

KARADENİZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ * SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ

İŞLETME ANABİLİM DALI

FİNANS TEZLİ YÜKSEK LİSANS PROGRAMI

**TÜRK BANKACILIK SEKTÖRÜNDE KREDİ RİSKİ YÖNETİMİ VE RİSKİN
ÖLÇÜLMESİ**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Yiğitcan ŞAHİN

MART-2024

TRABZON

KARADENİZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ * SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ

İŞLETME ANABİLİM DALI

FİNANS TEZLİ YÜKSEK LİSANS PROGRAMI

TÜRK BANKACILIK SEKTÖRÜNDE KREDİ RİSKİ YÖNETİMİ VE RİSKİN
ÖLÇÜLMESİ

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Yiğitcan ŞAHİN

Tez Danışmanı: Prof. Dr. Hüseyin DAĞLI

MART-2024

TRABZON

ONAY

Yiğitcan ŞAHİN tarafından hazırlanan “Türk Bankacılık Sektöründe Kredi Riski Yönetimi ve Riskin Ölçülmesi” adlı bu Çalışma 12/03/2024 tarihinde yapılan savunma sınavı sonucunda oybirliği ile başarılı bulunarak jürimiz tarafından İşletme Anabilim Dalı Yüksek Lisans Programı’nda **yüksek lisans tezi** olarak kabul edilmiştir.

Jüri Üyesi		Karar		İmza
Unvanı - Adı ve Soyadı	Görevi	Kabul	Ret	
Prof.Dr. HÜSEYİN DAĞLI	Danışman	☐	☐	
Prof.Dr. AHMET KURTARAN	Üye	☐	☐	
Prof.Dr. KEMAL EYÜBOĞLU	Üye	☐	☐	

Yukarıdaki imzaların, adı geçen öğretim üyelerine ait olduklarını onaylarım.

Prof. Dr. Tülay İLHAN NAS
Enstitü Müdürü

BİLDİRİM

Tez içindeki bütün bilgilerin etik davranış ve akademik kurallar çerçevesinde elde edilerek sunulduğunu, ayrıca KTÜ - Sosyal Bilimler Enstitüsü Tez Yazım Kılavuzu'na uygun olarak hazırlanan bu çalışmada yararlanılan kaynakların tümüne eksiksiz atıf yapıldığını, aksinin ortaya çıkması durumunda her tür yasal sonucu kabul edeceğimi beyan ederim.

Yiğitcan ŞAHİN

12/03/2024

ÖNSÖZ

Küreselleşen dünya ile birlikte ekonomiler birbirine daha bağımlı hale gelmiş ve bu durum beraberinde makroekonomik olayların ekonomiler üzerindeki tesirini artırmıştır. Oluşabilecek potansiyel krizlerin ve olası etkilerinin önceden tespit edilmesi bu nedenle önemini artırmış durumdadır. Finansal istikrarın sürdürülebilir kılınması Türkiye gibi gelişmekte olan bir ülke için elzemdir. Bu doğrultuda Türk bankacılık sektöründe oluşabilecek bir finansal kırılganlık önceden tespiti önemini korumaktadır.

Türkiye'de, Bankaların kredi riskini belirlemeye yönelik yapılmış çalışma sayısı oldukça kısıtlıdır. Bu çalışmada, banka iflasları makine öğrenmesi ile araştırılmış olup, çalışmanın bu yönü ile literatüre katkı sağlaması beklenmektedir.

Çalışmanın hazırlanması sürecinde bilgi ve tecrübesiyle bana yol gösteren kıymetli hocam ve danışmanım Prof. Dr. Hüseyin DAĞLI'ya, çalışma sürecinde desteğine sıkça başvurduğum kıymetli hocam Prof. Dr. Ahmet Kurtaran'a ve Dr. Zekiye AKTAŞ'a sonsuz teşekkürlerimi sunarım. Aynı zamanda maddi ve manevi olarak her zaman yanımda olan ve desteğini hiçbir zaman esirgemeyen dedem İsmail Hakkı Sağlam'a ve arkadaşım Safa Şen'e teşekkürlerimi sunarım.

Mart, 2024

Yiğitcan ŞAHİN

İÇİNDEKİLER

ÖNSÖZ.....	IV
İÇİNDEKİLER	V
ÖZET.....	VIII
ABSTRACT	IX
TABLolar LİSTESİ.....	X
ŞEKİLLER LİSTESİ.....	XI
KISALTMALAR LİSTESİ.....	XII
GİRİŞ	1-3

BİRİNCİ BÖLÜM

1. BANKACILIKTA KREDİ RİSKİ.....	4-20
1.1. Bankaların Ekonomideki Yeri.....	4
1.1.1. 1999 Öncesinde Türk Bankacılık Sektörü.....	5
1.1.2. 2000-2001 Krizleri ve Günümüz Bankacılığı	6
1.2. Kredi Tanımı ve Sınıflandırması.....	9
1.2.1. Kredi Türleri.....	10
1.2.1.1. Nitelik Açısından Krediler	11
1.2.1.2. Vade Açısından Krediler.....	11
1.2.1.3. Kaynaklarına Göre Krediler	11
1.2.1.4. Veriliş Amacına Göre Krediler	12
1.2.1.5. Teminatlarına Göre Krediler	12
1.2.1.6. İzin Açısından Krediler.....	12
1.3. Bankacılıkta Kredilendirme Süreci	12
1.3.1. Kredilendirme Prensipleri	13
1.3.3.1. Kapasite.....	14
1.3.3.2. Kapital.....	14
1.3.3.3. Karakter.....	15
1.3.3.4. Koşullar	15
1.3.3.5. Karşılık.....	15
1.4. Kredi Süreci	16
1.4.1. Kredi Başvurusu	16
1.4.2. Kredi Organizasyon Yapısı	17

1.4.3. Kredi Analizi	19
1.4.4. Kredi Taleplerinin Değerlendirilmesi.....	19
1.4.5. Kredi Taleplerinin Reddi.....	19
1.4.6. Kredilerin İzlenmesi ve Kredi Kayıplarını Önleme	20
1.4.7. Kredinin Geri Ödenmesi veya Yenilenmesi.....	20

İKİNCİ BÖLÜM

2. BANKACILIKTA KREDİ RİSKİ YÖNETİMİ VE RİSKİN ÖLÇÜM

YÖNTEMLERİ	22-42
2.1. Kredi Riski Tanımı.....	22
2.2. Kredi Riski Yönetimi	22
2.2.1. Bankacılıkta Risk Çeşitleri	23
2.2.1.1. Piyasa Riski.....	24
2.2.1.1.1. Faiz Oranı Riski	24
2.2.1.1.2. Kur Riski	25
2.2.1.1.3. Hisse Senedi Riski.....	25
2.2.1.2. Likidite Riski.....	26
2.2.1.3. Operasyonel Risk	26
2.2.1.4. Finansal Risk.....	28
2.2.1.5. Yasal Riskler ve İtibari Riskler	29
2.3. Kredi Riski Ölçüm Yöntemleri	29
2.3.1. Ekspertiz Modelleri	31
2.3.2. Derecelendirme Yöntemleri	31
2.3.3. Kredi Skorlama Modelleri.....	33
2.3.3.1. Oran Analizi	34
2.3.3.2. Diskriminant Model	34
2.3.3.3. Doğrusal Olasılık Modeli.....	36
2.3.3.4. Logit Model.....	37
2.3.3.5. Probit Model	37
2.3.4. Makine Öğrenmesi Teknikleri.....	37
2.3.4.1. Yapay Sinir Ağları	38
2.3.4.2. Karar Ağaçları.....	40

ÜÇÜNCÜ BÖLÜM

3.TÜRK BANKACILIK SEKTÖRÜNDE MAKİNE ÖĞRENMESİ YÖNTEMLERİ İLE BİR ARAŞTIRMA

3.1. Literatür Taraması.....	43
------------------------------	----

3.2. Veri ve Yöntem.....	46
3.2.1. Lojistik Regresyon	48
3.2.2. Çok Katmanlı Algılayıcı.....	49
3.2.3. Rastgele Orman	50
3.2.4. J48	53
3.2.5. XGBoost.....	54
3.2.6. GLMBoost.....	55
3.2.7. Simülasyon ve Bulgular	56
SONUÇ VE ÖNERİLER.....	64
KAYNAKÇA	66
EKLER.....	71
ÖZGEÇMİŞ.....	77

ÖZET

Banka iflaslarını doğru bir şekilde tahmin edebilmek hem yerel hem de global ekonomide hayati bir öneme sahiptir. İflas eden bankaların yarattığı etkiler yalnızca banka müşterilerini ve çalışanlarını değil, aynı zamanda finans sistemi içerisinde yer alan diğer paydaşları da derinden etkilemektedir. Potansiyel krizlerin ve olası etkilerinin önceden tespit edilerek önüne geçilmesi finansal istikrarın sürdürülebilir kılınması açısından avantaj sağlamaktadır. Çalışmada Türkiye’deki banka iflaslarını sınıflandırmak amacıyla 6 farklı makine öğrenmesi algoritması kullanılmış olup, çalışma örneklemini 1998 – 2000 yılları arasında Türkiye’de faaliyette bulunan 37 özel ticari bankanın finansal verileri oluşturmaktadır. Bu araştırmaya devam etmek için en iyi sınıflandırıcıların bulunmaya çalışıldığı bir dizi ön deneyden sonra Lojistik regresyon, Çok Katmanlı Algılayıcı (MLP), Rastgele Orman, J48, XGBoost (Gradient Boosting), GLMBoost (Genel Doğrusal Model) modelleri kullanılmıştır. Modelleme sonrasında tahmin başarısı en yüksek modelin %97 başarı ile Çok Katmanlı Algılayıcı modeli olduğu görülmüştür. Diğer taraftan genel doğrusal model ile Çok Katmanlı Algılayıcı yapılan çalışmada en yüksek AUC değerine sahip modeller olarak karşımıza çıkmaktadır. Her iki modelin sınıfları ayırt etmedeki kabiliyetlerinin oldukça yüksek olduğu görülmektedir.

Anahtar Kelimeler: Kredi Türleri, Kredi Riski, Makine Öğrenmesi

ABSTRACT

Analyzing bank failures accurately is vital for both the local and global economy. The effects of bankrupt banks on the financial system deeply affect not only depositors and bank employees, but also other stakeholders of the financial system. Identifying and preventing potential crises and their possible effects early provides an advantage in terms of making financial stability sustainable. In this study, 6 different machine learning algorithms were used to classify bank failures in Turkey, and the sample of the study consists of financial data of 37 private commercial banks operating in Turkey between 1998 and 2000. To continue this research, after a series of preliminary experiments to find the best classifiers, Logistic regression, Multilayer Perceptron (MLP), Random Forest, J48, XGBoost (Gradient Boosting), GLMBoost (General Linear Model) models were used. After modeling, it was seen that the model with the highest prediction success was the Multi-Layered Perceptron model with 97% success. On the other hand, the study using the general linear model and Multilayer Perceptron appears as the models with the highest AUC value. It can be seen that both models have high ability to distinguish classes.

Keywords: Loan Types, Credit Risk, Machine Learning

TABLÖLAR LİSTESİ

Tablo Nr.	Tablo Adı	Sayfa Nr.
1	1998 - 2003 Yılları Arasında Türkiye'nin GSYH, Kişi Başına GSYH ve TÜFE Verileri ..	7
2	2000 - 2021 Yılları Arasında Banka Sayısı ve Yurtiçi - Yurtdışı Şube Sayıları	7
3	1998-2021 Yılları Türk Bankacılık Sektörü Seçilmiş Finansal Oranlar	8
4	Kredi Türleri Genel Görünüm	10
5	Modelde Kullanılan Finansal Oranlar	46
6	Çalışmada Kullanılan Sağlam ve Batık Bankalar.....	47
7	Simülasyona ve Sonuçlara Yönelik Veriler.....	56
8	Çok Katmanlı Algılayıcı'nın Batık Bankaların Finansal Oranları ile Test Edilmesi.....	57
9	Lojistik Regresyon'un Batık Bankaların Finansal Oranları ile Test Edilmesi	58
10	Rastgele Orman'ın Batık Bankaların Finansal Oranları ile Test Edilmesi.....	60
11	J48'in Batık Bankaların Finansal Oranları ile Test Edilmesi.....	61
12	Genel Doğrusal Model'in Batık Bankaların Finansal Oranları ile Test Edilmesi.....	62
13	XGBoost'un Batık Bankaların Finansal Oranları ile Test Edilmesi	62
14	Kurulan Modelde Batık Bankaların Finansal Oranları.....	76

ŞEKİLLER LİSTESİ

Şekil Nr.	Şekil Adı	Sayfa Nr.
1	Beş K Modeli	14
2	Kredi Organizasyon Şeması.....	18
3	Bankacılıkta Risk Çeşitleri.....	23
4	Operasyonel Risk Faktörleri	27
5	Kredi Riskinin Ölçülmesinde Uygulanan Yöntemler	30
6	İçsel Derecelendirme Süreci Aşamaları	32
7	Altman Z - Skor Modeli.....	35
8	Yapay Sinir Ağı Yapısı	39
9	Örnek Bir Karar Ağacı Yapısının Şematik Gösterimi	41
10	Rastgele Orman Algoritması.....	52
11	Çok Katmanlı Algılayıcı'nın Batık Bankaların Finansal Oranları ile Test Edilmesi	58
12	Lojistik Regresyon'un Batık Bankaların Finansal Oranları ile Test Edilmesi.....	59
13	Rastgele Orman'ın Batık Bankaların Finansal Oranları ile Test Edilmesi	61
14	Rastgele Orman Sonuç Tablosu.....	72
15	J48 Sonuç Tablosu	73
16	GLMBoost (GLM) Sonuç Tablosu	74
17	XGBoost Sonuç Tablosu.....	75

KISALTMALAR LİSTESİ

AB	: Avrupa Birlięi
ABD	: Amerika Birleşik Devletleri
BDDK	: Bankacılık Düzenleme ve Denetleme Kurumu
GLM	: Genel Doğrusal Model (GLMBoost)
GSYH	: Gayri Safı Yurt İçi Hasıla
HMB	: Hazine ve Maliye Bakanlıęı
KOBİ	: Küçük ve Orta Büyüklükteki İşletme
MLP	: Çok Katmanlı Algılayıcı (Multilayer Perceptron)
TBB	: Türkiye Bankalar Birlięi
TCMB	: Türkiye Cumhuriyet Merkez Bankası
TÜFE	: Tüketici Fiyat Endeksi
T.A.Ş.	: Türk Anonim Şirketi

GİRİŞ

Bankalar fon fazlası olanlardan topladıkları kaynakları fon talebinde bulunan müşterilerine kredi olarak kullanarak gelir elde eden finansal yapı içerisindeki önemli kuruluşlardır (Yetiz, 2016: 107). Bu denli önemli bir konumda bulunmasının en büyük nedenlerinden birisi de yatırımlar ve tasarruflar arasındaki dengenin kurulmasına sağladıkları katkıdan kaynaklanmaktadır.

Türkiye gibi gelişmekte olan ülkelerde bankacılık sektörü, ekonomik faaliyetlerin büyük kısmını kapsamasından ötürü ayrı bir öneme ve ağırlığa sahiptir. Ekonomik aktivitelerde finansmana ulaşım imkanlarının gelişmişliği hem şirketlerin daha rekabetçi bir ortamda büyümesine hem de istihdam yaratmasına olanak sağlamaktadır. Bankaların özellikle Türkiye gibi gelişmekte olan ülkelerdeki konumu, önemini daha da artırmaktadır. Dolayısıyla finansal sistemin yapıtaşlarından olan bu kurumların ekonomik gelişmeye olumlu veya olumsuz olarak yön vermesi mikroekonomik ve makroekonomik gelişmelere yönelik kırılganlıklarıyla da doğru orantılıdır. 2000 yılı Kasım ayında yaşanan kriz, banka temelli bir finansal sisteme sahip olan Türkiye'nin hem ülke ekonomisine hem de Türk bankacılık sektörüne derin bir darbe vurmuştur. Bu dönemde artan döviz talebi ve beraberinde artan faizler krizin derinleşmesine ve kamu bankalarının likidite ihtiyacının karşılanamamasına yol açmıştır. Kişi başına düşen GSYH da meydana gelen düşüş halkın refah düzeyinin gerilediğine işaret etmiştir. Yaşanan bu kriz bankaların temel zayıflıklarını ön plana çıkarmış ve öz kaynak yetersizlikleri, kamu bankalarının sektör içerisindeki ağırlığının fazla oluşu, iç denetim mekanizmasındaki eksiklikler ile zayıf aktif yapısı ve yetersiz risk yönetimi gözler önüne serilmiştir.

Güçlü Ekonomiye Geçiş Programı'nın yürürlüğe girmesi ile Dünya Bankası desteğiyle kamu finansmanı düzenlenmiş, finansal kesimin yeniden yapılandırılması sağlanmış ve Türkiye'nin uluslararası alanda rekabet gücünü artıracak yöntemler geliştirilmiştir. Böylelikle Türk bankacılık sektörü kriz döneminden edindiği kazanımlar ile daha sağlam temellerle yeniden inşa edilmiştir.

Öte yandan bankaların güçlü bir sermaye ile ekonomiye sunacağı katkı elbette firmalarında finansal yapılarının daha güçlü olmasını beraberinde getirmektedir. Bankaların, firmaların finansal yapılarını olumsuz bir şekilde etkilemeyecek şekilde kredi kullandırması, firmaların hem yeni yatırımlarını kolaylıkla finanse etmesine olanak sağlamak hem de optimal kredi kullanımı ile büyüyerek katma değer yaratmalarının önünü açmaktadır. Ancak bankanın sağladığı kredinin geri ödenmemesi riski bankaların karşı karşıya olduğu en büyük risklerden birisidir. Dolayısıyla bu durum bankaların kredibilitesi noktasında doğru kararlar vermesini ve süreci efektif bir şekilde

yönetmesi ihtiyacını da beraberinde getirmektedir. Kredi sürecinde, kredilendirmeye yönelik tekniklerin ve yöntemlerin uygulanması amacıyla, bir kredi organizasyon yapısının oluşturulması gerekmektedir. Bu yapı bankanın genel yapısı ve ölçeğine göre değişiklik arz edebilmektedir. Geçmişte yaşanan bankacılık başarısızlarında genel itibarıyla kredi riskinin doğru ya da verimli yönetilemediği ve bu durumda beraberinde banka iflaslarına neden olduğu görülmektedir.

Her kredi banka için bir risk taşıyır ve kredi riskini ortadan kaldırmak neredeyse imkansız olarak görülmektedir. Kredi yönetimini etkin ve verimli sürdüren bankaların kredibilitesi artmakla birlikte riskliliği azalarak kar marjlarının arttığı bir süreçte beraberinde gelebilmektedir. Kredi yönetimi iyi olan bankalar, kredi açarken ve takip ederken en optimal kararları vererek kredi riskini azaltabilen bankalar arasındadır. Bu yüzden ki kredi risk yönetimi banka risk yönetiminin önemli bir parçasıdır. Kredi riski yönetimi, krediden beklenen getiriyi maksimize etmeyi ve olası riskleri minimize etmeyi amaçlayarak bankanın uzun vadeli hedeflerine ulaşmasına katkı sağlamaktadır.

Bankalar maruz kaldıkları riskin tamamını ölçebilmek, kurumlara vermiş oldukları kredilerin geri dönmeme riskini tespit etmek maksadıyla güvenilir ve bütünlük içinde uygulayabilecekleri çeşitli risk parametrelerini, algoritmaları, model ve varsayımları uygulamaktadır. Diğer taraftan bankalar kredilerini fiyatlandırırken, miktarını ve tutarını belirlerken de bu risk ölçüm modellerinden sıklıkla faydalanmaktadır. Böylelikle olası risklerden kaçınmayı hedefleyen bankaların, gelişen teknoloji ve git gide küreselleşen dünyada rekabet edebilmesi adına yapay zeka ve makine öğrenmesi yöntemlerini de risklilik ölçümünde sıklıkla kullandıkları görülmektedir. Bu modellemelerin önemi, küresel dalgalanmaların dahil edilmediği modeller ve senaryo testlerinin eksik ve hatalı raporlamalara neden olabildiğinin görülmesi ve bu durumda beraberinde geç alınan aksiyonlara ve hatta yanlış pozisyonlar alınmasına neden olmasının ardından iyice artmıştır.

Bilişim teknolojisinin hızla gelişmesiyle birlikte birçok alanda yapay zeka sistemleri kullanılmaya başlanmıştır. Yapay zeka sistemlerinin temel özellikleri bilinçli kararlar vermenin yanında olaylara ve sorunlara çözüm bularak öğrenme yeteneklerine sahip olmalarıdır.

Makine öğrenmesi çeşitli yöntemler kullanarak verileri inceleyen ve bu verilere yönelik etiketler bularak öğrenme işlemi yapan ve devamında öğrendiklerine benzer tahminler yapan sistemler olarak ifade edilmektedir. Makine öğrenimi, çeşitli bilimsel yöntemler kullanarak bu eğitim ve tahmin süreçlerini şekillendiren modeller oluşturur. Ortaya çıkan modeller, verileri mümkün olan en küçük hata ve en yüksek tahmin doğruluğu ile değerlendirmektedir (Ateş, 2023: 28).

Günümüzde makine öğrenimi, büyük verileri analiz etmek ve değerlendirmek için kullanılmaktadır. Çeşitli alanlarda kullanılan makine öğreniminin ağırlıklı olarak bilim, tıp ve finans alanlarında kullanıldığı görülmektedir (Okur, 2020: 8).

Makine öğrenimi, yapay zekanın bir dalıdır. Yapay zekanın amacı insan benzeri davranışlar gösteren makineler oluşturmaktır. Yapay zeka, makine öğrenimi ve derin öğrenmeyi içermekle birlikte 1950’li yıllardan itibaren üzerinde çalışılan geniş bir alanı içermektedir. Makine öğrenimi ise 1980’lerde ortaya çıkmıştır. Gelişen teknoloji beraberinde yapay zeka ve makine öğreniminin de banka riskliliklerini ölçmede kullanılan bir araç haline gelmesini beraberinde getirmiştir. Özellikle banka iflaslarını tahmin etmek maksadıyla kullanılan bir dizi model bulunmaktadır (Okur, 2020: 9).

Bu kapsamda çalışmada Türk Bankacılık Sektörü’nde meydana gelen banka iflaslarının makine öğrenmesi yöntemleriyle incelenerek literatürde az sayıda olan çalışma sayısına katkı vermek amaçlanmıştır. Kavramsal çerçevede; banka iflasları, kredi yönetimi ve banka iflasları arasındaki ilişki ile makine öğrenimi ve banka iflaslarının tahmindeki rolü ele alınmıştır.

Tez içeriğinde I. Bölümde “Bankacılıkta Kredi Riski” başlığı altında bankaların ekonomideki yeri ve önemine vurgu yapılırken, kredi tanımı ve sınıflandırması ile kredilendirme süreçlerine detaylıca değinilmiştir. II. Bölümde ise “Bankacılıkta Kredi Riski Yönetimi ve Riskin Ölçüm Yöntemleri” başlığı altında kredi riskinin tanımı ile bankacılıkta oluşan risk çeşitlerine değinilmiştir. Oluşan bu kredi riskinin ölçümüne yönelik olarak ekspertiz modelleri, derecelendirme yöntemleri ve kredi skorlama modellerinin yanı sıra makine öğrenmesi tekniklerine vurgu yapılmıştır. III. Bölümde, "Türk Bankacılık Sektöründe Makine Öğrenmesi Yöntemleri ile Bir Araştırma" başlığı altında modelde kullanılan algoritmaların yapısı açıklanmıştır. Bu bölümde, simülasyon sonuçları ve bulguların yanı sıra, literatür taraması, veri ve yönteme de detaylı olarak yer verilmiştir.

Çalışmada kullanılan veri seti 1998 – 2000 yılları arasında Türkiye’de faaliyette bulunan 37 özel ticari bankanın yıllık finansal oranlarından oluşmakta olup, kullanılan veriler BDDK’nın veri tabanından alınarak analize tabi tutulmuştur. Çalışmada kullanılan finansal oranlar daha öncesinde yapılan çalışmalardan farklı olarak yalnızca kredi riskiyle ilişkili olabilecek oranlar içerisinden ayrıca seçilmiş olup, yapılan bir dizi testten sonra Waikato Bilgi Analizi Ortamı (WEKA) 3.8.5. sürümü ile analize tabi tutularak modelleme yapılmıştır. Oluşturulan modelde banka iflaslarını sınıflandırmak amacıyla 6 farklı makine öğrenmesi algoritması kullanılmış olup bu algoritmalar sırasıyla; çok katmanlı algılayıcı, XGBoost, rastgele orman, GLMBoost, lojistik regresyon ve J48 algoritması olmuştur.

BİRİNCİ BÖLÜM

1. BANKACILIKTA KREDİ RİSKİ

1.1. Bankaların Ekonomideki Yeri

Bankaların finansal piyasalar içerisindeki önemi yadsınamaz bir gerçektir. Bankalar fon fazlası olanlardan topladıkları kaynakları fon talebinde bulunanlara kredi olarak kullanarak gelir elde eden finansal kuruluşlardır (Yetiz, 2016: 107). Bankalar topladıkları kaynakları fon ihtiyacında bulunan gerçek ve tüzel kişilere kısa ve uzun vadeli kredi olarak aktarmaktadır. Böylece bankalar yatırımlar ve tasarruflar arasındaki dengenin kurulmasına da katkıda bulunmaktadır.

Bankacılık sektörü özellikle Türkiye gibi gelişmekte olan ülkelerde finansal sistem içerisinde önemli bir yere ve ağırlığa sahiptir. Ekonomik faaliyetlerin büyük kısmı da bankalar aracılığı ile gerçekleşmektedir. Ekonomik aktivitelerde finansmana ulaşım imkanlarının gelişmişliği hem şirketlerin daha rekabetçi bir ortamda büyümesine hem de istihdam yaratmasına olanak sağlamaktadır.

Bankalar, tasarruf sahiplerinin kaynaklarını mevduat adı altında toplar ve mevduat alır, talep edenlere (kişi ya da şirket) kredi olarak borç verirler. Piyasada likidite yaratmak maksadıyla vadesiz mevduat ile aracılık hizmetinde bulunurlar. Fon açığı olanlara fon fazlası olanlardan transferi sağlayarak, ekonomik büyümeye katkı sağlamaktadırlar. Bankalar finansal sistemin yapıtaşlarının başında yer almakla ekonomik gelişmeye olumlu veya olumsuz olarak yön vermekte ve makroekonomik gelişmelerden de etkilenmektedirler. Bankalar birer ticari işletmedir ve kar elde etmek amacıyla faaliyetlerini yürütürler. Ekonomik sistemin temel yapıtaşları olan bankaların üstlendikleri birçok görev bulunmaktadır. Para ve maliye politikalarının yürütülmesine yardımcı olmak, dış ticareti fonlamak, kaynakların etkin kullanımını sağlamak, finansal aracılık, ihracatı teşvik etmek, kaydi para yaratmak bunlardan bazılarıdır (T.C. Hazine ve Maliye Bakanlığı [HMB], 2020: 4).

Günümüzde bankalar, finansal sistemin önemli bir parçası olup, ülkeden ülkeye değişen ağırlıklarıyla vazgeçilmez bir rol oynamaktadır. Öyle ki 2021 yılı itibarıyla Türkiye;

- 611 milyar Euro olan aktif toplamı ile AB ülkeleri içerisinde 14'üncü sırada yer almaktadır. Avrupa Birliği ülkeleri ortalaması 1.838 milyar Euro iken gelişmekte olan Avrupa Birliği ülkeleri için bu ortalama 206 milyar Euro'dur (Türkiye Bankalar Birliği [TBB], 2022: 4).
- Türkiye toplam aktiflerin gayri safi yurtiçi hasılaya oranına göre değerlendirilme yapıldığında yüzde 127 ile 19'uncu sırada bulunmaktadır. Avrupa Birliği ülkeleri ortalaması yüzde 297 iken gelişmekte olan Avrupa Birliği ülkeleri için bu oran yüzde 94 seviyesindedir (TBB, 2022: 4).

Bu rakamlar ve oranlar birlikte değerlendirildiğinde, bankacılığın Türkiye'de finansal sistemin önemli bir parçası olduğu anlaşılmaktadır. Bu nedenle bankacılık sisteminin Türk Finansal Sistemi'nin istikrarı noktasında önemi elzemdir. Bankaların sağlam, dayanıklı ve güçlü bir yapıda olması, mikro ve makroekonomik dalgalanmalardan etkilenmemesi Türkiye'de finansal istikrarın güç kazanmasını da beraberinde getirmektedir. Türkiye'nin banka temelli finansal sisteme sahip oluşu ekonomik faaliyetlerin ağırlıklı olarak banka finansmanı ile gerçekleşmesini sağlamaktadır. Sonuç olarak da bankalar finansal sistemin en önemli kurumları olarak ön plana çıkmaktadır.

1.1.1. 1999 Öncesinde Türk Bankacılık Sektörü

1999 öncesi Türk bankacılık sektörü sekiz farklı dönemde ele alınabilir. Bu dönemler Osmanlı İmparatorluğu dönemi (1847 – 1923), “Ulusal Bankalar Dönemi” (1923 – 1933), “Kamu Bankaları Dönemi” (1933 – 1945), “Özel Bankalar Dönemi” (1945 – 1960), “Planlı Dönem” (1960 – 1980), “Serbestleşme ve Dışa Açılma Dönemi” (1980 – 2004) olarak isimlendirilebilir (Yetiz, 2016: 110-111).

1923 yılında Türkiye'de Cumhuriyet'in ilk yıllarında 35 banka faaliyet göstermekle birlikte bunlardan 22'si yerli, 13'ü ise yabancı bankadır. Özellikle yabancı bankaların birçoğu Osmanlı Devleti'nin son zamanlarında kurulmuştur. 1920'li yıllarda başlayan çalışmaların sonucu olarak 1930'da Türkiye Cumhuriyet Merkez Bankası (TCMB) kurulmuştur. TCMB'nin kurulmasıyla, emisyon yetkisi Osmanlı Bankası'ndan alınarak TCMB'ye verilmiştir. Özel sanayi işletmelerine kredi verilmesini sağlamak için Türkiye Sanayii ve Maadin Banka'sı kurulsay da banka kaynaklarının çoğunu iştiraklerine bağladığından ötürü amacına ulaşamamış ve 1933 yılında Sümerbank'a devredilmiştir. 1934'te başlayan Birinci Sanayi Planı'nın yürürlüğe girmesiyle birlikte 1935 yılında Etibank ve 1937 yılında Denizbank, 1938 yılında ise Halk Bankası kurulmuştur. Özel bankalardan Garanti bankası 1946, Akbank 1948, Pamukbank 1955 yılında kurulmuştur (Yetiz, 2016: 110-111).

1999 öncesi Türk Bankacılığının kuşkusuz en önemli olaylarından birisi de 24 Ocak 1980 kararlarıdır. 24 Ocak kararları yalnızca Türk bankacılık sektörü özelinde değil Türkiye ekonomisi üzerinde de köklü değişikliklerin önünü açmıştır. İhracat odaklı bir büyüme politikası benimsenerek,

kapalı ekonomiden dışa açık bir ekonomiye geçilmiştir. 24 Ocak Kararları ile birlikte yerli ve yabancı bankaların kurulmasına olanak verilmiştir. Böylece rekabet artırılmış, yurtiçi bankaların uluslararası piyasalara açılması serbestleştirilmiş, faizler serbest bırakılarak piyasada belirlenmesine imkan verilmiş, tek düzen hesap planı uygulanmaya başlanmış, Sermaye Piyasası Kanunu çıkarılarak İstanbul Menkul Kıymetler Borsası'nın kurulması sağlanmıştır (İntaş, 2019: 1). Para piyasasının kurulması için faaliyetlere de yine bu dönemde başlanmıştır. 32 sayılı kararla Türk Parası Kıymeti Koruma ile TCMB'nin kambiyo işlemlerindeki tekliği diğer bankalarında işlem yapabilmesine olanak vermek suretiyle kırılarak, Türk Lirası'nın konvertibilite edilmesi sağlanmıştır. Tüm bu gelişmeler az şubeli bankaların daha fazla kaynak bulmak amacıyla yeni şube açmasına da imkân tanımıştır.

Türk bankacılık sektörü, yasal düzenlemeler, özerk kurumlar ve komisyonların etkisiyle sektördeki çalışma koşulları tamamen değişmiş ve bu büyük değişiklikler ile Türk bankacılık sektörü farklı bir yapıya dönüşmüştür. İç denetim, risk yönetimi mekanizmaları, kontrol ve yüksek sermaye yeterliliği ve sayesinde bankalar, üstün performans gösteren kurumlar haline gelmiştir.

Banka müdürleriyle yönetim kurulu başkanlarının ayrıştırılması, bağımsız yönetim kurulu üyelerinin atanması, iç denetim ve risk yönetimine bağlı yöneticilerin belirlenmesi ve atanacak müdür yardımcılarının BDDK belgeli olma zorunluluğu gibi uygulamalar yine bu dönemde hayata geçirilmiştir (Sümer, 2016: 491).

Getirilen yasal düzenlemeler ve denetim mekanizması Türk bankacılık sektörünün güçlü sermaye yapısına sahip olmasına, özerk ve çağdaş bir sisteme kavuşmasına zemin hazırlayarak Dünya bankalarını ve Avrupa bankalarını aratmayacak bir seviyeye ulaşmasını sağlamıştır.

1.1.2. 2000-2001 Krizleri ve Günümüz Bankacılığı

2000 yılı Kasım ayında yaşanan kriz banka temelli bir finansal sisteme sahip olan Türkiye'nin hem ülke ekonomisine hem de Türk bankacılık sektörüne çok büyük bir darbe vurmuştur. 2001 krizi ile birlikte Türkiye ekonomisi Tablo 1'de de görüleceği üzere %5,8 küçülmüş ve enflasyon %69 gibi çok yüksek rakamlara ulaşmıştır. Kriz döneminde kamu bankalarının likidite ihtiyacı karşılanamamış, döviz talebi ve artan faizler krizin derinleşmesine neden olmuştur.

Tablo 1: 1998 - 2003 Yılları Arasında Türkiye'nin GSYH, Kişi Başına GSYH ve TÜFE Verileri

Yıllar	GSYH (cari USD)	GSYH büyüme (yıllık %)	Kişi başına düşen GSYH (cari USD)	TÜFE (%)
1998	275.967.393.939	2,4	4.500	69,7
1999	256.385.525.072	-3,26	4.116	68,8
2000	274.302.959.053	6,93	4.337	39
2001	201.751.148.417	-5,75	3.143	68,5
2002	240.253.216.295	6,45	3.688	29,7
2003	314.592.428.076	5,76	4.760	18,4

Kaynak: (The World Bank, 2022, <https://data.worldbank.org/country/TR?locale=tr>)

Banka temelli bir finansal sisteme sahip olan Türkiye ekonomisinde özellikle krizin baş gösterdiği yıl olan 2001 yılında GSYH büyümesi -5,8 olarak gerçekleşerek Türk ekonomisinin daraldığını gösterirken, kişi başına düşen GSYH da meydana gelen düşüş halkın refah düzeyinin de gerilediğine işaret etmektedir. Diğer taraftan TÜFE rakamı ise 2000 yılında baz etkisi kaynaklı düşüş gösterse de krizin derinleştiği 2001 yılında bu rakam %68,5 düzeyine tekrardan çıkmıştır. Sonraki yıllarda Türk bankacılık sektöründe alınan tedbirler ve denetim mekanizmalarının yoğunluğu hem Türk bankacılık sektörünün bu kriz döneminden kazanımlar ile çıkmasını sağlamış hem de daha sağlam temellerle yeniden inşasının önünü açmıştır.

Tablo 2: 2000 - 2021 Yılları Arasında Banka Sayısı ve Yurtiçi - Yurtdışı Şube Sayıları

Yıllar	Banka Sayısı	Yurt İçi Şube Sayısı	Yurt Dışı Şube Sayısı
2000	79	7837	-
2001	61	6908	-
2002	54	6.170	33
2003	50	6.039	39
2004	48	6.177	42
2005	51	6.521	47
2006	50	7.256	46
2007	50	8.071	51
2008	49	9.250	54
2009	49	9.526	55
2010	49	10.000	66
2011	48	10.440	77
2012	49	10.981	80
2013	49	11.903	83
2014	49	12.125	85
2015	50	12.185	84
2016	50	11.664	83
2017	49	11.507	77

Tablo 2: (Devam)

Yıllar	Banka Sayısı	Yurt İçi Şube Sayısı	Yurt Dışı Şube Sayısı
2018	50	11.500	72
2019	51	11.298	74
2020	52	11.114	75
2021	53	11.023	75

Kaynak: (Aylık Bankacılık Sektörü Verileri (Temel Gösterim), 2022, <https://www.bddk.org.tr/BultenAylık>)

Tablo 2’de görüldüğü üzere Türk bankacılık sisteminde banka sayısı ve şube sayısında 2000 yılından itibaren başlayan gerileme 2003 yılına kadar devam etmiş, 2004 yılında krizin etkisiyle oluşan banka sayısındaki gerileme son bulmuş ve şube sayısı artmaya başlamıştır.

Yaşanan kriz bankaların bazı temel zayıflıklarını ön plana çıkarmıştır. Özellikle kriz döneminde bankaların öz kaynak yetersizlikleri, kamu bankalarının sektör içerisindeki ağırlığının fazla olması, küçük ölçekli bankacılık yapısı, zayıf bir aktif yapısının varlığı, risk yönetimi ve iç denetim mekanizmasındaki eksiklikler gözler önüne serilmiştir. Güçlü Ekonomiye Geçiş Programı’nın yürürlüğe girmesi, 14 Nisan 2001’de Dünya Bankası desteğiyle gerçekleşmiştir. Böylece, kamu açıkları giderilerek kamu finansmanı düzenlenmiş, finansal kesimin yeniden yapılandırılması sağlanmış ve Türkiye’nin uluslararası piyasada rekabet gücünü artıracak önlemler alınarak dalgalı kur uygulamasına geçilmiştir (Yıldız, 2019: 39).

Bu önlemlerin alınması ile birlikte Türk bankacılık sektöründeki rasyolarda da yıllar itibariyle güçlenmenin arttığı da görülmüştür. Tablo 3’te görüldüğü üzere 1998 – 2002 yılları arasında takipteki alacakların toplam nakdi kredilere oranı %95 seviyelerinde iken alınan bir dizi önlem sonrasında bu rakamın 2003 yılında %17’ye, 2004 yılında ise %11,6’ya gerilediği ve yıllar itibariyle bu rakamın genel itibariyle %5’in altında seyrettiği görülmektedir. Dönem net karı (zararı)’nın ortalama toplam aktiflere oranı 1998-2002 yıllarındaki ortalamaya göre negatif değerlerde iken bu rakam 2003 yılında pozitif 2004 yılında 0,14’e ulaşmış, 2005 – 2021 yılları arasında ise ortalama 0,17 bandında seyretnmiştir.

Tablo 3: 1998-2021 Yılları Türk Bankacılık Sektörü Seçilmiş Finansal Oranlar

YILLAR	Takip. Alacaklar (Brüt) /Top. Nakdi Kredi.(%)	Dön. Net Kârı (Zararı) /Ort. Top. Aktifler(%)	Dön. Net Kârı (Zararı) /Ort. Özkaynak(%)
1998 - 2002	95,37	-27,73	-
2003	17,03	0,03	0,27
2004	11,56	0,14	0,93
2005	6,04	0,32	2,08
2006	4,72	0,21	1,48
2007	3,80	0,24	1,94

Tablo 3: (Devam)

YILLAR	Takip. Alacaklar (Brüt) /Top. Nakdi Kredi.(%)	Dön. Net Kârı (Zararı) /Ort. Top. Aktifler(%)	Dön. Net Kârı (Zararı) /Ort. Özkaynak(%)
2008	3,48	0,22	1,72
2009	3,92	0,22	1,84
2010	5,23	0,25	1,84
2011	3,58	0,15	1,18
2012	2,77	0,15	1,26
2013	2,94	0,18	1,38
2014	2,73	0,08	0,73
2015	2,87	0,10	0,89
2016	3,18	0,10	0,94
2017	3,19	0,13	1,21
2018	2,94	0,14	1,23
2019	4,03	0,08	0,76
2020	5,34	0,17	1,59
2021	4,08	0,07	0,72

Kaynak: (Aylık Bankacılık Sektörü Verileri (Temel Gösterim), 2022, <https://www.bddk.org.tr/BultenAylık>). Not: 1998 – 2002 yılları arasında batan ve batmayan 37 bankanın ortalama verileri alınmıştır.

Dönem net karı (zararı)’nın ortalama öz kaynaklara oranı kriz sonrası alınan tedbirler ile 0,27 seviyesinde iken bu rakam 2004 yılında 3,5 kat artarak 0,93’e ulaşmıştır. 2005 – 2021 yılları arasında ise ortalama 1,34 bandında seyretmiştir.

1.2. Kredi Tanımı ve Sınıflandırması

Finansal sistem içerisinde kredilerin yeri ayrı bir önem arz etmektedir. Özellikle firmaların finansal yapılarını olumsuz bir şekilde etkilemeyecek şekilde kredi kullanımında bulunması hem yeni yatırımlarını finanse etmelerine olanak sağlamakta hem de büyüyerek katma değer yaratmalarına fırsat tanımaktadır. Dolayısıyla optimal bir kredi kullanımının şirketler için faydası olduğunu söylemek yanlış olmayacaktır.

Türk Dil Kurumu Türkçe Sözlüğüne göre ekonomide kredi, “borç ödemede güvenilir olma durumu” ve “ödünç alınan veya verilen para, mal” olarak değerlendirilirken; genel anlamda “güven, saygınlık, itibar” anlamlarına gelmektedir (Türk Dil Kurumu Sözlükleri, 2022). Kelimenin kökeninin İtalyanca credito veya Fransızca crédit sözcüğünden geldiği bazı kaynaklar ayrıca belirtilmiştir. Bu sözcük Latince creditum (emanet) sözcüğünden evrilmiştir.

Bankacılık açısından kredi bir bankanın yasalar, kaynaklar ve iç politikalarını göz önünde bulundurarak tüzel kişilere ya da gerçek kişilere teminat karşılığı veya teminatsız olarak para, teminat ya da kefalet vermek şeklinde tanımlandığı limitler ve olanaklardır (Bulut, 2018: 91).

Kredi, belirlenen bir vade için faiz veya komisyon olarak ödünç para verme işlemidir. Borçlanan açısından yükümlülük olan kredi, banka için önemli bir varlıktır (Öztürk, 2022: 20).

Genel anlamda kredi belli bir vadede ödemek vaadiyle teminat göstererek bir başkasının ödeme gücünü bir süreliğine satın almaktır. Kredi faaliyetleri, 5411 sayılı Bankacılık Kanunu, Krediler bölümü 48. maddesinde de şu ifade ile ele alınmıştır: “Bankalarca verilen nakdî krediler ile teminat mektupları, kontrgarantiler, kefaletler, aval, ciro, kabul gibi gayrinakdî krediler ve bu niteliği haiz taahhütler, satın alınan tahvil ve benzeri sermaye piyasası araçları, tevdiatta bulunmak suretiyle ya da herhangi bir şekil ve surette verilen ödünçler, varlıkların vadeli satışından doğan alacaklar, vadesi geçmiş nakdî krediler, tahakkuk etmekle birlikte tahsil edilmemiş faizler, gayrinakdî kredilerin nakde tahvil olan bedelleri, ters repo işlemlerinden alacaklar, vadeli işlem ve opsiyon sözleşmeleri ile benzeri diğer sözleşmeler nedeniyle üstlenilen riskler, ortaklık payları ve Kurulca kredi olarak kabul edilen işlemler izlendikleri hesaba bakılmaksızın bu Kanun uygulamasında kredi sayılır.” (Bankacılık Kanunu [BK], 2005: madde 48).

“Birinci fıkrada belirtilenlere ilâve olarak, kalkınma ve yatırım bankaları ile katılım bankalarının taşınır ve taşınmaz mal ve hizmet bedellerinin ödenmesi suretiyle veya kâr ve zarar ortaklığı yatırımları, taşınmaz, ekipman veya emtia temini veya finansal kiralama, mal karşılığı vesaikin finansmanı, ortak yatırımlar veya Kurulca belirlenecek diğer yöntemlerle sağladıkları finansmanlar da bu Kanun uygulamasında kredi sayılır.” (BK, 2005: madde 48).

1.2.1. Kredi Türleri

Bankacılıkta sağlanan krediler; niteliklerine, vadelerine, kaynaklarına, veriliş amaçlarına, teminatlarına ve izin veriliş şekline göre altı gruba ayrılmaktadır. Birçok kaynakta kredi türleri farklı olarak ayrımlara tabi tutulsa da genel kabul görmüş görünüm toparlanmak istendiğinde tarafımca hazırlanmış olan Tablo 4’te özet görünümüne yer verilmiştir.

Tablo 4: Kredi Türleri Genel Görünüm

KREDİ TÜRLERİ	
Nitelik Açısından Krediler	• Nakdi Krediler
	• Gayrinakdi Krediler
Vadeleri Açısından Krediler	• Kısa Vadeli Krediler
	• Orta Vadeli Krediler
	• Uzun Vadeli Krediler
Kaynaklarına Göre Krediler	• Reeskont Kredileri
	• Dış Kaynaklı Krediler
	• Banka Kaynaklı Krediler

Tablo 4: (Devam)

KREDİ TÜRLERİ	
Veriliş Amacına göre Krediler	• Yatırım – Destek Kredileri
	• İşletme Faaliyet. Sürdürülmesi için Verilen Krediler
	• İhtiyaçlar Karşısında Verilen Tüketici Kredileri
Teminatlarına göre Krediler	• Teminatlı Krediler
	• Teminatsız Krediler
İzin Açısından Krediler	• Şube yetkisinde krediler
	• Otorize Krediler

1.2.1.1. Nitelik Açısından Krediler

Krediler niteliğine göre nakdi ve gayri nakdi krediler olmak üzere ikiye ayrılmaktadır.

Nakdi kredi de amaç, bir mal ve hizmet almak için nakit paranın kullanılmasıdır. Bir başka deyişle bankadan bir tutar alınır ve bankaya bu tutarı vadesine kadar kullandırdığı için faiz oranı adı altında bir ücret ödenir. Nakdi krediler işletmelere, çalışma sermayelerini finanse etmeleri amacıyla kullanılır. Nakdi kredilere örnek olarak, borçlu cari hesap, kefalet karşılığı kredi, açık kredi, iştirak kredisi ve iskonto verilebilir (Parasız, 2000: 207).

Gayrinakdi kredilerde, nakit çıkışı olmamakla birlikte garanti verilmektedir. Gayrinakdi kredilerde faiz söz konusu değildir yalnızca bankalar komisyon alır. Bu çeşit kredilere örnek olarak teminat mektubu, akreditif gösterilebilir. Gayrinakdi kredilerde banka alınan ya da yapılacak işin tam ve eksiksiz yapılacağı konusunda garanti vermektedir. İş yapılamaz ya da borç ödenmez ise banka iş yaptırmanın veya alacaklının uğraşmış olduğu zararı karşılamakla yükümlüdür (Akkaya, 2012: 42).

1.2.1.2. Vade Açısından Krediler

Vadelerine göre krediler; kısa, orta ve uzun olmak üzere üç gruba ayrılmaktadır. Vadesi bir yıldan kısa olan krediler “kısa vadeli kredileri”, vadesi bir yıl ile beş yıl arasında olan krediler “orta vadeli kredileri”, vadesi beş yıldan uzun olanlar da “uzun vadeli kredileri” ifade etmektedir.

1.2.1.3. Kaynaklarına Göre Krediler

Kaynaklarına göre krediler; dış kaynaklı krediler, reeskont kredileri ve banka kaynaklı krediler olarak değerlendirilebilir. Bankaların müşterilerinden aldıkları kısa veya orta vadeli senetleri TCMB'ye iskonto ettirerek elde ettikleri ve bu sayede müşterilerine kullandırdıkları kredilere reeskont kredi denilmektedir (Sarı, 2020: 17). Dış kaynaklı krediler ise bankaların Eximbank, TCMB

ve diğ er fonlardan kullandırdıkları kredileri ifade ederken banka kaynaklı krediler ise bankaya ait kaynaklardan kullanılan kredileri ifade etmektedir.

1.2.1.4. Veriliř Amacına G re Krediler

Krediler veriliř amacına g re; yatırım - destek kredileri, iřletme kredileri ve t keticiler kredileri olmak  zere    grupta ele alınabilmektedir.  eřitli yatırımların, projelerin ve giriřimlerin desteklenmesi amacıyla verilen krediler “yatırım ve destek” amaçlı kredilerdir.  eřitli yatırımları, projeleri ve giriřimcileri desteklemek amacıyla verilen krediler “yatırım - destek” kredileri olarak sınıflandırılmaktadır (Sarı, 2020: 18).

Alınan krediler, genellikle sabit varlıkların finansmanında kullanılır. Bu sebeple, kredinin vadesi orta ya da uzundur. İřletmelerin ticari faaliyetlerine devam etmeleri i in, bankalar tarafından kullandırılan kredi, “iřletme faaliyetlerinin s rd r lmesi i in verilen krediler” bařlıđı altında ele alınabilir. Bu t r krediler; iřletmelere g nl k, haftalık, aylık, yıllık olarak kullandırılır. Bu řekilde firmaların  alıřma sermayesi ihtiya ı karřılanmaya  alıřılır. Bireysel olarak m řterilerin kullandıđı krediler “ihtiya lar karřısında verilen t keticiler kredileri” aldı altında verilebilir. Ticari bir ama  g d lmemekle birlikte sadece mal ve hizmet alımı i in m řterilere (tařıt, ev, araba kredisi) kullandırılır.

1.2.1.5. Teminatlarına G re Krediler

Teminatlarına g re krediler; teminatl  (g venceli) krediler ve teminatsız (a ık) krediler olarak ikiye ayrılır. M řteriler kredi karřılıđında bankalara, bir mal ya da gayrimenkul  teminat olarak g stermiřse, bu “teminatl  kredi” olarak adlandırılır. Teminat kredileri ise, piyasada itibari y ksek olan bankalar tarafından m řterilere kullandırılır. S zleřme ve imza karřılıđında sađlanır (Donel, 2012: 29).

1.2.1.6. İzin A ısından Krediler

řube yetkisindeki krediler ve otorize krediler, izin a ısından kredi bařlıđı altında ele alınabilir. řube yetkisindeki kredilerin limitlerini genel m d r belirlemekte iken; otorize kredilerde, kredinin limitine g re  st mercilerin onayına ihtiya  duyulmaktadır (řakar, 2017: 52).

1.3. Bankacılıkta Kredilendirme S reci

Kredilendirme s recinde dođru planlama ve stratejinin belirlenmesiyle uygun kredi m řterilerinin belirlenmesi olduk a  nemli bir unsurdur. Kredilendirme s recinde incelemenin

rasyonel değerlendirmeye dayandırılması ve bu şekilde olası risklerin analizi, kredi risklerinin değerlendirilmesi açısından kabul görmüş bir uygulamadır.

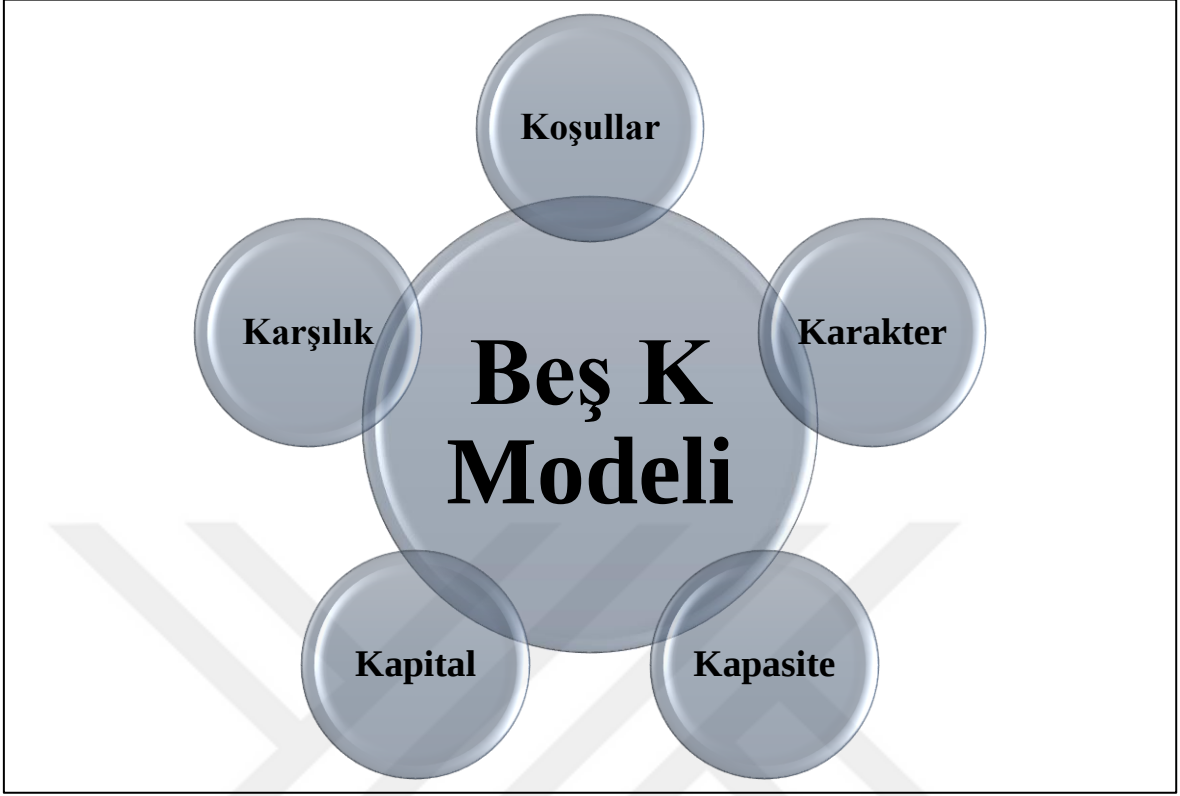
Bankanın kredi başvuru süreci; kredi anaparası, faiz, komisyon dahil olmak üzere kredi talep eden müşteri ile başlar. Bu süreç belirli bir zaman dilimini kapsar. Bu belirli süre zarfında müşteri talep ettiği kredi karşılığında kredi anaparası, komisyon, faiz ve ek ödemeler yapar. Kredi talebinde bulunduğu teminat olarak gösterdiği varlığın serbest bırakılması ve müşterinin ödemeleri gerçekleştirmesi ile süreç sona erer. Müşterinin kredi talebinde bulunduğu ve talep dahilinde kullanılan kredi ile yapılan ödemeler ve teminatların serbest bırakıldığı bu süreç bankacılıkta kredilendirme sürecini ifade eder (Şakar, 2000: 20).

1.3.1. Kredilendirme Prensipleri

Kredilendirme prensipleri İngilizce literatürde 5C kuralı olarak bilinmektedir. Türkçe literatürde 5K olarak bilinen modele ilişkin ana başlıklar; karakter (character), kapasite (capacity), teminat (collateral), kapital (capital) ve koşullar (condition) olarak sıralanmaktadır. Kabul görmüş bu prensiplerden yalnızca birinin önemsenip, diğer prensiplerin önemsenmemesi bankanın olumsuz bir sonuçla karşılaşmasına neden olabilir. Dolayısıyla tüm prensipleri bir bütün dahilinde incelemek ve gereken önemi vermek oluşabilecek riskleri en optimal düzeye indirmektedir (Akkaya, 2012: 68).

Bu model ismini incelenecek beş farklı kriterin baş harflerinden almaktadır. Model ülkemizde “Beş K” olarak da bilinmekle birlikte modele ilişkin tarafımda oluşturulan şema Şekil 1’deki gibidir:

Şekil 1: Beş K Modeli



1.3.3.1. Kapasite

Borçlunun kredi borcunu ödeme gücü, “kapasite” olarak tanımlanmaktadır. Bilhassa uzun vadeli kredilerde, borcun anapara ve faizinin ödenmesi oldukça önemlidir. Eğer bir firma aldığı borcu zamanında ödeyebiliyorsa, kapasitesinin iyi olduğu yorumunda bulunulabilir. En basit tabiriyle kapasite, kredi alıcısının kazançlarındaki değişkenliği ve geri ödeme gücünü temsil etmektedir.

1.3.3.2. Kapital

Müşterinin dikkate alınan bir diğer temel unsuru da sermayesidir. Müşterinin finansal yönden değeri “özsermaye” ile ölçülür. Sermaye, kredi geri ödemeleri ve zararların karşılanmasında önemli bir tampon görevi üstlenmektedir. Bu nedenle, finansal analiz yapılarak sermayenin borcu karşılayıp karşılayamayacağına bakılır ve uygun görülmesi halinde müşteriye kredi sağlanır (Akkaya, 2012: 70).

Diğer bir ifadeyle kapital firma aktiflerinden, firma borçları çıkarıldıktan sonra kalan net varlığıdır. Öz sermayenin toplam borçlara oranı olarak da bilinmektedir. İflas oranının öncü göstergelerinden sayılan bu oran şirketin riskliliği hakkında bilgi vermektedir (Hamzo, 2007: 53).

1.3.3.3. Karakter

Karakter, müşterinin niyetini ve taahhütlerini yerine getirme isteğini yansıtan bir göstergedir. Ancak ölçülmesi çok zor göstergelerden birisi olduğu da bilinmektedir. Müşteri daha öncesinde almış olduğu kredileri zamanında ödemiş ve tüm taahhütleri yerine getirmişse bu durum müşterinin borç ödeme karakterinin güçlü olduğunun göstergesi iken tersi bir durum ise borç ödeme karakterinin zayıflığını göstermektedir. Müşteri bankayı yanlış yönlendirerek taahhütlerini yerine getirmekte gecikebilir ya da hiç yerine getirme tarafında bulunmayabilir. Özetleyecek olursak karakter; firmanın itibarı, geri ödeme geçmişi ve isteğini göstermekle birlikte kredi alıcısının geri ödeme alışkanlıklarının ve dürüstlüğünün incelenmesini ifade etmektedir.

1.3.3.4. Koşullar

İşletmelerin içlerinde bulunduğu ekonomik koşullar değişkenlik arz etmektedir. Ancak bu durumun tespiti noktasında işletmenin içerisinde bulunduğu sektörün riskleri incelenerek, şimdiki ve gelecekteki ekonomik konjonktürden nasıl etkilenebileceği üzerine analizler yapılarak müşterinin risklilik düzeyinin tespiti yapılabilir. Ekonomik riskin yanında dikkatle takip edilmesi gereken diğer bir gösterge ise politik risktir. Politik riski üç yönlü olarak ele alırsak; hükümrancılık riski, ülke riski ve mikro ekonomik risklerde koşulları etkilemektedir. Ülkenin sosyal ve demografik yapısı, siyasi partiler yabancı sermaye girişi, kanun düzenlemeleri, yönetim biçimi, politik gerginliklerde dikkatle takip edilmesi gereken unsurlar arasında yer almaktadır (Akkaya, 2012: 70).

Ekonomik aktivitelerdeki dalgalanmalar kredi riskinin ölçümlenmesine neden olmaktadır. Özellikle bu dalgalanmalarda hassas olan sektörlerle yönelik ayrıca değerlendirmeler yapılmaktadır. Diğer taraftan kredi kullanıcısının faaliyet gösterdiği sektörden ziyade bu sektördeki pazar payı ve sektördeki durumu ve sektör içerisindeki benzer şirketlere göre değerlendirilmesi de göz önüne alınan diğer unsurlar olarak karşımıza çıkmaktadır (Güner, 2005: 86).

Ani değişimlerle gelir kaybının olumsuz etkilenmesi durumunda dürüst müşterilerin dahi bankaya karşı sorumluluklarını yerine getirmedikleri yahut geciktirdikleri görülmektedir. Dolayısıyla ekonomik ortam ve koşulların iyi analiz edilerek değerlendirme yapılması kredilendirme sürecindeki önemli noktalardan birisi olarak karşımıza çıkmaktadır.

1.3.3.5. Karşılık

Müşterinin kredi değerliliğinin belirlenmesi adına dikkate alınması gereken unsurlardan biri de krediye karşılık gösterebileceği güvence kaynaklarıdır. Söz konusu unsurların yetersiz kalması durumunda, müşteriler riski azaltıcı karşılıkları bankalara sunabilirler (Soykan, 2008: 74).

Karşılık, kredi kullanıcısının temerrüde düşmesi durumunda gösterebileceği teminatların büyüklüğünü ifade etmektedir. Kredi alıcısının temerrüde düşmesi durumunda banka rehin edilen teminatı kullanma hakkına sahiptir.

Kredinin geri ödenmemesi söz konusu ise bankalar alacakları noktasında çoğunlukla ipotek yoluna başvurmaktadırlar. Elbette ipoteğe konu olan mallarının işletmeye dezavantaj yaratmaması ve firma faaliyetleri ile ilişkisi olmayan varlıklardan oluşması faydalı olacaktır.

Öte yandan literatürde belirtilen bu kriterlere ek olarak Kontrol (Control) prensibi de eklenmiştir. Burada eklenen kriter ise başvuru belgelerinin doğru şekilde hazırlanıp hazırlanmadığının araştırmasını yapmaktadır. Buradaki esas konu, eksperler tarafından geri ödemeyi etkileyebilecek dış faktörlerin ne ölçüde ve dikkatle incelendiğini ortaya çıkarmaktır (Hamzo, 2007: 54).

1.4. Kredi Süreci

Kredi talep eden müşterinin bankaya başvurusu ile, kredilendirme süreci başlamış olur. Kredi süreci, kredi risk yönetiminin ilk aşamasıdır ve doğru yönetilen süreçler kredinin en önemli güvencesini oluşturmaktadır (Özbek, 2012: 21).

Kredi süreci belirli bir olgunluğa gelinceye kadar kredinin hangi amaçla istendiği belirlenmelidir. Elbette kredi sürecinin oluşumu da bankanın prosedürleri ve kredi politikasına göre değişiklik arz etmektedir. Bir kredi tahsis edildiği taktirde her zaman müşterinin krediyi zamanında ödememesi ya da ödemekten kaçınması riski mevcuttur.

Bankalar için riskli durumlardan birisi de kredi alamayacak durumda olan riskli firmaların diğer firmalar üzerinden kredi kullanımı yoluna gitmesidir. Mali durumu yetersiz olan, kredibilitesi olmayan firmalar dolaylı yollarla başka firmalar üzerinden kredi yoluna gitmekte, bu durumda beraberinde kredinin tahsil edilmesi noktasında sorunları beraberinde getirmektedir (Akkaya, 2012: 71). Kredi sağlama sürecini sağlıklı bir şekilde yöneten bankaların, karlarını artırması ve riskini azaltması yüksek olasılıktır.

1.4.1. Kredi Başvurusu

Kredi süreci, müşterilerin doğrudan bankaya kredi başvurusuyla başlayabileceği gibi pazarlama faaliyetleri ile de başlayabilir. Kredi sürecine girilmesi muhtemel ya da mevcutta kredi ilişkisine devam edilen müşterilerin tanınması, kredi ihtiyacı ve verilebilecek diğer bankacılık hizmetlerine yönelik görüşmeler yapılır. Bu süreçte işletme ile yapılan, ön görüşme sırasında

işletmenin talepte bulunduğu kredi türünün bankanın verdiği kredi türleri içerisinde yer alıp almadığının ve geri ödeme yöntemine yönelik belirlemeler yapılır.

Müşteriye yönelik edinilen malumatlar Müşteri Görüşme Formunda belirtilir ve yapılan ön görüşmeler neticesinde müşteriden alınan bilgilerin olumlu olması durumunda, firma ve ortakların;

- Çek, icra, senet, iflas, ihale yasaklılığı,
- Kredi Kayıt Bürosu,
- Banka ve diğer finans kuruluşları ile geçmişte ya da an itibarıyla sorunu olup olmadığı,
- Kredi ilişkisi içinde bulunulmuş bankalarda hangi şartlarda, hangi tür ve tutarda, kredi limit ve risklerinin bulunduğu,
- Sektörel konumu, rakipleri, alıcı, satıcı, rakip firmalardan elde edilen bilgiler edinilir.

Araştırma sonuçları olumlu ise, kredi süreci devam eder ve müşterilerden, şirket ortaklarından ve kefillerden ilgili belgeler talep edilir. Başvuru sürecinde herhangi bir sorun ile karşılaşmamak için müşterilerden ve kefillerden gerekli olan tüm belge ve bilgilerin temin edilmesi gerekmektedir (Yolcu, 2019: 27).

1.4.2. Kredi Organizasyon Yapısı

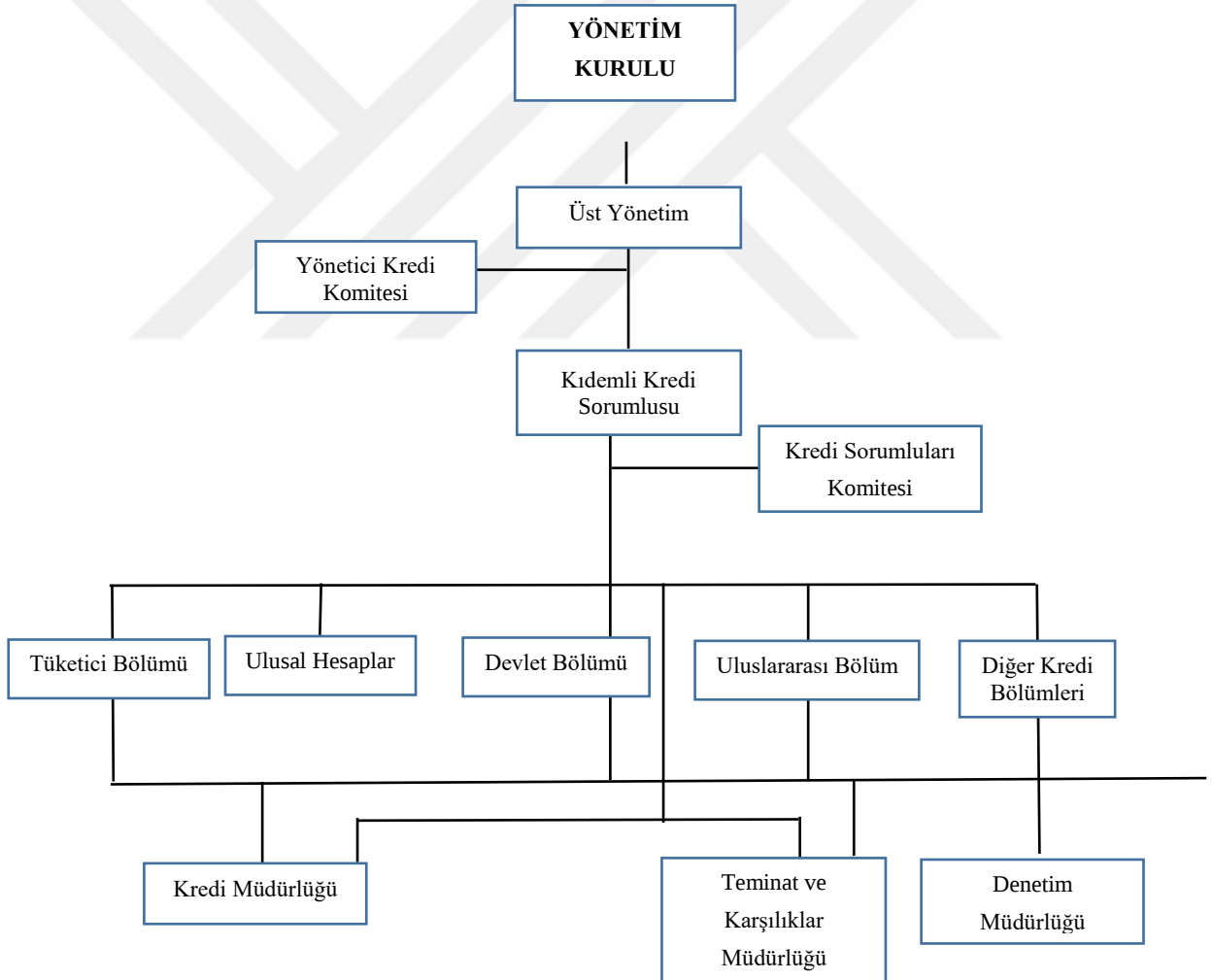
Kredi sürecinde kredilendirmeye konu teknik ve yöntemlerin uygulanması amacıyla bir kredi organizasyon yapısının oluşturulması elzemdir. Kredi organizasyon yapısı bankanın yapısına ve ölçeğine göre farklı şekillerde oluşturulabilmektedir. Uzun vadeli bir başarı için müşteri ihtiyaçları ile etkin bir kredi yönetiminin pekiştirilmesi ve bunun kredi organizasyon yapısı ile güçlendirilmesi gerekmektedir. Şekil 2’de örnek bir kredi organizasyon şemasına yer verilmiştir. Orta büyüklükteki bir bankada kredi kararının bankanın en alt biriminden en üst yönetimine kadar nasıl oluşabileceğine şemada yer verilirken, şema üzerinde yer alan bölümler ve görevleri ise ayrıca ele alınmıştır. Diğer taraftan organizasyon yapısı bankanın orta veya büyük ölçekli bir banka olup olmadığına göre de değişiklik göstermektedir. (Yolcu, 2019: 29).

- **Kredi Bölümü:** Temel işleyişi hazırdaki ya da yeni başvuruda bulunan kredi müşterisinin borç ödeme yeteneği ile kredi derecesini görebilmek üzerinedir. Kredi bölümü bazı durumlarda kredi gözetlemesinden de sorumlu olabileceği gibi bu görev büyük ölçekli bankalarda denetim birimlerince üstlenilen bir görev durumundadır.
- **Teminat Bölümü:** Kredinin desteklenmesi amacıyla alınan teminatların içerdiği menkul kıymet teminatlarının da takibi zor ve kritik görevlerden birisidir. Diğer taraftan

işlemlerdeki bürokratik ve karmaşık çalışmalar için ayrı bir bölümünde takibini gerektirmektedir.

- **Kredi Komiteleri:** Bankaların temel olarak kredi taleplerini ve kredi hatalarını gözden geçirecek bir komiteye ihtiyacı vardır. Asgari büyüklük sınırını aşan kredi talepleri, genellikle yöneticilerden oluşan bir kredi komitesi tarafından incelenir. Bu komite sık sık toplanır. Bu tür toplantılar küçük bankalarda haftada bir olarak gerçekleşirken, büyük bankalarda gündelik olarak dahi gerçekleşebilir. Yöneticilere ait kredi komitesi ise birinci komite tarafından kabul edilen kredi başvurularını inceler. Genel itibariyle bu komite bankanın genel müdürü, kıdemli bir kredi yetkilisi ve iki veya daha fazla yönetim kurulu üyesinden oluşmaktadır.

Şekil 2: Kredi Organizasyon Şeması



Kaynak: (Yolcu, 2019: 29).

1.4.3. Kredi Analizi

Kredi analizinde amaçlanan, riskin azaltılması amacıyla müşterinin krediye uygunluğunun belirlenmesidir. Analizde, kredi kullanacak firmanın mali verilerinden ve iç-dış kaynaklardan elde edilen verilerden yararlanılır. Elde edilen veriler değerlendirilerek ekonomik ve mali etkenler analiz edilir. Bu aşamada firmanın mali tablolarındaki veriler baz alınır. Firmanın geçmiş ve cari performansının bilinmesi gelecekteki durumunun tahmin edilmesinde önemlidir. Ancak bu süreçte sadece firmanın finansal tablolarındaki sayısal verilere göre hareket edilmemeli, firmanın piyasadaki durumu da gözlenmelidir.

1.4.4. Kredi Taleplerinin Değerlendirilmesi

Kredi taleplerinin değerlendirilme süreci, bir eleme işlemidir. Kredi taleplerinin değerlendirilmesi bankalar için zaman alıcı ve maliyetli bir süreçtir. Bu nedenle bir süreçten olumlu yanıt alamayan kredi talepleri başka bir sürece taşınmaz ve reddedilir. Ön incelemede reddedilen kredi başvuruları bir sonraki aşamalara geçememektedir (Ayaydın ve Durmuş, 2016: 83).

Kurumların kredi talepleri değerlendirilirken, kredi talebinde bulunan kurumun mali yapısı, borç ödeme gücü, ortak sayısı, şirketin içerisinde bulunduğu sektörün yapısı ve içinde bulunduğu riskler, ülkenin konjonktürel yapısı gibi iç ve dış faktörler dikkate alınarak bir değerlendirme yapılır. Bu değerlendirmeler sonucunda olumlu bir karar alınırsa, kredi talebi için sonraki aşamalara geçiş mümkün olur. Durumu özetleyecek olursak, kurum ilk etapta kredi talebinde bulunur. Bu talep ön incelemeden olumlu yanıt aldıktan sonra istihbarat sürecine geçilir. İstihbarat sürecinde de olumlu karar alınırsa, kredi talebi sonraki aşama olan mali analiz sürecine geçmektedir. Kredi talep eden kurumun mali yapısı ve borç ödeyebilme gücü gibi durumlar incelendikten sonra bu süreçten olumlu bir yanıt çıkarsa kredi kabul edilir ve sonraki süreçlere geçilir.

1.4.5. Kredi Taleplerinin Reddi

Kredilendirme sürecinde, gerekli değerlendirme yapıldıktan sonra iki seçenek vardır. Kredi başvurusunda bulunan firmanın başvurusu onaylanmakta ya da reddedilmektedir. Her kredi talebinin bankalar tarafından onaylanmadığı bilinen bir gerçektir. Kredi başvuruları; yasal sebeplerden, kredi talep eden şirketin mali ve mali olmayan durumları ve bankanın kredi verme politikası nedeniyle reddedilebilir. Başvurusu reddedilen şirketler için kredilendirme süreci bu noktada sona ermiş olur (Akkaya, 2012: 84). Ön incelemeden red alan firmalar için kredi talebi sonraki aşamalara geçememektedir. Kredi taleplerinin reddiyle ilgili birçok neden olabileceği gibi başlıca nedenleri şu şekilde sıralayabiliriz:

- İşletmenin borç ödeme durumunun kredi kullanımına uygun bulunmaması,
- İşletmenin geçmiş yıllara yönelik faaliyet raporlarında başarısız bir görünüm sergilemesi,
- İşletmenin geçmiş dönem borç ödemelerindeki tutarsız seyir,
- İşletmenin gösterdiği teminatın yeterli düzeyde olmayışı,
- İşletmenin içerisinde bulunduğu sektörün riskli olması ve geleceğin tam olarak tahmin edilememesi.

1.4.6. Kredilerin İzlenmesi ve Kredi Kayıplarını Önleme

Kredi izleme veya kontrolü, temerrüt riskini azaltmada ve kredi portföyünün kalitesini izleme noktasında önemlidir. Kredi izleme, kredi batıklarının azaltılması ve sorunlu kredilerin erken tespit edilmesinde büyük kolaylık sağlar. Böylece kredinin geri ödenmesi aşamasında oluşabilecek riskler önceden tespit edilir ve önlem almak kolaylaşır. Diğer taraftan kredi uzmanları, sorunlu kredilerin ödenip ödenemeyeceği, ne zaman ödeneceği gibi durumları tespit etmek ve kayıpları azaltmak içinde ayrıca çaba gösterirler.

Firmaların finansal sorunlarının önceden tahmin edilmesi adına Z – Score gibi erken uyarı sistemleri de bulunmaktadır. Bu sistemler firma başarısızlıklarını önceden tahmin edebilir ve kredi izleme sürecinde yol gösterici olarak bankanın maruz kalabileceği riskleri önleyebilir yahut azaltabilir.

1.4.7. Kredinin Geri Ödenmesi veya Yenilenmesi

Kredinin geri ödenmesi, kredilendirme sürecinin son aşamasını oluşturmaktadır. Kredilendirme sürecinin son aşaması, kredinin geri ödenmesi olarak bilinir. Her kredinin vadesi yaklaştıkça anapara tutarına ilişkin iki temel gelişme yaşanmaktadır. İlki son ödeme yapılmış olabilir, ikincisi ise müşteri kredi uzatma başvurusunda bulunmuş olabilir. Yenileme talebinin bir diğer türü de başlangıçtaki antlaşma bitiş tarihinden sonrasında geçerli olacak şekilde kredi limitinin uzatılması ya da kullanılmasıdır. Son nihai ödeme yapılmazsa, bu kredi ilişkisinin sona ermesine neden olabilecek bir durum olup, bankanın müşteriye tekrardan kredi vermek istememesine neden olabilmektedir (Aras, 1995: 85).

Yenileme talebinin kabulü bankaya bağlıdır. Değerlendirmede önceki başvuru süreçlerinde kullanılan tekniklerden yararlanılacağı gibi yeni teknikler de gündeme getirilebilir. Elbette bankanın bu durumda avantajı daha öncesinde çalıştığı bir müşteri ile tekrar çalışacak olması ve bu nedenle de müşteriye yönelik geçmişe dönük bilgilerin elinde mevcut olmasıdır. Diğer taraftan banka yeni kredi

kullandıracağı müşterilerden ziyade öncesinde tanıdığı bir müşteriye; düzenli ödeme alışkanlığı ve tutarlı mali tabloları olması dolayısıyla tekrar kredi kullandırma yönünde değerlendirebilecektir.



İKİNCİ BÖLÜM

2. BANKACILIKTA KREDİ RİSKİ YÖNETİMİ VE RİSKİN ÖLÇÜM YÖNTEMLERİ

2.1. Kredi Riski Tanımı

Şimşek (2007: 5)'e göre kredi riskini, borcun geri ödenmeme veya ödemede gecikme yaşanma ihtimali olarak ifade etmekte iken, Mandacı (2003: 71)'e göre söz konusu riskten dolayı firmanın karında ve öz sermayesinde yaşanan olası değişim olarak tanımlamaktadır.

Kredi riski, en genel anlamda, müşterinin kredi yükümlülüklerini gerine getirememesi durumudur. Basel Bankacılık Denetim Komitesi Risk Yönetimi Grubu, (2000: 18) 'nda belirtilen kredi riski tanımına göre kredi riski bankacılığın doğasında bulunan bir risktir ve bir banka ile yapılan sözleşmede, borçlunun sözleşmeye uymaması nedeniyle bankanın alacağı krediyi tam ve zamanında tahsil edememesi olarak tanımlanmaktadır. Kısacası bankaların verdiği krediyi geri tahsil edememesi kredi riski olarak tanımlanmaktadır. Bankacılık Düzenleme ve Denetleme Kurumu, (2005: 3)'na göre kredi riski, fon transferindeki engeller ve kısıtlamalar ile kredi müşterisinin yükümlülüklerini kısmen yerine getirmesinden kaynaklanan transfer riski de dahil olmak üzere, bankanın mevcut ve gelecekteki sermayesini ve gelirini olumsuz etkileyebilecek zarar riskini ifade etmektedir. Yıldırım, (2004: 10)'e göre kredi riski, taraflardan birisinin işlemin diğer tarafına karşı olan yükümlülüklerini kısmen veya tamamen yerine getirememesi olasılığını ifade etmektedir.

Bankaların en önemli görevi, toplanan mevduatları kredi olarak müşterilerine sunmak ve bundan kar elde etmektir. Müşterinin kredi borcunu ödeyememesi, bankaların kredi riski ile karşılaşmasına neden olmaktadır. Bu durum bankaların kredibilitesi noktasında doğru kararlar vermesini ve süreci efektif bir şekilde yönetmesi ihtiyacını da beraberinde getirmektedir. Bunun için kredi analizlerinin yapılması ve risk yönetiminin oluşturulması da elzem bir nokta olarak karşımıza çıkmaktadır. Geçmişte yaşanan bankacılık iflaslarında genel itibariyle bu kredi riskinin doğru ya da verimli bir şekilde yönetilemediği görülmektedir.

2.2. Kredi Riski Yönetimi

TBB, (1999: 2)'ne göre, kredi risk yönetiminin amacı, bankaların maruz kalabilecekleri riskleri uygun parametrelerle yönetmek ve risk karşısında getiriye maksimize etmektir.

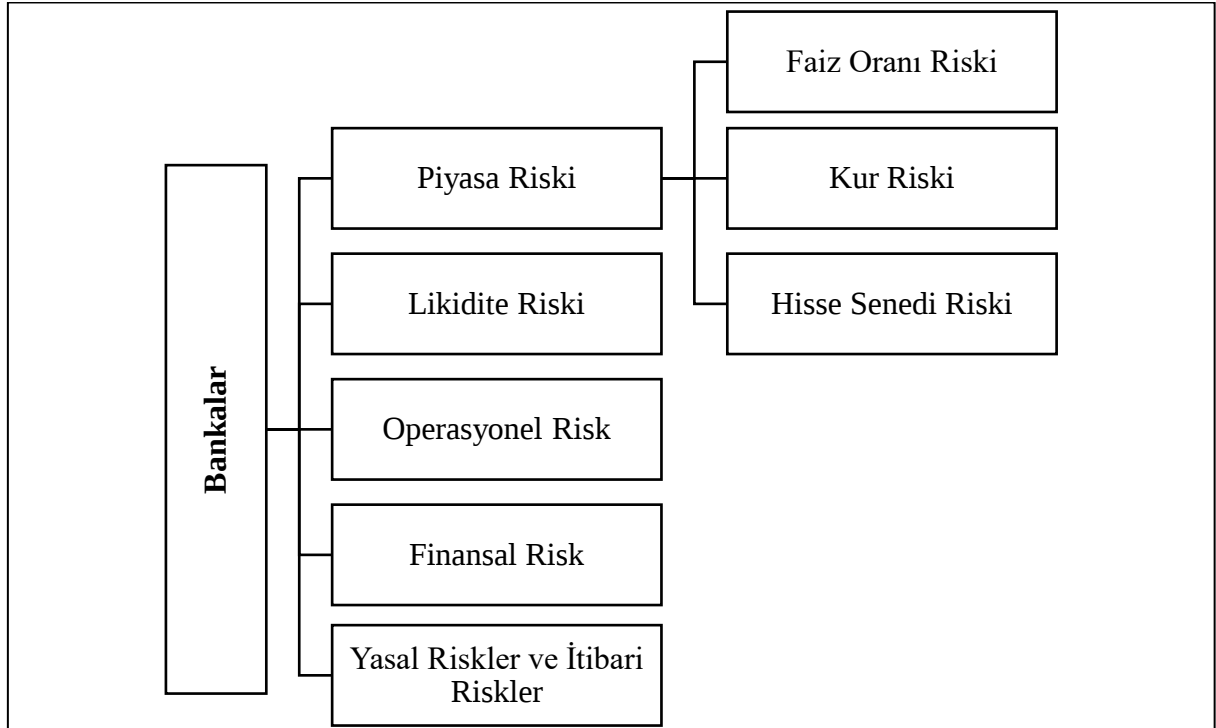
Her kredi banka için risk içerir ve kredi riskini ortadan kaldırmak neredeyse imkansızdır. Ancak doğru ve etkin bir kredi yönetimi banka krebilitesini artıran, riskliliği azaltan ve kar marjını artıran bir süreci de beraberinde getirebilir. Kredi yönetimi iyi olan bankalar, kredi açarken ve takip ederken en optimal kararları vererek kredi riskini azaltabilen bankalardır. Bu nedenledir ki kredi risk yönetimi banka risk yönetiminin çok önemli bir parçası konumundadır. Kredi risk yönetimi, krediden beklenen getiriyi maksimize etmeyi ve olası riskleri minimize etmeyi amaçlamaktadır. Öte yandan sürecin iyi yönetilmesi bankanın uzun vadeli hedeflerine ulaşması noktasında da elzem bir konu olarak karşımıza çıkmaktadır.

Özellikle sermaye piyasalarındaki hızlı gelişim ile büyük ölçekli firmalardan ziyade orta ve küçük ölçekli firmalarda finansman ihtiyacı noktasında bankalara başvuru yapmaktadır. Bu durum bankaların kredi risk yönetimi baz alındığında riskliliğe yönelik analizlerini en doğru şekilde yapmasının önemini artırmaktadır.

2.2.1. Bankacılıkta Risk Çeşitleri

Bankacılık sektöründe karşı karşıya kalınan riskler altı başlık altında ele alınabilir. Bunlar; piyasa riski, likidite riski, operasyonel risk, finansal risk, yasal risk ve itibari risktir. Tarafımca hazırlanmış Şekil 3'te konuya ilişkin özet görünüm mevcuttur.

Şekil 3: Bankacılıkta Risk Çeşitleri



2.2.1.1. Piyasa Riski

Kupper (2000: 25)'e göre, piyasa riski; faiz oranları, kurlar, emtialar, hisse senetleri ve kredi faiz farklarında önceden belirlenemeyen değişikliklerden ötürü oluşabilecek riski ifade etmektedir. Bankaların bir veya birden fazla ticari varlığı elde bulundurdıkları süre zarfında piyasada beklenmedik olumsuz bir durumun neden olduğu zarar da; bir piyasa riskidir.

Piyasa riski, bankaların sahip olduğu bir ya da birden çok ticari varlığın elde bulundurulabildiği süre dahilinde piyasadaki beklenmedik olumsuz dalgalanmaların neden olduğu zarar ya da beklentiden düşük kar anlamlarına da gelmektedir. Diğer taraftan piyasa riski herhangi bir zaman diliminde ortaya çıkabilir. Riskin azaltılması noktasında piyasada yer alan finansal kurumlara ait bilgilerin ve gelişmelerin takip edilmesi önem arz etmektedir. Bu disiplinin tam manasıyla sağlanmasıyla birlikte oluşabilecek riskler hem minimal düzeye indirilebilmekte hem de beklenmedik durumlarda alınabilecek aksiyonlar çok daha isabetli olabilmektedir (Güney, 2019: 5).

Piyasa riski unsurları faiz oranı riski, kur riski ve hisse senedi riski olmak üzere üç gruba ayrılmaktadır. Söz konusu risk unsurlarına aşağıda değinilmiştir.

2.2.1.1.1. Faiz Oranı Riski

Faiz oranlarında oluşabilecek değişimin bankaların karını azaltma ihtimali “faiz oranı riski” olarak ifade edilmektedir. Bankalar faaliyetleri nedeniyle faiz riskine açık durumdadır. Bu sebeple, piyasada belirlenen faiz oranlarının sürekli takip edilmesi gerekmektedir (Ürkmez, 2013: 4).

Bankaların aktiflerinin ortalama getirisiyle pasiflerinin ortalama maliyeti arasındaki fark brüt faiz marjı olarak ifade edilmektedir. Bu durumda pasiflerin maliyetinin aktiflerden elde edilen getiriyi geçmemesi gerekmektedir. Şayet pasiflerin maliyeti aktiflerin getirisinden hızlı artıyorsa bu durumda bankanın brüt faiz marjında azalış görülür ve banka bu durumda gelir kaybına uğrar.

Diğer taraftan faiz oranlarındaki yükseliş ile birlikte banka portföyünde bulunan sabit getirili varlıkların değerinin düşmesi ya da bankanın aktiflerinin büyük bir kısmının sabit getirili varlıklardan oluşuyor olması banka karlılığı negatif yönde etkileyebilir.

2.2.1.1.2. Kur Riski

Kur dalgalanmalarından, banka karının etkilenmesi “kur riski” olarak ifade edilmekte ve bankaların döviz varlıkları ile yükümlülüklerinin eşit olmaması durumunda ortaya çıkmaktadır.

Bankalar kur riskine karşı bilanço içi ve bilanço dışı işlemler yapmaktadır. Bilanço içi işlemde banka mevcutta bulunan pozisyonunda aksi yönde işlem yaparken, bilanço dışı yöntemde ise türev araçlar ile mevcut pozisyonunda riski giderici işlemler yapmaktadır. Diğer taraftan bankalar kur farklılıklarından yararlanmak maksadıyla da arbitraj işlemleri yapmakta bu durum beraberinde bankaları döviz kur riski ile baş başa bırakmaktadır. Bankaların döviz kalemleri üzerinde kur dalgalanmalarına karşı taşıdığı riski minimize etmek için düzenli bir takip mekanizmasının olması gereklidir. 2001 yılında Türk bankaları için kur riski büyük bir önem arz etmiştir ve tüm bankacılık sistemi için kambiyo zararı yaklaşık 7 milyar TL olarak kaydedilmiştir. Daha önceki yıllarda da kur riskinin önüne geçebilmek maksadıyla çeşitli önlemler alındığı görülmüştür. 1994 yılında, döviz borcu fazla olan TYT Bank, Marmara Bank ve Impex Bank'ın faaliyetleri, 5 Nisan kararları kapsamında durdurulmuştur. 1999 yılı Nisan ayında ise alınan tedbirlerle finansal risklerin ve sorunların bir kısmının azaltılma çabası görülmüştür (Parasız, 2018: 109).

2.2.1.1.3. Hisse Senedi Riski

Bu risk, hisse senedi fiyatındaki dalgalanmalardan kaynaklanır. Hisse senedi piyasaları döviz piyasalarına ve sabit getirili menkul kıymet borsalarına göre çok daha dalgalı seyir göstermektedir. Riskin belirlenmesinde, hisse senedi fiyatını etkileyen faktörlerin tespit edilmesi gerekir. Sistematik ve sistematik olmayan riskler, bu grupta değerlendirilebilir.

Sistematik risk, piyasaya özgü faktörlerden oluşmaktadır. Piyasa riski, resesyon, yüksek faiz oranları, savaşlar, enflasyon gibi faktörler sistematik riski oluşturmaktadır. Sistematik riski yok etmek sektörel bazda çeşitlendirmeyeyle birlikte de pek mümkün olmamaktadır. Birçok hisse senedi bu tür ortamlarda negatif etkilenmektedir (Dağlı, 2000: 375).

Firmaya özgü faktörler ise sistematik olmayan riski oluşturmaktadır. Bu risk, firma içi davalar, pazarlama programlarındaki başarı ya da başarısızlıklar, grevler, tamamlanan büyük işler ya da büyük başarısızlıklar firmaya özgü riskleri oluşturmaktadır. Bu sebeplerle firmanın beklenen getirisi etkilenebilmektedir. Sistematik olmayan riski zıt korelasyona sahip sektörel bazda hisse senedi seçimleriyle birlikte çeşitlendirebilmek mümkündür.

2.2.1.2. Likidite Riski

Likidite riski, bankaların kaynak çıkışlarını karşılayacak nakde zamanında sahip olmamaları durumudur. Banka yaşadığı likidite durumundaki olumsuzluklar nedeniyle yükümlülüklerini zamanında yerine getiremeyebilir ve hatta bu durum iflasın eşiğine gelmesine neden olabilir. Bundan dolayı likidite bankalar için önem arz etmektedir.

Likidite bankanın faaliyetlerine devam edebilmesi için zaruri bir ihtiyaç konumunda yer almaktadır. Bankanın para çekme taleplerine cevap verememesi bir krizin başlangıcı olabilmektedir. Bu duruma hazırlıksız yakalanan bankalar likidite açığını kapamak için yüksek maliyetle borçlanma yoluna gidebilir ya da bankanın varlıklarını satabilirler. Bu durum da beraberinde büyük bir prestij kaybını getirerek bankanın kapanmasına veya başka bir kurumla birleşmesine kadar gidebilmektedir. Likidite bazlı oluşabilecek olumsuz durumlara karşın her banka yükümlülüklerini yerine getirebilecek yeterli fonları bulundurmak veya fonların nereden ve nasıl elde edebileceğini planlamak durumundadır.

Kasım 2000’de vukuu bulan ve tam anlamıyla likidite krizi olarak kendini gösteren kriz, kamu bankaları ve fon bankalarının aktiflerini likiditeye dönüştürememeleri, fon fazlası olan bankaların bu bankalara depolarını kapaması ve bazı bankaların bilançolarında taşıdıkları risklerin gerçekleşmesi akabinde yaşanmıştır (Gür, 2007: 28).

2.2.1.3. Operasyonel Risk

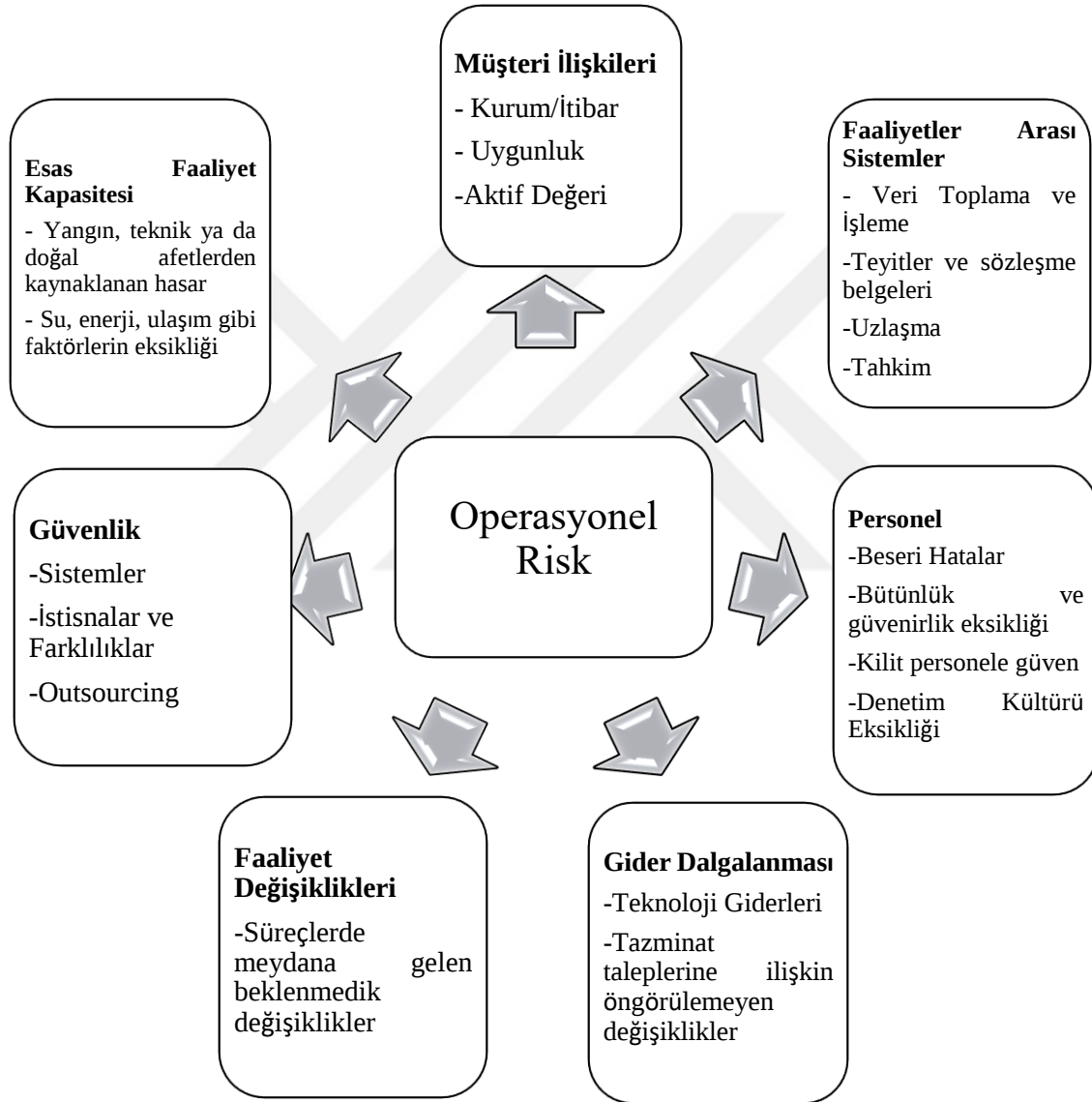
Operasyonel risk, piyasa ve kredi riski dışında kalan bir risk türüdür. Bu risk, iç kontrol aksamaları sonucu, usulsüzlüklerin ve hataların gözden kaçması, yetersiz ve başarısız içsel süreçler, banka yönetimi ile banka personeli tarafından koşullara göre hareket edilememesi, teknolojik altyapıda ve sistemdeki yetersizlik gibi nedenlerle doğrudan ya da dolaylı zarara uğrama riskini ifade eder. Diğer taraftan yangın, deprem, sel gibi dışsal olaylarda operasyonel risk kavramının kapsamındadır (Güney, 2019: 11). Operasyonel risk kavramı genel itibariyle bankanın araçlarıyla, kendi yapısıyla ve işlemleriyle ilgiliyken, piyasa riski ve kredi riski bu anlamda daha bağımsız ve sürekli gelişmektedir.

BDDK’nın 8 Şubat 2001 tarih 24312 Sayılı Resmi Gazete’de yayımlanan “Bankaların İç Denetim ve Risk Yönetimi Hakkında Yönetmelik’te operasyonel risk kavramına şu şekilde yer verilmiştir: “Banka içi kontrollerdeki aksamalar sonucu hata ve usulsüzlüklerin gözden kaçmasından, banka yönetimi ve personeli tarafından zaman ve koşullara uygun hareket edilememesinden, banka yönetimindeki hatalardan, bilgi teknolojisi sistemlerindeki hata ve aksamalar ile deprem, yangın, sel gibi felaketlerden kaynaklanabilecek kayıpları ya da zarara uğrama

ihtimalini” ifade etmektedir (Bankacılık Düzenleme ve Denetleme Kurumu [BDDK], 2001: Sayı 24312).

Operasyonel risklere neden olan durumlar her kuruluşun iç yapısına ve eylemlerine göre farklılık arz ettiği gibi kurumların rastladıkları operasyonel risk unsurları Şekil 4’deki gibidir:

Şekil 4: Operasyonel Risk Faktörleri



Kaynak: (Köseoğlu, 2013: 34)

Büyük ve önemli zararlara neden olma potansiyeli yüksek olan operasyonel risk tipleri Basel Bankacılık Denetim Komitesi ve bankacılık sektörünün işbirliği ile iç sahtekarlık ve dış sahtekarlık eylemleri, istihdam uygulamaları ile işyeri güvenliği, müşteriler ve işle ilgili uygulamalar, fiziksel

varlıklara verilen zararlar, işin kesintiye uğraması ile sistem arızaları ve uygulama teslim yönetimini kapsamaktadır (Basel Bankacılık Denetim Komitesi, 2003: 82).

- İç sahtekarlık eylemleri: Örneğin, bir duruma yönelik olarak bilerek, isteyerek yanlış beyan ve bilgi vermek, çalışan hırsızlığı ve çalışanın banka özel bilgilerini kendisine kazanç sağlamak için kötü niyetli olarak kullanması.
- Dış sahtekarlık eylemleri: Hırsızlık, dolandırıcılık ve sahtecilik, karşılıksız çekler ve bilgisayar korsanlığından kaynaklanan kayıplar örnek olarak gösterilebilir.
- İstihdam uygulamaları ve işyeri güvenliği: İşçilerin tazminat istemleri, iş sağlığı ve güvenliği kurallarının ve ilkelerinin ihlalleri, organize işçi eylemleri ve hareketleri ile ayrımcılık iddialarına dayalı tazminat başvuruları örnek olarak gösterilebilir.
- Müşteriler, ürünler ve iş uygulamaları: Müşterilerin ilgili özel verilerinin kötüye kullanılması, banka adına ve hesabına yönelik yapılan yolsuzluk ve dolandırıcılık işlemleri, kara para aklama ve yetkisiz ürün satışı örnek olarak verilebilir (Kısacık, 2009: 22).
- Fiziksel varlıklara zarar verilmesi: Depremler, sel baskınları, terör saldırıları, yangınlar ve vandallık örnek olarak gösterilebilir.
- İş akışının kesintiye uğraması ve sistemsal arızalar: Örnek verilebilecek durumlar şu şekilde sıralanabilir: yazılımsal ve donanımsal arızalar, iletişim sorunları ve elektrik, su, gibi hizmetlerde meydana gelen kesintiler.
- Uygulama, teslimat ve işlem yönetimi: Örnek verebileceğimiz durumları şu şekilde sıralayabiliriz: veri giriş hataları, teminat yönetimindeki hatalar, yasal belgelerdeki eksiklikler ve boşluklar, müşteri olmayan tarafların müşteri hesaplarına izinsiz ve kötü niyetli erişimi, müşteri olmayan karşı tarafların kötü niyetli işlemleri ve satıcılar ile olan anlaşmazlıklar yer alır.

Tek bir bankacılık işleminde dahi bu risklerin birçoğuyla karşılaşmak mümkündür. Diğer taraftan operasyonel risk tam manasıyla ortadan kaldırılamayacağı gibi geçmişte yaşanan tecrübeler ile gelecekte aynı durumlar yaşansa dahi etkisinin sınırlandırılabilmesi mümkün olabilir.

2.2.1.4. Finansal Risk

Finansal risk, bir finansal yapı içerisinde yer alan satışlar ve alışlar, krediler ve yatırımlar dahil olmak üzere birçok işlemten kaynaklanabilmektedir. Finansal risk; yasal işlemler, birleşmeler, yeni projeler ve devralmalar, yönetim ya da borç finansmanı, rakipler, hissedarlar, yabancı hükümetlerin gösterdiği faaliyetler gibi durumlarda vukuu bulabilir. Finansal risk, bankalar tarafından yapılan riskli yatırımlardan kaynaklanabileceği gibi mevzuattaki düzenlemeler ve gereklilikler nedeniyle de meydana gelebilmektedir.

Finansal fiyatların büyük ölçüde farklılık göstermesi, gelirleri azaltabilir, maliyetleri arttırabilir ya da bir organizasyonun karlılığını olumsuz yönde etkileyebilir. Ekonomideki değişiklikler ürün ve hizmetlere yönelik planlama, bütçeleme, fiyatlandırma ve sermaye tahsisini zorlaştırabilir.

2.2.1.5. Yasal Riskler ve İtibari Riskler

Yasal risk, eksik ya da yanlış bilgi ile işlem yapılması sonucu oluşabilecek kayba uğrama riskini ifade etmektedir. Diğer taraftan yaşanan kayba yönelik zarar gören hissedarlarında şirketlere karşı dava açması da yasal riskin kapsamında yer almaktadır.

Kuruluşun üst düzey yöneticileri ve risk yöneticileri tarafından mevzuata uygun olmayarak alınmış yanlış kararların uygulanmadan öncesinde teyit edilmesi ve bu karardan emin olunması elzemdir. Hissedarların büyük kayıplar yaşaması durumunda kurumun ödeyeceği yükte bu ölçüde büyük olabilmektedir.

Öte yandan, yasal düzenlemelerin değişmesiyle birlikte daha önce mevzuata uygun olarak oluşturulan banka portföyleri, bu durumun bir sonucu olarak bankaların risklerle karşı karşıya kalmasına ve zarara uğramalarına neden olabilir.

Bankalar bilhassa yeni tür işlemlere giriş yaparken ya da uluslararası işlemler yaparken yasal riske maruz kalmaktadır. Çünkü söz konusu faaliyetlerin yabancı unsurlar içermesi ve konuya ilişkin hem yurtiçinde hem de işleme konu ülke içerisinde farklı hukuki mevzuatlar ve hukuk düzeninin bulunuyor olması yasal riski de beraberinde getirmektedir. Bundan ötürü bankacılık işlemlerinde yabancı hukuk sistemine uygunluk denetiminin yapılıyor olması gerekmektedir. Doğru denetim mekanizmasının oluşturulması ve uygulanması bu riski minimal düzeye indirebilmektedir.

İtibar riski ise bankanın faaliyetlerinde yasal düzenlemelere uygun faaliyetler yürütmemesi ve faaliyetlerinde başarısızlıklar yaşaması sonucunda bankaya duyulan güvenin azalması, itibarın zedelenmesi ya da prestij kaybı yaşanmasıyla ortaya çıkabilecek maddi ve manevi kayıplar olarak değerlendirilmektedir. Birçok kaynakta yasal risk ve itibari risk kavramlarının birlikte değerlendirildiği takip edilmektedir (Sultan, 2004: 122).

2.3. Kredi Riski Ölçüm Yöntemleri

Bankalar, maruz kaldıkları riskin tamamını ölçebilmek, kurumlara vermiş oldukları kredilerin geri dönmeme riskini tespit etmek maksadıyla güvenilir ve bütünlük içinde uygulayabilecekleri çeşitli risk parametrelerini, algoritmaları, model ve varsayımları uygulamaktadır.

Bankalar, genellikle kredileri fiyatlandırırken, kredi miktarını ve tutarını belirlerken yahut kredi riskini ölçümlemeye çalışırken bu modellerden sıklıkla faydalanmaktadır. Böylelikle olası risklerden kaçınmaları ve beklenmedik durumlar karşısında aksiyon alabilmeleri daha kolay olmakta ve sorunlu süreçleri en az zararla birlikte atlatmaktadırlar. Diğer taraftan bankalar kullandıkları bilgisayar tabanlı analitik modellere dayalı sistemleri yılın belirli dönemlerinde düzenli olarak gözden geçirmeli, günün şartlarına göre oluşabilecek farklı durumlar noktasında revize etmelidir.

Risklerin doğru analiz edilmesi, bankanın risk seviyesinin doğru tespiti bankanın politikalarını uygulamasında daha sağlıklı ve basiretli bir yol izlemesinin de önünü açmaktadır. Yapılan risk analizleri, riskin kontrol altında tutulmasına ve raporlanmasına olanak sağlamaktadır. Beklenmedik durumlara karşın gelişmiş modeller kullanan, senaryo analizleri ve stres testleri uygulayan bankaların çok daha hızlı reaksiyon verdikleri ve mevcut durumdan en az hasarla çıktığı görülmektedir. Uygulanacak senaryo testleri ve kullanılan modellemelere; küresel ekonomideki değişen durumlar ve dalgalanmalar, sayısal veriler olarak eklenmeli ve varsayımsal olarak analizler yapılmalıdır. Küresel dalgalanmaların dahil edilmediği modeller ve senaryo testleri eksik ve hatalı raporlamalara neden olarak bankanın aksiyon almasının gecikmesine ve hatta yanlış pozisyonlar almasına neden olabilecek riskleri de beraberinde getirebilmektedir. Kredi riskinin ölçülmesinde uygulanan yöntemler birçok kaynakta farklı değerlendirilmekle birlikte Şekil 5 de özet görünüm sunulmuştur:

Şekil 5: Kredi Riskinin Ölçülmesinde Uygulanan Yöntemler

Ekspertiz Modelleri	Derecelendirme Yöntemleri	Kredi Skorumlama Modelleri	Makine Öğrenmesi Teknikleri
		• Oran Analizi • Doğrusal Olasılık Modeli • Logit Model • Probit Model • Diskriminant Model	• Yapay Sinir Ağları • Karar Ağaçları

Kaynak: (İltaş, 2021: 522)

Bu başlık altında ekspertiz modelleri, derecelendirme yöntemleri, kredi skorumlama modelleri ve makine öğrenmesi teknikleri alt başlıklarıyla birlikte incelenmiştir. Kredi skorumlama modelleri kendi içerisinde; doğrusal olasılık modeli, logit model, probit model, diskriminant model olarak dörde ayrılırken, makine öğrenmesi teknikleri ise yapay sinir ağaçları ve karar ağaçları olarak ikiye

ayrılmıştır. Makine öğrenme yöntemleri, bilgisayar tabanlı gelişmiş modeller olmasına karşın temerrüt yaklaşımını baz almasından ötürü geleneksel yöntemler bölümünde belirtilmiştir.

2.3.1. Ekspertiz Modelleri

Kredi riskini ölçmek için geçmiş yıllarda yaygın olarak kullanılan sübjektif modellere genellikle "ekspertiz modelleri" denmektedir. Bu modelde kredi kararı borç verme görevlisine, yöneticiye ya da kredi sorumlusuna bırakılmaktadır. 1970'li yıllarda uygulanmaya başlanan bu yöntem daha sonralarında bilirkişilerin kredi riskini belirlerken fazla karamsar olması ve diğer skora ve derecelendirme tekniklerinin daha iyi sonuçlar vermesi sonrasında daha objektif tabanlı tekniklere geçişler yapılmasını beraberinde getirmiştir (İltaş, 2021: 523). Ekspertiz modelinde kredi vermekle görevlendirilmiş personelin öznel yargıları ön planda olmasından ötürü bu personelin ağırlığı daha fazladır.

2.3.2. Derecelendirme Yöntemleri

Globalleşen dünya, hızlanan şirket birleşmeleri ve satın almalar, makroekonomik dengelerdeki değişiklikler, liberalleşme ve menkul kıymetleştirme gibi kavramlar kredi derecelendirme sisteminin finansal sistemin zaruri bir ihtiyacı olarak karşımıza çıkmasına olanak sağlamıştır. Bir kredi değerlendirmesi esnasında firmanın finansal ve yönetsel, nicel ve nitel pek çok karmaşık özelliği göz önünde bulundurulmakta nakit akışlarının ve borç ödeme gücünün incelenmesi, firmanın varlık kalitesinin, sektörel durumunun ve makroekonomik olayların firma üzerindeki etkisinin ve potansiyel sonuçlarının dikkate alınması gerekmektedir. Tüm bu kıstaslar analistlerin firma hakkında rasyonel, karşılaştırılabilir ve tutarlı derecelere ulaşabilmesine olanak sağlamaktadır. Basel Bankacılık Denetleme Komitesi, kredi derecelendirme metodolojisine yönelik standart bir sistem oturtmuştur. Dolayısıyla, bankacılık sektörü başta olmak üzere finansal yapı içerisinde yer alan diğer katılımcılar içinde kredi derecelendirme maliyet ve zaman açısından fayda sağlayan bir alt dal konumuna yerleşmiştir. Derecelendirme, finansal sistemin önemli bir fonksiyonu olarak karşımıza çıkmaktadır. Öyle ki derecelendirmenin:

- Risk tespitinde standart sağlaması,
- Menkul kıymetleştirmeye yardımcı olması,
- Şirketin borç ödeme kabiliyetini göstermesi,
- Risk derecesine göre fiyatların belirlenmesine olanak sağlaması, finansal sisteme katkıları arasında değerlendirilebilir.

Öte yandan bankacılık sektöründe kullanılan en eski kredi ölçüm araçlarından birisi de içsel risk derecelendirme sistemi (IRRS)'dir. Bu risk derecelendirme sistemi; kredi limitlerinin

belirlenmesi, kredi kalitesinin izlenmesi ve yeni işlemlerin kabulü ya da reddedilmesi ve kredilerin fiyatlandırılması amaçlarıyla uygulanmaktadır. İçsel derecelendirme sekiz farklı adım sunmaktadır. Bu sekiz farklı adım Şekil 6’da yer almaktadır. Bunlar:

Şekil 6: İçsel Derecelendirme Süreci Aşamaları



Kaynak: (İltaş, 2021: 524)

Adım 1 – “Finansal İnceleme”: Kredi analisti kurumun finansal raporlarını inceleyerek borç ödeme gücünü, nakit akışlarını ve kazançlarını takip etmektedir.

Adım 2 – “Yönetim ve Diğer Nitel Faktörler”: Bu aşamada yönetim ve hesap işlemleri detaylı bir şekilde incelenir ve çevresel bir değerlendirme yapılır.

Adım 3 – “Sektör / Kuruluş Değerlendirmesi”: Şirketin faaliyet gösterdiği sektör incelenmekte ve firmanın resesyon dönemlerindeki kırılganlığının tespiti yapılmaktadır. Diğer taraftan firmanın sektörel bazdaki pazar payı da bu kısımda incelenmektedir.

Adım 4 – “Finansal Tablo Kalitesi”: Bu aşamada analiste sağlanan finansal tabloların tutarlığı ve kalitesi incelenmektedir.

Adım 5 – “Ülke Riski”: Bu aşamada ise kredi notu belirlenmesinde ülke riski incelenmekte ve adımlar sonunda şirketler içinde borç temerrütü notu belirlenmektedir.

Adım 6 –“Dışsal Kredi Notlarının Karşılaştırılması”: Şirket dış derecelendirme kuruluşu tarafından derecelendirilmiş ise belirlenmiş olan borç temerrüt notu ile dış derecelendirme karşılaştırılır. Bu noktada amaç iç derecelendirme ile dış kredi notunu eşitlemekten ziyade tüm unsurların borç temerrüt oranına dahil edilmesini sağlamaktadır.

Adım 7 – “Kredi Yapısı”: Şayet kredi yapısının, borçlunun temerrüde düşmesi noktasında olumsuz bir etkisi varsa kredi notunda düşürme işlemi uygulanabilir.

Adım 8 – “Temerrüt Durumunda Kayıp Notu”: Temerrüt durumunda yaşanacak kayıp ve temerrüt olasılığı, farklı risk durumlarına bağlı olarak bağımsız bir şekilde incelenir ve her şirket için temerrüt durumu kayıp notu ayrıca belirlenmektedir (İltaş, 2021: 525).

Kredi derecelendirme süreci, derecelendirmesinin yapılmasını isteyen kurumun talebi ile başlayan bir süreçtir. Talepte bulunan kurum derecelendirme için ücret ödemeyi kabul etmiştir. Oluşan talep nezdinde derecelendirme organizasyonu şirket yöneticileriyle, toplantılar düzenleyerek şirket hakkında detaylı bilgilere ulaşmakta, sonrasında edinilen her bilgi belirlenmiş olan ağırlık puanı ile çarpılarak kredi puanı belirlenmektedir. Belirlenen kredi puanı kurumun komitesi tarafından talepte bulunan kuruma ilan edilmektedir. Elbette kredi derecelendirmesi bir kez yapıldıktan sonra bırakılan bir süreç değildir. Sonraki aşamalarda talepte bulunan kurumun faaliyet göstermiş olduğu ülke ve pazar incelenmekte ve olası risklere karşı oluşabilecek olumlu veya olumsuz süreçler kredi derecelerini değiştirebilmektedir (Sayılı, 2008: 35). Derecelendirme işlemi tarafsız, objektif bir bakışla yapılmalıdır. Ters bir durumda elde edilen sonuçların inanılabilirliği düşecek ve çok bir anlam ifade etmeyecektir.

2.3.3. Kredi Skolama Modelleri

Çok değişkenli modellerle şirketlerin mali rasyoları incelenerek temerrüt olasılıklarının ya da kredi skor değerinin üretilmesi amaçlanmaktadır. Kredi skolama modelleri borçlu hakkındaki verileri temerrüt ihtimalini hesaplamak veya borçluları farklı temerrüt gruplarına ayırmak için kullanılmaktadır (Hamzo, 2007: 54). Bu modellerin kullanıma başlanması 1930’lu yıllara dayanmaktadır. Ancak ilk etapta basit oran analizleri kullanılarak krediyi ödeyen tarafın kredi ödeme gücü ölçülmeye çalışılmıştır. Şahsi krediler ve kredi kartları için geliştirilmiş modellemeler ile çok sayıda müşteri çok kısa zamanda değerlendirilmeye alınarak bankaların kaynaklarını daha efektif kullanmasının önü açılmıştır (Sayılı, 2008: 26). İlerleyen yıllarda ise gelişen teknolojinin getirdiği olanaklar sayesinde daha kompleks yöntemlerde kullanıma girmiştir.

Bu kapsamda kullanılan istatistiksel modeller beş ana başlık altında değerlendirilebilir:

2.3.3.1. Oran Analizi

Oran analizi yöntemiyle kredi skorlama daha çok bilgisayar sistemlerinin olmadığı ve istatistiksel metotların sıklıkla kullanılmadığı dönemlerde değerlendirilmiştir. Bu yöntemde finansal oranlar iflas tahminlemesinde bulunmak için kullanılmaktadır. Bu modelde sıklıkla kullanılan oran cari oran olsa da bunun yanı sıra özkaynaklar/net satışlar oranı, özkaynaklar/duran varlıklar, işletme sermayesi/toplam varlıklar oranının da kullanıldığı görülmüştür.

1960'lı yılların ortalarından itibaren istatistiki yöntemlerin ilki olan diskriminant analizi ile iflas tahminlemeleri yapılmaya başlanınca oran analizi popülaritesini yavaş yavaş yitirmiştir (Avcı, 2011: 50).

2.3.3.2. Diskriminant Model

1960'lı yıllardan itibaren iflas tahminlemesi yapmak amacıyla istatistiksel modellere geçilmeye başlanmıştır. Bu istatistiksel modellerden ilki diskriminant analizidir. Modeli kullanarak yapılan ilk çalışma Beaver'ın 1966 yılında yaptığı çalışmadır. Modelde iki grup belirlenmekte olup gruplardan ilki temerrüt durumuna düşmeyen firmaları, ikinci grup ise temerrüt durumundaki firmaları baz almaktadır. Gruplar arasındaki farklılıklar ise hesaplanan Z-skor değerleri ile belirlenmektedir. Beaver, seçtiği şirketlere dair 30 farklı finansal oranı şirketlerin iflas etmeden önceki 5 yılını kapsayacak şekilde incelemiş ve çalışmanın sonunda nakit akımı/toplam borç oranının iflas tahminlemesinde en iyi oran olduğunu tahmin etmiştir (Beaver, 1966: 72).

Diskriminant analiziyle birlikte yapılmış en ehemmiyetli çalışma ise Beaver'ın yaptığı çalışmadan esinlenerek Beaver'ın tek değişkenli olan diskriminant analizini çok değişkenli hale getiren Altman'a aittir. Altman çalışmasında 5 ana finansal oran (karlılık, likidite, kaldıraç, faaliyet oran grupları, ödeme kabiliyeti) grubundan 22 farklı finansal oranı çalışmasında incelemiştir. Çalışma sonunda ise incelenen bu finansal oran gruplarından en iyi performans gösteren 5 tanesi ile bir denklem kurulmuş ve şirketlerin iflas etmeye ne kadar yakın olduğuna yönelik bir endeks oluşturulmuştur. Oluşturulan denklem Altman'ın Z Skoru olarak bilinmekle birlikte ve matematiksel olarak ifade ediliş şekli şu şekildedir:

$$Z = 1.2 X_1 + 1.4 X_2 + 3.3 X_3 + 0.6 X_4 + 0.999X_5$$

Z = Endeks Skoru

X_1 = İşletme Sermayesi/Toplam Varlıklar

X_2 = Yedek Akçe/Toplam Varlıklar

X_3 = Faiz ve Vergi Öncesi Kar/Toplam Varlıklar

X_4 = Hisselerin Piyasa Değeri/Borçların Defter Değeri

X_5 = Satışlar/Toplam Varlıklar

Fonksiyonun Z değeri yükseldikçe kredi müşterisinin temerrüde düşme olasılığı azalmakta, Z değeri düştükçe temerrüde düşme olasılığı artmaktadır. Altman'ın Z Skoru'na göre Z değeri 1.81 ile bu seviyeden daha küçük olan şirketlerin finansal durumunu kritik olarak kabul edilmekte ve kredi verilmemektedir (Altman, 1968: 602). Altman Z – Skor Modeline yönelik oluşturulan durumu Şekil 7'de tarafımcı hazırlanmış olan tablo ile detaylı olarak görülmektedir:

Şekil 7: Altman Z - Skor Modeli



Elde edilen Z değeri:

$1.81 > Z$	Sıkıntı (Haciz) Bölgesi olarak değerlendirilmektedir.
$1.81 < Z < 2.99$	Gri (Ara) Bölge
$Z > 2.99$	Güvenli Bölge

1977 yılında Z – Skor modelinin daha da gelişmiş versiyonu olan ZETA® modeli Altman, Narayanan ve Haldeman ile birlikte ortaya koyulmuştur. Bu yeni modelde Z – Skor'da kullanılan 5 farklı değişkenin yerine 7 farklı değişkenli bir denklem kurulmuş ve denklemin içeriğine nakit akımlarına ait bilgilerde eklenmiştir (Altman, 2000: 7). ZETA® fikri mülkiyet hakkı yazarlara ait olduğundan ötürü denklem tam olarak bilinmese de Altman kullanılan 7 farklı değişkeni şu şekilde ifade etmiştir:

X_1 = Varlıkların Getirisi

X_2 = Kazançların İstikrarlığı

X_3 = Borç Geri Çevirme

X_4 = Kümülatif Karlılık

X_5 = Likidite

X_6 = Aktifleştirme

X_7 = Büyüklük

2.3.3.3. Doğrusal Olasılık Modeli

Doğrusal olasılık modelleri, kategorik yapıdaki bağımlı değişkenin, bağımsız değişkenlerin doğrusal bir fonksiyonu olarak ifade edildiği regresyon modelleridir. Kredi skorlaması ile regresyon analizi yöntemleri diskriminant yöntemlerinin hemen ardından kullanılmaya başlanan yöntemler olarak karşımıza çıkmaktadır. Burada amaç, kredi skoru ile seçilecek değişkenler arasında doğrusal bir ilişki kurmaktır (Avcı, 2011: 51). Bu yöntemin matematiksel olarak karşılığı şu şekilde ifade edebilir:

Temerrüde düşme olasılığını şu doğrusal ilişkinin açıkladığını varsayalım:

$$w_0 + w_1 X_1 + w_2 X_2 + \dots + w_p X_p = w^* X^{*T}$$
$$w^* = (w_0, w_1, w_2, \dots, w_p) \quad \text{ve} \quad X^{*T} = (1, X_1, X_2, \dots, X_p)$$

Eğer pi örnekleme yer alan i numaralı kredi başvuranının temerrüde düşme olasılığı ise, kredi skorlamasını yapmak isteyen kişi veya kurum doğruya en yakın w^* değerini hesaplamak isteyecektir.

$$p_i = w_0 + w_1 + w_2 X_{i1} + w_2 X_{i2} + \dots + w_p X_{ip} \quad (\text{bütün } i \text{ ler için})$$

Ancak istatistiksel olarak mükemmel uyumlu doğrusal denklemi bulma ihtimali çok düşük olduğundan denklem şu şekilde yazılır:

$$p_i = w_0 + w_1 X_{i1} + w_2 X_{i2} + \dots + w_p X_{ip} + \varepsilon_i$$

Bu denklemin geçerli olabilmesi için göz önünde bulundurulması gereken varsayımlar şu şekildedir:

- Açıklayıcı değişkenler ile temerrüde düşme olasılığı arasında doğrusal bir ilişki mevcuttur. Ya da bu ilişki en azından yaklaşık olarak tahmin edilebilmektedir
- Hata terimi olan ε 'nın varyansı sabittir (Avcı, 2011: 51).
- Aritmetik ortalaması sıfırdır.
- Hata terimleri normal dağılıma uygun dağıtılmış ve hata terimleri arasında bir bağıntı yoktur (İşcanoğlu, 2005: 26-27).

Diğer taraftan model öngörülerinin sapmalı olması ve veri yapısından kaynaklı olarak görülen, değişen varyans sorunu gibi nedenlerle probit ve logit modellerin kullanımı yaygınlaşmaya başlamıştır.

2.3.3.4. Logit Model

Logit model, borcun geri ödenememe riskinin ve kredi başvurusunda bulunan firma ya da bireyin söz konusu krediye hak kazanma olasılığının tahmin edilmesinde kullanılmaktadır. Kredi başvurusunda bulunan firma ya da bireyin söz konusu krediye hak kazanma olasılığının tahmin edilmesinde bu model kullanılmakla birlikte olasılıklar 0 ile 1 arasında sınıflandırılmaktadır (Akın, 2017: 57).

Doğrusal ve logit modeller, kredinin verilmesi halinde beklenen temerrüt olasılığı ortaya konulmuş olur. Bu modellerde olasılık değerleri 0 ile 1 arasında değerler alır. Diskriminant modellerinde ise banka kredi müşterilerini gözlenen niteliklerine göre düşük ve yüksek temerrüt sınıflarına ayırmaktadır.

Lojistik regresyon analizi, kategorik bağımlı değişkenlerin tahmin edilmesinde kullanılan bir çoklu regresyon analizi yöntemidir. Bu modellerin amacı, verinin sınıflandırılması ve bağımlı ile bağımsız değişkenler arasındaki ilişkinin belirlenmesidir. Diğer taraftan analizden, temerrüt durumunun mali oranlar ile sebep sonuç ilişkisini ortaya koymak maksadıyla da yararlanılmaktadır (İltaş, 2021: 525).

2.3.3.5. Probit Model

Probit regresyon, lojistik analiz yöntemine alternatif olarak tercih edilmektedir. Her iki yöntemin benzer özellikleri vardır. Bunlar; bağımlı değişkenin kategorik olması durumunda kullanılmaları, bağımlı değişken olan temerrüde düşme olasılığının dönüşüme uğratarak 1'e eşitlenmesi, varsayımlarının aynı olması ve parametrelerin tahmininde maksimum olasılık yönteminden yararlanmalarıdır.

Benzerliklerinin yanı sıra iki yöntem bir noktada birbirlerinden ayrılmaktadır. Probit regresyonda standartlaştırılmış kümülatif normal dağılım fonksiyonu kullanılırken, lojistik regresyonda ise kuyruk kısımları normal fonksiyondan daha kalın bir fonksiyon kullanılmaktadır (Sayılı, 2008: 32).

2.3.4. Makine Öğrenmesi Teknikleri

Bilişim teknolojisinin gelişmesi, yapay zeka sistemlerinin birçok alanda kullanılmaya başlanmasını da beraberinde getirmiştir. Bu sistemlerin ana özellikleri bilinçli kararlar vermenin yanında olaylara ve sorunlara çözüm bularak öğrenme yeteneklerine sahip olmalarıdır.

Makine öğrenmesi çeşitli yöntemler kullanarak verileri inceleyen ve bu verilere yönelik etiketler bularak öğrenme işlemi yapan ve devamında öğrendiklerine benzer tahminler yapan sistemler olarak ifade edilmektedir. Makine öğrenimi, çeşitli bilimsel yöntemler kullanarak bu eğitim ve tahmin süreçlerini şekillendiren modeller oluşturur. Ortaya çıkan modeller, verileri mümkün olan en küçük hata ve en yüksek tahmin doğruluğu ile değerlendirmektedir.

Günümüzde makine öğrenimi, büyük verileri analiz etmek ve değerlendirmek için kullanılmaktadır. Çeşitli alanlarda kullanılan makine öğrenimi ağırlıklı olarak bilim, tıp ve finans alanlarında kullanılmaktadır. Makine öğreniminde veriler sürekli büyümekte ve tüm verileri daha hızlı ve doğru kullanmak giderek zorlaşmaktadır (Okur, 2020: 8).

Makine öğrenimi, yapay zekanın bir dalı konumundadır. Yapay zeka amacı insan benzeri davranışlar gösteren makineler oluşturmaktır. Yapay zeka, makine öğrenimi ve derin öğrenmeyi içermekle birlikte 1950’li yıllardan itibaren üzerinde çalışılan geniş bir alanı içermektedir. Makine öğrenimi 1980’lerde ortaya çıkmışken, 2000’li yıllarda ortaya çıkan derin öğrenme ise daha yeni bir teknolojidir (Okur, 2020: 9).

2.3.4.1. Yapay Sinir Ağları

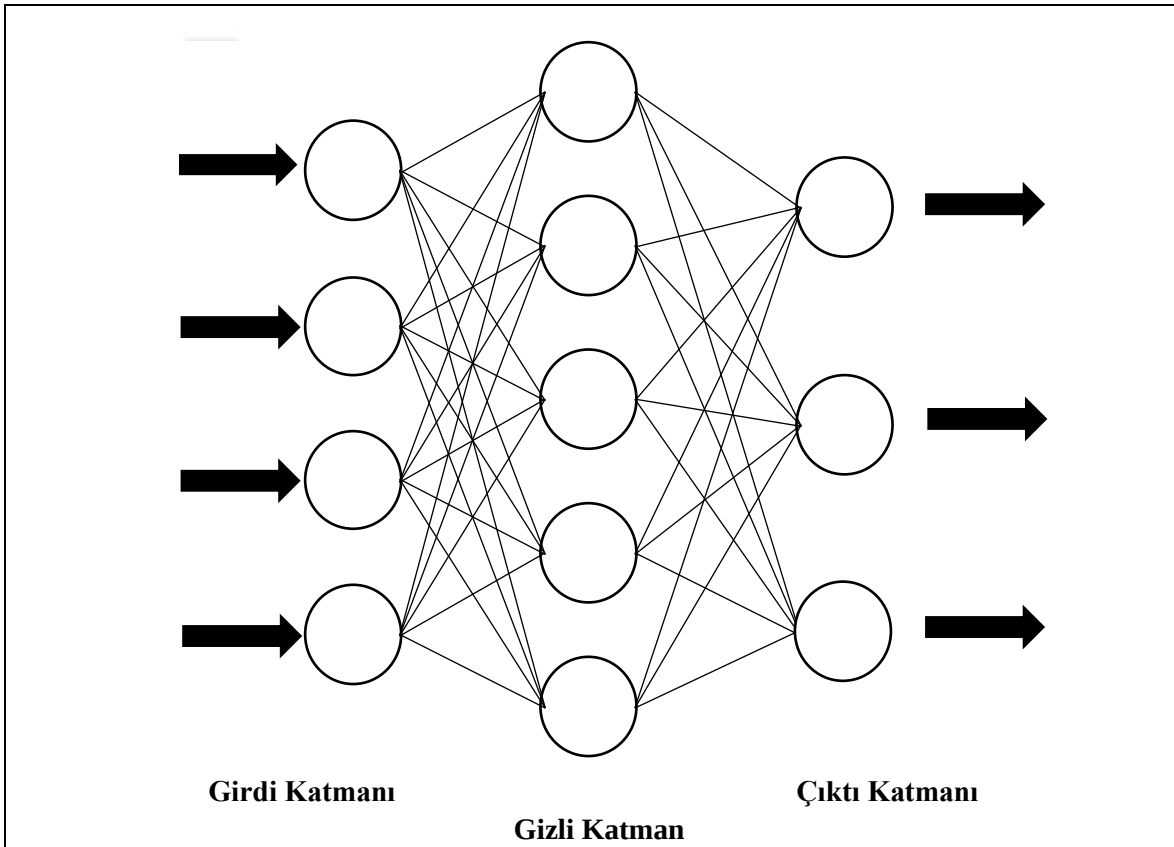
Yapay sinir ağları, birden fazla değişkenin olduğu ve değişkenler arasında karmaşık, karşılıklı etkileşimlerin olduğu ya da tek bir çözüm kümesinin olmadığı durumlarda etkili ve başarılı sonuçlar sağlayan bir yapay zeka teknolojisidir (Donel, 2012: 30). Özü itibarıyla insan beyninin çalışmasını taklit eden, 1990’lı yıllarda finansta özellikle de kredi skorlamada kullanılmaya başlanan bir bilgisayar sistemidir. Bu modeller insan beynindeki gibi hatırlama, öğrenme ve genelleme özelliklerine sahip olmakla birlikte nöronlara benzer yapılarıyla birlikte kredi skorlamada kullanılmaktadır. Yapay sinir ağlarının bu özellikleri sayesinde örnek olaylar ve durumlara yönelik gerekli veriler yüklenmekte ve akabinde sistemin bu olay ve durumlara yönelik genelleme yapması sağlanmaktadır. Sonuçta yeni kredi başvurularına yönelik veriler sisteme girildiğinde sistemin yaptığı genellemeler sayesinde bu veri setine dair karar verilmesi sağlanmaktadır.

Yapay sinir ağları gerçek dünyaya ait ilişkileri anlayabilir, işlev uydurma, sınıflandırma, kestirim gibi görevleri yerine getirme ve insan beyni gibi deneyerek öğrenme yeteneğine sahiptirler. Yapay sinir ağlarının diğer önemli özelliklerinden birisi de kredi riski belirlenmeye çalışılırken, tahminleyici değişkenler arasında kalmış potansiyel korelasyonları da tespit etmeye çalışmasıdır. Yapay sinir ağları, bu korelasyonları bularak ilave açıklayıcı değişkenler olarak tahminleme fonksiyonuna dahil etmektedir.

Yapay sinir ağları insan öğrenme sürecini taklit ederek, sistemin giriş ve çıkış bilgi setlerini tekrar tekrar örnekler, ardından girdi ve çıktılar arasındaki ilişkiyi öğrenir. Yapay sinir ağları; girdi

katmanı, gizli katmanlar ve çıktı katmanı olarak üç ana katmandan oluşmaktadır. (Donel, 2012: 33). Girdi katmanı, yapay sinir ağının ilk katmanı olarak bilinmekle birlikte dışardan gelen dataların sinir ağına aktarılmasını sağlamaktadır. Bu veriler bağımsız değişkenlere karşılık gelirken, çıktı katmanı ise bağımlı değişkenlere karşılık gelen katman konumundadır. Gizli katmanlar olarak bilinen katmanda ise girdi ve çıktı katmanı arasında bulunan diğer katmanlar yer almaktadır. Yapay sinir ağlarının dezavantajlı tarafı ise sistemde bulunan gizli katmanlar nedeniyle ara basamakların kontrolünün sağlanamaması, şeffaflık ve hesap verilebilirlik açısından sorunlara neden olmasıdır. Girdi, çıktı ve gizli katmanın daha rahat ayırt edilebilmesi için tarafımda oluşturulan Şekil 8 ise paragrafın alt tarafında yer almaktadır.

Şekil 8: Yapay Sinir Ağı Yapısı



Diğer taraftan yapay sinir ağları sistemde bilgi aktarımını, nöron adı verilen elemanlar ile sağlamakta ve sinyaller nöronların arasında bulunan bağlantılar aracılığıyla ilerlemektedir. Bu bağlantılar belirli bir ağırlığa sahiptir ve sinyaller ile çarpılmaktadır. Ağırlıklandırılmış girdilerin toplamında bir aktivasyon fonksiyonu kullanılarak çıktı sinyali üretilmektedir (Donel, 2012: 33). Öğrenme süreci ise bağlantı ağırlıklarının değiştirilmesi, bazı bağlantıların iptal edilmesi, yeni bağlantıların oluşturulmasıyla birlikte gerçekleşmektedir. Başka bir deyişle ağı çıktısı, amaçlanan çıktı ile karşılaştırılarak hata payı hesaplanır. Bu hata payını azaltmak için geri yayılma adı verilen bir algoritma kullanılır. Geri yayılma, ağırlıkları ayarlayarak hata payını azaltmaya çalışır. Bu bir

tabakanın çıktısının, önceki tabakaya gönderilmesini belirtmekte ve bu işlem üst üste yinelenerek ağ eğitilmektedir. Eğitim işleminin hedefi, performans ölçümleri açısından en iyi sonuca ulaşmaktır. Yapay sinir ağları, girdi değişkenleri ile tahmin edilen değişkenler arasındaki ilişkiyi belirlemek için önceki örnekleri kullanarak ağırlıkları belirlerler. Bir başka ifadeyle yapay sinir ağları, ağ eğitildikten sonrasında yeni veriler çalıştırılarak tahminler üretilebilir (Avcı, 2011: 53).

2.3.4.2. Karar Ağaçları

Karar ağacı, veri sınıflandırma veya özelliklerin önceliklendirme sırasına göre sıralanması gibi görevler için kullanılan bir makine öğrenme tekniğidir. Bir karar ağacı, her düğümde bir karar kuralı belirleyip verileri ağaç yapısı oluşturarak işler. Bu karar kuralı, veri kümesindeki bir özellik değerinin, bir hedef değişken veya sınıf etiketiyle ilişkisini belirler. Karar ağacı algoritması, bu kuralları bir araya getirerek ağaç yapısını oluşturur ve sonuçta bir sınıflandırma veya regresyon modeli elde edilir. Karar ağaçları, özellikle veri keşfi ve veri madenciliğinde yaygın olarak kullanılmaktadır (Yücesoy, 2014: 74).

Karar ağaçları, sınıflandırma ve tahmin problemlerinde kullanılan grafiksel bir araç olmakla birlikte karar vericilere olayların olası sonuçlarını göstermektedir (Donel, 2012: 20). Karar ağaçları; ağaç şeklinde, tümevarım yöntemiyle öğrenilen bir modelleme çeşididir. Şekil 9'daki görünümünden de anlaşılacağı üzere aşağı doğru inen ok işaretlerinin genişlemesi sonucunda ağaç benzeri bir görünüm oluşması, bu ismi almasına zemin hazırlamıştır. Karar ağaçları;

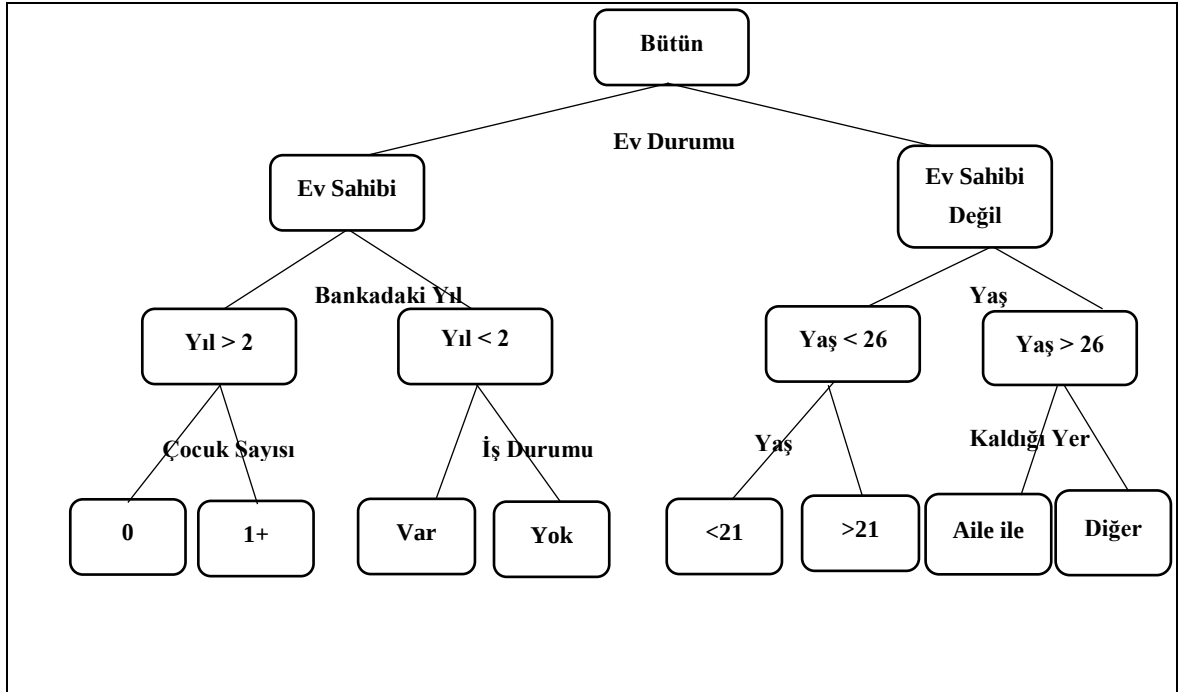
- Türlü vakaların düşük, orta ve yüksek risk grupları gibi farklı kategorilere ayrılmasında,
- Bir sınıfın üyesi olabilecek elemanların belirlenmesinde,
- Olayların tahmin edilmesi için kurallar oluşturulmasında,
- Sürekli değişkenlerin, kesikli değişkenlere dönüştürülmesi ve kategorilerin birleştirilmesinde sıklıkla kullanılmaktadır.

Karar ağaçlarında kullanılan birçok algoritma bulunmakla birlikte bu algoritmalara şunları örnek olarak gösterebiliriz: ID3 (Iterative Dichotomiser 3), C4.5, CART (Classification and Regression Tree), CHAID (Chi-square Automatic Interaction Detection)

- ID3 (Iterative Dichotomiser 3): Veri setindeki her özelliğin bölünme noktalarını değerlendirerek, sınıflandırma için en iyi bölünmeyi seçer. Her adımda bu seçim işlemi en fazla bilgi kazancı sağlayan özellik üzerinden yapılır.
- C4.5: ID3 algoritmasının geliştirilmiş versiyonudur. Bölünme noktalarını belirlemek için sadece kategorik değerler değil, aynı zamanda sayısal değerleri de kullanabilir. Diğer taraftan veri setindeki eksik verileri de işleyebilir (Onan, 2015: 12).

- CART (Classification and Regression Tree): CART algoritması hem sınıflandırma hem de regresyon modelleri oluşturabilen bir karar ağacı algoritmasıdır. Veri setindeki en iyi bölünme noktasını belirlemek için verimlilik ölçütünü kullanır (Çalış vd., 2014: 6).
- CHAID (Chi-square Automatic Interaction Detection): CHAID algoritması kategorik veriler üzerinde çalışır ve chi-kare testini kullanır. Böylelikle sınıflar arasındaki etkileşimler tespit edilebilir ve daha küçük ve homojen alt gruplar oluşur (Çalış vd., 2014: 7).

Şekil 9: Örnek Bir Karar Ağacı Yapısının Şematik Gösterimi



Kaynak: (Donel, 2012: 21)

Karar ağaçlarının diğer tekniklere göre dezavantaj ve avantajları bulunmaktadır:

- Modelin güvenilirliği noktasında küçük veri setlerinin kullanılması sonuçların güvenilirliğine yönelik tereddütler ortaya çıkarabileceğinden ötürü büyük veri setleriyle çalışmak gerekmektedir (Onan, 2015: 11).
- Kural setinin oluşması halinde bu teknikle kolay ve hızlı anlaşılabilir, alçak veya yüksek risk kategorilerini tanımlayabilmektedir.
- Karar ağacı yapısı, karmaşıklaştığı durumlarda sonuçların irdelenmesi daha güçtür, ancak basit karar ağacı yapılarında sonuçların irdelenmesi basittir.
- Kullanımı bilgisayar programları ile basittir. Değişkenlerin seçimi ve karar ağacının oluşturulmasıyla işlem tamamlanmaktadır. Değişkenler üzerinde fazla değişiklik yaparak

sonuç üzerine etki edecek büyüklükte yeterli bilgi edinilememesi modelin fazla esnekliğe sahip olmadığını göstermektedir.



ÜÇÜNCÜ BÖLÜM

3.TÜRK BANKACILIK SEKTÖRÜNDE MAKİNE ÖĞRENMESİ YÖNTEMLERİ İLE BİR ARAŞTIRMA

3.1. Literatür Taraması

Kaya (2006), çalışmada yapay sinir ağları, k-en yakın komşu ve destek vektör makineleri sınıflandırma algoritması gibi çeşitli makine öğrenmesi tekniklerinin kredi skorlamadaki etkisi üzerine çalışılmıştır. Alman kredi veri kümesi kullanılmış olup destek vektör makinesinin kredi skorlamasında en başarılı model olduğu görülmüştür.

Berger ve Bouwman (2011), bankalar için sermayenin finansal krizler sırasında finansal performans üzerindeki önemini ampirik olarak analiz etmişlerdir. Ampirik sonuçlar, sermayenin gücünün küçük bankaların iflas olasılığını düşürürken, orta ve büyük bankaların bankacılık krizleri sırasındaki performansını artırdığını göstermektedir.

Torna ve DeYoung (2013), ABD ticari bankalarının finansal kriz zamanlarında başarılı olup olmadığını araştırmıştır. Lojistik regresyon uygulaması; menkul kıymet komisyonculuğu ve sigorta satışları gibi salt ücrete dayalı geleneksel olmayan faaliyetlerle banka iflası olasılığının azaldığını göstermiştir.

Lu ve Whidbee (2013), banka iflaslarının nedenlerini belirlemek ve banka düzeyindeki özellikleri değerlendirmek için lojistik regresyon uygulamıştır. Çalışmanın ampirik sonuçları, bir bankanın finansal kırılganlığı ile iflas olasılığı arasında potansiyel bir bağlantı olduğunu göstermektedir.

Dayan ve Karğın (2013), çalışmalarında Basel II standartları ile uyumlu modelleri karşılaştırmış ve kredi riski modelleri konusunda literatür taraması yaparak ön plana çıkan modelleri bir araya getirmiştir.

Ürkmez (2013), 2008 yılında ABD’de meydana gelen finansal krizin, Türk bankacılık sektörüne etkilerini incelemek amacıyla; kredi riskine odaklanılarak, makroekonomik değişkenlerde meydana gelebilecek şoklara bağlı olarak Türk bankacılık sektörünün kredi kalitesinin nasıl etkileneceğini araştırmıştır. Çalışma sonucunda büyümeyi temsil eden sanayi üretim endeksinde bir

şok meydana geldiğinde bu durumun banka kredi kalitesinin üzerinde kısa vadede bir etkisi bulunmazken, orta vadede ise kredi kalitesini kötüleştirici etki yaptığı görülmüştür.

Yücememiş ve Sözer (2014), çalışmalarında takipteki kredi oranını aylık bazda ekonomik verilerle tahmin etmeye çalışmış olup gerçek verilerle örtüştüğünü görmüştür. Kurulan modelde takipteki kredi oranının en fazla geçmiş dönem performansından etkilendiği görülmüştür. Diğer taraftan takipteki kredi oranı sanayi üretiminden ve Türk Lirası'nın değerinden de bir dönem gecikmeli olarak etkilenmekle birlikte modelde üretimin azalması yahut Türk Lirası'nın değer kaybetmesi durumunda takipteki kredi oranının yükselmesi beklenmektedir.

Cleary ve Hebb (2016), 2002-2009 döneminde 132 bankanın iflasını diskriminant analizi kullanarak analiz etmişlerdir. Örnek verilere göre banka iflasının tahmin olasılığı %92 seviyesindedir.

Chiaramonte vd. (2016), Z-Skor'un banka iflasını nasıl tahmin edebileceğini analiz amacıyla 2004-2012 yılları arasındaki ABD ticari banka verilerini araştırmıştır. Araştırma sonucunda Z-Skorun banka iflaslarının %76'sını tahmin edebileceği sonucuna ulaşılmıştır.

Demirel (2016), çalışmasında; takipteki kredileri etkilediği düşünülen değişkenlerle takipteki krediler arasındaki ilişkiyi Türk bankacılık sektörünü dikkate alarak analiz etmiştir. Kurulan modele göre sanayi üretimi ve ekonomik büyüme ile takipteki krediler arasında negatif ve istatistiki olarak anlamlı bir ilişki bulunmakla birlikte cari açık ve takipteki krediler arasında ise pozitif yönlü bir ilişki olduğu görülmüştür. Borsada yaşanan gelişmelerle takipteki krediler arasındaki ilişki incelendiğinde ise aralarındaki ilişkinin negatif olduğu sonucuna ulaşılmıştır.

Ekinci ve Erdal (2017), 1997-2001 yılları arasında Türkiye'deki 37 ticari bankanın banka iflası tahminini analiz etmiştir. Veri setini 20 iflas etmeyen banka ile 17 iflas eden banka oluşturmuştur. Ampirik bulgular; makine öğrenimi modellerinin geleneksel, temel ve topluluk modellerinden daha iyi performans gösterdiğini göstermiştir. En doğru AUC değeri 91,5 ile RS-BL grubuna aitken, en doğru sınıflandırma oranı yüzde 83,78 ile RS-BJ48 grubuna aittir.

Pandey vd. (2017), kredi riski analizi alanında çeşitli teknikler üzerine araştırmalar gerçekleştirmiştir. Araştırmada, makine öğrenimi algoritmalarının performansını değerlendirmek amacıyla Alman ve Avustralya kredi veri setleri gibi iki farklı veri seti kullanılmıştır. Çalışmada, çeşitli yöntemlerle kredi analizi yapılmış olup sonuçlar Aşırı Öğrenme Makinesi yönteminin Alman veri setinde %96,33 ve Avustralya veri setinde %96,32 doğruluk oranıyla diğer yöntemlere kıyasla daha iyi sonuçlar verdiğini göstermektedir.

Aithal ve Jathanna (2017), çalışmalarında kredi riskini değerlendirmek için Destek Vektör Ağı, Sinir Ağı, Lojistik Regresyon, Naive Bayes Sınıflandırıcısı, Rastgele Orman ve Karar Ağacı Öğrenmesi algoritması gibi algoritmaları karşılaştırmakta ve elde edilen sonuçlar Rastgele Orman algoritmasının kredi riskini daha yüksek doğrulukla tahmin ettiğini göstermektedir.

Le ve Viviani (2018), 1438'i başarısız ve 1562'si aktif olan 3000 ABD bankası örneğinde hem geleneksel teknikleri hem de makine öğrenimini kullanarak bankaların başarısızlığını analiz etmişlerdir. Geleneksel teknikler için diskriminant analizi ve lojistik regresyon kullanılırken, makine öğrenimi yaklaşımıyla; yapay sinir ağı, destek vektör makinesi ve K-En yakın komşu algoritması kullanılmıştır.

Gogas vd. (2018), banka iflaslarını tahmin etmek için makine öğrenimi modellerini uygulamıştır. Veri seti 1443 ABD bankasından oluşmakta olup 2007-2013 yılları arasında iflas eden 481 bankayı içermektedir. Oluşturulan model %99,22'lik bir genel tahmin doğruluğu sergileyerek Ohlson skorundan daha iyi bir performans göstermiştir.

Addo vd. (2018), kredi riskini analiz etmek amacıyla makine ve derin öğrenme modellerine dayanan ikili sınıflandırma kullanmıştır. Ağaç tabanlı modellerin çok katmanlı yapay sinir ağlarına dayalı modellere göre daha kararlı olduğu gözlemlenmiştir.

Kalaycı vd. (2018), KOBİ müşterilerinin kredi geri ödeme davranışları ile müşteri bilgileri kullanarak 6 aylık bir dönemdeki performans tahmini yapılmıştır. Çalışma, farklı algoritmaların (Rastgele Orman Algoritması, Sinir Ağları, Destek Vektör Makineleri, Meyilli Hızlandırma Yöntemleri) kullanılarak performanslarının karşılaştırıldığı bir çalışmayı içermektedir. Veri seti olarak Yapı Kredi Bankası bünyesinde bulunan KOBİ müşterilerinin 1 Ocak 2015 – 1 Ekim 2016 tarihleri arasındaki kredi verileri kullanılmıştır. Elde edilen sonuçlar, müşteri riski analizi bağlamında müşterilerin ödeme davranışlarının önemli bir faktör olduğunu göstermektedir.

Manthoulis vd. (2020), ABD bankaları için 2006 ve 2015 yılları arasında yaklaşık 60.000 gözlem içeren verileri örneklemek için istatistiksel ve makine öğrenimi yöntemlerini kullanmıştır. Sıralı sınıflandırma modellerinin, bankaların iflastan önceki durumunu daha iyi analiz ettiği ve standart ikili sınıflandırma modelleriyle rekabet ettiği belirtilmiştir.

Momparler vd. (2020), ABD bankacılık sektöründe banka iflasına yol açan faktörlerin kombinasyonlarını belirlemek amacıyla bulanık küme nitel karşılaştırmalı analizi (fsQCA) kullanılmıştır. Modelde 2001-2015 yılları arasında 156 ABD bankası için 30 finansal oran kullanılmıştır. Sonuçlar, takipteki varlıklar (çoğunlukla batık krediler) bankaların bilançolarının

büyük bir bölümünü oluşturduğunda ve risk kapsamı (kredi zararı karşılığı) ve aktifleştirme seviyeleri düşük olduğunda, bankanın batma olasılığının yüksek olduğunu göstermiştir.

Petropoulos vd. (2020), banka iflaslarını tahmin etmek için çeşitli modelleme teknikleri kullanmıştır. Veri setini 2008-2014 yılları arasında ABD finans kurumlarından gelen veriler oluşturmaktadır. Elde edilen sonuçlar, Rastgele Orman Algoritmasının, Doğrusal Ayrımcılık Analizi, Destek Vektör Makineleri ve Sinir Ağları gibi bir dizi diğer modelden tutarlı bir şekilde daha iyi performans gösterdiğini ortaya çıkarmaktadır. Diğer taraftan bulgular CAMELS analizi çerçevesinde, kazanç ve sermaye metriklerinin banka iflaslarının tahmininde büyük rol oynadığını da göstermiştir.

3.2. Veri ve Yöntem

Çalışmada veri seti 1998-2000 yılları arasında Türkiye’de faaliyette bulunan 37 özel ticari bankanın yıllık finansal oranlarından oluşmakta olup, veriler BDDK’nın veri tabanından elde edilmiştir. 37 bankadan 17’si Asya ve 2001 finansal krizleri nedeniyle finansal başarısızlıkla karşı karşıya kalmıştır. Ekinci ve Erdal (2017)’in çalışmalarında kullandığı 35 finansal orandan yalnızca kredi riskiyle ilgili olan 15 finansal oran seçilerek veri madenciliği araç seti Waikato Bilgi Analizi Ortamı (WEKA) sürüm 3.8.5. ampirik çalışma için kullanılmaktadır. Öte yandan çalışmada kullanılan bankalara ait finansal oranlarda yalnızca bankaların battıkları yıllara dair finansal oranlar kullanılmıştır.

Kullanılan finansal oranlara tarafimca hazırlanmış Tablo 5’te yer verilirken, çalışmada verileri kullanılan sağlam ve batık bankalar ise Tablo 6’da sunulmuştur. Diğer taraftan modelde kullanılan finansal oranların modelde yer alan görünümünün hangi oranlara denk geldiği (A1, A2 vb.) tarafimca hazırlanmış Tablo 5 içerisinde belirtilmiştir.

Tablo 5: Modelde Kullanılan Finansal Oranlar

Aktif
A1: Toplam Kredilerin Toplam Aktiflere Oranı
A2: Takipteki Kredilerin Toplam Kredilere Oranı
A3: Duran Aktiflerin Toplam Aktiflere Oranı
Sermaye
A4: (Öz Kaynak + Toplam Karın)/ Toplam Aktiflere Bölümü
A5: (Öz Kaynak+ Toplam Karın)/(Mevduat+Mevduat Dışı Kaynaklara Bölümü)
A6: Net Çalışma Sermayesi/Toplam Aktifler
A7: Döviz Pozisyonu/Öz Kaynak
A8: (Öz Kaynak+Toplam Kar) / (Toplam Aktifler + Gayrinakdi Krediler)

Tablo 5: (Devam)

Likidite
A9: Likit Aktifler/(Mevduat + Mevduat Dışı Kaynaklar)
Karlılık
A10: Takipteki Alacak Provizyonu/ Toplam Krediler
A11: Takipteki Alacak Provizyonu/Toplam Aktiflere Oranı
A12: Net Dönem Karı/Ortalama Toplam Aktifler
Gelir-Gider
A13: Takipteki Alacakların Net Faiz Gelirine/Ortalama Toplam Aktiflere
A14: Faiz Gelirleri/Faiz Giderleri
A15: Faiz Giderleri/Toplam Giderler

Tablo 6: Çalışmada Kullanılan Sağlam ve Batık Bankalar

Sağlam Bankalar	Batık Bankalar
1. Adabank A.Ş.	1. Ege Giyim Sanayicileri Bankası A.Ş. (EGSbank)
2. Akbank T.A.Ş.	2. İktisat Bankası T.A.Ş.
3. Alternatif Bank A.Ş.	3. Kentbank A.Ş.
4. Anadolubank A.Ş.	4. Milli Aydın Bankası T.A.Ş. (TarisBank)
5. Birleşik Türk Körfez Bankası A.Ş.	5. Sitebank A.Ş.
6. Denizbank A.Ş.	6. Toprakbank A.Ş.
7. Finans Bank A.Ş.	7. Bank Ekspres A.Ş.
8. Koçbank A.Ş.	8. Bank Kapital Türk A.Ş.
9. MNG Bank A.Ş.	9. Bayındırbank A.Ş.
10. Oyak Bank A.Ş.	10. Demirbank T.A.Ş.
11. Pamukbank T.A.Ş.	11. Egebank A.Ş.
12. Şekerbank T.A.Ş.	12. Eskişehir Bankası T.A.Ş. (Esbank)
13. Tekstil Bankası A.Ş.	13. Etibank A.Ş.
14. Turkish Bank A.Ş.	14. Interbank
15. Türk Dış Ticaret Bankası A.Ş.	15. Sümerbank A.Ş.
16. Türk Ekonomi Bankası A.Ş.	16. Türkiye Tütüncüler Bankası Yaşarbank A.Ş.
17. Türkiye Garanti Bankası A.Ş.	17. Yurt Ticaret ve Kredi Bankası A.Ş. (Yurtbank)
18. Türkiye İmar Bankası T.A.Ş.	
19. Türkiye İş Bankası A.Ş.	
20. Yapı ve Kredi Bankası A.Ş.	

Kaynak: (TBB, 2000) (https://verisistemi.tbb.org.tr/index.php?/tbb/report_mali TBB veri sisteminden alınmıştır.)

Çalışmanın yönteminde Türkiye'deki banka iflaslarını sınıflandırmak için 6 farklı makine öğrenmesi algoritması kullanılmıştır. Bu araştırmaya devam etmek için en iyi sınıflandırıcıların bulunmaya çalışıldığı bir dizi ön deneyden sonra Lojistik regresyon, Çok Katmanlı Algılayıcı (MLP), Rastgele Orman, J48, XGBoost (Gradient Boosting), GLMBoost (Genel Doğrusal Model) modelleri kullanılmıştır. Modelde kullanılan makine öğrenmesi algoritmaları hakkında ilerleyen bölümlerde bilgi verilmiştir.

3.2.1. Lojistik Regresyon

Lojistik regresyon, ikili sınıfları tahmin etmek için kullanılan istatistiksel bir yöntemdir ve sonucun yalnızca iki değere sahip olabilecek bir olasılığını tahmin etmek için kullanılır. Tahmin, bir ya da daha fazla öngörünün (sayısal ve kategorik) kullanımına dayanmaktadır (Kazan ve Karakoca, 2019: 18).

Lojistik regresyon algoritması, ikili sınıflandırma problemlerinde kullanılarak iki değerden biriyle ifade edilir. Örneğin; doğru ya da yanlış, geçti ya da kaldı gibi ikili sınıflandırma problemlerinde kullanılmaktadır. Bir yanıtın iki kategorisinden birine girme olasılığını tahmin etmek için kullanılan bir algoritmadır.

Lojistik regresyon, doğrusal regresyon modeline benzer şekilde çalışır, ancak bağımlı değişkenin sürekli bir değer yerine kategorik bir değere sahip olduğu durumlarda kullanılır. Doğrusal regresyon modelinde, bağımlı değişkenin tahmini değeri, bağımsız değişkenlerin lineer bir kombinasyonu olarak ifade edilirken, lojistik regresyon modelinde bağımlı değişkenin tahmini olasılığı, bağımsız değişkenlerin bir fonksiyonu olarak ifade edilir. Lojistik regresyon bağımlı değişkenin ikili olduğu durumlarda kullanılır (Erkılıç ve Aksoy, 2020: 1422). Yani, hedef değişkenimiz “başarılı” veya “başarısız”, “evet” veya “hayır” gibi iki seçenekten oluşur. Bu noktada lojistik regresyon modeli, bağımlı değişkenin olasılığını hesaplar. Bu olasılık ise 0 ile 1 arasındadır.

Lojistik regresyon modeli, verilerin sınıflandırılmasında ve tahmin edilmesinde kullanılır. Örneğin, bir şirketin pazarlama kampanyası aracılığıyla bir ürün satın alan veya satın almayan müşterileri tahmin etmek için kullanılabilir. Bu durumda, bağımlı değişken, müşterinin ürün satın alıp almadığıdır ve bağımsız değişkenler, müşterinin demografik özellikleri, gelir düzeyi, reklam kampanyasına katılımı vb. olabilir. Ya da bir sağlık çalışanı bir hastanın kalp krizi riskini tahmin edebilmek adına bağımlı değişken olarak hastanın kalp krizi geçirip, geçirmediğini kullanabilecekken, bağımsız değişken olarak ise hastanın yaşı ve cinsiyetini kullanabilir. Başka bir örnek daha vermemiz gerekirse bankalar, kredi başvurularının onaylanıp onaylanmamasının belirlenmesinde de lojistik regresyonu kullanabilir.

Lojistik regresyonun avantajlarını ve dezavantajlarını şu şekilde sıralayabiliriz:

Avantajları:

- Sınıflandırma etkin olarak kullanılabilir. Örneğin, müşterilerin bir ürünü satın alıp almayacağı veya bir hastanın bir hastalığa sahip olup olmadığı gibi sınıflandırma problemleri için kullanılabilir (Çokluk, 2010: 1360).

- Sonucun olasılığını tahmin etmek için kullanılır ve bu nedenle sonuçların yorumlanması kolaydır.
- Çoklu değişkenlerin etkilerini tahmin edebilir ve bu nedenle modelleme esnekliği sunar.
- Gürbüz istatistiksel yöntemlerden biridir ve aykırı değerlerin etkisini azaltabilir (Kurt ve Türe, 2005: 69).

Dezavantajları:

- Lojistik regresyon, bağımsız değişkenler ve log-olasılık oranları arasında doğrusal bir ilişki varsayar. Gerçek ilişki doğrusal değilse, modelin performansı olumsuz etkilenebilir.
- Lojistik regresyon, aykırı değerlere hassastır. Aykırı değerler modelin katsayılarını ve performansını olumsuz etkileyebilir.
- Lojistik regresyon, gözlemler arasında bağımsızlık varsayımında bulunur, yani bir gözlemin diğerleri üzerindeki etkisi sıfırdır. Eğer bu bağımsızlık varsayımı ihlal edilirse, modelin güvenilirliği azalabilir.

Lojistik regresyonun avantajlarından biri, sonuçların yorumlanmasının biraz daha kolay olmasıdır. Lojistik regresyonun sonuçları, bağımsız değişkenlerin bir arada etkileşimli bir etkisi olduğunu veya bağımsız değişkenlerin belirli bir etkisi olduğunu gösterebilir. Sonuç olarak, lojistik regresyon önemli bir istatistiksel yöntemdir ve birçok alanda kullanılır. Bu yöntem, bağımlı değişkenin kategorik olduğu durumlarda kullanılabilir ve bağımsız değişkenlerin etkilerini hesaplamak ve sonuçları yorumlamak için kullanılabilir.

3.2.2. Çok Katmanlı Algılayıcı

Çok katmanlı algılayıcı (Multilayer Perceptron - MLP), yapay sinir ağlarının ana türlerinden biridir. MLP, doğrusal olmayan problemleri de çözeabilen bir modeldir. Bu nedenle, sınıflandırma, regresyon, görüntü işleme ve doğal dil işleme gibi birçok alanda yaygın olarak kullanılmaktadır. MLP, en az bir giriş katmanı, bir ya da daha çok gizli katman ve bir çıkış katmanından oluşmaktadır (Donel, 2012: 40).

Giriş katmanı, modelin veri setindeki girdileri kabul eder. Her girdi, bir nörona bağlanır ve bu nöronlar, gelen girdileri doğrudan gizli katmana göndermek için kullanılır. Gizli katmanlar, birbirine bağlı nöronlar arasındaki girdileri işler (Ömrüuzun, 2019: 72). Her bir nöron, girdilerin ağırlıklı toplamını hesaplar ve ardından bunu bir aktivasyon fonksiyonuna gönderir. Bu süreç, modelin veri setindeki özellikleri öğrenmesine ve bir sonraki katmana iletmeye olanak tanır. Çıkış katmanı, modelin tahminlerini üretir. Bu katman, son gizli katmanın çıktıları kabul eder ve belirli bir

aktivasyon fonksiyonuna gönderir. Çıkış katmanı genellikle sınıflandırma ya da regresyon problemleri için uygun bir aktivasyon fonksiyonu kullanır.

MLP'nin en önemli özelliklerinden biri, nitelikler arasındaki karşılıklı bağımlılıkları öğrenebilmesidir. Bu, modelin öğrenilmesi zor olan karmaşık ilişkileri tanımasına olanak tanır. MLP, çeşitli uygulamalarda kullanılır. Örneğin; sınıflandırma, regresyon, kümeleme, vb. MLP, derin öğrenme algoritmalarında sıklıkla kullanılan önemli bir bileşendir.

MLP'nin avantajlarını ve dezavantajlarını şu şekilde sıralayabiliriz:

Avantajları:

- Çok katmanlı yapısı sayesinde, öğrenme daha esnek ve etkili hale gelir.
- MLP'ler, öğrenme sürecinde özellikleri otomatik olarak çıkarır ve veri kümesinin karmaşıklığını yönetebilirler.
- Birçok girdi ve çıktı değişkeni arasındaki karmaşık ilişkileri öğrenebilirler.
- Büyük boyutlu veri kümelerinde iyi performans gösterirler.
- Yeterli miktarda veri ve öğrenme ile genellikle yüksek doğruluk oranları elde ederler (Özmen vd., 2018: 156).

Dezavantajları:

- Çok katmanlı algılayıcıları eğitirken uygun hiperparametrelerin seçilmesi ve veri setinin uygun şekilde hazırlanması gibi bazı zorluklar ortaya çıkabilir.
- Aşırı uyumluluk sorunu, yani öğrenilen modelin eğitim verilerine fazla uyum sağlaması ve yeni veriler için kötü sonuçlar vermesi muhtemeldir.
- Çok fazla bilgi işlem gücüne, diğer bir ifadeyle yüksek hesaplama gücüne ihtiyaç duymaktadırlar. Bu nedenle büyük veri kümeleri üzerinde çalışmanın hesaplama maliyeti yüksek olabilir.
- Veri kümesinin çok büyük olduğu durumlarda çok katmanlı algılayıcılar hafıza sınırlamaları nedeniyle zorluk çıkarabilirler. Diğer taraftan çok sayıda gizli katmanı olan büyük yapılar olduğunda eğitim süreci de daha yavaş hale gelebilir.

3.2.3. Rastgele Orman

Karar ağaçlarını baz alan rastgele orman algoritmaları; sınıflandırma, regresyon ve diğer görevler için birden fazla algoritmayı birleştirerek daha iyi sonuçlar üretmeyi amaçlayan bir topluluk öğrenme yöntemidir. Karar ağaçlarının aksine bir ağaç oluşturmaktan ziyade bir orman oluşturarak,

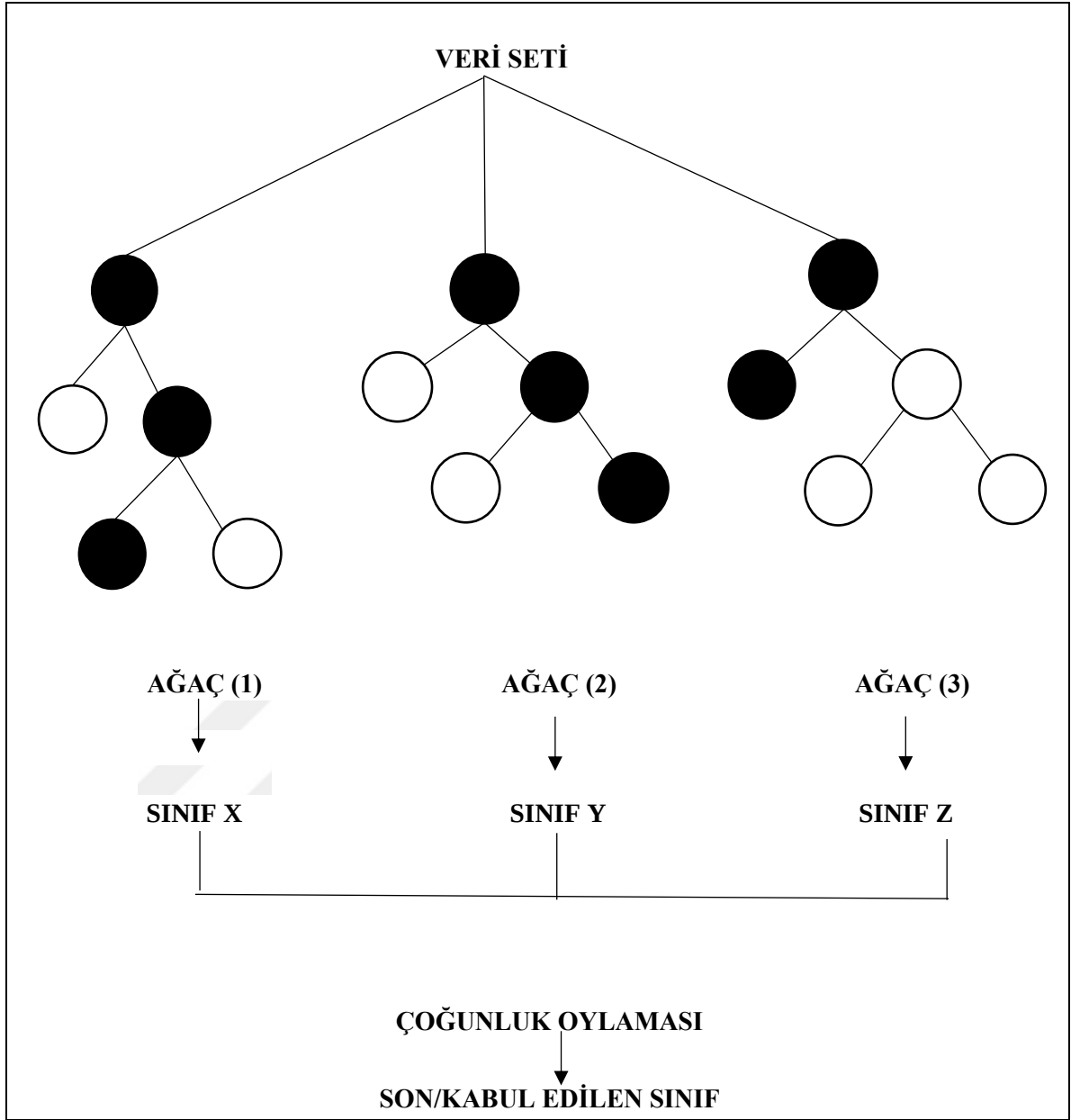
bu ormanda bulunan ağaçları rastgele düzenleyerek test nesnesinin son sınıfını belirlemek için rastgele karar ağacı biçimlerinden alınan oyları toplarlar (Okur, 2020: 43). Tarafımca oluşturulmuş Şekil 10'da karar ağacından farklı olan yapısı daha rahat ayırt edilebilirken, karar ağacında bir ağaç görünümü (Şekil 9) oluşurken, rastgele orman algoritmasında ise Şekil 10'da görüldüğü üzere bir orman oluşmaktadır.

Rastgele orman (Karar ormanı regresyonu) birden fazla ağacın bir araya getirilmesiyle oluşur. Her bir karar ağacı, karar kurallarını kullanarak verileri böler ve her bölgenin ortalamasını kullanarak tahminde bulunulan değeri belirler. Rastgele orman ise bu ağaçların birleştirilmesiyle ortaya çıkan çoklu tahminleri bir araya getirir ve bir sonuç üretir. Sonuçlar daha sonra oybirliği veya ortalama yöntemiyle birleştirilerek, daha iyi bir tahmin veya sınıflandırma yapılması amaçlanır.

Rastgele ormanlar, şu adımlarla oluşturulabilir:

- Veri kümesi rastgele alt kümeler oluşturmak için kullanılır. Bu alt kümeler, veri kümesindeki örneklerin çoğunu içerir, ancak her alt küme farklı örnekler içerir.
- Her bir alt küme, bir karar ağacı kullanılarak işlenir. Karar ağacı, girdi özelliklerine dayalı bir dizi karar kuralı kullanarak hedef değişkenini tahmin eder.
- Bu işlem, belirli bir sayıda karar ağacı (örneğin 100) oluşturulana kadar tekrarlanır.
- Tahminlerin ortalaması alınır ve rastgele ormanın nihai tahmini elde edilir.

Şekil 10: Rastgele Orman Algoritması



Rastgele Orman'ın avantajlarını ve dezavantajlarını şu şekilde sıralayabiliriz:

Avantajları:

- Birden fazla ağaçtan oluştuğundan ötürü her bir ağacın bir alanı spesifik bir şekilde öğrenme eğilimini azaltır. Başka bir deyişle aşırı öğrenmeyi azaltmış olur.
- Farklı veri tipleri ve özellikler üzerinde çalışabilir. Bu nedenle birçok farklı uygulama alanı mevcuttur. Bu yönüyle esnektir.
- Veri kümesindeki eksik verilerin varlığına rağmen iyi sonuçlar üretebilir.

- Büyük veri kümeleri üzerinde çalışırken işlem süresini kısaltır. Bunu paralel hesaplama tekniklerine borçludur (Can, 2021: 35).

Dezavantajları:

- Eğitim verileri küçük olduğunda ya da veri setinde dengesiz sınıf dağılımı mevcut ise performansı düşük olabilir.
- Veri setindeki önemli olayları anlamak için ayrıntılı analiz gerektirebilir. Çünkü karar ağaçlarının bir araya getirilmesiyle yorumlamada zorluk yaşanabilir.
- Karar ağaçlarına göre daha fazla bellek ve hesaplama gücü gerektirir.
- Bazı durumlarda aşırı genelleştirme sorunuyla karşılaşabilir ve bu nedenle daha fazla veriye veya modeldeki parametrelerin ayarlanmasına ihtiyaç duyabilir (Sabancı, 2019: 26).

3.2.4. J48

Verilerin kategorik ve sürekli olarak incelenmesinde kullanılan bir makine öğrenmesi karar ağacı algoritmasıdır. J48, C4.5 algoritması temel alınarak geliştirilen bir karar ağacı algoritmasıdır ve J. Ross Quinlan tarafından oluşturulmuştur. J48, weka yazılımı içinde yer alan C4.5 algoritmasının Java uyarlamasıdır. Karar ağaçları, bilgi temsiliinde kullanılan klasik bir makine öğrenmesi algoritmasıdır. Karar ağaçları verilerin yapılarını ifade etmekte hızlı ve güçlü bir yol sunmaktadır. Algoritma verileri özyinelemeli olarak sınıflandırılır ve bu işlem eğitim verilerinin en yüksek düzeyde doğruluğu sağlar. Ancak veriler belli davranış özelliklerini tanımlayan aşırı kuralları oluşturabilir (Nizam ve Akın, 2014: 4).

J48 algoritması, kolayca anlaşılabilen bir karar ağacı oluşturur ve bu yüzden popüler bir seçenek olarak kullanılan bir sınıflandırma algoritmasıdır. J48 algoritması, sınıflandırma yapmak için kullanılacak en iyi özellikleri seçmek adına bir karar ağacı oluşturur. Bu yöntem, modelin daha hızlı ve daha doğru sonuçlar vermesine yardımcı olabilir (Aksoy vd., 2019: 2). Bu özellikler, ağacın kök düğümünden başlayarak ağacın dallanması sırasında seçilir. Öte yandan bu algoritma eksik değerleri doldurmak için de kullanılabilir. Algoritmanın kullanımı açıklayıcı, kolay ve hızlıdır. Bu nedenle de sınıflandırma problemlerinin çözümünde sıklıkla tercih edilen bir yöntemdir.

J48 algoritmasının avantajlarını ve dezavantajlarını şu şekilde sıralayabiliriz:

Avantajları:

- Basit ve anlaşılır bir yapıya sahiptir. J48 algoritması verilerin daha kolay anlaşılmasını sağlamak için basit bir karar ağacı kullanır. Böylelikle sonuçların yorumlanması ve analizi kolaylaşır.
- Yüksek doğruluk sağlayan bir karar ağacı algoritmasıdır.
- Algoritma veri kümesindeki hatalı ya da eksik verilere karşı dirençlidir.
- Veri setindeki değişkenlerin önemini belirleyebilir ve bu yönüyle de analiz sürecini iyileştirir (Ceyhan, 2023: 567).
- Büyük veri setlerinde hızlı bir performans sergilemektedir.
- Öğrenme süreci, çok sayıda özellik ve sınıf varlığında dahi kısa sürmektedir. Diğer taraftan az bellek tüketimi ile de öne çıkan algoritma büyük veri setlerini kolaylıkla analiz edebilmektedir.
- Algoritma regresyon ve sınıflandırma problemlerinde kullanılabilmesi sayesinde birçok farklı alanda da kullanılabilmektedir.

Dezavantajları:

- J48 algoritmasının aşırı uyumlu modeller oluşturma eğiliminde olması verileri aşırı derecede uyum sağlayarak, genelleştirme yeteneğini düşürür ve beraberinde yeni veriler için daha düşük doğruluk oranlarına neden olabilir.
- Veri setindeki küçük değişikliklerden kolayca etkilenebilmektedir. Bu durum sınıflandırma sonuçlarında önemli farklılıklara neden olabilmektedir.
- Algoritma küçük veri kümeleri için uygun değildir. Bu durumda modelin aşırı uyumu ve veri eksikliği daha da artış gösterebilir.
- Sayısal verilerle daha iyi çalışırken, kategorik verilerle ise bazı sorunlar yaşayabilir. Bu durum da modelin doğruluğunu ve performansını etkileyebilir.
- Sınıf dengesizliği olan veri kümelerinde doğruluk düşük olabilir. Örneğin: bir veri sınıfı diğerlerinden daha fazla veri içeriyorsa, model bu sınıfı diğer sınıflardan daha iyi öğrenerek yanlış sınıflandırmasına neden olabilir (Hamid, 2021: 35).

3.2.5. XGBoost

Algoritmanın en önemli özelliği boş verileri etkili bir şekilde ele alabilmesi ve bunu hızlı bir şekilde gerçekleştirebilmesidir. Bu algoritma, yazılım ve donanım optimizasyonu tekniklerini kullanarak diğer algoritmalara göre daha az kaynak kullanmakta ve daha üstün sonuçlar elde etmeyi amaçlamaktadır. Karar ağacı tabanlı algoritmaların en iyisi olarak değerlendirilmektedir (Abar, 2020: 434).

XGBoost (Extreme Gradient Boosting), makine öğrenmesi ve istatistiksel tahminleme için popüler bir algoritmadır. XGBoost, özellikle yapısız veri kümeleri üzerinde sınıflandırma ve regresyon problemlerini çözmek için kullanılır. XGBoost, ağaç tabanlı bir yöntemdir ve gradient boosting framework'üne dayanır. Gradient boosting, zayıf tahminleyicileri (genellikle karar ağaçları) birleştirerek daha güçlü bir tahminleyici oluşturmayı hedefleyen bir makine öğrenmesi tekniğidir. XGBoost, gradient boosting tekniğini kullanarak birden çok karar ağacını bir araya getirir ve nihai tahmini üretir.

XGBoost, birçok avantajı olan etkili bir algoritmadır. Bunlar arasında yüksek performans, hızlı eğitim süreleri, ölçeklenebilirlik, düşük bellek kullanımı, düşük hesaplama kaynakları gerektirme, otomatik özellik seçimi ve model ayarlaması gibi özellikler yer alır. Ayrıca, doğal olarak kaynak dengesizliği olan veri kümeleriyle iyi başa çıkmak için özel olarak tasarlanmış bir ölçüm olan "ağırlıklı gradyan boostlama" da sunar (Abar, 2020: 434).

XGBoost, Python, Java, Scala ve diğer birçok programlama dilinde kullanılabilir. Aynı zamanda endüstriyel uygulamalarda ve veri bilimi yarışmalarında başarıyla kullanılan bir algoritmadır.

3.2.6. GLMBoost

GLM tahmin değişkenlerinin doğrusal kombinasyonlarına yanıtları ilişkilendirmek için kullanılan geniş bir model sınıfıdır. Türkçe literatürde Genel Doğrusal Model olarak bilinirken, bir istatistiksel modelleme tekniği olan Gradient Boosting for Generalized Linear Models (GLM) olarak da bilinir. Bu yöntem, geleneksel gradient boosting framework'ünü, genelleştirilmiş doğrusal modellere (GLM) uyarlamak için kullanılır.

GLMBoost, verilerdeki ilişkileri modellemek ve tahmin yapmak için GLM'lerin gücünü ve gradient boosting'in avantajlarını birleştirir. GLM'ler, birçok farklı dağılıma ve bağlantı işlevine sahip olabilen istatistiksel modellerdir. Bu nedenle, sınıflandırma, regresyon ve diğer tahmin problemlerini çözmek için geniş bir uygulama yelpazesine sahiptirler (Bunyaminu ve Issah, 2012: 9).

GLMBoost, ağaç tabanlı bir yöntemdir ve gradient boosting'in iteratif bir şekilde çalışan güncelleme sürecini kullanır. İlk olarak, başlangıç tahminleri oluşturulur ve ardından bir hata fonksiyonu üzerinden modelin gradienti hesaplanır. Daha sonra, yeni bir ağaç eklenerek bu hatayı en aza indirmeye çalışır. Bu işlem, belirli bir iterasyon sayısına veya hedef bir kayıp fonksiyonu değerine ulaşıncaya kadar tekrarlanır (Monti, 2011: 2).

GLMBoost'un avantajları, GLM'lerin sağladığı esneklik ve yorumlanabilirlikle birlikte, gradient boosting'in sağladığı yüksek performans, ölçeklenebilirlik ve özellik seçimi yetenekleridir. Ayrıca, GLMBoost, doğal olarak kaynak dengesizliği olan veri kümeleriyle başa çıkmak için ağırlıklı gradyan boostlama gibi özellikler de sunabilir. GLMBoost, özellikle finans, tıp, pazarlama ve risk değerlendirmesi gibi birçok alanda kullanılan bir algoritmadır.

3.2.7. Simülasyon ve Bulgular

Banka iflaslarını doğru bir şekilde tahmin etmek, hem bireysel yatırımcılar hem de global ekonomi için hayati bir öneme sahiptir. İflas eden bir bankanın yarattığı etki, sadece bankanın müşterilerini ve çalışanlarını değil, aynı zamanda ulusal ve uluslararası finans piyasalarını da derinden etkilemektedir. Dolayısıyla, bu tür olayları önceden tahmin edebilmek, potansiyel krizleri önlemek ve ekonomik istikrarı sürdürmek adına büyük bir avantaj sağlamaktadır.

Yapay zeka ve makine öğrenimi teknolojileri, bu önemli sorunu çözmede kritik bir rol oynamaktadır. Geleneksel istatistiksel yöntemlere göre daha esnek ve öğrenme kabiliyeti daha yüksek olan bu modeller, büyük veri setleri üzerinde karmaşık ilişkileri ve örüntüleri belirleyebilir.

Çalışmada, banka iflaslarını tahmin etmek amacıyla bir dizi yapay zeka modeli kullanılmıştır. Elde edilen sonuçlar şu şekildedir:

Tablo 7: Simülasyona ve Sonuçlara Yönelik Veriler

	Lojistik Regresyon	Çok Katmanlı Algılayıcı	Rastgele Orman	J48	XGBoost	Genel Doğrusal Model
Tahmin Başarısı	95%	97%	89%	95%	89%	95%
Duyarlılık Oranı	88%	94%	88%	88%	88%	88%
Kappa Oranı	89%	94%	78%	89%	78%	89%
AUC Değeri	95%	99%	97%	92%	85%	99%

Ekte belirtilen ve tarafımda hazırlanmış Tablo 7’de analizi yapılan sonuçlar bu tezdeki veri setine ait olmakla beraber, bu tür tahminlerde tek bir modele bağlı kalmak yerine, farklı modellerin kombinasyonlarını kullanarak bir ensemble yaklaşımı da benimsenmesi, daha sağlam ve güvenilir sonuçlar elde etmeye yardımcı olmaktadır.

Tahmin Başarısı: Multilayer Perceptron, %97 ile en yüksek tahmin başarısına sahip modeldir.

Duyarlılık Oranı: Duyarlılık oranı, gerçekte iflas eden bankaların ne kadarının doğru olarak tespit edildiğini gösterir. Bu metrikte Multilayer Perceptron, %94 ile öne çıkmaktadır.

Kappa Oranı: Bu istatistik, tahminlerin gerçek sonuçlarla ne kadar uyumlu olduğunu ölçer. Multilayer Perceptron ve GLMBoost, %94 ve %89 ile en yüksek uyumu göstermektedir.

ROC Eğrisinin Altında Kalan Alan (AUC): Multilayer Perceptron ve GLMBoost, %99 ile en yüksek AUC değerlerine sahip olurken, bu da bu modellerin sınıfları ayırt etme kabiliyetlerinin çok yüksek olduğunu göstermektedir.

Öte yandan modelde kullanılan batık bankalara yönelik finansal oranlar ise ekte yer alan ve tarafımda oluşturulmuş olan Tablo 14’de sunulmuştur. Modelde kullanılan lojistik regresyon, çok katmanlı algılayıcı, rastgele orman, J48, XGBoost ve GLMBoost’a yönelik tüm sonuçlar tarafımda düzenlenen Tablo 8, 9, 10, 11, 12, ve 13 ile Şekil 11, 12, 13’te yine tarafımda düzenlenerek ilerleyen bölümlerde sunulmuştur.

Çok katmanlı algılayıcı (Multilayer Perceptron) en başarılı bulguları elde etmiştir. Bu sonuçlar Çok Katmanlı Algılayıcı’nın kredi risk tahminlerinde en iyi performansı sağlayan algoritma olduğunu göstermektedir. Öyle ki Çok Katmanlı Algılayıcı, batık olan 17 bankadan 16 tanesini doğru tespit ederken, 20 sağlam bankanın tamamını doğru tespit etmiştir.

Tablo 8: Çok Katmanlı Algılayıcı’nın Batık Bankaların Finansal Oranları ile Test Edilmesi

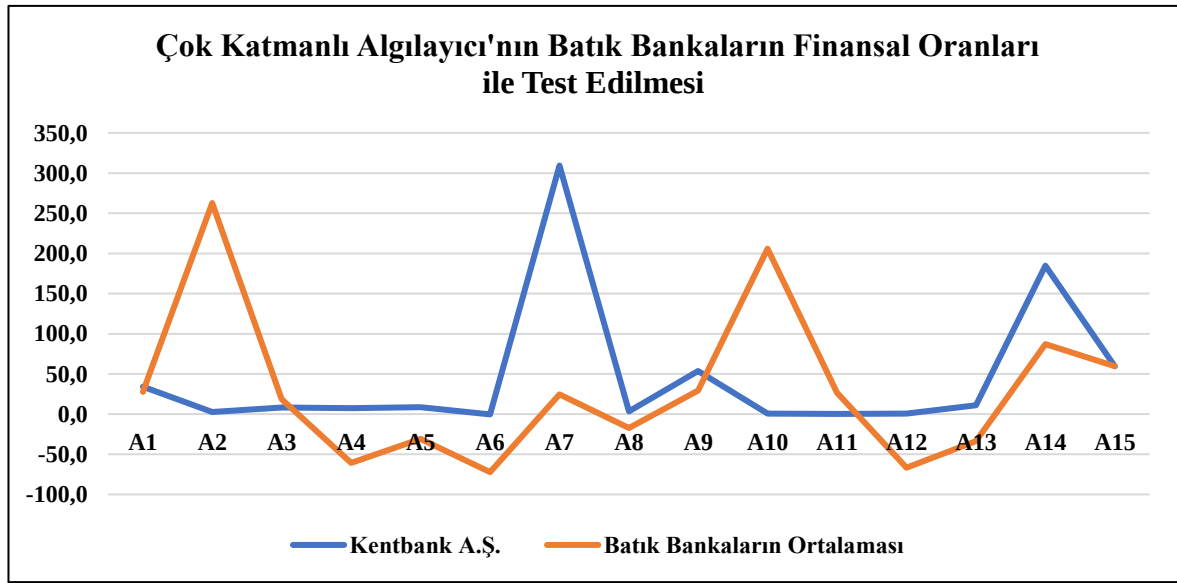
Çok Katmanlı Algılayıcı	A1	A2	A3	A4	A5	A6	A7	A8	A9	A10	A11	A12	A13	A14	A15
Kentbank A.Ş.	34,2	2,6	8,1	7,4	8,5	-0,4	309,2	3,5	53,7	0,7	0,2	0,8	11,0	184,6	59,6
Batık Bankaların Ortalaması	27,5	262,6	18,7	-60,6	-30,8	-72,2	24,7	-17,5	29,2	205,7	26,6	-66,8	-33,6	86,9	59,7

Çok katmanlı algılayıcı’nın tespit edemediği banka Kentbank A.Ş. olurken, oluşturulan modelde ortalamadan ciddi anlamda sapan finansal oranlar ise A2, A7 ve A10 finansal oranları olmuştur. A2 finansal oranını; Takipteki Krediler / Toplam Krediler, A7 finansal oranını Döviz Pozisyonu / Özkaynak, A10 finansal oranını ise Takipteki Alacak Provizyonu / Toplam Krediler temsil etmektedir. Batık bankalarda A2 finansal oranı ortalama 2,6 seviyesinde iken Kentbank A.Ş.’de bu finansal oran 262,6 olarak karşımıza çıkmaktadır. A7 finansal oranı batık bankalarda ortalama 24,7 seviyesinde iken Kentbank A.Ş.’de ise bu finansal oran 309,2 ve A10 finansal oranı ise batık bankalarda ortalama 205,7 seviyesinde olduğu görülürken, Kentbank A.Ş.’de ise 0,7 olduğu tespit edilmiştir.

A2 ile temsil edilen Takipteki Krediler / Toplam Krediler finansal oranı, batık bankaların ortalaması olan 262,6 seviyesinin oldukça altında sonuç verirken, A7 ile temsil edilen Döviz Pozisyonu / Özkaynak finansal oranı batık bankaların ortalamasının oldukça üzerinde sonuç vermektedir. A10 ile temsil edilen Takipteki Alacak Provizyonu / Toplam Krediler finansal oranı ise batık bankaların ortalamasının oldukça altında gerçekleşmiştir.

Tarafınca hazırlanmış Şekil 11’de batık bankaların tamamının her finansal oran için ortalaması ayrıca alınmış olup Kentbank A.Ş. nezdinde karşılaştırılması grafik üzerinden sunulmuştur.

Şekil 11: Çok Katmanlı Algılayıcı'nın Batık Bankaların Finansal Oranları ile Test Edilmesi



Şekil 11’de batık bankaların ortalamalarından ciddi miktarda sapan finansal oranlar Takipteki Krediler / Toplam Krediler , Döviz Pozisyonu / Özkaynak ve Takipteki Alacak Provizyonu / Toplam Krediler olarak karşımıza çıkmaktadır.

Lojistik regresyon, batık olan 17 bankadan 15’ini doğru tespit ederken, 20 sağlam bankanın ise tamamını doğru tespit etmiştir.

Tablo 9: Lojistik Regresyon'un Batık Bankaların Finansal Oranları ile Test Edilmesi

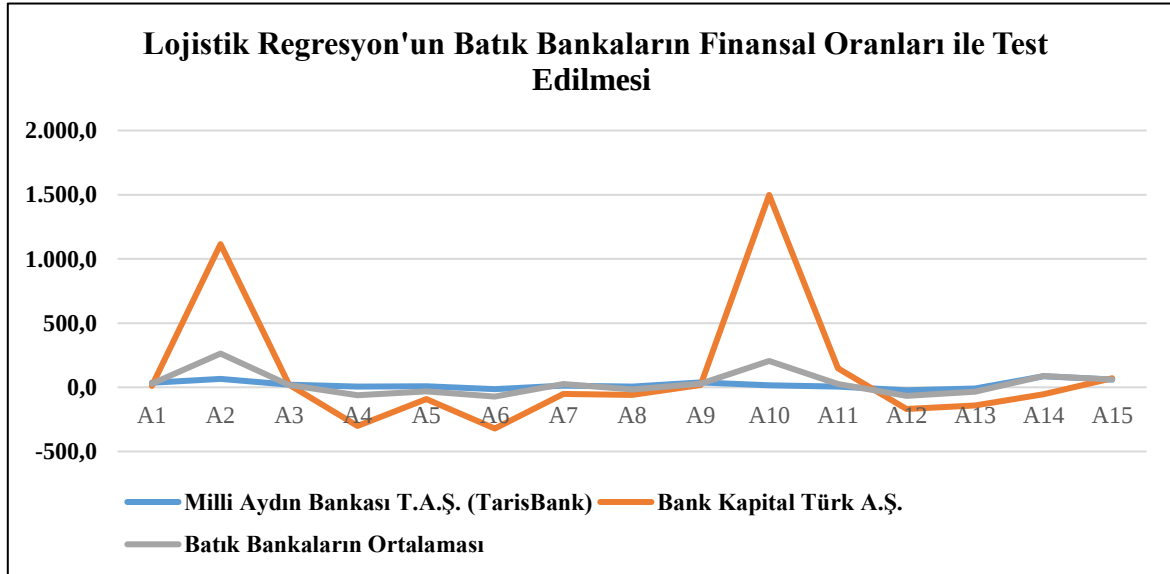
Lojistik Regresyon	A1	A2	A3	A4	A5	A6	A7	A8	A9	A10	A11	A12	A13	A14	A15
Milli Aydın Bankası T.A.Ş.	34,9	66,0	21,6	6,4	7,4	-15,1	13,9	4,8	37,3	14,6	5,1	-23,1	-8,9	86,1	61,1
Bank Kapital Türk A.Ş.	9,9	1.115,1	20,2	-300,9	-90,5	-321,1	-51,7	-60,5	19,0	1.498,0	147,8	-169,2	-142,8	-54,4	69,5
Batık Bankaların Ortalaması	27,5	262,6	18,7	-60,6	-30,8	-72,2	24,7	-17,5	29,2	205,7	26,6	-66,8	-33,6	86,9	59,7

Lojistik Regresyon'un tespit edemediği bankalar Milli Aydın Bankası T.A.Ş. ve Bank Kapital Türk A.Ş. olurken, oluşturulan modelde ortalama yüksek miktarda sapan finansal oranlar ise A2 ve A10 finansal oranları olmuştur. A1 finansal oranı ise batık bankaların ortalamasından görece daha küçük miktarda sapma göstermekle birlikte bu oran Toplam Krediler / Toplam Aktifler finansal oranını temsil etmektedir. Ortalamadan ciddi miktarda sapma gösteren; A2 finansal oranını Takipteki Krediler/ Toplam Krediler, A10 finansal oranını ise Takipteki Alacak Provizyonu / Toplam Krediler temsil etmektedir.

Batık bankalardan tespit edilemeyen Milli Aydın Bankası T.A.Ş. (Tarisbank) ortalama küçük miktarda sapma gösteren A1 finansal oranı ortalama 34,9 seviyesinde iken batık bankalarda ortalama 27,5 olarak karşımıza çıkmaktadır. Lojistik regresyon analizinde batık olmasına karşın tespit edilemeyen diğer banka konumunda yer alan Bank Kapital Türk A.Ş.'de, A2 finansal oranı ortalama 1.115,1 seviyesinde iken batık bankalarda ortalama 262,6 olarak karşımıza çıkmaktadır. Benzer şekilde, yine ortalama ciddi miktarda sapan A10 finansal oranı banka için 1.498 seviyesinde iken, batık bankalarda ortalama 205,7 seviyesindedir.

Tarafımca hazırlanmış Şekil 12'de batık bankaların tamamının her finansal oran için ortalaması ayrıca alınmış olup Milli Aydın Bankası T.A.Ş. ve Bank Kapital Türk A.Ş. nezdinde karşılaştırılması grafik üzerinden sunulmuştur:

Şekil 12: Lojistik Regresyon'un Batık Bankaların Finansal Oranları ile Test Edilmesi



Şekil 12'de batık bankaların ortalamalarından ciddi miktarda sapan finansal oranlar Toplam Krediler / Toplam Aktifler , Takipteki Krediler / Toplam Krediler, Takipteki Alacak Provizyonu / Toplam Krediler olarak karşımıza çıkmaktadır.

Rastgele Orman ise batık olan 17 bankadan 15 tanesini doğru tespit ederken, 20 sağlam bankadan 18 tanesini doğru tespit etmiştir.

Tablo 10: Rastgele Orman’ın Batık Bankaların Finansal Oranları ile Test Edilmesi

Rastgele Orman	A1	A2	A3	A4	A5	A6	A7	A8	A9	A10	A11	A12	A13	A14	A15
Kentbank A.Ş.	34,2	2,6	8,1	7,4	8,5	-0,4	309,2	3,5	53,7	0,7	0,2	0,8	11,0	184,6	59,6
Bayındırбанк A.Ş.	20,7	6,1	8,6	14,1	17,2	5,5	6,6	8,7	72,1	1,7	0,4	0,4	7,4	143,9	61,0
Batık Bankaların Ortalaması	27,5	262,6	18,7	-60,6	-30,8	-72,2	24,7	-17,5	29,2	205,7	26,6	-66,8	-33,6	86,9	59,7

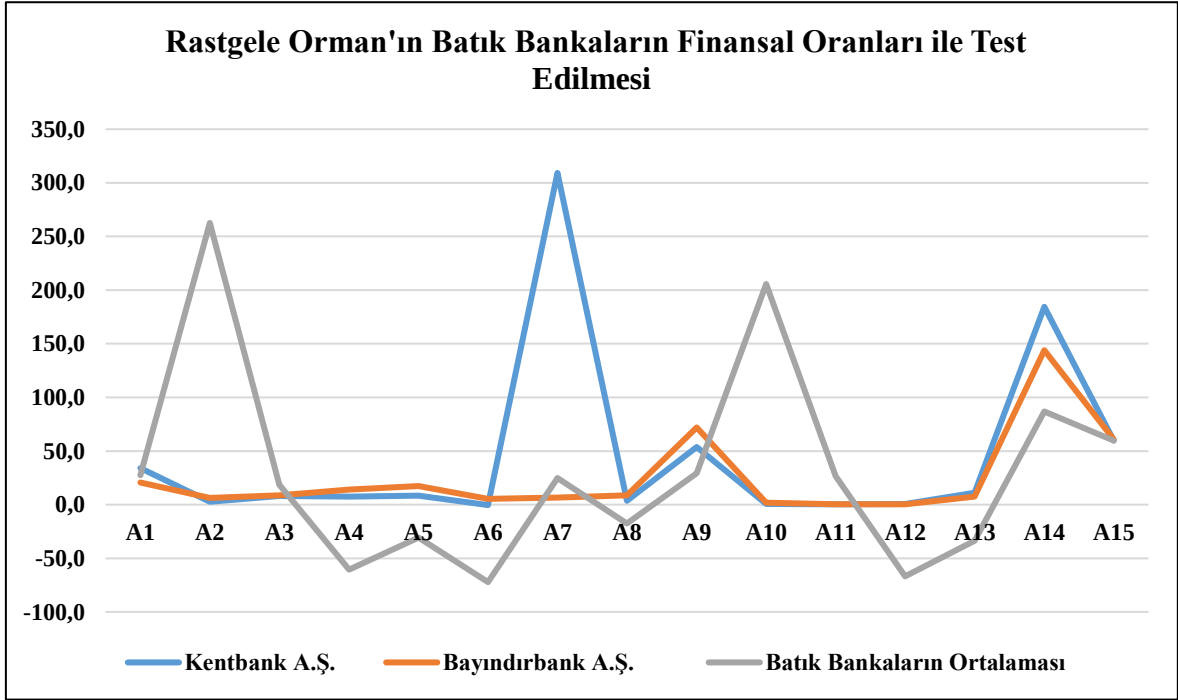
Rastgele Orman’ın tespit edemediği bankalar Kentbank A.Ş. ve Bayındırбанк A.Ş. olurken, oluşturulan modelde ortalamadan yüksek miktarda sapan finansal oranlar A2, A7, A10 ve A14 finansal oranları olmuştur. A2 Takipteki Krediler / Toplam Krediler , A7 Döviz Pozisyonu / Özkaynak, A10 Takipteki Alacak Provizyonu / Toplam Krediler ve A14 ise Faiz gelirleri / Faiz giderleri’ni temsil etmektedir.

Batık bankalardan tespit edilemeyen Kentbank A.Ş. ve Bayındırбанк A.Ş. için A2 finansal oranı batık bankaların ortalaması olan 262,6 seviyesinden ciddi miktarda sapma gösterirken, bu oran Kentbank A.Ş. için 2,6 ve Bayındırбанк A.Ş. için 6,1 seviyesinde gerçekleşmiştir. Böylelikle iki bankanın Takipteki Krediler / Toplam Krediler oranının batık bankaların ortalamasından daha düşük olduğu görülmektedir. A7 finansal oranı ise Kentbank A.Ş. nezdinde batık bankaların ortalaması olan 24,7 seviyesinden oldukça sapma göstererek 309,2 olarak gerçekleşmiştir. Bayındırбанк A.Ş.’de ise sapma Kentbank A.Ş. ‘ye göre daha sınırlı kalırken, 6,6 seviyesinde gerçekleşmiştir. Böylelikle Kentbank A.Ş.’nin Döviz pozisyonu / Özkaynak oranının, batık bankaların ortalamasından daha yüksek olduğu görülürken, Bayındırбанк A.Ş.’nin ise batık bankaların ortalamasına daha yakın olduğu görülmektedir.

A10 ve A12 finansal oranları ise her iki banka içinde batık bankaların ortalamasından ciddi sapma göstermiştir. Takipteki alacak provizyonu / Toplam krediler finansal oranı batık bankaların ortalamasının oldukça altında olduğu görülürken, Faiz Gelirleri/Faiz Giderleri finansal oranı ise batık bankaların ortalamasının oldukça üzerinde olduğu görülmektedir.

Tarafimca hazırlanmış Şekil 13’de batık bankaların tamamının her finansal oran için ortalaması ayrıca alınmış olup Kentbank A.Ş. nezdinde karşılaştırılması grafik üzerinden sunulmuştur:

Şekil 13: Rastgele Orman'ın Batık Bankaların Finansal Oranları ile Test Edilmesi



Şekil 13’de batık bankaların ortalamalarından ciddi miktarda sapan finansal oranlar Takipteki Krediler / Toplam Krediler, Döviz Pozisyonu / Özkaynak, Takipteki Alacak Provizyonu / Toplam Krediler ve Faiz Gelirleri / Faiz Giderleri olarak karşımıza çıkmaktadır.

J48 algoritması, batık olan 17 bankadan 15 tanesini doğru tespit ederken, 20 sağlam bankanın tamamını doğru tespit ettiği görülmüştür.

Tablo 11: J48'in Batık Bankaların Finansal Oranları ile Test Edilmesi

J48	A1	A2	A3	A4	A5	A6	A7	A8	A9	A10	A11	A12	A13	A14	A15
Kentbank A.Ş.	34,2	2,6	8,1	7,4	8,5	-0,4	309,2	3,5	53,7	0,7	0,2	0,8	11,0	184,6	59,6
Bayındırbank A.Ş.	20,7	6,1	8,6	14,1	17,2	5,5	6,6	8,7	72,1	1,7	0,4	0,4	7,4	143,9	61,0
Batık Bankaların Ortalaması	27,5	262,6	18,7	-60,6	-30,8	-72,2	24,7	-17,5	29,2	205,7	26,6	-66,8	-33,6	86,9	59,7

J48’in tespit edemediği batık bankalar ile Rastgele Orman’ın tespit edemediği batık bankalar aynıdır. Her ikisi de karar ağaçları ile birlikte çalışmasından ötürü sonuçların benzerlik taşıması beklentiler arasında değerlendirilmektedir. Ancak J48 algoritmasının sağlam bankaları tespit etme noktasında rastgele orman’a göre daha başarılı sonuç verdiği görülmektedir. Öyle ki rastgele orman 2 sağlam bankayı yanlış tespit ederken, J48 algoritması tüm sağlam bankaları doğru tespit etmiştir.

Genel Doğrusal Model (GLMBoost) ise batık olan 17 bankanın 15 tanesini doğru tespit ederken, 20 sağlam bankanın tamamını doğru tespit etmiştir.

Tablo 12: Genel Doğrusal Model'in Batık Bankaların Finansal Oranları ile Test Edilmesi

Genel Doğrusal Model	A1	A2	A3	A4	A5	A6	A7	A8	A9	A10	A11	A12	A13	A14	A15
Kentbank A.Ş.	34,2	2,6	8,1	7,4	8,5	-0,4	309,2	3,5	53,7	0,7	0,2	0,8	11,0	184,6	59,6
Bayındırbank A.Ş.	20,7	6,1	8,6	14,1	17,2	5,5	6,6	8,7	72,1	1,7	0,4	0,4	7,4	143,9	61,0
Batık Bankaların Ortalaması	27,5	262,6	18,7	-60,6	-30,8	-72,2	24,7	-17,5	29,2	205,7	26,6	-66,8	-33,6	86,9	59,7

Genel doğrusal modelin tespit edemediği batık bankalar J48, ve rastgele orman'ın tespit edemediği bankalar ile aynıdır. Ancak genel doğrusal model ve J48 algoritmaları rastgele ormanın aksine sağlam bankaları da doğru tespit etmektedir.

XGBoost algoritması ise 17 batık bankadan 15 tanesini doğru tespit ederken, sağlam 20 bankadan 18 tanesini doğru tespit etmeyi başarmıştır.

Tablo 13: XGBoost'un Batık Bankaların Finansal Oranları ile Test Edilmesi

XGBoost	A1	A2	A3	A4	A5	A6	A7	A8	A9	A10	A11	A12	A13	A14	A15
Kentbank A.Ş.	34,2	2,6	8,1	7,4	8,5	-0,4	309,2	3,5	53,7	0,7	0,2	0,8	11,0	184,6	59,6
Bayındırbank A.Ş.	20,7	6,1	8,6	14,1	17,2	5,5	6,6	8,7	72,1	1,7	0,4	0,4	7,4	143,9	61,0
Batık Bankaların Ortalaması	27,5	262,6	18,7	-60,6	-30,8	-72,2	24,7	-17,5	29,2	205,7	26,6	-66,8	-33,6	86,9	59,7

XGBoost'un tespit edemediği batık bankalar J48, rastgele orman ve genel doğrusal model ile aynıdır. Ancak XGBoost ve J48 sağlam bankalardan da iki tanesini doğru tespit edemediği görülmektedir.

Hem tahmin başarısı, hem iflas eden bankaların tespitindeki duyarlılık oranı hem de tahminlerin gerçek sonuçlarla uyumunda en başarılı modelin çok katmanlı algılayıcı olduğu görülmektedir.

Modelde tespit edilemeyen batık bankaların finansal oranları ile modelde kullanılan tüm batık bankaların finansal oranlarının ayrı ayrı ortalamasının alınması sonrasında, tespit edilemeyen batık bankalarda karşımıza üç farklı finansal oran çıkmaktadır. Bu finansal oranlar tespit edilemeyen batık bankalarda benzerlik göstermekle birlikte genel itibariyle ortalamadan sapma göstermiştir. Bu

finansal oranlar A2 yani Takipteki Krediler / Toplam Krediler , A7 yani Döviz Pozisyonu / Özkaynak ve A10 yani Takipteki Alacak Provizyonu / Toplam Krediler finansal oranlarıdır.

A2 finansal oranı olan takipteki kredilerin toplam kredilere oranı; tespit edilemeyen batık bankalarda, Bank Kapital Türk A.Ş. haricinde batık bankaların ortalamasından düşük olarak gözükmemektedir.

A7 finansal oranı olan döviz pozisyonunun özkaynaklara oranında tespit edilemeyen batık bankalarda yalnızca Kentbank A.Ş. batık bankaların ortalamasından yüksek sonuç vermektedir. Diğer bankalar olan Milli Aydın Bankası T.A.Ş. batık bankaların ortalamasına görece yakın sonuç verirken, Bank Kapital Türk A.Ş. ise negatif anlamda ciddi bir sapma göstermiştir.

A10 finansal oranı olan takipteki alacak provizyonunun toplam kredilere oranı, tespit edilemeyen batık bankalarda yalnızca Bank Kapital Türk A.Ş. de ortalama dan ciddi miktarda olumsuz yönde sapma göstermiştir.

Özetleyecek olursak tespit edilemeyen bankalardan Kentbank A.Ş. ortalama dan sapma veren finansal oranlara sahip olsa da sağlam bankalara benzer nitelikte olabilecek finansal oranlara sahip görünmektedir. Bu durum bankanın tespit edilmesini zorlaştırmıştır. Milli Aydın Bankası T.A.Ş., finansal oranları ortalama dan sapmış olmasına rağmen, olumsuz yönde sapma gösteren finansal oranları sınırlıdır ve genellikle ortalama ya yakın değerlerde olması Kentbank A.Ş. gibi bankanın tespit edilmesini zorlaştırmıştır. Bank Kapital Türk A.Ş. de ise ortalama dan çok ciddi sapan değerler görülmektedir. Bu değerler diğer tüm yöntemlerde bankanın batık olduğuna yönelik doğru sonuç verirken lojistik regresyon analizinde batık olan bu banka tespit edilememiştir.

Sonuç olarak, banka iflaslarını tahmin etmek için en uygun modelin Multilayer Perceptron olduğu söylenebilmektedir. Bu model, çeşitli metriklerde yüksek performans göstererek, banka iflası riskinin erken ve doğru bir şekilde tespit edilmesine yardımcı olabilir.

SONUÇ ve ÖNERİLER

Banka iflaslarının doğru bir şekilde tahmin edilmesi, hem bireysel yatırımcılar hem de küresel ekonomi için son derece önemlidir. Bir bankanın iflas etmesi, sadece müşterilerini ve çalışanlarını değil, aynı zamanda ulusal ve uluslararası finans piyasalarını da derinden etkileyebilmektedir. Bu nedenle, bu tür olayları önceden tahmin etmek, potansiyel krizleri önlemek ve ekonomik istikrarı korumak açısından büyük bir avantaj sağlamaktadır.

Özellikle kriz dönemlerinde ya da ekonomik çalkantıların yaşandığı anlarda bankaların iflastan kurtarılması, kırılğan bankaların tespit edilmesi ve oluşabilecek likidite baskısının ele alınması ya da önlenmesi amacıyla bankaların değerlendirilmeye alınması büyük katkılar sunabilmektedir. Yapay zeka ve makine öğrenimi teknolojileri geleneksel yöntemlere göre öğrenme kabiliyeti daha yüksek olan ve daha esnek olarak kullanılabilen modeller olarak büyük veri setleri üzerinde karmaşık örüntüleri ve ilişkileri belirleyerek bu sorunun çözümünde kritik rol oynayabilmektedir.

Literatürde banka iflasları üzerine araştırma yapılan çalışma sayısı oldukça azdır. Araştırmada banka iflaslarını tespit etmek amacıyla 6 farklı makine öğrenmesi algoritması kullanılmış olup, çalışma örneklemini 1998 – 2000 yılları arasında Türkiye’de faaliyette bulunan 37 özel ticari bankanın yıllık finansal oran verileri oluşturmaktadır. Bu araştırmaya devam etmek için en iyi sınıflandırıcıların bulunmaya çalışıldığı bir dizi ön deneyden sonra araştırmada lojistik regresyon, çok katmanlı algılayıcı (MLP), rastgele orman, J48, XGBoost (Gradient Boosting), GLMBoost (Genel Doğrusal Model) modelleri kullanılmıştır.

Modelde yer alan ve ortalamalardan ciddi sapmalar olduğunda batık banka tespitinde hata payı oluşmasına neden olan finansal oranlara yönelik gelecek dönemlerde farklı kıstaslar belirlenebilir. Özellikle modelde kullanılan takipteki kredilerin toplam kredilere oranına yönelik finansal kriz dönemlerinde ek tedbirler uygulanması sağlanabilir. Öte yandan yine modelde karşımıza çıkan bir diğer oran konumunda yer alan döviz pozisyonunun özkaynaklara oranı için ise TCMB rezervlerinde gerileme olduğu ya da kur şoku yaşanabilecek dönemlere ilişkin ek tedbirler alınması kararlaştırılabilir. Yine modelde yer alan ve karşımıza çıkan diğer bir oran konumunda yer alan takipteki alacak provizyonunun toplam kredilere oranı için ise krediye yoğun talebin olduğu ve özellikle takipteki alacakların belirli bir orandan yüksek olduğu dönemler için ek tedbir alınarak olası risklerin önüne geçilmesi sağlanabilir.

İlerleyen dönemlerde modeli geliştirmek ve hata payını azaltmak maksadıyla batık bankalarda genel itibariyle ortalamadan sapan oranlar olan A2, A7 ve A10'un (Bu finansal oranlar A2 yani Takipteki Krediler / Toplam Krediler , A7 yani Döviz Pozisyonu / Özkaynak ve A10 yani Takipteki Alacak Provizyonu / Toplam Krediler finansal oranlarıdır.) daha detaylı bir şekilde incelenmesinin sağlanması modeldeki hata payının daha da azalmasını beraberinde getirebilir. Bu kapsamda modelde yıllık olarak alınan verilerin aylık ya da haftalık bazda oranlarla birlikte tekrardan değerlendirilmesi ortalamadan aşırı sapmaların azalmasını sağlayabilir. Öyle ki krizin ortaya çıktığı dönemde aşırılaşmaya başlayan oranların haftalık ya da aylık bazda ortalamalarının alınması sapan değerlerin oranının azalmasını da beraberinde getirerek modelin daha efektif bir şekilde çalışmasına olanak sağlayabilir.

Oluşturulan model ile özellikle kamu otoriteleri ilerleyen dönemlerde olası kriz anlarında hangi bankalara daha yüksek teşvik oranının verilebileceğini, hangi bankalara imtiyazlar tanınarak olası batık bankaların önüne geçilebileceğinin tespitini model kullanımı ile sağlayabilir. Böylelikle sağlam olan ve batık olmayacak bankalara aktarılacak likidite enjeksiyonunun, finansal durumu daha olumsuz olan, batık olması muhtemel bankalara aktarılması hem kamu kaynaklarının daha verimli kullanılmasını hem de banka iflaslarını azaltması beklenebilir. Diğer taraftan oluşabilecek banka iflaslarının potansiyel etkileri de modelin efektif kullanımı ile azaltılabileceği gibi finansal durumu risk taşıyan bankalarında önceden tespiti sağlanarak ilgili tedbirlerin alınması sağlanabilir.

Diğer taraftan, fon sağlayan bankaların, model ile birlikte kendi risk durumlarını ve diğer bankaların risk durumlarını tespit ederek basiretli bir yönetim tarzıyla dönemin koşullarına uygun kararlar alarak ilerlemesi beklenebilir.

Elde edilen sonuçlar makine öğrenmesi algoritmalarının banka iflaslarının tespitinde güvenilir bir tahmin modeli olarak kullanılabileceğini göstermektedir. Oluşturulan model, mevcut risk uygulamaları incelenerek, benzer modellere fikir vermek ve oluşturulabilecek diğer modellere fayda sağlamak amacıyla kullanılabilmesinin yanında banka iflası riskinin erken tespit edilebilmesine de yardımcı olabilir.

KAYNAKÇA

- Abar, Hayri (2020), "XGBoost ve Mars Yöntemleriyle Altın Fiyatlarının Kestirimi", **EKEV Akademi Dergisi**, (83), 434.
- Addo, Peter Martey vd. (2018), "Credit Risk Analysis Using Machine and Deep Learning Models", **Journal of Risk**, 6(2), 1-18. <https://doi.org/10.3390/risks6020038>.
- Aithal, Varsha ve Jathanna, Roshan David (2017), "Credit Risk Assessment using Machine Learning Techniques", **International Journal of Innovative Technology and Exploring Engineering**, 9(1), 3482-3486. Doi:10.35940/ijitee.A4936.119119.
- Akın, Bora Yılmaz (2017), **Kredi Risk Modellemesi**, Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi, İstanbul Ticaret Üniversitesi-Finans Enstitüsü.
- Akkaya, Muharrem, (2012), **Bankalarda Kredi Risk Yönetimi**. Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi, Marmara Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü.
- Aksoy, Gamzepelin vd. (2019), "Alışveriş Alışkanlıklarının Veri Madenciliği Sınıflandırma Algoritmaları ile İncelenmesi", **2019 1. Uluslararası Bilişim ve Yazılım Mühendisliği Konferansı (UBMYK)**, Ankara, 2. Doi:10.1109/UBMYK48245.2019.8965647.
- Altman, E. (1968), "Financial Ratios, Discriminant Analysis and The Prediction of Corporate Bankruptcy". **The Journal of Finance**, 23(4), 602.
- _____ (2000, Temmuz), "Predicting Financial Distress of Companies: Revisiting The Z-Score and Zeta® Models", <http://pages.stern.nyu.edu/~ealtman/Zscores.pdf> (11.10.2022).
- Aras, Güler (1995), **Ticari Bankalarda Kredi Portföyünün Yönetimi**, Yayınlanmamış Doktora Tezi, Marmara Üniversitesi-Sosyal Bilimler Enstitüsü.
- Ateş, Fatih (2023), **Bilişim Sektöründe Finansal Başarısızlığın Makine Öğrenmesi Yöntemleri ile Tahmini**, Yüksek Lisans Tezi, İskenderun Teknik Üniversitesi- Lisansüstü Eğitim Enstitüsü.
- Avcı, Tunahan (2011), **Bankacılık Sektöründe Kredi Riski Yönetimi: Türk Bankacılık Sektöründe Kredi Riskini Belirleyen Değişkenler Üzerine Bir Uygulama**, Yüksek Lisans Tezi, Çukurova Üniversitesi-Sosyal Bilimler Enstitüsü.
- Ayaydın, Hasan ve Durmuş, Savaş (2016), **Banka ve Finansal Sistem**. Ekin Basım Yayın Dağıtım, Bursa.
- Aylık Bankacılık Sektörü Verileri (Temel Gösterim). (11.20.2022), "Bankacılık Düzenleme ve Denetleme Kurumu", <https://www.bddk.org.tr/BultenAylık>.
- Bankacılık Düzenleme ve Denetleme Kurumu (2001, Şubat 8), "T.C. Resmi Gazete", <https://www.resmigazete.gov.tr/eskiler/2001/02/20010208.htm>.
- Bankacılık Düzenleme ve Denetleme Kurumu (2005), "Bankacılık Düzenleme ve Denetleme Kurumu Bankacılık Sektörü Risk Değerlendirme Raporu (Temmuz 2005 Dönemi), Araştırma Dairesi", http://www.bddk.org.tr/turkce/yayinlarveraporlar/rapor/bddk/risk_degerlendirme/RDR_Tem05.pdf (17.08.2022).

- Bankacılık Kanunu (19.10.2005), "Bankacılık Kanunu (25983), T.C Cumhurbaşkanlığı Mevzuat Bilgi Sistemi", <https://www.mevzuat.gov.tr/mevzuat?MevzuatNo=5411&MevzuatTur=1&MevzuatTertip=5>.
- Basel Bankacılık Denetim Komitesi (2003), "İşletme Risklerinin Yönetim ve Denetimi için Sağlam Uygulamalar", **Bankacılar Dergisi**, (46), 82-83.
- Basel Bankacılık Denetim Komitesi Risk Yönetimi Grubu (2000), **Principles for the Management of Credit Risk**. Basel.
- Berger, Allen N. ve Bouwman, Christa H. S. (2011). How Does Capital Affect Bank Performance During Financial Crises?, **Journal of Financial Economics (JFE)**, Doi:10.2139/ssrn.1739089
- Birliği, T. B. (19.10.2005), Bankacılık Kanunu. Krediler.
- Boratav, Korkut (2003), **Türkiye İktisat Tarihi**. İmge Kitabevi, Ankara.
- Bulut, Yakup, (2018), "Kredi ve Adalet", **Journal of International Banking Economy and Management Studies**, 91.
- Bunyaminu, Alhassan ve Issah, Mohammed (2012), The Sustainability of Micro-Finance Companies: Generalised Linear Modeling (GLM) Approach, **International Research Journal of Finance and Economics**, 9, <http://www.internationalresearchjournaloffinanceandeconomics.com>.
- Can, Canay (2021), **Eğitim Alanında Makine Öğrenimi Sınıflandırma Algoritmalarının İncelenmesi**, Yüksek Lisans Tezi, Akdeniz Üniversitesi-Eğitim Bilimleri Enstitüsü.
- Ceyhan, İsmail Fatih (2023), "İşletmelerde Finansal Başarısızlık Öngörüsünde Makine Öğrenmesinin Kullanımı: BİST Uygulaması", **Finans Ekonomi ve Sosyal Araştırmalar Dergisi**, 8(3), 567.
- Chiaromonte, Laura vd. (2016), "How Accurately Can Z-score Predict Bank Failure?", **Financial Markets, Institutions & Instruments**, 25(5), 333-360. Doi:10.1111/fmii.12077.
- Cleary, Sean ve Hebb, Greg (2016), "An efficient and Functional Model for Predicting Bank Distress: in and out of Sample Evidence". **Journal of Banking & Finance**, 64, 101-111. Doi:10.1016/j.jbankfin.2015.12.001.
- Çalış, Aslı vd., (2014), "Veri Madenciliğinde Karar Ağacı Algoritmaları ile Bilgisayar ve İnternet Güvenliği Üzerine Bir Uygulama". **Endüstri Mühendisliği Dergisi**, 25(3-4), 6, 7.
- Çokluk, Ömay (2010), "Lojistik Regresyon Analizi: Kavram ve Uygulama", **Kuram ve Uygulamada Eğitim Bilimleri**, 10(3), 1360.
- Dağlı, Hüseyin, (2000), **Sermaye Piyasası ve Portföy Analizi**, 1. Baskı, Derya Kitapevi, Trabzon.
- Dayan, Volkan ve Kargın, Sibel (2013), "Basel II Düzenlemeleri Çerçevesinde Kullanılan Kredi Riski Modelleri: Karşılaştırmalı Bir Çalışma", **Journal of Yaşar University**, 8(32), 5433-5464. https://dergipark.org.tr/tr/pub/jyasar/issue/19144/203144#article_cite.
- Demirel, Baki (2016), "Türk Bankacılık Sisteminde Kredi Riski ve Modellenmesi", **Sosyoekonomi**, 24(29), 23-44.
- Donel, Burak (2012), **Yapay Sinir Ağları ile Kredi Skorlama**, Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi, İstanbul Teknik Üniversitesi-Fen Bilimler Enstitüsü.
- Ekinci, Aykut ve Erdal, Halil İbrahim (2017), "Forecasting Bank Failure: Base Learners, Ensembles and Hybrid Ensembles", **Computational Economics**, (49), 677-686. Doi:10.1007/s10614-016-9623-y.
- Erkılıç, Cemre Ada ve Aksoy, Ahmet (2020), "Hastanelerde Finansal Başarısızlık Tahmini: Lojistik Regresyon Modeli ile Kamu Hastaneleri Üzerine Bir Uygulama", **İşletme Araştırmaları Dergisi**, 12(2), 1422. <https://doi.org/10.20491/isarder.2020.920>.

- Gogas, Periklis vd. (2018), "Forecasting Bank Failures and Stress Testing: A Machine Learning Approach", **International Journal of Forecasting**, 34(3), 440-455. Doi:10.1016/j.ijforecast.2018.01.009.
- Güner, Serkan (2005), **Basel Tabanlı Kredi Riski, Modellemeleri ve Bir Uygulama**, Doktora Tezi, Marmara Üniversitesi-Bankacılık ve Sigortacılık Enstitüsü.
- Güney, Habibe (2019), **Banka Hisse Senetlerine Ait Piyasa Riskinin Parametrik Olmayan Modeller ile Test Edilmesi**, Yüksek Lisans Tezi, Marmara Üniversitesi - Bankacılık ve Sigortacılık Enstitüsü.
- Gür, Esra (2007), **Bankacılıkta Risk Yönetimi ve Risk Ölçüm Yöntemleri**, Yüksek Lisans Tezi, Maltepe Üniversitesi-Sosyal Bilimler Üniversitesi.
- Hamid, Gonca (2021), **Çocuklarda Özofagus Yerleşimli Yabancı Cisimlerin Anestezi Altında Migrasyon İhtimalini Öngörmede Makina Öğrenmesi Modelinin Geliştirilmesi**, Uzmanlık Tezi, Pamukkale Üniversitesi-Tıp Fakültesi.
- Hamzo, Imad Hasan (2007), **Kredi Risk Yönetimi**, Yüksek Lisans Tezi, İstanbul Üniversitesi-Sosyal Bilimler Enstitüsü.
- Horasan, Mukadder ve Horasan, İlkay (2012), "Kredilendirme Süreci ve BASEL II Kriterleri ile Karşılaştırılması", **Marmara Üniversitesi İ.İ.B.F Dergisi**, 203.
- İltaş, Tuğba (2021), "Kredi Riski Ölçüm Modellerinin Değerlendirilmesi", **Finansal Araştırmalar ve Çalışmalar Dergisi**, 13(25), 522-525.
- İntaş, Özgür (2019), **24 Ocak 1980 Ekonomik Kararların Türkiye Ekonomisine Etkileri, Yansıması Ve Sonuçları**, Yüksek Lisans Tezi, Dicle Üniversitesi- Sosyal Bilimler Enstitüsü.
- İşcanoğlu, Ayşegül (2005), **Credit Scoring Methods and Accuracy Ratio**, Master's Thesis, Middle East Technical University.
- İşipek, Pekhan (2005), **Banka Stratejik Yönetimi Açısından Kredi Riski Yönetim Modelleri**, Marmara Üniversitesi-Bankacılık ve Sigortacılık Enstitüsü.
- Kalaycı, Sacide vd., (2018), "Credit Risk Analysis Using Machine Learning Algorithms", **26th Signal Processing and Communications Applications Conference**, 1-4. Doi:10.1109/SIU.2018.8404353.
- Kaya, Murat Emre (2006), **Credit Risk Modeling Using Machine Learning Techniques**, Yüksek Lisans Tezi, Boğaziçi Üniversitesi-Fen Bilimleri Enstitüsü /
- Kazan, Serap ve Karakoca, Hakan (2019), "Makine Öğrenmesi ile Ürün Kategorisi Sınıflandırma", **Sakarya University Journal of Computer and Information Sciences**, 2(1), 18.
- Kısacık, Fatma (2009), **Bankacılık Sektöründe Risk Yönetimi ve Risk Ölçüm Teknikleri Üzerine**, Yüksek Lisans Tezi, Yıldız Teknik Üniversitesi-Fen Bilimleri Enstitüsü.
- Köseoğlu, Ozan (2013), **Bankacılıkta Kredi Riskleri Analizi ve Kredi Riskleri Hakkında Bir Araştırma**, Yüksek Lisans Tezi, Hasan Kalyoncu Üniversitesi-Sosyal Bilimler Üniversitesi.
- Kupper, Elmer Funke (2000), **Risk Management in Banking**. Crisis.
- Kurt, İmran ve Türe, Mevlüt (2005), "Yapay Sinir Ağları ile Lojistik Regresyon Analizi'nin Karşılaştırılması", **İstatistik Araştırma Dergisi**, 4(1), 69.
- Le, Hong Hanh ve Viviani, Jean-Laurent (2018), "Predicting Bank Failure: An Improvement by Implementing a Machine-Learning Approach to Classical Financial Ratios", **Research in International Business and Finance**, 44, 16-25. Doi:10.1016/j.ribaf.2017.07.104
- Lu, Wenling ve Whidbee, David (2013), "Bank Structure and Failure During The Financial Crisis", **Journal of Financial Economic Policy**. Doi:10.1108/JFEP-02-2013-0006.

- Mandacı, Pınar Evrim (2003), "Türk Bankacılık Sektörünün Taşıdığı Riskler ve Finansal Krizi Aşmada", **Dokuz Eylül Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi**, 71.
- Manthoulis, Georgios vd. (2020), "An ordinal classification framework for bank failure prediction: Methodology and empirical evidence for US banks", **European Journal of Operational Research**, 786-801. doi:10.1016/j.ejor.2019.09.040.
- Momparler, Alexandre vd. (2020), "Revisiting Bank Failure In The United States: A Fuzzy-Set Analysis", **Economic Research-Ekonomska Istraživanja**, 33(1), 3017-3033. Doi:10.1080/1331677X.2019.1689838.
- Monti, Martin (2011), "Statistical Analysis of fMRI Time-Series: A Critical Review of the GLM Approach", **Front in Human Neuroscience**, 5(28), 2. Doi:10.3389/fnhum.2011.00028.
- Nizam, Hatice ve Akın, Saliha Sıla (2014), "Sosyal Medyada Makine Öğrenmesi ile Duygu Analizinde Dengeli ve Dengesiz Veri Setlerinin Performanslarının Karşılaştırılması", **XIX, Türkiye'de İnternet Konferansı**, 1(6), 4, İzmir.
- Okur, Hamdi (2020), **Makine Öğrenmesi Yöntemleriyle Kredi Riski Tahmini**, Yüksek Lisans Tezi, Gazi Üniversitesi-Fen Bilimleri Enstitüsü.
- Onan, Aytuğ (2015), "Şirket İflaslarının Tahmin Edilmesinde Karar Ağacı Algoritmalarının Karşılaştırmalı Başarım Analizi", **Bilişim Teknolojileri Dergisi**, 8(1), 11, 12. Doi:10.17671/btd.36087.
- Ömrüüzun, Berkehan (2019), **Yapay Sinir Ağları ile Kripto Paraların Fiyat Modellesi**, Yüksek Lisans Tezi, İstanbul Üniversitesi-Sosyal Bilimler Enstitüsü.
- Özbek, Özgür Erdal (2019), **Bankacılıkta Kredi Riski ve Türk Bankacılık Sektörünün Kredi Riski Görünümü**. Yüksek Lisans Tezi, Başkent Üniversitesi-Sosyal Bilimler Enstitüsü.
- Özden, Kürşat Özgür (2010), **Ticari Bankalarda Kredilendirme Süreci ve Kredi Riski Yönetimi**. Yüksek Lisans Tezi, Dokuz Eylül Üniversitesi-Sosyal Bilimler Enstitüsü.
- Özmen, Özlem (2018), "Sınıflandırıcıların Kalp Hastalığı Verileri Üzerine Performans Karşılaştırması", **Fırat Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi**, 30(3), 156.
- Öztürk, Nazım (2022), **Para Banka Kredi**, 5. Baskı, Ekin Kitabevi Yayınları, Bursa.
- Pandey, Trilok Nath vd. (2017), "Credit Risk Analysis Using Machine Learning Classifiers", **International Conference on Energy**, s. 1850-1854, Chennai, India. Doi:10.1109/ICECDS.2017.8389769.
- Parasız, İlker (2000), **Para Banka ve Finansal Piyasalar**, 7. Baskı, Ezgi Kitabevi, Bursa.
- _____. (2018), **Para Banka ve Finansal Piyasalar**, 10 Baskı, Ezgi Kitabevi, Bursa.
- Petropoulos, Anastasios vd. (2020), "Predicting Bank Insolvencies Using Machine Learning Techniques", **International Journal of Forecasting**, 37(3), 1092-1113. Doi:10.1016/j.ijforecast.2019.11.005.
- Sabancı, Dilek (2019), **Rastgele Orman Yaklaşımı Kullanılarak Çok Değişkenli Uyumlu Regresyon Şeritlerinde Model Seçimi**, Doktora Tezi, Ondokuz Mayıs Üniversitesi-Fen Bilimleri Enstitüsü.
- Sarı, Sultan (2020), "1999-2017 "Döneminde Türk Bankacılık Sektörü ve Kredilerin Gelişimi", **The Journal of Social Science**, 4(7), 329. Doi:10.30520/tjsosci.685874.
- _____. (2020, Aralık), **Banka Kredilerinde Sektörel Yoğunlaşma ve Kredi Riski İlişkisi: Türkiye Örneği (2007-2018)**. Doktora Tezi, Gazi Üniversitesi-Sosyal Bilimler Enstitüsü.
- Sayılı, Koray (2008), **Kredi Risk Yönetimi Kapsamında Kredi Türevleri: Sağladığı Fırsatlar ve Yarattığı Tehditler**. Yüksek Lisans Tezi, Ankara Üniversitesi-Sosyal Bilimler Enstitüsü.

- Soykan, Mehmet Erkan, (2008), **Alacak ve Kredi Riski Yönetimi: Uygulamalı Bir Araştırma**. Yüksek Lisans Tezi, Erciyes Üniversitesi-Sosyal Bilimler Enstitüsü.
- Sultan, Sarı (2004), **Ticari Bankalarda Risk Yönetimi ve Sermaye Yeterliliği**. Yüksek Lisans Tezi, Gazi Üniversitesi-Sosyal Bilimler Enstitüsü.
- Sümer, Gökhan (2016), Türk Bankacılık Sektörünün Tarihsel Gelişimi ve AB Bankacılık Sektörü İle Karşılaştırılması, **Gazi Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi**, 18(2), 491.
- Şakar, Birgül (2017), **Banka Kredileri ve Yönetimi**. Beta Yayınevi, İstanbul.
- Şakar, Hakan (2000), **Genel Bankacılık Bilgileri**, 4. Cilt, ECU Eğitim ve Danışmanlık Hizmetleri, İstanbul.
- Şimşek, Kemal Çağatay (2007), **Bankacılıkta Risk ve Risk Ölçüm Yöntemleri**, Yüksek Lisans Tezi, Ankara Üniversitesi-Sosyal Bilimler Enstitüsü.
- T.C. Hazine ve Maliye Bakanlığı (2020), **Bankalar Sektör Araştırma Raporu**, T.C. Hazine ve Maliye Bakanlığı, Ankara
- T.C. Ziraat Bankası Eğitim Daire Başkanlığı (2008), **Ticari Krediler Uygulama Esas ve Usulleri**, Ankara.
- The World Bank (16.09.2022), <https://data.worldbank.org/country/TR?locale=tr>
- Torna, Gökhan ve DeYoung, Robert (2013), "Nontraditional Banking Activities and Bank Failures During the Financial Crisis", **Journal of Financial Intermediation**, 22(3). Doi:10.2139/ssrn.2032246.
- Türk Dil Kurumu Sözlükleri (2022, 11 21), "Türk Dil Kurumu", <https://sozluk.gov.tr/> .
- Türkiye Bankalar Birliği (1999), **Kredi Riskinin Yönetimine İlişkin İlkeler**. Türkiye Bankalar Birliği.
- Türkiye Bankalar Birliği (2022), **Temel Ekonomi ve Bankacılık Göstergeleri Türkiye – AB Ülkeleri**, Türkiye Bankalar Birliği.
- Ürkmez, Emre (2013), **Kredi Riski Modellemesi: Türk Bankacılık Sektörü İçin Ekonometrik Bir Yaklaşım**, *Sosyoekonomi* 24(29),23-24.
- William, Beaver (1966), "Financial Ratios as Predictors of Failure", **Journal of Accounting Research**, 4, 72. Doi:10.2307/2490171.
- Yetiz, Filiz (2016, Nisan), "Bankacılığın Doğuşu ve Türk Bankacılık Sistemi", **Niğde Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi**, 2(9), 107, 110, 111.
- Yıldırım, Oğuz (2004), "Türk Bankacılık Sektörünün Temel Sorunları ve Sektörde Yaşanan Mali Riskler", **Dış Ticaret Dergisi**, 30(4).
- Yıldız, Raşit (2019), **Güçlü Ekonomiye Geçiş Programının Türkiye Ekonomisine Reel Etkileri**, Yüksek Lisans Tezi, Mehmet Akif Ersoy Üniversitesi-Sosyal Bilimler Enstitüsü.
- Yolcu, Semiha (2019), **Bankacılık Sektöründe Kredi Riski Yönetimi, Türk Bankacılık Sektöründe Uygulamalarının İncelenmesi**, Yüksek Lisans Tezi, Manisa Celal Bayar Üniversitesi-Sosyal Bilimler Enstitüsü.
- Yücesoy, Umran (2014), **Firmaların Finansal Kararlarında Uyguladıkları Finansal Karar Yöntemleri ve Karar Ağacı Uygulaması**, Yüksek Lisans Tezi, Haliç Üniversitesi-Sosyal Bilimler Enstitüsü.
- Yücememiş, Başak ve Sözer, İnanç (2014), "Bankalarda Takipteki Krediler: Türk Bankacılık Sektöründe Takipteki Kredilerin Tahminine Yönelik Bir Model Uygulanması", **Finansal Araştırmalar ve Çalışmalar Dergisi**, 3(5), 43-56.



EKLER

Şekil 14: Rastgele Orman Sonuç Tablosu

Random Forest									
Time taken to build model: 0.02 seconds									
=== Stratified cross-validation ===									
=== Summary ===									
Correctly Classified Instances	33	89.1892 %							
Incorrectly Classified Instances	4	10.8108 %							
Kappa statistic	0.7824								
Mean absolute error	0.1454								
Root mean squared error	0.2558								
Relative absolute error	29.2127 %								
Root relative squared error	51.2287 %								
Total Number of Instances	37								
=== Detailed Accuracy By Class ===									
	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	MCC	ROC Area	PRC Area	Class
	0.900	0.118	0.900	0.900	0.900	0.782	0.971	0.971	NonFail
	0.882	0.100	0.882	0.882	0.882	0.782	0.971	0.971	Fail
Weighted Avg.	0.892	0.110	0.892	0.892	0.892	0.782	0.971	0.971	
=== Confusion Matrix ===									
a b <-- classified as									
18 2 a = NonFail									
2 15 b = Fail									

Şekil 15: J48 Sonuç Tablosu

J48									
Time taken to build model: 0 seconds									
=== Stratified cross-validation ===									
=== Summary ===									
Correctly Classified Instances	35	94.5946 %							
Incorrectly Classified Instances	2	5.4054 %							
Kappa statistic	0.8902								
Mean absolute error	0.0782								
Root mean squared error	0.2294								
Relative absolute error	15.718 %								
Root relative squared error	45.9452 %								
Total Number of Instances	37								
=== Detailed Accuracy By Class ===									
	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	MCC	ROC Area	PRC Area	Class
	1.000	0.118	0.909	1.000	0.952	0.896	0.918	0.885	NonFail
	0.882	0.000	1.000	0.882	0.938	0.896	0.918	0.937	Fail
Weighted Avg.	0.946	0.064	0.951	0.946	0.946	0.896	0.918	0.909	
=== Confusion Matrix ===									
a b <-- classified as									
20 0 a = NonFail									
2 15 b = Fail									

Şekil 16: GLMBoost (GLM) Sonuç Tablosu

GLMBoost									
Time taken to build model: 2.35 seconds									
=== Stratified cross-validation ===									
=== Summary ===									
Correctly Classified Instances	35	94.5946 %							
Incorrectly Classified Instances	2	5.4054 %							
Kappa statistic	0.8902								
Mean absolute error	0.1554								
Root mean squared error	0.2334								
Relative absolute error	31.2149 %								
Root relative squared error	46.735 %								
Total Number of Instances	37								
=== Detailed Accuracy By Class ===									
	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	MCC	ROC Area	PRC Area	Class
	1.000	0.118	0.909	1.000	0.952	0.896	0.994	0.995	NonFail
	0.882	0.000	1.000	0.882	0.938	0.896	0.994	0.994	Fail
Weighted Avg.	0.946	0.064	0.951	0.946	0.946	0.896	0.994	0.995	
=== Confusion Matrix ===									
a b <-- classified as									
20 0 a = NonFail									
2 15 b = Fail									

Şekil 17: XGBoost Sonuç Tablosu

XGBoost									
Time taken to build model: 0.99 seconds									
=== Stratified cross-validation ===									
=== Summary ===									
Correctly Classified Instances	33	89.1892 %							
Incorrectly Classified Instances	4	10.8108 %							
Kappa statistic	0.7824								
Mean absolute error	0.4122								
Root mean squared error	0.4182								
Relative absolute error	82.8101 %								
Root relative squared error	83.7545 %								
Total Number of Instances	37								
=== Detailed Accuracy By Class ===									
	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	MCC	ROC Area	PRC Area	Class
	0.900	0.118	0.900	0.900	0.900	0.782	0.853	0.825	NonFail
	0.882	0.100	0.882	0.882	0.882	0.782	0.853	0.833	Fail
Weighted Avg.	0.892	0.110	0.892	0.892	0.892	0.782	0.853	0.829	
=== Confusion Matrix ===									
a b <-- classified as									
18 2 a = NonFail									
2 15 b = Fail									

Tablo 14: Kurulan Modelde Batık Bankaların Finansal Oranları

Bankalar	Batık Bankaların Finansal Oranları														
	A1	A2	A3	A4	A5	A6	A7	A8	A9	A10	A11	A12	A13	A14	A15
Ege Giyim Sanayicileri Bankası A.Ş. (EGSbank)	35,5	26,2	26,6	7,7	8,9	-4,8	214,2	4,1	27,4	5,6	2,0	-11,1	-6,7	78,4	62,6
İktisat Bankası T.A.Ş.	27,8	247,1	34,9	-120,4	-60,1	-133,6	-64,0	-32,7	9,9	226,1	62,9	-120,6	-69,6	66,7	51,2
Kentbank A.Ş.	34,2	2,6	8,1	7,4	8,5	-0,4	309,2	3,5	53,7	0,7	0,2	0,8	11,0	184,6	59,6
Milli Aydın Bankası T.A.Ş. (TarisBank)	34,9	66,0	21,6	6,4	7,4	-15,1	13,9	4,8	37,3	14,6	5,1	-23,1	-8,9	86,1	61,1
Sitebank A.Ş.	43,8	15,3	18,8	3,0	3,3	-6,7	558,1	1,8	30,2	2,0	0,9	-13,3	9,1	139,0	57,3
Toprakbank A.Ş.	26,3	15,8	28,4	7,2	9,4	-3,2	46,4	3,7	40,3	2,8	0,7	0,3	2,9	124,0	67,3
Bank Ekspres A.Ş.	33,3	226,9	27,9	-84,8	-58,2	-96,4	-12,2	-25,2	14,5	200,8	66,9	-123,7	-79,7	89,6	57,6
Bank Kapital Türk A.Ş.	9,9	1.115,1	20,2	-300,9	-90,5	-321,1	-51,7	-60,5	19,0	1.498,0	147,8	-169,2	-142,8	-54,4	69,5
Bayındırbank A.Ş.	20,7	6,1	8,6	14,1	17,2	5,5	6,6	8,7	72,1	1,7	0,4	0,4	7,4	143,9	61,0
Demirbank T.A.Ş.	49,2	5,5	13,0	7,7	8,9	-0,7	116,5	2,9	41,3	5,3	2,6	-5,6	-1,7	106,3	59,2
Egebank A.Ş.	30,4	211,2	7,9	-137,7	-67,5	-145,6	-71,4	-40,7	26,0	210,8	64,1	-168,7	-108,7	44,4	53,8
Eskişehir Bankası T.A.Ş. (Esbank)	34,9	50,5	-1,0	-78,3	-49,9	-77,3	-99,0	-21,2	30,5	139,9	48,8	-95,1	-56,6	90,7	75,4
Etibank A.Ş.	45,5	14,3	14,7	-55,7	-51,5	-62,1	-56,9	-42,8	22,0	13,2	6,0	-68,0	-7,1	98,1	31,9
Interbank	9,6	378,7	27,1	-26,6	-22,9	-48,9	-143,5	-19,9	13,6	20,5	2,0	-20,2	-1,9	101,4	72,4
Sümerbank A.Ş.	10,1	296,7	36,3	-41,5	-34,7	-55,5	-220,0	-9,1	26,2	231,8	23,4	-59,4	-21,9	122,3	48,7
Türkiye Tütüncüler Bankası Yaşarbank A.Ş.	20,5	63,5	11,9	-152,2	-64,9	-164,2	-100,7	-13,9	21,1	30,2	6,2	-136,9	-87,7	-53,9	86,5
Yurt Ticaret ve Kredi Bankası A.Ş. (Yurtbank)	1,3	1.723,4	12,0	-86,1	-87,2	-98,1	-26,5	-60,5	11,0	893,1	11,8	-121,7	-8,7	109,9	40,4

ÖZGEÇMİŞ

Yiğitcan Şahin, 2014 yılında Yavuz Sultan Selim Anadolu Lisesi'nden mezun olarak Giresun Üniversitesi'nde İngilizce İşletme Bölümü'nü kazandı. Lisans öğrenimi süresince Erasmus Öğrenim Hareketliliği Programı'yla 2016 yılında Polonya/Opole şehrinde University of Opole'de eğitim gördü. Türkiye'ye döndükten sonra Giresun Üniversitesi'nde Genç İşletmeciler Topluluğu'nu kurarak başkanlığını yaptı. Lisans öğrenimini hem bölümünü hem de fakültesini 3.82 ortalama ile birinci bitirerek tamamladı. 2019 yılında Finans Tezli Yüksek Lisans programı kapsamında Karadeniz Teknik Üniversitesi'nde öğrenim görmeye başladı. 2024 yılında Bahçeşehir Üniversitesi'nde Yatırım Danışmanlığı eğitimi programını bitirdi.

Öğrenim hayatı devam ederken; HKE İnşaat'da muhasebe, BD Electronics Ltd'de insan kaynakları stajyeri, Halkbank ve QNB Finansbank stajyer programlarına katılan Yiğitcan Şahin, yüksek lisans programına devam ettiği dönemde A1 Capital Menkul Değerler A.Ş.'de Araştırma Uzman Yardımcısı pozisyonunda Araştırma Departmanında profesyonel iş hayatına adım atarken, an itibariyle Osmanlı Yatırım Menkul Değerler A.Ş. de kariyerine devam etmektedir.