerektirebileceğinden aşağıdaki noktalara dikkat edilmelidir:

- 1) Yap-Sat tarzı projeler geliştiren firmalarda henüz teslim edilmemiş işlerle alakalı olan ve giderleştirilemeyen maliyetler olarak nitelendirilebilecek; kasa hesabındaki yüksek bakiye, ortaklardan alacaklar hesabındaki şişiklik ya da diğer çeşitli alacaklarda görülen tutarların inşaat projeleri ile ilgili harcamalar kapsamında olması halinde bu tutarlar stoklar hesabı altında takip edilebilir ya da yoruma göre bu hesaplarla ilgili olarak yukarıda belirtilen uygulamalara tabi tutulabilir. Taahhüt projeleri geliştiren firmalarda, bu kapsamdaki tutarların ise yıllara yaygın inşaat ve onarım maliyetlerinde takip edilmesi ya da yoruma göre bu hesaplarla ilgili olarak yukarıda belirtilen uygulamalara tabi tutulması yerinde olacaktır.
- 2) 1) no'lu maddede belirtilen durumdan farklı olarak projeler teslim edilmiş ise; ilgili tutarların hem yap-sat hem de taahhüt firmalarında, projeler aynı bilanço döneminde teslim edilmişse satışların maliyeti hesabına aktarılması, önceki yıllarda teslim edilmişse özkaynaklara negatif eklenmesi yerinde olacaktır. İlgili tutarlar, yoruma göre, bağlı oldukları hesaplara ilişkin yukarıdaki tabloda belirtilen uygulamalara da tabi tutulabilir.
- 3) Yap-Sat tarzı projeler geliştiren firmaların ortaklara borçlar hesabında takip ettiği ve kayda alınmamış olan satış tutarları; ilgili işler bitmemişse alınan avanslara, aynı bilanço döneminde bitmişse net satışlara aktarılmalı (ilgili stoklar da satışların maliyetine aktarılmalı), önceki dönemlerde bitmişse stoklarla karşılıklı kayıt dışılık elimine edikten sonra özkaynaklara pozitif eklenmelidir. Aynı durum taahhüt projeleri geliştiren firmalar kapsamında da, projeler bitmemişse yıllara yaygın inşaat ve onarım hakedişlerine, aynı yıl bitmişse net satışlara aktarım yapılmalı (ilgili maliyetler de satışların maliyetine aktarılmalı), önceki dönemlerde bitmişse aktifteki kayıt dışılıkla beraber elimine edildikten sonra özkaynaklara pozitif eklenmelidir.
- 4) Taahhüt projeleri geliştiren firmaların projelerine ilişkin aldıkları avanslar ve gelecek aylara ve yıllara ait gelirleri, bir ön hakediş niteliği içermeleri sebebiyle yıllara yaygın inşaat ve onarım hakedişlerine; gelecek aylara ve yıllara ait giderler, personel ve iş avansları, verilen sipariş avanslarında bulunan ya da aktifte bulunması gereken hesap altında olmayan taşeronlara verilen avanslar ve inşaat projelerine fiziken dâhil olmuş varlıklara ilişkin proje maliyetleri ise yıllara yaygın inşaat ve onarım maliyetleri hesaplarına aktarılmalıdır. Yap-sat tarzı proje geliştiren firmalarda görülecek benzeri durumlarda ise aktifte stoklar, pasifte alınan avanslar hesabına aktarım yapılmalıdır.
- 5) Taahhüt projeleri geliştiren firmaların ara dönem ya da geçici yıl sonu mali verilerinde; bilanço kesinleşmemişken ve mizan üzerinden analizler yapılırken, 700 koduyla başlayan maliyet hesaplarında yapılmamış kapamalara ilişkin tutarlar; projeler bitmemişse stoklara (bu harcamalara dair varlıklar projeye fiziken eklenmediyse) veya yıllara yaygın inşaat ve onarım maliyetlerine (bu harcamalara dair varlıklar projeye fiziken eklendiyse), projeler bitmişse satışların maliyetine aktarılmalıdır. Yap-sat tarzı proje geliştiren firmalar için bu maddede belirtilen duruma dair tutarlar; projeler bitmemişse stoklara, projeler bitmişse satışların maliyetine aktarılmalıdır.

bankalar tarafından nakdi krediler içerisinde hem aracılık edilen / garanti verilen krediler arasında hem de diğer nakdi kredilerde bildirilmesi yoluyla memzuç verilerinin bilançodan daha yüksek görülmesi yüzünden de oluşabilmektedir. Bu tabloda anlatılan aktarma – arındırma işlemleri; bu durumların

- 8 Memzuçta yer alan reeskont tutarı kısa vadeli banka borcuna ve karşılığında düzenleyici aktife eklenebilir. Ayrıca; bankaların memzuç bildirimlerinde yaşanabilecek hatalardan dolayı, memzuçtaki orta vadeli kredilerinin yarısının kısa vadeli, diğer yarısının da uzun vadeli olduğunu baz almak şeklinde bir uygulama da tercihe açıktır.
- 9 Söz konusu mallar alınıp satıldıysa, satışlarda gösterilme durumu da incelenerek satışların maliyetine eklenebilir.
- 10 Bu tabloda bahsi geçen “düzenleyici pasif” kavramı; yapılacak tespitler sonrasında, esasen tam olarak tanımlanması yapılamayan tutarların aktarılacağı bir hesaptır. Bu hesabın konumu ilerleyen kısımlarda belirtilmektedir.

Şekil 1. Analiz Formatına Uygun İşletme Bilançosu

AKTİF	PASİF
CARİ VARLIKLAR	KISA VADELİ BORÇLAR
Nakit ve Nakit Benzeri Değerler	Banka Borcu
Ticari Alacaklar	Ticari Borçlar
Stoklar	Diğer Kısa Vadeli Borçlar
Verilen Sipariş Avansları	
Diğer Cari Aktifler	
	UZUN VADELİ BORÇLAR
	Banka Borcu
	Diğer Uzun Vadeli Borçlar
DÜZENLEYİCİ VARLIKLAR	DÜZENLEYİCİ KAYNAKLAR
Geçici Aktif ¹¹	Geçici Pasif
Düzenleyici Aktif	Düzenleyici Pasif
Yıllara Yaygın İnşaat ve Onarım Maliyetleri	Yıllara Yaygın İnşaat ve Onarım Hakedişleri
DURAN VARLIKLAR	ÖZKAYNAKLAR
Mali Duran Varlıklar	Ödenmiş Sermaye
Arsa ve Binalar	Net Dönem Karı
Tesis, Makine ve Cihazlar	Net Dönem Zararı (-)
Yapılmakta Olan Yatırımlar	İhtiyatlar
Diğer Duran Varlıklar	Geçmiş Yıl Zararları (-)
Birikmiş Amortismanlar (-)	İndirimler (-)

Şekil 2. Analiz Formatına Uygun İşletme Gelir Tablosu 1

Net Satışlar (1)
Satışların Maliyeti (2)
Faaliyet Giderleri (3)
Faaliyet Kârı (1-2-3)
FAVÖK (1-2-3+8)
Finansman Giderleri (4)
Net Kambiyo Karı (5)
Net Diğer Gelirler (6)
Vergi Öncesi Kar (1-2-3-4+5+6)
Vergi (7)
Net Dönem Karı (veya Zararı) (1-2-3-4+5+6-7)
Dönemin Amortisman Gideri (8)
Amortisman Öncesi Net Kâr (veya Zarar) (1-2-3-4+5+6-7+8)

11 Geçici aktif ve geçici pasif; aktifte ve pasifte yer almakla beraber gelir tablosundaki gelir ve giderlere dönüşecek geçici hesapları ifade etmekte olup, bu hesapların dönen/duran varlıklar ve kısa vadeli/uzun vadeli borçlar harici takip edilmesi, bilançonun verimli analizi açısından anlamlı olacaktır. Bu hesaplar altında toplanacak alt kalemler ilerleyen kısımda belirtilecektir.

Gerekli aktarma – arındırma işlemlerinin yapılması akabinde oluşturulacak Şekil 1’de belirtilen bilançoda¹² ve Şekil 2’de belirtilen gelir tablosunda, kredi analizinin etkinliğini artıracak hesap birleştirmeleri de yapılmış olup bu sayede özgün ve net bir finansal tablo yapısı elde edilmiştir. Aktarma – arındırma sürecini tamamlayan birleştirmeler şunlardır:

AKTİF

Nakit ve Nakit Benzeri Değerler: Kasa, Bankalar, Diğer Hazır Değerler¹³, Menkul Kıymetler.

Ticari Alacaklar: Dönen Varlıklar içerisindeki Alıcılar, Alınan Çekler, Alacak Senetleri (Net), Diğer Ticari Alacaklar.

Stoklar: İlk Madde ve Malzeme, Yarı-mamuller, Mamuller, Ticari Mallar, Diğer Stoklar, Stok Değer Düşüklüğü Karşılığı (-).

Verilen Sipariş Avansları: Aynı isimle Verilen Sipariş Avansları.

Geçici Aktif: Gelecek Aylara Ait Giderler, İş Avansları, Personel Avansları ve Kısa ve Uzun Vadeli Alınan Avanslara ilişkin Aktifte yer alan bağlı tutarlar¹⁴.

Düzenleyici Aktif: Aktarma – arındırma işlemleri sonrası oluşan düzenleyici hesap, bu işlemler sonrası kalan Uzun Vadeli Ticari Alacaklar ve Uzun Vadeli Diğer Alacaklar ve Sayım ve Tesellüm Noksanları.

Yıllara Yaygın İnşaat ve Onarım Maliyetleri: Aynı isimle Yıllara Yaygın İnşaat ve Onarım Maliyetleri.

Mali Duran Varlıklar: Aynı isimle Mali Duran Varlıklar ve aktarma – arındırma işlemi ile gelen hesaplar.

Diğer Cari Aktifler: Yukarıda belirtilen dönen varlıklar dışında kalan dönen varlıklar.

Arsa ve Binalar: Arazi ve Arsalar, Yeraltı ve Yerüstü Düzenleri, Binalar.

Tesis, Makine ve Cihazlar: Tesis, Makine ve Cihazlar, Taşıtlar, Demirbaşlar.

Yapılmakta Olan Yatırımlar: Yapılmakta Olan Yatırımlar, Verilen Avanslar (Duran Varlık).

Diğer Duran Varlıklar: Yukarıda belirtilen duran varlıklar dışında kalan tüm duran varlıklar (birikmiş amortismanlar ve itfa ve tükenme payları hariç).

Birikmiş Amortismanlar: Tüm duran varlıklar için ayrılmış olan birikmiş amortismanlar ve itfa ve tükenme payları.

PASİF

Banka Borcu (Kısa Vadeli): Kısa Vadeli Mali Borçlar.

Ticari Borçlar: Kısa Vadeli Borçlar içerisindeki Satıcılar, Borç Senetleri (Net), Diğer Ticari Borçlar.

12 Alt hesap gruplarında (-) işareti ile belirtilen hesaplar aktif ve pasif toplamına negatif, diğer hesaplar ise pozitif katılmaktadır.

13 Diğer Hazır Değerler altında yer alan ve bir ayın üzerinde vadeye sahip olan kredi kartı alacaklarının ticari alacaklarda takip edilmesi daha doğru olacaktır.

14 Önceden belirtildiği gibi; inşaat taahhüt firmalarında projelere ilişkin hesaplar, yıllara yaygın inşaat ve onarım maliyetleri hesabına; inşaat yap-sat firmalarında projelere ilişkin hesaplar, stoklar hesabına alınmalıdır. Alınan avanslara ilişkin aktifte yer alan bağlı tutarlar aktarmaya tabi tutulurken; söz gelimi toplam 10 Milyon TL tutarında alınan avans aktifte hangi hesaplara yansıtıldıysa, söz konusu hesaplardan toplam 10 Milyon TL olacak şekilde geçici aktife aktarım yapılır.

Geçici Pasif: Kısa ve Uzun Vadeli Alınan Avanslar, Gelecek Aylara ve Yıllara Ait Gelirler¹⁵.

Düzenleyici Pasif: Aktarma – arındırma işlemleri sonrası oluşan düzenleyici hesap ve Sayım ve Tesellüm Fazlaları.

Yıllara Yaygın İnşaat ve Onarım Hakedişleri: Aynı isimle Yıllara Yaygın İnşaat ve Onarım Hakedişleri.

Diğer Kısa Vadeli Borçlar: Yukarıda belirtilen kısa vadeli borçlar dışında kalan kısa vadeli borçlar. Banka Borcu (Uzun Vadeli): Uzun Vadeli Mali Borçlar.

Diğer Uzun Vadeli Borçlar: Yukarıda belirtilen uzun vadeli borçlar dışında kalan uzun vadeli borçlar.

Ödenmiş Sermaye: Ödenmiş Sermaye toplamı.

Net Dönem Kârı (veya Zararı): Gelir tablosunda oluşan Net Dönem Kârı (veya Zararı) olup konsolidasyona tabi işletme gruplarında kâr / zarar eden işletmelerin bir arada olması halinde her iki hesapta da bakiye bulunması mümkündür.

İhtiyatlar: Aktarma – arındırma işlemleri sonrası oluşan hesap ile Sermaye Yedekleri, Kâr Yedekleri, Geçmiş Yıl Kârları.

Geçmiş Yıl Zararları (-): Aynı isimle Geçmiş Yıl Zararları.

İndirimler (-): Aktarma – arındırma işlemleri sonrası oluşan hesap.

GELİR TABLOSU

Net Satışlar: Brüt Satışlar ile Satış İndirimleri arasındaki fark.

Satışların Maliyeti: Aynı isimle Satışların Maliyeti.

Faaliyet Giderleri: Aynı isimle Faaliyet Giderleri.

Net Diğer Gelirler: Kambiyo Kârları ve Zararları ile Faiz Gelirleri hariç olmak üzere Diğer Faaliyetlerden Olağan Gelir ve Kârlar, Olağandışı Gelir ve Kârlar, Diğer Faaliyetlerden Olağan Gider ve Zararlar, Olağandışı Gider ve Zararlar hesaplarının toplamının neti.

Net Kambiyo Kârı: Kambiyo Kârları ve Zararları hesaplarının arasındaki fark.

Finansman Giderleri: Finansman Giderleri ile Faiz Gelirleri hesaplarının neti (aralarındaki fark).

Vergi: Dönem Kârı Vergi ve Diğer Yasal Yükümlülük Karşılıkları (Kurumlar Vergisi).

Dönemin Amortisman Gideri: Bağımsız Denetim Raporunda veya Kurumlar Vergisi Beyannamesinde yazan dönemin tüm amortisman giderleri ile itfa ve tükenme payları, eğer bunlar temin edilemiyorsa mizandaki 7 ile başlayan hesaplarda bulunan amortisman giderlerinin toplamı, bu da mümkün değilse son 2 yılın birikmiş amortisman farkı baz alınabilir (son 2 yılın birikmiş amortisman farkının da negatif çıkması durumunda ilgili dönem için amortisman gideri 0 kabul edilebilir; bu hesaplama yapılırken, farklı duran varlıklar için ayrılan amortismanlar solo bazda değerlendirilebilir).

Gerek sunulan verilerin doğası itibarıyla, gerek dönem sonlarında (özellikle 3, 6 ve 9 aylık ara dönemlerde) işletmelerin hesap kapamalarını henüz yapmamış olması sebebiyle ve gerekse manipülatif yöntemlere tabi tutulabilmeleri sebebiyle, işletme mali verilerinin kredi analizine uygun hale getirilebilmesi için yukarıda belirtilen düzenlemelerin yapılması yerinde olmaktadır. Bu

15 Önceden belirtildiği gibi; inşaat taahhüt firmalarında projelere ilişkin hesaplar, yıllara yaygın inşaat ve onarım hakedişleri hesabına; inşaat yap-sat firmalarında projelere ilişkin hesaplar, alınan avanslar hesabına alınmalıdır.

düzenlemeler; çeşitli hesapların farklı hesaplara aktarılmasını, manipülasyonların arındırılmasını ve bu doğrultuda basite indirgenmiş, özet ve analize uygun bir finansal tablolar bütünlüğüne kavuşulmasını sağlayacaktır. Bu bütünlük üzerinden yapılacak yapay sinir ağları modellemesi de işletmelerin kredibilitesinin daha net bir şekilde görülmesine imkân oluşturacaktır.

4. Sonuç

Bankacılık sektörünün ana fonksiyonunu oluşturan ve aktif toplamının önemli bir kısmını teşkil eden kredilerin sağlıklı yönetimi, banka yönetimlerinin sürdürülebilir bir finansal dengeyi tesis edebilmeleri adına ciddiye arz etmektedir. Diğer yandan; bankacılık mevzuatında yapılan son güncellemeler, Uluslararası Finansal Raporlama Standartları'na uyum süreçleri ve dijitalleşmenin getirdiği etkiler, kullanılan krediler sorunlu hale gelmeden önce alınacak tedbirlerin önemini artırmakta ve kredilerin dinamik yönetimini oldukça değerli hale getirmektedir.

Bankalarca işletmelere kullanılan kredilerin sorunlu hale gelmesini önceden tespit etmeye yönelik bir çalışma gerçekleştirilirken, sorunlu kredilerin temelinde yatan sebebin söz konusu işletmelerin finansal başarısızlıklarıyla ilgili olduğunu öngörmek yerinde olacaktır. Literatürde yapılan çalışmalar dikkate alındığında, yapay sinir ağları üzerine gerçekleştirilen çalışmaların finansal başarısızlığın tahmininde başarılı sonuçlar üreterek ön plana çıktığı görülmektedir.

Yapay sinir ağları ile gerçekleştirilen modelleme uygulamalarının başarısının artırılabilmesi adına; söz konusu uygulamaların gerçekleştirilmesi öncesinde, analize tabi tutulacak işletmelerin finansal verilerinin bir işleme sürecinden geçirilerek (bu çalışmada belirtildiği şekilde) daha net, özgün ve manipülasyonlardan arındırılmış bir yapıyla uygulamaya dâhil edilmesi fayda sağlayacaktır. Modellemenin çıktı kalitesinin temelinde yer alan verilerin bu çalışmada sunulan işleme süreci sonrasında rafine edileceği öngörülmekte ve bu doğrultuda isabetli bir modelleme çıktısına ulaşılacağı ileri sürülmektedir.

KAYNAKÇA

- Aktaş, R. (1991). Endüstri İşletmeleri İçin Mali Başarısızlık Tahmini – Çok Boyutlu Model Uygulaması. *Yayınlanmamış Doktora Tezi*, Ankara Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü İşletme Anabilim Dalı.
- Aktaş, R., Doğanay, M. ve Yıldız, B. (2003). Mali Başarısızlığın Öngörülmesi: İstatistiksel Yöntemler ve Yapay Sinir Ağı Karşılaştırması. *Ankara Üniversitesi SBF Dergisi*, Cilt 58, No.4: 1-24.
- Altman, E. (1968). Financial Ratios, Discriminant Analysis And The Prediction of Corporate Bankruptcy. *The Journal of Finance*, XXIII (4): 589-609.
- Altman, E. (1983). *Corporate Financial Distress: A Complete Guide to Predicting, Avoiding and Dealing With Bankruptcy*. New York: John Wiley & Sons.
- Beaver, W. (1966). Financial Ratios as Predictors of Failure. *Journal of Accounting Research*, 4(3): 71-111.
- Bülbül, S.E. (1999). İstatistiksel Başarısızlık Zamanı Modelleri ve Finansal Analizlerde Uygulaması. *Yayınlanmamış Doktora Tezi*, Marmara Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, Ekonometri Anabilim Dalı, İstatistik Bilim Dalı.

- Belli, Y.K. (2005). Bankalarda Mali Başarısızlığın Öngörülmesi Lojistik Regresyon ve Yapay Sinir Ağı Karşılaştırması. *Gazi Üniversitesi Endüstriyel Sanatlar Eğitim Fakültesi Dergisi*, Sayı16: 31-46.
- Budak, H. ve Erpolat, S. (2012). Kredi Riski Tahmininde Yapay Sinir Ağları ve Lojistik Regresyon Analizi Karşılaştırması. *Online Academic Journal of Information Technology*, 3(9): 23-30.
- Coats, P.K. ve Fant, L.F. (1993). Recognizing Financial Distress Patterns Using A Neural Network Toll. *Financial Management*, 22(3): 142-155.
- Ergin, E. (2009). İşletmelerde Finansal Başarısızlık Olasılığının Erken Tanısı: İMKB Uygulaması. *Yayınlanmamış Doktora Tezi*, Kocaeli Üniversitesi İşletme Anabilim Dalı Muhasebe Finansman Programı.
- Hsieh, N. (2005). Hybrid Mining Approach In The Design Of Credit Scoring Models. *Expert Systems With Applications*, 28: 655-665.
- Jacobs, J.J. (2007). The Application Of Failure Prediction Models On Non-Listed Companies. *Tshwane University of Technology Faculty of Management Sciences Business School*: 65-71.
- Mcnelis, P.D. (2005). *Neural Networks in Finance: Gaining Predictive Edge In The Market*. USA: Elsevier Academic Press.
- Ohlson, J. (1980). Financial Ratios And The Probabilistic Prediction of Bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 18(1): 109-131.
- Öcal, N. (2016). Firma Derecelendirmesi ve Borsa İstanbul'da İmalat Sektörü İçin Model Önerisi, *İktisadi Araştırmalar Vakfı İktisadi İşletmesi*, Yayın No.26: 153-204.
- Salchenberger, L.M., Cinar, E.M. ve Lash N.A. (1992). Neural Networks: A New Tool For Predicting Thrift Failures. *Decision Sciences*, 23(4): 899-916.
- Sönmez, F. (2015). Kredi Skorunun Belirlenmesinde Yapay Sinir Ağları ve Karar Ağaçlarının Kullanımı: Bir Model Önerisi, *ABMYO Dergisi*, Sayı 40: 1-22.
- Tamari, M. (1966). Financial Ratios as a Means of Forecasting Bankruptcy. *Management International Review*, 6(4): 15-21.
- Terzi, S. (2011). Finansal Rasyolar Yardımıyla Finansal Başarısızlık Tahmini: Gıda Sektöründe Ampirik Bir Araştırma. *Çukurova Üniversitesi İİBF Dergisi*, 15(1): 1-18.
- Tsai, C. ve Chen M. (2010). Credit Rating By Hybrid Machine Learning Techniques. *Applied Soft Computing*, 10: 374-380.
- Ünal, T. (1986). Firma Başarısızlıklarının Belirlenmesinde Bir Erken Uyarı Modeli, *Yayınlanmamış Doktora Tezi*, İstanbul Teknik Üniversitesi.
- books?id=s7zonQEACAAJ&dq=irma+ba%259Far%C4%B1s%C4%B1zl%C4%B1klar%C4%B1n%C4%B1n+belirlenmesinde+bir+erken+uyar%C4%B1+modeli&hl=tr&sa=X&ei=RwuIVb_LNISWsgG4zoLYCg&ved=0CBsQ6AEwAA, (22.06.2015).
- Wilson, R.L. ve Sharda, R. (1994). Bankruptcy Prediction Using Neural Networks. *Decision Support Systems*, 11(5): 545-557.
- Yazıcı, M. (2007). Bankalarda KOBİ Kredilerini Değerlendirmeye İlişkin Bir Yaklaşım: Yapay Sinir Ağları. *Yayınlanmamış Doktora Tezi*, Kadir Has Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Finans ve Bankacılık Doktora Programı.
- Zeytinoğlu, E. ve Akarım, Y.D. (2013). Financial Failure Prediction Using Financial Ratios: An Empirical Application On Istanbul Stock Exchange. *Journal of Applied Finance & Banking*, 3(3): 107-116.