

**T.C.
BAHÇEŞEHİR ÜNİVERSİTESİ**

**BANKACILIKTA KREDİ DERECELENDİRME
SİSTEMLERİ**

Yüksek Lisans Tezi

DUYGU ŞİMŞEK TUZCI

İSTANBUL, 2020

T.C.
BAHÇEŞEHİR ÜNİVERSİTESİ
SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ
İŞLETME YÜKSEK LİSANS PROGRAMI

BANKACILIKTA KREDİ DERECELENDİRME
SİSTEMLERİ

Yüksek Lisans Tezi

DUYGU ŞİMŞEK TUZCI

Tez Danışmanı: Dr. Öğr. Üyesi SONAT BAYRAM

İSTANBUL, 2020

T.C.
BAHÇEŞEHİR ÜNİVERSİTESİ
SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ
İŞLETME YÜKSEK LİSANS PROGRAMI

Tezin Adı: Bankacılıkta Kredi Derecelendirme Sistemleri
Öğrencinin Adı Soyadı: Duygu Şimşek Tuzci
Tez Savunma Tarihi:

Bu tezin Yüksek Lisans tezi olarak gerekli şartları yerine getirmiş olduğu Sosyal Bilimler Enstitüsü tarafından onaylanmıştır.

Doç Dr. Burak KÜNTAY
Enstitü Müdürü
İmza

Bu tezin Yüksek Lisans tezi olarak gerekli şartları yerine getirmiş olduğunu onaylarım.

Ünvan, Adı ve SOYADI
Program Koordinatörü
İmza

Bu Tez tarafımızca okunmuş, nitelik ve içerik açısından bir Yüksek Lisans tezi olarak yeterli görülmüş ve kabul edilmiştir.

Jüri Üyeleri

İmzalar

Tez Danışmanı
Ünvan, Adı ve SOYADI

Ek Danışman
Ünvan, Adı ve SOYADI

Üye
Ünvan, Adı ve SOYADI

Üye
Ünvan, Adı ve SOYADI

TEŐEKKÖR

Bu alıőmanın gerekleőtirilmesinde, kendisine ne zaman danıősam bana kıymetli zamanını ayırıp, sabırla ve büyük bir ilgiyle deęerli bilgilerini benimle paylaşan, deęerli ve kıymetli danıőman hocam Dr. Öęr. Üyesi SONAT BAYRAM'a ok teőekkör ediyorum.

İstanbul, 2020

Duygu őimőek Tuzci



ÖZET

BANKACILIKTA KREDİ DERECELENDİRME SİSTEMLERİ

Duygu Şimşek Tuzci
İşletme Yüksek Lisans Programı

Tez Danışmanı: Dr. Öğr. Üyesi Sonat Bayram

Mayıs 2020, 64 sayfa

Kredi derecelendirme sistemleri, ihraççılar, yatırımcılar, piyasa düzenleyicileri ve brokerler de dahil olmak üzere finansal piyasalardaki katılımcıların çoğundan yararlanmaktadır. Bu çalışmanın ana araştırma konusu, kredi riski değerlendirme modelleri bağlamında en çok kullanılan model tekniklerini, metodolojileri ve olumlu ve olumsuz yönleri vurgulamaktır. Birinci bölümde kredi derecelendirme sistemi ve kredi puanlama turları kredi riski ölçüm yöntemi olarak açıklanmıştır. İkinci bölüm, kredi riski yönetimi modelleri ve istatistiksel-analitik sistemleri analiz ederek devam etmektedir. Son bölümde bankacılık sektöründeki takibe dönüşüm oranını tahmin etmek için bir doğrusal regresyon modeli geliştirilmiştir.

Anahtar Kelimeler: Doğrusal regresyon modelleri, Lojistik regresyon analizi, Kredi Derecelendirme, Bankacılık, Portföy optimizasyonu, Çok kriterli optimizasyon

ABSTRACT

CREDIT RATING SYSTEMS IN BANKING

Duygu Simsek Tuzci

Business Administration Master's Program

Thesis Supervisor: Assistant Prof. Sonat Bayram

May 2020, 64 pages

Credit rating systems take advantage of most of the participants in financial markets, including issuers, investors, market regulators and brokers. The main research topic of this study is to emphasize the most used model techniques, methodologies and positive and negative aspects in the context of credit risk assessment models. In the first section, the credit rating system and credit scoring tools are explained as the credit risk measurement method. The second part continues by analyzing credit risk management models and statistical-analytical systems. In the last section, a linear regression model was developed to estimate the NPL ratio in the banking sector.

Keywords: Linear regression models, Logistic regression analysis, Credit Rating, Banking, Portfolio optimization, Multi criteria optimization

İÇİNDEKİLER

KISALTMALAR	ix
TABLOLAR	x
ŞEKİLLER	xi
1.GİRİŞ	1
2. KREDİ RİSKİ ÖLÇÜM YÖNTEMİ OLARAK KREDİ DERECELENDİRME SİSTEMİ VE KREDİ SKORLAMA TÜRLERİ.....	2
2.1 KREDİ DERECELENDİRME SİSTEMİ	3
2.1.1 DÜNYADA KREDİ DERECELENDİRME SİSTEMİ	4
2.1.1.1 KİŞİSEL KREDİ DERECELENDİRMESİ.....	5
2.1.1.2 ŞİRKET KREDİ DERECELENDİRMESİ.....	6
2.1.1.3 DEVLET KREDİ DERECELENDİRMESİ	8
2.2 KREDİ DERECELENDİRME SİSTEMİ ÖLÇEKLERİ	9
2.2.1 ÜLKE KREDİ DERECELENDİRME SİSTEMİ ÖLÇEKLERİ VE YÖNTEMLERİ	11
2.3 KREDİ NOTLAMA SİSTEMİ (SKORING).....	15
2.4 KREDİ DERECELENDİRME SİSTEMİNDE KULLANILAN MODEL TÜRLERİ	16
2.4.1 HİBRİD MODELİ	17
2.4.2 DESTEK VEKTÖR MAKİNELERİ MODELİ.....	18
3. BANKALARDA EKONOMİK SERMAYE HESAPLANMASINDA KULLANILAN KALİTATİF YAKLAŞIMLAR.....	22
3.2.1 KREDİ SKORLAMA TÜRLERİ.....	23
3.2.1.1 BAŞVURU SKORLAMASI.....	24
3.2.1.2 DAVRANIŞ SKORLAMASI.....	26
3.2.2 KREDİ SKORLAMA SİSTEMİ OLUŞTURMA YÖNTEMLERİ.....	27
3.2.2.1 PARAMETRİK OLMAYAN TEKNİKLER	28
3.2.2.1.1 KARAR AĞAÇLARI	29
3.2.2.1.2 SİNİR AĞLARI	32
3.2.2.2 PARAMETRİK TEKNİKLER	37
3.2.2.2.1 DOĞRUSAL REGRESYON	38

3.2.2.2.2 DİSKRİMİNANT ANALİZİ	41
3.2.2.2.3 LOJİSTİK REGRESYON	43
4. KREDİ DERECELENDİRME SİSTEMLERİNE YÖNELİK BİR MODEL	
UYGULAMASI	46
4.1 MODEL VERİSİ VE DEĞİŞKENLER	46
4.2 HİPOTEZ	47
4.3 ANALİZ	51
5. SONUÇ VE ÖNERİLER	62
KAYNAKÇA	65



KISALTMALAR

RSME	: Tahmin hatalarının (kalıntıların) standart sapmasıdır.
R-kare	: Bağımsız bir değişken veya regresyon modundaki değişkenler tarafından açıklanan bağımlı bir değişkenin varyans oranını temsil eden istatistiksel bir ölçüdür.
MSE	: Tahmini değerler ile gerçek değer arasındaki ortalama kare farkını ölçer.
MAE	: Ortalama mutlak hata, Y'ye karşı X örnekleri, öngörülen ile gözlemlenen arasındaki karşılaştırılır.
BDDK	: Bankacılık Düzenleme ve Denetleme Kurumu

TABLÖLAR

Tablo 2.1 Dünya çapında ticari kredi değerlendirme kuruluşları derecelendirmeleri.....	7
Tablo 4.1 Model Değişkenleri.....	47
Tablo 4.2 Uygulanan Regresyon Modeller 1	49
Tablo 4.3 Uygulanan Regresyon Modeller 2	50
Tablo 4.4 Optimizasyon Modelleri	51



ŞEKİLLER

Şekil 2.1 Ülkelerin Derecelendirmesi (2018)	9
Şekil 2.2 Derecelendirme Süreci.....	13
Şekil 2.3 Hibrid Modeli Sınıflandırma Yöntemi	17
Şekil 2.4 Hibrid Modeli Kümeleme Yöntemi.....	17
Şekil 2.5 Geleneksel SVM'nin grafiksel yorumu.....	20
Şekil 3.1: Karar Ağacı.....	30
Şekil 3.2 Doğrusal regresyon grafik	39
Şekil 3.3 Doğrusal regresyon.....	39
Şekil 4.1 x1,x2,x3,x4 değişkenlerinin y değişkenine etkisi.....	51
Şekil 4.2 x5,x6,x7,x8 değişkenlerinin y değişkenine etkisi.....	53
Şekil 4.3 x9,x10,x11,x12 değişkenlerinin y değişkenine etkisi.....	54
Şekil 4.4 x13,x14,x15,x16 değişkenlerinin y değişkenine etkisi.....	55
Şekil 4.5 x17,x18,x19,x20 değişkenlerinin y değişkenine etkisi.....	56
Şekil 4.6 x21,x22,x23,x24 değişkenlerinin y değişkenine etkisi.....	57
Şekil 4.7 x25,x26,x27,x28 değişkenlerinin y değişkenine etkisi.....	58
Şekil 4.8 x29,x30,x31 değişkenlerinin y değişkenine etkisi.....	59
Şekil 4.9 Öngörülen ve Gerçek Yanıt Karşılaştırması.....	60
Şekil 4.10 Fark Grafiği	61
Şekil 4.11 Optimizasyon Sonuçları.....	61

1.GİRİŞ

Günümüzde teknoloji gelişimi ile teknolojiye olan talep de artmaktadır. Teknoloji gündelik hayatımızda olduğu gibi bankacılık sektöründe de kullanımı hızla artmaktadır. Bankaların yenilikleri takip etmeleri ve kendilerini aynı şekilde geliştirmeleri ve değiştirmeleri gerekmektedir. Gelişmeler ve yeniliklerin takip edilmesi ile yapılan değişimlerle birlikte piyasaların çeşitlenmesi, bankalara olan kredi talebini arttırmıştır.

Bununla beraber bankaların üstlendikleri risk çeşitleride de artmıştır. Bankacılık sektöründe piyasa riski, operasyonel riski, likidite riski, kredi riski, kur riski, faiz oranı riski, , ülke riski karşılaşılan risk çeşitleridir. Karşı karşıya kalınan bu risk çeşitlerinden en etkili olan kredi riski iyi yönetilmediğinde banka sermayesini oldukça kötü etkileyebilmektedir.

Kredi geri ödemelerindeki gecikme potansiyel bir riski temsil etmektedir. Bu nedenle bankalar kredi ve kredi kaynaklı operasyonlarını etkin bir şekilde yönetmelidir. Kredi başvuru sahiplerini risk sınıflarına ayırmak için istatistiksel teknikler kullanılmaktadır. Bankaların ana amacı cari kredideki firmaları tutmak diğer taraftan yeni ve “düşük riskli” şirketler ile kredi portföylerini genişletmek. Bankalar arasındaki şiddetli rekabet nedeniyle, bankalar mümkün olduğunca çok kredi yaratarak düşük riskli şirketler ve kredi portföyüne dahil etmelidirler.

Bu çalışmanın temel amacı, kabul edilebilir kredi başvurularını kabul edilemez olanlardan ayıran önemli finansal değişkenleri belirlemektir. Kredi başvurusunda bulunanların kredibilitesini etkileyen önemli finansal değişkenler çok değişkenli istatistiksel yöntemlerle bir model kullanarak değerlendirme yapılmaktadır.

2. KREDİ RİSKİ ÖLÇÜM YÖNTEMİ OLARAK KREDİ DERECELENDİRME SİSTEMİ VE KREDİ SKORLAMA TÜRLERİ

Kredi ile ilgili işleri gittikçe daha çeşitli ve karmaşık hale geldi ve karşı taraflarının sayısı hızla arttı, geleneksel kredi riskini kontrol etme ve yönetme yöntemlerinin sınırlarını zorlamıştır. Buna karşılık, birçok büyük banka, kredileri onaylamak, portföy izleme ve yönetim raporlaması, kredi zararı rezervlerinin veya sermayenin yeterliliğinin analizi ve kârlılık ve kredi fiyatlandırma analizi için daha yapısal veya resmi sistemler geliştirmiştir. İç derecelendirmeler, tüm bu sistemlerin yanı sıra kantitatif portföy kredi riski modellerinin de önemli girdileridir. Moody`s veya Standard & Poor`s gibi kurumlar tarafından üretilen kamu kredi notu gibi, bir bankanın iç notu da, belirli bir borçlunun söz verdiği gibi ödeme yapamaması nedeniyle kaybedilme riskini özetler. Bununla birlikte, bankaların derecelendirme sistemleri, kısmen iç derecelendirmeler banka personeli tarafından atandığı ve genellikle dışarıdakilere açıklanmadığı için, ajanslardan önemli ölçüde farklıdır (Treacy 2000, ss.167-201).

Literatür taraması, “kredi puanlama” ve “kredi derecelendirme” kavramlarının birbirinin yerine kullanıldığını ve benzer anlamlara sahip olduğunu göstermektedir. Her iki kavram da temerrüt olasılığını hesaplamak için kullanılmaktadır. Kredi puanlaması, son birkaç on yılda farklı kurumların temel bir değerlendirme aracı olarak görülmekte ve finans ve muhasebe gibi farklı alanlarda yaygın olarak araştırılmaktadır. İstatistiksel tekniklerin geleneksel olarak kullanıldığı sınıflandırma ve tahmin alanlarında farklı puanlama teknikleri kullanılmaktadır. Kredi değerlendirmesi, bankaların kredi yönetimi kararlarında en önemli süreçlerden biridir. Bu süreç, kredi kararlarını değerlendirmek için farklı kredi öğelerinin ve değişkenlerin toplanmasını, analiz edilmesini ve sınıflandırılmasını içermektedir. Banka kredilerinin kalitesi, rekabet, hayatta kalma ve karlılığın kilit belirleyicisidir. Bir bankanın müşterilerini, mevcut ve beklenen bir kötü kredi olma riskini azaltmak için kredi değerlendirme sürecinin bir parçası olarak sınıflandıracak en önemli kitlerden biri kredi puanlamasıdır. Hand ve Jacka (1998): 106) “kredi güvenilirliğini modelleme sürecine (finansal kuruluşlar tarafından) kredi puanlama” denmektedir (Pointon 2011,ss.59-88).

2.1 KREDİ DERECELENDİRME SİSTEMİ

Derecelendirme kavramının literatüre giriş tarihi 1837 yılına dayanmakla birlikte dünyada ve ülkemizde özellikle 1980 li yıllarda sıkça duyulur hale gelmiştir. Yatırımcıların, ihraççıların ve kanu menfaatçilerinin korunması için ülke ve kurumların ihraç ettikleri borçlanma araçlarının (bono, tahvil vb), sağladıkları kredilerin anapara ve faizlerinin tam ve zamanında geri ödenmelerindeki risklerin, finansal yapılardaki risklerin ölçülmesi ve nitel bilgilerin sayısallaştırılması işlemi “derecelendirme veya rating” olarak adlandırılmaktadır. Finans literatüründeki derecelendirme, borçlu veya yükümlünün faiz, anapara ve diğer finansal yükümlülüklerini zamanında yerine getirip getiremeyeceğini tahmin eden bir araç olup seviyesi, daha önce belirlenmiş olan ölçütlere göre karar verilmektedir. Diğer bir deyişle derecelendirme, “default riski” olarak adlandırılan ödenmeme riskinin göstergesi olarak tasarlanan analitik subjektif bir süreçtir. Bir derecelendirme notu ilgili kişi ve/veya kuruma kredi/borç verip vermeme konusunda karar vermede kullanılır. Derecelendirme ülke, grup, kuruluş ya da tek bir işlem içinde yapılabilir (Akbulak 2012, ss. 176).

Derecelendirmenin amacı; sermaye ve para piyasalarını geliştirmek, etkinliğini arttırmak. Kurum ve kuruluşların şeffaflığını arttırmaktadır. Son yıllarda finansal kurumlar, risk ve yatırım yönetimi ile ilgili kararları optimize etmek ve izlemek için nicel analiz tekniklerine giderek artan bir ihtiyaç duymaktadır. Veri ambarı ve veri keşfi teknolojisinde aşamalı olarak benimsenmesi, bu kurumların geleneksel istatistikler, makine öğrenimi, nöro-hesaplama (sinir ağlarını kullanan hesaplama) ve yöneylem araştırması gibi çeşitli disiplinlerden bir dizi teknik kullanarak daha büyük miktarlarda verileri analiz etmesine izin vermektedir. Bu süreç ancak çeşitli uluslararası finansal ve muhasebe standartlarının (Basel II, Solvency II, Sarbanes – Oxley ve IFRS gibi) yakın zamanda uygulanmasıyla daha da hızlanmaktadır. Örneğin, bankaların içsel kredi riski değerlendirme modellerini asgari yasal sermaye hesaplamaları için girdi olarak kullanmalarına izin vererek, Basel II çerçevesi, daha doğru tahminler daha az muhafazakar sermaye gereksinimi gerektirdiğinden, finansal kuruluşlara mevcut kredi puanlama modellerini hassaslaştırmak için ek teşvikler sağlamaktadır. Bu nedenle, finansal veri dünyasında, bu tür uygunluk çerçevelerinin uygulanmasını desteklemek için

yeni veri madenciliği teknikleri ve bilgi teknolojileri üzerine araştırmalara olan ilgi giderek artmaktadır.(Martens 2017, ss.561-573)

Büyük veri ve bilgi teknolojisinin gelişmesiyle, bir kişinin kredi notu nicel olarak teyit edilecektir. Kredi puanlama teknikleri genellikle istatistiksel olmayan ve istatistiksel yöntemlere ayrılmaktadır. İstatistiksel olmayan yöntemler temel olarak uzman sistem, genetik algoritma, sinir ağı, doğrusal programlama vb. İstatistiksel yöntemler arasında karar ağacı, mantıksal regresyon, diskriminant analizi, doğrusal regresyon vb. kişisel tüketim kredisinin kredi analizi modeline doğrusal regresyon analizi getirmiş ve ölçülebilir bir puan kartı modeli önerilmektedir. (Ruyu 2019, ss.811-818)

2.1.1 Dünyada Kredi Derecelendirme Sistemi

Geçerli bir derecelendirme endüstrisinin önemi açık görünse de, doğru derecelendirmelerin sağlanması endüstrinin kendine özgü piyasa yapısı ile daha karmaşık hale getirilmektedir. Birincisi, endüstri sadece üç oyuncu tarafından yönetiliyor - Moody's, Standard & Poor's (S&P) ve Fitch Ratings - Fitch sadece son on yılda veya daha fazla önem kazanmaktadır. İkincisi, esas olarak bu ajanslar tarafından verilen derecelendirmeler derecelendirilen firmalardır.

Bir kez üretildikten sonra, derecelendirmeler kamuya açık hale getirilir ve onlara güvenen yatırımcılar bunları ücretsiz olarak kullanmaktadır. Menkul kıymet satın almayı düşünen yatırımcılar gibi derecelendirme kullanıcıları doğru derecelendirme istemektedir. Ancak, menkul kıymetleri derecelendirilen firmalar, sermaye maliyetlerini doğrudan düşürdüğü ve doğru olanları tercih etmedikleri için olumlu derecelendirmeleri tercih etmektedir. Derecelendirme kuruluşlarının gelirleri ihraççılardan geldiği için, değerlendiricilerin bireysel ödeme yapan müşterileri memnun etme arzusu ile değerlendiricilerin kredi derecelendirmesinin genel hassasiyetini ve bilincini koruma ihtiyacı arasında temel bir gerilim vardır. Bu endüstri özellikleri, bu görevdeki oyuncular tarafından sağlanan

puanların kalitesi hakkında sorular ortaya attı. Özellikle, derecelendirme kalitesini iyileştirmek için bir araç olarak derecelendirme sağlayıcıları arasındaki rekabeti artırmanın potansiyel faydaları konusunda politika yapıcılar ve düzenleyiciler arasında geniş bir fikir birliği bulunmaktadır. Örneğin, Yatırım Şirketi Enstitüsü başkanı Paul Schott Stevens şunları söyledi: `` Kredi derecelendirme endüstrisi için güçlü rekabetin, derecelendirmelerinin ABD'deki ifadelerinin sürekli bütünlüğünü ve güvenilirliğini arttırmanın en iyi yolu olduğuna kesinlikle inanıyorum " dedi. Senato Bankacılık, Konut ve Kentsel İşler Komitesi. Kredi derecelendirmesi kişisel kredi derecelendirmesi, şirket kredi derecelendirmesi, devlet kredi derecelendirmesi olarak sınıflandırabiliriz (Milbourn 2011, ss.493-514).

2.1.1.1 Kişisel kredi derecelendirmesi

2008'deki Küresel Mali Kriz, dünyaca ünlü kredi derecelendirme kuruluşlarının menkul kıymetlere sahip mortgage destekli menkul kıymetlere tahsis edilmiş güvenilir olmayan kredi derecelendirmelerinden kaynaklanmıştır.

Son yıllarda, ülkemizde ekonominin hızla gelişmesiyle, konut ipoteği, kredi otomobili, kredi kartı ve benzeri bireysel kredi tüketimi hızla genişlemektedir, bu da bireysel bankanın iyi bir krediye sahip olmasını ve iyi risk yönetim sistemi gerekli kılmaktadır. Yabancı ülkelerde, özellikle gelişmiş ülkelerde, kişisel kredi derecelendirme tekniği nispeten olgunlaşmıştır ve kredi derecelendirmesinde istatistiksel yöntemler yaygın olarak kullanılmaktadır. Genel olarak, bireysel kredi derecelendirme yöntemleri üç kategoriye ayrılabilir. Birinci kategori, diskriminant analiz yöntemi ve Lojistik regresyonu içeren istatistiksel teoriye dayalı modellerdir. İkinci kategori, esas olarak doğrusal programlama teorisine atıfta bulunan araştırma araştırma teorisine dayanan modellerdir. Üçüncü kategori, sınır ağı, genetik algoritma, en yakın komşu ayırma yöntemi, sınıflandırma ağacı ve benzeri dahil olmak üzere parametrik olmayan tahmin ve yapay zekaya dayanan modellerdir, bu yöntemler nispeten geç geliştikçe kademeli olarak mükemmelleştirilme aşamasındadır (Pang 2014, ss.1-19).

Sonuç olarak, kredi derecelendirme tahmini finansal piyasalarda ve küresel bankacılık sistemlerinde kritik bir konudur. Kredi derecelendirme tahmininin amacı, başvuru sahiplerini iki sınıfa ayırmaktır: iyi kredi geçmişine sahip (kabul edilmiş) ve kötü kredi geçmişine sahip (reddedilmiş) başvuru sahipleri. Kredi derecelendirmelerinin öngörücü doğruluğu, finansal kuruluşların karlılığı için kritik öneme sahiptir.

2.1.1.2 Şirket kredi derecelendirmesi

Kurumsal kredi notu, bir şirketin gelecekteki finansal yükümlülüklerini tam olarak yerine getirme olasılığı konusunda bağımsız bir ajansın görüşüdür. Bir şirketin kurumsal kredi notu, alacaklılarına ödeme yapma yeteneğini gösterir. Kurumsal kredi derecelendirmelerinin bir gerçek değil, bir görüş olduğunu akılda tutmak önemlidir.

Risk değerlendirmesi ve kredi derecelendirme, bir borçlunun bir finansal kuruma geri ödeme kabiliyetini araştırmak için birincil kriterlerdir. Bir müşteri bir sözleşmeyi ihlal ettiğinde, kayıp da ciddidir. Bu nedenle, bankanın kurumsal kredi limitini korumak ve sözleşmelerden kaynaklanan finansal kayıp riskini azaltmak için daha iyi risk yönetimi içermesi gerekir. Şu anda, banka kredisini analiz etmenin en yaygın 5 yolu, ödünç alınan para faktörü (İnsanlar), fon kullanım faktörü (Amaç), geri ödeme kaynak faktörü (Ödeme), alacaklının hak garantisi (Koruma), ve geleceğin görüş faktörü (Perspektif). Kredi derecelendirme sonuçlarını sınıflandırmak ve hangi işletmelerin düşük riskli ve hasarlı yatırımlara ait olduğunu belirlemektir (Chen 2006, ss.1-5).

Kredi notu, kredi koşulu veya borç ödeme yeteneğinin bir tahminidir. Finansal kurum, bir işletmenin kredi durumuna erişen ve genel bir varsayılan risk değerlendirmesi veren bir dizi derecelendirme standardını belirlemek için istatistiksel yöntemi kullanarak belirli prosedürü izler. Her bir kredi özneteliğini elde etmek niceliği verir ve puanlarını ve derecelendirmesini hesaplar. Derecelendirmeye göre kredi kalitesine karar verilir. Buna

ek olarak, bu kredi yoğunluğu değiştiğinde, bir finans kurumu, kredi kalitesini mevcut olarak yansıtmak için derhal kredi sıralamasında uygun revizyonu yapabilir.

Tablo 2.1: Dünya çapında ticari kredi değerlendirme kuruluşları derecelendirmeleri

Standart&Poor's	Fitch	Moody's	Not'un açıklaması	
AAA	AAA	Aaa	En yüksek derece	Yatırım Yapılabilir Seviye
AA+	AA+	Aa1		
AA	AA	Aa2	Yüksek derece	
AA-	AA-	Aa3		
A+	A+	A1		
A	A	A2	İyi kredi derecesi	
A-	A-	A3		
BBB+	BBB+	Baa1		
BBB	BBB	Baa2	Ortanın altı seviye	
BBB-	BBB-	Baa3		
BB+	BB+	Ba1		Spekülatif Seviye
BB	BB	Ba2	Yatırım yapılmaz	
BB-	BB-	Ba3		
B+	B+	B1	Spekülatif	
B	B	B2	Önemli derecede spekülatif	
B-	B-	B3		
CCC+	CCC	Caa		
CCC	CC	Caa3	Şiddetli riskli	
CC	C	Ca	Aşırı spekülatif	Default
D	DDD DD D	D	Yükümlülüğünü yerine getiremez	

Kaynak: Moodys' Investors Service : Rating Methodologies. (Erişim Tarihi 23.05.2020)

Kredi risk modellemesi ve yönetimi finansal hizmetlerde önemli bir rol oynamaktadır. Kredi riski, borçluların borç yükümlülüklerini yerine getirememe ihtimalini ifade eder (temerrüt). Kredi riskinin modellenmesi ve yönetimi hem kurumsal hem de tüketici kredilerini içerir ve diğerleri arasında temerrüt tahmini, zarar tahmini, kredi

fiyatlandırması, kredi portföyü yönetimi ve sermaye tahsisi gibi çeşitli konuları kapsar. 2000'li yılların başından bu yana, finansal istikrarı güçlendirmeyi amaçlayan finansal kuruluşlar tarafından geliştirilmiş uygulamaların benimsenmesini teşvik etmek için düzenleyici düzeyde (ör. Basel anlaşmaları) bir dizi önlem alınmıştır. Analitik tekniklerin kullanımı, dinamik ve statik istatistiksel modeller kullanılmıştır (Doumplos 2018, ss.1-15).

2.1.1.3 Devlet kredi derecelendirmesi

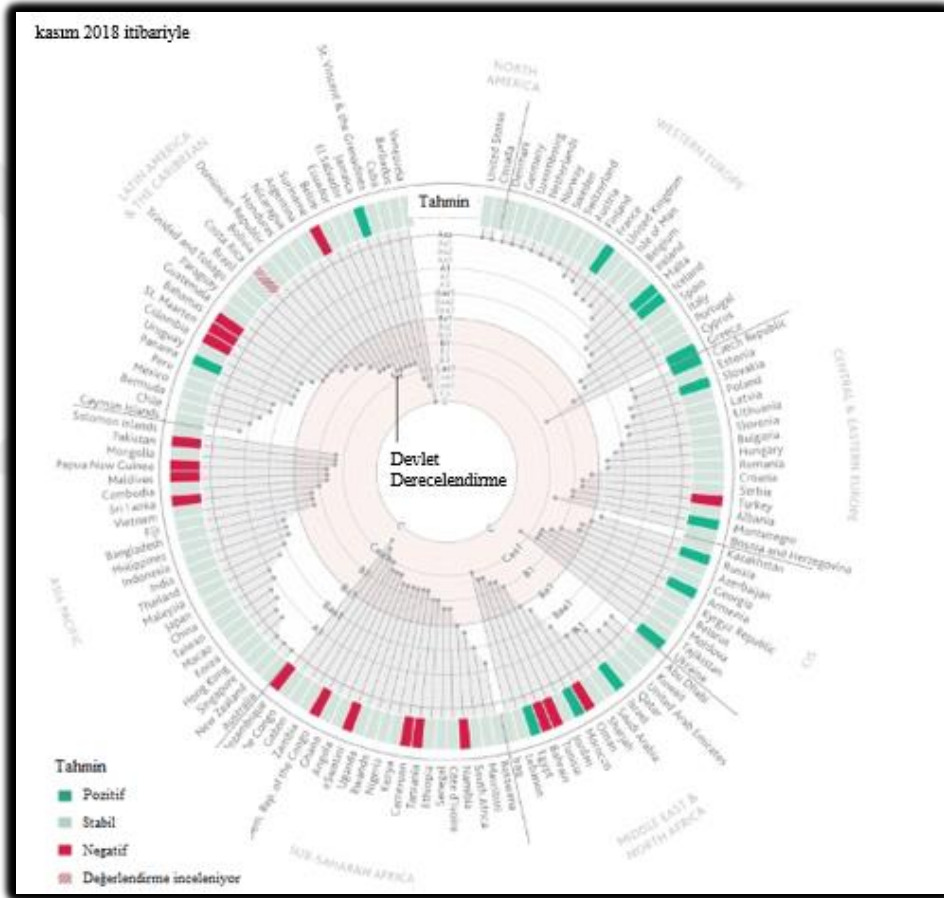
Devlet derecelendirmeleri, küresel ekonominin ayrılmaz bir bileşenidir. Derecelendirme eylemleri, özellikle de eski sürüme geçişler, birden çok kaynaktan dikkat çekiyor. Haberlerde belirgin bir şekilde yer alıyorlar, tahvil piyasalarını etkiliyorlar ve sıklıkla devlet liderlerinin yorumlarını kışkırtıyorlar. Derecelendirmelerin rolü ve kapsamı yirminci yüzyılın sonlarında önemli ölçüde genişledi. Hem Moody's hem de Standard & Poor's, 1990-2006 döneminde ülke kapsamını yaklaşık 30'dan yaklaşık 100 ülkeye yükseltti. Yeni derecelendirilen ülkelerin çoğu, makul bir borçlanma maliyetiyle uluslararası ekonomik akışlara erişim sağlamaya çalışan gelişmekte ve gelişmekte olan ekonomilerdir. . Yüksek egemen puanlar elde etmek bu amaca yönelik önemli bir adımdır (Soudis 2015, ss.1-26).

Son yıllarda, kredi derecelendirme kurumları tarafından merkezi hükümetlerin yükümlülüklerine tahsis edilen risk değerlendirmeleri - egemen kredi derecelendirme talebi önemli ölçüde artmıştır. Temerrüt riski yüksek olan daha fazla hükümet ve daha riskli ev sahibi ülkelerde ikamet eden daha fazla şirket uluslararası tahvil piyasalarından borçlanmaktadır. Yabancı hükümet yetkilileri genellikle ajanslarla işbirliği yapsa da, beklenenden daha düşük derecelendirme atamaları, ihraççıları genellikle egemen derecelendirmelerin tutarlılığını ve gerekçesini sorgulamaya yönlendirir.

Diğer kredi notları gibi, ülke notları da borçlunun borçlarını temerrüde düşme olasılığının değerlendirmesidir. Hükümetler genellikle kendi sermaye limitlerini (ve kendi sınırları içinde ikamet eden diğer ihraççıların) uluslararası sermaye piyasalarına erişimini

kolaylaştırmak için kredi derecelendirmeleri talep ederler, birçok yatırımcı, özellikle de ABD'li yatırımcılar, görünüşte benzer kredi riskine sahip derecelendirilmemiş menkul kıymetlere göre derecelendirilmiş menkul kıymetleri tercih etmektedir. Ülke notları, yalnızca uluslararası sermaye piyasalarındaki en büyük ihraççıların bazıları ulusal hükümetler olduğu için değil, aynı zamanda bu değerlendirmelerin aynı milliyetten borçlulara atanan derecelendirmeleri de etkilemesi nedeniyle önemlidir (Cantor 1996, ss.37-40).

Şekil 2.1: Ülkelerin Derecelendirmesi (2018)



Kaynak: Moodys` Investors Service : Rating Methodologies (Erişim Tarihi 23.05.2020).

2.2 KREDİ DERECELENDİRME SİSTEMİ ÖLÇEKLERİ

Küresel mali krizin ardından, büyük kredi derecelendirme kuruluşlarının rolü ve finansal kurumlara verdikleri derecelendirmeler artan bir inceleme altına alınmıştır. Kriz, hafife alınan riskleri vurguladı, hükümet yardımlarının değerini daha da rahatlattı ve kamu

otoritelerini bankaların düzenleyici ve destek çerçevelerini gözden geçirmeye adanmıştır. Buna karşılık, bir ajans kısa süre önce banka derecelendirme metodolojisinde kamuoyu yorumu isteyen önemli değişiklikler önermiştir. Bir diğeri derecelendirme faktörlerine verilen göreceli önemi yeniden kalibre etmiştir.

Banka kredi derecelendirmeleri ve ajans yayınlarına ilişkin verilere yakından bakmak üç temel bulguya yol açmaktadır. İlk olarak, üç büyük derecelendirme kuruluşu da (Fitch Ratings, Moody'nin Yatırımcı Servisi ve Standard & Poor'un) büyük Avrupa ve ABD bankalarının kredibilitesinin krizin başlamasından bu yana önemli ölçüde kötüleştiğini düşünmektedir. İkincisi, derecelendirme kuruluşları şu anda bankaların kredibilitesi konusunda, hükümetin destek tahminlerindeki değişimleri yansıtarak 2007 ortasından daha fazla anlaşılmaya varmıştır. Üçüncüsü, ajansların metodolojilerinde devam eden revizyonlar ve finansal manzara değerlendirmeleri, bankacılık sektöründe daha fazla düşüşe yol açacaktır. Derecelendirme yöntemlerindeki değişiklikler ihtiyatlı makamlar için iki ucu keskin bir kılıç olabilir. Finansal risk konusunda sistem çapında bir bakış açısı benimseyerek ve bankalara resmi desteği azaltmaya yönelik önlemlere daha fazla dikkat ederek, ajanslar şimdiye kadar son politika girişimleriyle senkronize gibi görünmektedir (Packer 2015, ss.39-52).

Örneğin Moody's bir metodolojisi, ulusal yönetmelik kapsamında yaygın olarak adlandırılan kurumları kastettiğimiz bankaları kapsar. Genellikle yasal ve yasal statülerine sahip olma eğilimindedirler, genellikle kamudan mevduat alma, kredi verme, ihtiyatlı düzenlemelere tabidir ve merkez bankası likiditesine erişim yetkisine sahiptirler. AB'de bu genellikle "kredi kurumları" anlamına gelir. Bu metodoloji kapsamındaki ihraççılar genellikle aşağıdaki özelliklerin çoğuna sahip olacaktır: bir banka sözleşmesi veya muadili; ortak özkaynak Seviye 1 / risk ağırlıklı varlıklar gibi yasal sermaye oranlarının hesaplanması ve açıklanması; sermaye ve likidite standartlarının ve yerinde denetimlerin uygulanmasını içeren düzenleme; bir ödeme sisteminin üyeliği; maddi mevduat finansmanı (genellikle toplam finansmanın% 20'sinden fazlası); ve merkez bankası fonlarına erişimdir.

Bazı durumlarda, “banka benzeri” olan bu metodoloji kurumlarını; yani, bilançolardan yararlandılar ve temel ticari faaliyetler olarak borçlanma ve borç vermeye başladılar. Tersine, bazı durumlarda, teknik olarak “bankalar” olan veya yerel düzenlemeler altındaki kredi kurumları olan bazı kurumların aslında finans şirketlerine, sigorta şirketlerine veya egemen varlıklara ekonomik olarak daha yakın olduğunu düşünülüyor. Bu gibi durumlarda, kurumun kredibilitesini kurumun iş ve risk profiline en uygun olduğunu düşündüğümüze göre farklı bir metodoloji veya metodolojilerin bir kombinasyonu altında değerlendirebiliriz. Bazı kurumlar, bankacılık, menkul kıymetler, varlık yönetimi, özel sermaye ve sigorta faaliyetlerini birleştiren melez veya finansal holdinglerdir. Bu gibi durumlarda, genellikle gelir tablosu, bilanço veya her ikisi ile ölçülen kurumun iş hacmine en uygun olduğunu düşündükleri metodolojiyi kullanmaktadırlar (Moody's Investors Service).

2.2.1 Ülke Kredi Derecelendirme Sistemi Ölçekleri ve Yöntemleri

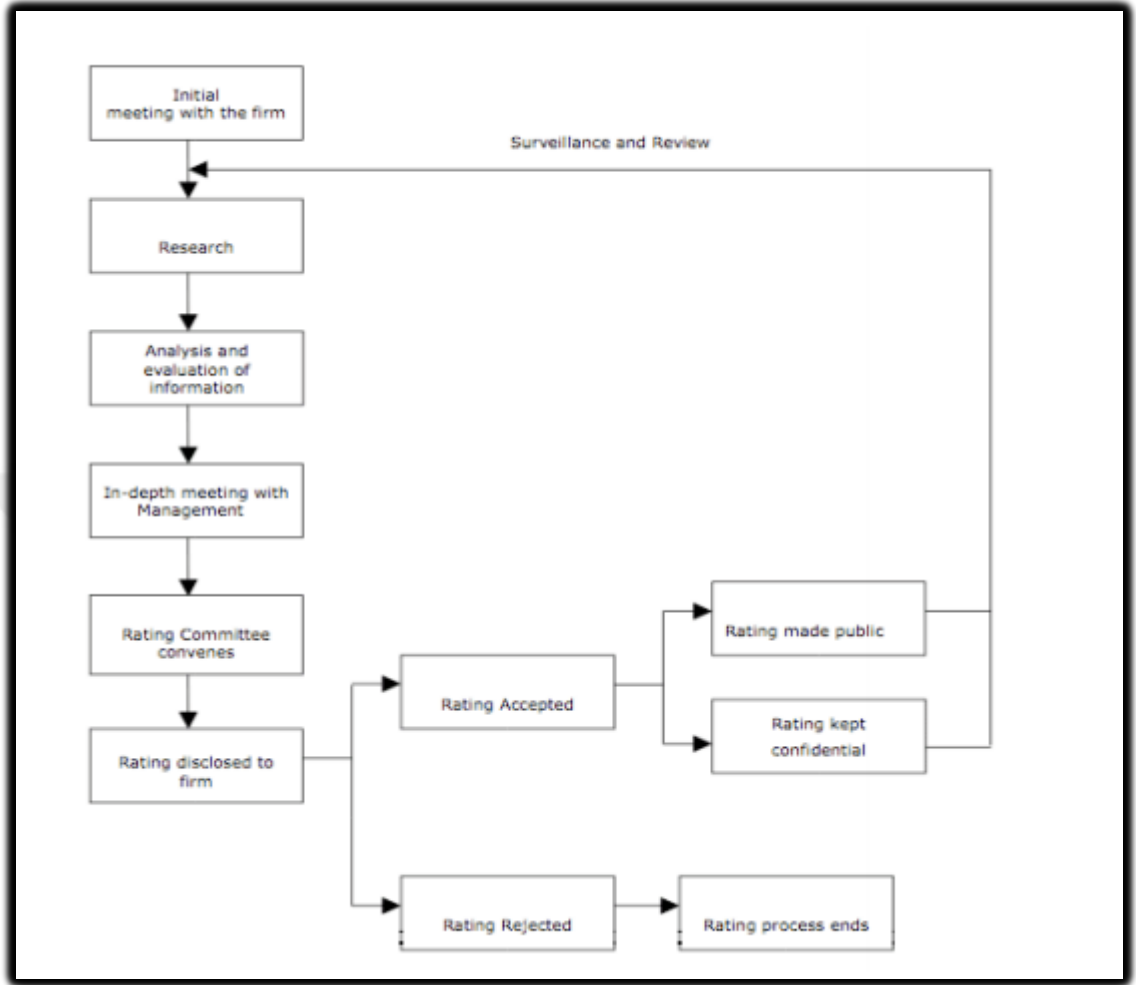
2001 krizden sonra Türk Bankacılık Sektörü yeniden düzenlenmiştir. Bu yeniden düzenlenmiş ve iyi düzenlenmiş bankacılık sektörü ile Türkiye ekonomisi 2008 küresel ekonomik kriziyle karşı karşıya kalmıştır ve krizin Türkiye ekonomisi üzerindeki etkisi çok şiddetli değildir. Birçok iktisatçı bu hafif etkiyi güçlü ve sağlıklı bir bankacılık sektörüne bağlanmıştır. Banka finansal gücü derecelendirmeleri, özellikle son mali çalkantılardan sonra yaygınlaşmıştır. Derecelendirme kuruluşları, bankaların iflaslarını öngörememeleri ve derecelendirememeleri nedeniyle eleştirildi. Bu gelişmeleri ve bankaların finansal güç derecelendirmesini etkileyen önemli faktörleri belirlemek için modeller geliştirmektedir (Öğüt 2012,ss.632-640).

2003 yılı sonuna kadar kamu sermayeli, özel sermayeli ve yabancı para mevduat bankalarındaki risklere karşı özkaynaklar sağlanmış olmasına rağmen, 2003 yılından sonra risk eğilimlerinin azalması nedeniyle her bir bankacılık grubunda sermaye yeterliliği kademeli olarak azalmaya başlamıştır. 2008 yılı ile ilişkili hemen hemen tüm

banka gruplarında aynı sermaye yeterliliğinin risklere ayrıldığı görülmüştür. Bu durum, 2008 küresel ekonomik krizi içinde ve sonrasında risklere karşı mevduat kabul eden tüm bankacılık gruplarında temkinli eğilimlerin eşit şekilde devam ettiğini göstermektedir.

Derecelendirme şirketleri, derecelendirme sürecinde neredeyse benzer süreçleri takip eder. Derecelendirme süreci, derecelendirme şirketi tarafından alınan derecelendirme kararı ile başlayan ve derecelendirme kararının açıklanmasına kadar devam eden süreçtir. Genel olarak, şirketlerin derecelendirme süreci bir ilk toplantı, yönetim ile bir toplantı, bir derecelendirme kararı ile oranın açıklanması ve izlenmesi şeklinde oluşur (Yalkın, 2007,s. 72). Tüm bu adımlar Şekil 2.2'de özetlenmiştir.

Şekil 2.2 Derecelendirme Süreci.



Kaynak: Moodys' Investors Service : Rating Methodologies (Erişim Tarihi 23.05.2020).

i.Firma ile ilk görüşme;

Bu adımda istenen bilgiler derecelendirme şirketine göre farklılık gösterse de; aşağıda listelenebilir (Kömürcü 2007, ss.42);

- Ödemeler dengesi, gelir tablosu ve nakit akışı olarak son beş yılın finansal tabloları ve gelecek beş yılın tahminleri.
- Rakiplerle karşılaştırmalar
- Yatırım planları (sermaye bütçeleme) ve analizleri

- Yukarıda gösterilemeyen alternatif finansman fırsatları
- Derecelendirmeyi etkileyebilecek diğer ana faktörler. Bunlar, iş analizi, gelecek tahminleri ve menkul kıymet rezerv fonu ve portföy analizini içerir.

ii. Yönetim ile borçlanma toplantısı

Derecelendirme şirketi, bu üst düzey toplantıdan önce derecelendirme sürecini yapmak için uzman ekip seçerek şirket hakkında bazı bilgiler hazırlamak ister. Konferanslar şirketin sunumuyla başlar ve analistlerin soruları ile devam eder. Analistler, son beş yıllık faaliyet ve mali süreç ve üç yıllık planlı ilerlemeye göre verilere bağlı olarak ayrıntılı analizler yapmaktadırlar.

Yöneticiler genellikle toplantıdan önce şirketlerin yapılarını tanımak için bilgi ister. Bu bilgi;

- şirketin özetlenmiş tarihi
- şirket stratejisi ve felsefesi (bu bölüm genellikle genel müdür veya diğer üst düzey yöneticiler tarafından sunulur)
- faaliyet pozisyonu (bu aşamada rekabet gücü, üretim kapasitesi, dağıtım sistemi vb. tartışılmaktadır)
- finansal yönetim ve muhasebe politikaları
- ilerlemeleri, gelecekteki yapılacakları, potansiyel kazanımları düzenlemek gibi özel önem taşıyan konular bu aşamada tartışılmaktadır (Babuşcu 2006, ss.7).

iii.Dikkat kararı

Derecelendirme şirketinin uzmanları toplantıda toplanan bilgiler ışığında bir rapor hazırlar. Görüşleriyle desteklenen bu raporda bir oran belirlenir ve komiteye gösterilir. Raporu hazırlayan uzman ekip, komite toplantısında şirket hakkında detaylı bir sunum

yaparak finansal istatistikler ve karşılaştırmalı analiz hakkında bilgi verir. Bu kazanımlar genellikle (SEC 2003, ss. 25-26).

2.3 KREDİ NOTLAMA SİSTEMİ (SKORING)

Kredi notlamasını açıklamanın en basit yolu kelime bileşenlerini "kredi" ve "puanlamaya" ayırmaktır, kredi kelimesi, borçluların geri ödeme istekliliği ve geri ödeme kabiliyetinin yanı sıra borçlunun kredibilitesinde gözlenen veya algılanan değişikliklerden kaynaklanan potansiyel finansal etkiyi temsil etmektedir.

”Puanlama " kelimesi, iyi ve kötü borçluların ayrı gruplarına ayırabilecek, algılanan veya gözlemlenen kalitesine göre vaka veya borçluların sıralamasını ifade eder. Bu nedenle, kredi puanlaması, ilgili verileri kredi kararlarını yönlendiren sayısal puanlara dönüştürmek için istatistiksel model ve tekniklerin kullanılmasıdır. Genel olarak, tahmini puan ne kadar yüksek olursa, müşterinin riski o kadar az olur ve dolayısıyla müşteri daha güvenilir olarak algılanır (Zeng 2014, ss. 3229–3242).

Kredi Riski, bir müşterinin finansal yükümlülüklerini yerine getirme kabiliyetindeki veya isteğindeki herhangi bir gerçek veya algılanan değişiklikten kaynaklanan zarar riski olarak tanımlanır. Finansal kurumlar, bir müşteriye borç verme ile ilgili kredi risklerini değerlendirmek için genel olarak “kredi notu” olarak adlandırılan bir sınıflandırma tekniği kullanır. Kredi puanlamasının amacı, bir dizi faktör için tek bir toplu risk göstergesi oluşturmak amacıyla borçlunun risk seviyesinin bir göstergesi olarak müşterilerin özelliklerine ve tarihsel temerrütlere puanlar vermektir (Bolton 2009, ss.19-26).

Bir kredi puanlama modelinin geliştirilmesini destekleyen temel varsayım, geleceğin geçmişe benzediğidir. Geçmişteki müşteriler için geçmiş davranışlarını analiz etmek ve bunları iki gruptan biri olarak ayırt etmek mümkündür: iyi müşteriler (finansal

yükümlülüklerini yerine getirmeyecek olanlar) veya kötü müşteriler (finansal yükümlülüklerini yerine getirecek olanlar). Kredi puanlama, esasen müşterileri bu iki gruba ayırmak için kullanılan bir yöntemdir.

Genel olarak, bankaların veya finansal kurumların kredi portföyü işletme (küçük, orta, büyük, perakende, vb.) portföylerden ve bireysel (özel müşteriler) portföylerden oluşur. Belki de daha büyük şirketlerin kredibilitesi, Standard & Poor'lar, Moody'ler veya kredi büroları gibi dış kuruluşların puanlarına göre değerlendirilebilir. Bununla birlikte, bu dış derecelendirmeler çoğunlukla bireysel müşteriler, perakende satışlar veya küçük orta ölçekli işletmeler için mevcut değildir ve bu nedenle uygulamaların dahili taramadan geçmesi gerekir (Zeng 2014, ss. 3229–3242).

Tüm kavramları tek bir cümleye indirdiğimiz için, kredi puanlama sisteminin temel ilkesi, kötü müşterileri iyi müşterilerden ayırt etmek için her borçluya bir puan atayabilen optimal bir sınıflandırıcı olmaktır.

2.4 KREDİ DERECELENDİRME SİSTEMİNDE KULLANILAN MODEL TÜRLERİ

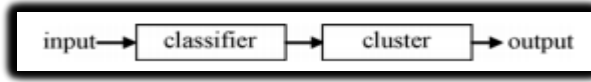
Kurumsal kredi notu, kurumsal borç piyasasında çok önemli bir faktördür. Standard & Poor'un (S&P) ve Moody's gibi ajanslar genellikle hizmetleri için büyük ücretler gerektirdiğinden ve periyodik olarak sağlanan derecelendirmeler bazen şirketin o anki varsayılan riskini yansıtmadığından, tahvil piyasası katılımcılarının ajansları yayınlamadan önce kredi derecelendirmelerini sınıflandırabilmeleri avantajlı olabilir derecelendirme. Sonuç olarak şirketlerin, özellikle finans şirketlerinin uygun bir kredi derecelendirme modeli geliştirmeleri çok önemlidir. Teknik açıdan bakıldığında, kredi notu tipik, çok sınıflı bir sınıflandırma problemi oluşturur, çünkü reyting türleri genellikle on veya daha fazla derecelendirme kategorisine sahiptir.

Örneğin, S&P puanları en yüksek kalitede tahviller için AAA'dan, en düşük kalitede tahviller için D'ye kadar değişir. Profesyonel derecelendirme kuruluşları, kredi derecelendirmelerinin belirlenmesinde analistlerin öznel kararlarının önemini vurgulamaktadır. Bununla birlikte, uygulamada, şirketlerin finansal değişkenlerini kullanan bir matematiksel model, kredi derecelendirmelerinin belirlenmesinde önemli bir rol oynamaktadır, çünkü uygulanması ve daha az zaman ve maliyet gerektirmektedir. Bu finansal değişkenler, bir şirketin kaldıraç durumunu, likidite durumunu ve kârlılık durumunu temsil eden oranları içerir. Borsa tahmini veya kredi derecelendirme tahmini gibi finansal karar verme araçları olarak çeşitli istatistiksel ve yapay zekâ teknikleri uygulanmıştır. Bunlar arasında yapay sinir ağları, birçok iş problemine geniş uygulanabilirlikleri ve önde gelen öğrenme yetenekleri nedeniyle finans alanında yaygın olarak kullanılmaktadır (Ahn 2012, ss.1800-1811).

2.4.1 Hibrid Modeli

Genel olarak, hibrit model kümeleme ve sınıflandırma tekniklerinin birleştirilmesine dayanmaktadır (Şekil 2.3 ve 2.4'dür). İlk hibrit model için, kümelenme denetimsiz öğrenme tekniği olduğundan, denetlenen gibi verileri doğru bir şekilde ayırt edemez. Bu nedenle, önce bir sınıflandırıcı eğitilebilir ve çıktısı daha sonra kümelenme sonucunu iyileştirmek için küme girişi olarak kullanılır. Öte yandan, ikinci hibrit model, temsili olmayan verileri filtrelemek için önce kümeleme tekniğini kullanır. Yani, doğru bir şekilde kümelenemeyen veriler gürültülü veri olarak kabul edilebilir. Daha sonra, kümeleme teknikleri tarafından filtrelenmeyen temsili veriler, sınıflandırma sonucunu iyileştirmek için sınıflandırıcıyı eğitmek için kullanılır (Vanthienen 2006, ss.479-487).

Şekil 2.3 Hibrid Modeli Sınıflandırma Yöntemi



Şekil 2.4 Hibrid Modeli Kümeleme Yöntemi



Kaynak: J. Vanthienen, 2006, Failure prediction with self organizing maps, Expert Systems with Applications 30 (2006) ss.479–487.

2.4.2 Destek Vektör Makineleri Modeli

Son yıllarda, çok sınıflı destek vektör makineleri iyi performanslarından dolayı çok çekici bir makine öğrenme yaklaşımı haline gelmiştir. Şimdiye kadar, araştırmacılar, destek vektör makinelerini çok sınıflı sınıflandırmaya uyarlamak için çeşitli teknikler önerdiler, çünkü destek vektör makineleri başlangıçta ikili sınıflandırma için tasarlandı. Ancak, çoğu sadece örnekleri nominal kategorilere ayırmaya odaklanmıştır; bu nedenle, önerilen yaklaşımlarda kredi derecelendirme “sıralılık” - nadiren benzersiz bir özellik göz önünde bulundurulmuştur.

Geleneksel destek vektör makineler başlangıçta sadece bir sınıflandırıcı gerektiren ikili sınıflandırma için tasarlanmıştır. Bu nedenle, çok sınıflı sınıflandırma yapmak için geleneksel destek vektör makineler değiştirilmelidir. Gerçekten de, geleneksel destek vektör makinelerin çok sınıflı destek vektör makinelere genişletilmesi devam eden bir araştırma konusudur. Son beş yılda, çok sınıflı destek vektör makinelerin (ÇSDVM) uygulanması için çeşitli teknikler önerilmiştir. Genel olarak, destek vektör makineler (DVM)'leri çok sınıflı problemlere genişletmek için iki yaklaşım vardır. İlk yaklaşım, çok sınıflı problemleri birkaç ikili alt probleme ayrıştırmaktır. Bu yaklaşımda, ÇSDVM'ler birkaç ikili DVM sınıflandırıcısının oluşturulması ve birleştirilmesiyle uygulanabilir. İkinci yaklaşım, tüm verileri tek bir optimizasyon formülasyonunda doğrudan dikkate almaktır. Bu durumda, SVM'lerin geleneksel eğitim algoritmasının değiştirilmesi gerekir. Her yaklaşımda farklı teknikler vardır (Huang 2006, ss.32-40).

Bu bölümde, konvansiyonel DVM'nin temel kavramını tanıtıyoruz ve konvansiyonel DVM'yi çok sınıflı sınıflandırmaya genişletmeye çalışan çalışmaları özetlenmektedir. Dahası, veri madenciliği tekniklerini kullanan kredi derecelendirmeleriyle ilgili çalışmaları gözden geçirilmektedir. Geleneksel DVM, girdi vektörlerini yüksek boyutlu bir özellik uzayıyla eşleştirerek ve daha sonra orijinal alanda doğrusal olmayan sınıf sınırlarını uygulayan doğrusal bir model oluşturarak sınıflandırma yapılmaktadır. DVM, özel bir doğrusal model, yani optimal hiper düzlem bulan bir algoritma kullanılmaktadır. Optimal hiper düzlem, karar sınıfları arasındaki maksimum ayrımı veren maksimum marj hiper düzlemini ifade etmektedir. Böylece, optimal hiper düzlem egzersiz örneklerini

ayırma hiper düzleminden en yakın egzersiz veri örneklerine maksimum mesafe ile ayrılmaktadır. Maksimum kenar boşluğuna en yakın olan eğitim örneklerine destek vektörleri denmektedir. Destek vektörleri dışındaki diğer tüm eğitim örnekleri, optimal hiper düzlemi oluşturmak için işe yaramamaktadır. Sonuç olarak, DVM'lerin küçük boyutlu eğitim örnekleriyle ikili sınıflandırmayı etkin bir şekilde gerçekleştirmeleri mümkündür (Jingqing 2006, ss.96-285).

Doğrusal olarak ayrılabilir durum için, n öznitelik durumunda ikili karar sınıflarını ayıran bir hiper düzlem aşağıdaki denklem olarak temsil edilebilir:

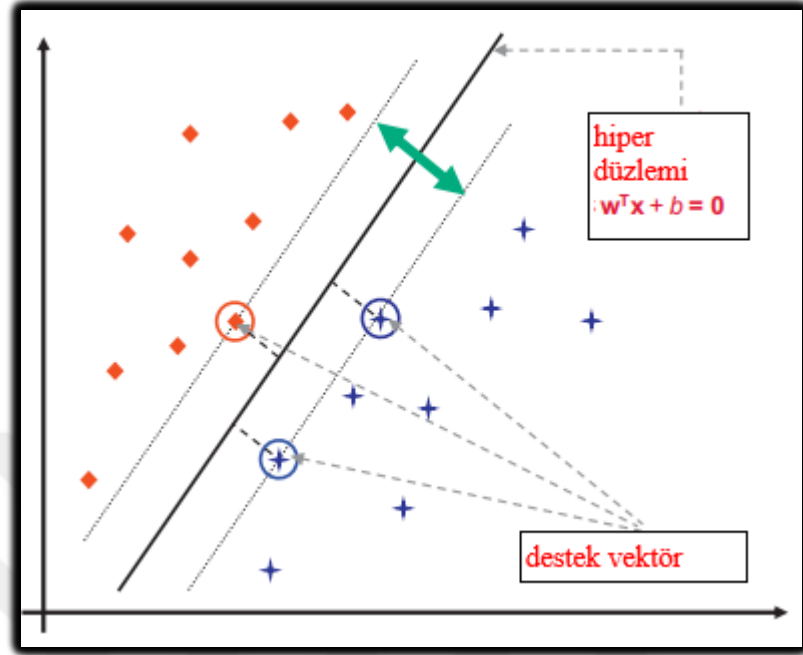
$$y = w_0 + \sum_{i=1}^n w_i x_i \quad (2.1)$$

burada y sonuçtur, x_i öznitelik değerleridir ($i=1, \dots, n$) ve $\{w_i: i=0, \dots, n\}$ öğrenme algoritması tarafından öğrenilecek n1 ağırlıklardır. Denklem (1), $\{w_i: i=0, \dots, n\}$ ağırlıkları hiper düzlemi belirleyen parametrelerdir. Denklem 2, DVM'ler destek vektörlerini kullanarak optimal hiper düzlemi (yani, maksimum marj hiper düzlemi) yaklaşık olarak gösterir:

$$y = b + \sum \alpha_i y_i \mathbf{x}^{(i)} \cdot \mathbf{x} \quad (2.2)$$

Bu denklemde, b ve $\{\alpha_i\}$ optimal hiper düzlemi belirleyen parametrelerdir. Teorik olarak, destek vektörleri ve b ve $\{\alpha_i\}$ parametrelerini bulma problemi, lineer olarak kısıtlanmış programlama problemine dönüştürülebilir. (Crammer 2000 ss.35-46)

Şekil 2.5 Geleneksel SVM'nin grafiksel yorumu



Kaynak: K.Crammer 2000 On the learnability and design of output codes for multiclass problems. In: Proceedings of the 13th annual conference on computational learning theory, Palo Alto, California; 2000. ss. 35–46.

Şekil 5'de gösterildiği gibi, lineer olarak ayrılabilir durum için, tüm verilerin $\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i + b = 0$ hiper düzleminden en az 1 mesafe olduğunu varsaymaktadır. Daha sonra, örnek etiket çiftleri $(\mathbf{x}_i, y_i)$, $i = 1, \dots, m$ olan $\mathbf{x}_i \in \mathbb{R}^n$ ve $y_i \in \{+1, -1\}$ veri seti verildiğinde, veri noktaları doğru olarak sınıflandırılacaktır (Jingqing 2006, ss.96-285).

$$\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i + b \geq +1 \text{ for } y_i = +1 \quad (2.3)$$

$$\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i + b \leq -1 \text{ for } y_i = -1 \quad (2.4)$$

Bu denklemler bir dizi eşitsizliğe dönüştürülebilir.

$$y_i(\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i + b) \geq +1 \quad (2.5)$$

Burada, DVM aşağıdaki ikinci dereceden optimizasyon problemini çözerek maksimum marj ile optimum bir ayırma köprüsü bulur:

$$\text{Min}_{\mathbf{w},b} \Phi(\mathbf{w}) = \frac{1}{2} \mathbf{w}^T \mathbf{w} \text{ subject to } y_i(\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i + b) - 1 \geq 0 \quad (2.6)$$

Bununla birlikte, yukarıdaki kavramlar ayrılamaz bir duruma genişletilmelidir, çünkü gerçekte, veri noktaları istisnasız olarak doğrusal olarak bölünen birkaç durum vardır. Bunu yapmak için, negatif olmayan gevşek değişkenleri benimseriz, yani Denklem (2.6) Denklem (7), minimum sayıda eğitim hatası sağlayan hiper düzlemi bulabiliriz (Huang 2006, ss.32-40).

$$\text{Min}_{\mathbf{w},b,\xi} \Phi(\mathbf{w}) = \frac{1}{2} \mathbf{w}^T \mathbf{w} + C \sum_{i=1}^m \xi_i \text{ subject to } y_i(\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i + b) + \xi_i - 1 \geq 0, \xi_i \geq 0 \quad (2.7)$$

Doğrusal olmayan ayrılabilir durum için DVM'ler, girdileri yüksek boyutlu özellik alanına dönüştürerek doğrusal olmayan sınıf sınırlarını uygulayan doğrusal bir model oluşturarak sınıflandırmayı üstlenebilirler. Bu durumda, denklem (2) sunulduğu gibi yüksek boyutlu bir versiyona dönüştürülebilir.

$$y = b + \sum \alpha_i y_i K(\mathbf{x}(i), \mathbf{x}) \quad (2.8)$$

Giriş vektörünü yüksek boyutlu bir özellik alanına dönüştüren $K(\mathbf{x}(i), \mathbf{x})$ işlevine çekirdek işlevi denir. Denklem kullanarak optimizasyon problemini çözmek için. (8), çekirdek fonksiyonları Mercer teoremini karşılayan pozitif tanımlı fonksiyonlar olmalıdır.

3. BANKALARDA EKONOMİK SERMAYE HESAPLANMASINDA KULLANILAN KALİTATİF YAKLAŞIMLAR

Finansal kurumlar gibi hayati unsurlar olmadan düzgün işleyebilecek bir ekonomi yoktur. Bankalar, her ekonomide ana banka olan finans kurumları, çünkü bankalar borç verenleri ve borçluları bir araya getiriyorlar. Bankalar, topluluğun dağınık ve küçük tasarruflarının seferber edilmesi ve fonların üretken sektörlere yatırım için elverişli hale getirilmesiyle yeterli derecede sermaye oluşumu sağlayarak bir ekonominin gelişmesine katkıda bulunurlar.

Bankalar, vatandaşların yaşamlarını iyileştiren ve ekonomik büyümeyi körükleyen ürün ve hizmetler sunarak değer yaratır. Büyük şirketlerin, girişimcilik faaliyetlerinin, ithalat ve ihracatın büyümesi, bankaların bu tür faaliyetleri gerçekleştirmeleri için gerekli fonları sağlayarak müdahale etmeleri mümkün olmayacaktır. Bankalar yukarıda bahsi geçen faaliyetlere başlamadan önce bir ya da bu şekilde bazı masraflara maruz kalmak zorunda kalacaklardır. Sermaye oluşumu söz konusu olduğunda, bankalar farklı kaynaklardan gelen fonları harekete geçirir ve borç verenler ödünç alınan fonlara faiz uygularlar. Bankaların fonlama maliyeti olan faiz oranı çoğunlukla kredi notlarından etkilenmektedir. Bir bankanın borç verme oranlarında bir değişiklik olmadan yeni fonlama için ödemek zorunda olduğu faiz oranı artarsa, bankanın karları düşecektir (Beau, Hill, Hussain ve Nixon, 2014). Bir ülkenin riskini ölçmenin en yaygın yolu haline geldiğinden, yıllar boyunca egemen kredi notuna küresel finansal piyasalarda büyük önem verilmiştir (Pointon 2011, ss.59-88).

Bankacılık, ekonomik ve ticari faaliyetlerde çok önemli bir yere sahip finansal bir kurumdur. Bankaların faydalarından biri, iş veya tüketim ihtiyaçları için taze fonlara ihtiyaç duyan halka kredi şeklinde fon yönlendirmektir. Yani, bankaların her ülkenin finansal sisteminin çekirdeği olduğunu söyleyebilirsiniz. Kredinin uygulanmasında, bankalar, halk ekonomisinin geliştirilmesine yardımcı olmanın yanı sıra, gelir paylaşımı şeklinde bir gelir kaynağı da elde etmektedirler. Bununla birlikte, banka kredisini

kanalize etme süreci genellikle kredi riski veya sorunlu krediler olarak bilinen bir riskle karşı karşıyadır. Şu anda, bankacılık sektörü çeşitli risklerle karşı karşıyadır. Bankacılık sektöründe karşılaşılan riskler kredi riski, piyasa riski, operasyonel risk, faiz riski, likidite riski ve kur riskidir.

Kredi riski kavramı, borçluların veya imzacıların insanlara karşı yükümlülüklerini yerine getirmemektedir. Daha doğrusu, bankalar kredi kalitesinin düşmesinin bir sonucu olarak risklerle karşı karşıyadır. Piyasa riski, piyasada bankalar tarafından tutulan varlıkların piyasa hareketleri ve piyasa fiyatlarındaki değişimler nedeniyle zarar riski olduğu tanımlanmaktadır. Sorunlu kredilerin nedenlerinden biri, bankanın muhtemel borçluların kredi analizini yapamamasıdır. Kötü kredi şeklinde kredi riski, bankacılık krizine katkıda bulunan ana faktörlerden biridir, bu risk her bankanın sahip olduğu bir puanlama sistemi kullanılarak aşılabılır (Rahmani 2020,ss.1-11).

3.2.1 Kredi Skorlama Türleri

Yeni bir başvuru sahibine kredi verip vermemeyi çözmek için kullanılan tekniklere başvuru puanlaması denir. Öte yandan, mevcut başvuru sahipleriyle nasıl başa çıkılacağını çözmek için kullanılan tekniklere davranışsal puanlama denir. Başvuru puanlamasının amacı, yeni bir kredi başvurusunun gelecekteki davranışını tahmin etmektir, oysa davranışsal puanlama mevcut bir müşterinin gelecekteki ödeme davranışını tahmin etmeye çalışır. Kredi puan kartları sadece perakende müşteriler için değil, aynı zamanda şirketler ve kurumlar için de geliştirilmiştir. İki ana tip verilebilir:

- Başvuru puan kartları, müşterinin kredi başvurusunun onay / ret kararı için kullanılır. Başvuru puan üzerinden onaylanırsa, teminat, kredi miktarı, faiz oranı ve kredi süresi gibi kredinin özellikleri belirlenir.

- Davranışsal puan kartları, mevcut müşteriler için perakende (kredi kartları dahil) ve kurumsal kredi portföylerini kapsayan limit artışı, çapraz satış, yukarı satış, limit engelleme / izleme / tahsilat işlemleri için kullanılır (Hand 1997, ss.523-541).

3.2.1.1 Başvuru skorlaması

Başvuru kredisi puanlaması, bir kredi ürünü için başvuranın krediyi kabul edilmiş bir şekilde geri ödeyemeyeceğini öngörme sürecidir. Bu süreci değerlendirmek için, tüm başvuru sahiplerinin kredi için davranışlarını temsil eden bir modele ihtiyacımız vardır, ancak tipik olarak yalnızca geçmişte kredi için kabul edilen geri ödeme davranışları hakkında bilgi sahibi olunabilir. Reddedilenlerin, eğer kabul edilmişlerse, davranışları bilinmemektedir. Bir kişi kabul edilen başvuru sahipleri kullanılarak bir model tahmin ederse, yalnızca bir kişi taraflı parametreler kazanabilir, eğer bu parametreler tüm başvuru sahiplerinin davranışlarını temsil eden bir modele uygulanır. Buna ek olarak, gerçek ve tahmin edilen kötü sayıları eşitlemek için kesme seçildiyse, sadece kabul etme örneğinin tüm başvuru sahiplerinin popülasyonu için uygun olmayan kesme değerleri vermesi muhtemeldir.

Bir kredi puanlama modelinin geleneksel biçimi bir puan kartıdır. Bu puan kartı, bir başvuru sahibinin sorduğu bir dizi soru (özellik adı verilir) içeren bir tablodur ve bu tür her soru için olası cevapların bir listesi vardır (öznitelikler olarak adlandırılır). Örneğin, bir karakteristik başvuru sahibinin yaşı olabilir ve bu karakteristik için nitelikler başvuru sahibinin düşebileceği bir dizi yaş aralığı olabilir. Her cevap için başvuru sahibi belirli sayıda puan alır: eğer öznitelik düşük riskli ise daha fazla, risk daha yüksekse daha az. Ortaya çıkan toplam puan, başvuranın temerrüt olasılığının bir ölçüsüdür. Böyle bir puan kartı modeli, endüstride köklü bir puanlama yöntemi olmasının yanı sıra, karar ağaçları veya sinir ağları gibi daha yeni "veri madenciliği" modelleriyle karşılaştırıldığında hala birçok avantaja sahiptir. Başlangıç olarak, bir puan kartının uygulanması kolaydır. Gerekirse, puan kartı başvuru sahibinin yanında bir kağıt üzerinde değerlendirilebilir. Puan kartını da anlamak kolaydır. Bir cevap için puan sayısı diğer cevapların hiçbirine

bağlı değildir ve bir soruya verilebilecek olası cevaplar aralığında puanların sayısı genellikle basit bir şekilde artar (genellikle tekdüze hatta doğrusal olarak). Bu nedenle, başvuru sahibine bir puan kartı temelinde verilen bir kararı gerekçelendirmek genellikle kolaydır (Wagner 2004, ss.179-183).

Belirli koşullar altında, dış satıcılardan “hazır” jenerik kredi modelleri satın almak veya dış danışmanlar tarafından belirli bir amaç için geliştirilmiş kredi modellerine sahip olmak uygun olmakla birlikte, şirket içinde kredi modelleri oluşturmak için bir uygulamayı sürdürmek çeşitli avantajlar sunmaktadır. En doğrudan, borç veren kuruluşun birçok modelin oluşturulması gerektiğinde ölçek ekonomilerinden kar elde etmesini sağlar. Ayrıca borç verenlerin çok çeşitli amaçlar için çok sayıda segmente özgü model sunmasını sağlar. Kendi başına sağlam, iç beceri tabanı oluşturmak, kuruluşun model sonuçlarının ve raporlarının yorumlanmasında tutarlı kalmasını ve müşteriyle ilgili tüm puanlar arasında tutarlı bir modelleme metodolojisi kullanmasını kolaylaştırır. Bu, yeni modellerin entegrasyonu için daha kısa bir geri dönüş süresi ile sonuçlanır, böylece kaynakları yaratıcı yeni modeller ve stratejilerle yeni iş sorularına daha hızlı yanıt vermek için serbest bırakmaktadır (Zeng 2014, ss. 3229–3242).

Puanlama modelinin geçerliliği konuşlandırıldıktan sonra yakından izlenir. Popülasyondaki değişiklikler, skor dağılımındaki değişiklikler ve özelliklerin sıklığına göre izlenir. Bu popülasyon sürüklenme şemaları ayrıca, geliştirme örneğinin zamanı ile mevcut parti arasında meydana gelebilecek herhangi bir kaymayı kontrol etmek amacıyla bir ilk konuşlandırmadan önce üretilir. En önemlisi, modelin tahmin gücünü sürekli olarak ölçen ve tahmin edilen ve gerçek varsayılan oranlar arasında tipik olarak skor aralığına göre farklılıklar gösteren grafikler üretilir.

3.2.1.2 Davranış skorlaması

Müşterilerle daha iyi bir ilişki kurmak için, bankalar sürekli olarak tekliflerini farklılaştırmanın ve farklı pazar segmentleri için daha uygun hizmetler geliştirmenin yollarını ararlar. Mevcut modern segmentasyon analizi üzerinde önemli bir gözlem, geçmiş işlem verilerinin kullanılmasıdır. Elde edilen sonuçlar, müşteri davranışının geçmiş kalıplara benzer kalıpları takip ettiği ve gelecekte tekrarlanacağı varsayımına dayanmaktadır. Bu nedenle, veri madenciliği tekniklerini kullanarak etkili bir yeni pazarlama stratejisinin önemini kavramaktadır. Müşteri memnuniyetini artırırken satın alma miktarını artırmak ana hedeftir.

Kredi ve davranışsal puanlama modelleri, finans ve bankacılıkta istatistiksel ve operasyonel araştırma modellemesinin en başarılı uygulamalarından biridir ve sektördeki puanlama analistlerinin sayısı sürekli artmaktadır. Hem kredi hem de davranışsal puanlama modellerinin temel amacı müşterileri gruplara ayırmaktır. Bu nedenle puanlama problemleri sınıflandırma analizi alanı ile ilgilidir. Banka veritabanlarına uygulandığında, kredi puanlama sınıflandırma analizi, yeni bir başvuru sahibini yaş, gelir ve savaş durumu gibi özellikleri açısından kabul veya red olarak sınıflandırmak için kullanılır. Diğer taraftan, davranışsal puanlama için sınıflandırma analizi, davranışsal puanlama değişkenleri kullanarak mevcut müşterilerin davranışlarını tanımlamak ve ayrıca mevcut müşterilerin gelecekteki satın alma davranışlarını veya kredi durumlarını tahmin etmek için kullanılır (Thomas 2000, ss.149-172).

Banka veri tabanlarının, aylık hesap kayıtları ve günlük işlem kayıtlarından oluşan çok boyutlu olması nedeniyle müşteri davranış yönetimi için analiz edilmesi zordur. Bu nedenle, son derece hassas puanlama modellerinde bile, bazı yanlış sınıflandırma modelleri zorunlu olarak ortaya çıkar (Donato 1999,ss.433–441).

Segmentasyon analizi, müşterilerle daha hedefli iletişim kurmanın bir yöntemidir ve daha önce tanımlanmış müşteri gruplarına göre bireysel müşterileri sınıflandırma yolunda öncü

bir adımdır. Segmentasyon analizi süreci, veriler içindeki müşteri gruplarının özelliklerini tanımlar ve müşterileri benzerliklerine veya benzerliklerine göre segmentlere ayırır. Bununla birlikte, iyi müşteri davranış yönetimi yapma girişimleri, zayıf veri alaka düzeyi ve kalitesi, işlenmesi gereken veri hacmi veya verileri görüntüleme güçlüğü ile sınırlı olabilir. Bu nedenle, orijinal veri seti müşteri davranışını tahmin etmek için doğrudan kullanılamaz, bu nedenle tahmin için fazladan davranışsal puanlama göstergeleri gereklidir (Lancher 1995,ss.53-65).

3.2.2 Kredi Skorlama Sistemi Oluşturma Yöntemleri

Kredi puanlama modelleri, kredi müşterilerinin iyi bir başvuru grubuna mı yoksa kötü bir başvuru grubuna mı ait olduğunu belirlemek için finansal kuruluşlar tarafından yaygın olarak kullanılmaktadır. Kredi puanlama modellerini kullanmanın avantajları, kredi maliyetini düşürmek, daha hızlı kredi kararını mümkün kılmak, kredi tahsilatlarını sigortalamak ve olası riski azaltmaktan fayda olarak tanımlanabilir. İyi bir kredi puanlama modeli elde etmek için çeşitli yöntemler önerilmiştir.

Son birkaç on yılda, kredi verme kararı için kredi puanlama modelleri olarak bilinen nicel yöntemler geliştirilmiştir. Kantitatif kredi puanlama modellerinin amacı, kredi başvuru sahiplerini iki gruptan birine atamaktır: "finansal yükümlülüğü geri ödemesi muhtemel" iyi kredi "grubu veya yüksek bir kredi nedeniyle reddedilmesi gereken" kötü kredi "grubu mali yükümlülük üzerinde temerrüde düşme olasılığıdır. Kredi puanlaması için kullanılan ilk model ve günümüzde yaygın olarak kullanılan bir yöntem, basit bir parametrik istatistiksel yöntem olan doğrusal diskriminant analizidir. Kredi endüstrisinin büyümesi ve bugün yönetim altındaki büyük kredi portföyleri ile sektör aktif olarak daha doğru kredi puanlama modelleri geliştirmektedir. Kredi puanlama doğruluğundaki yüzde artışın bir kısmı bile önemli bir başarıdır. Bu çaba, parametrik olmayan istatistiksel yöntemlerin, sınıflandırma ağaçlarının ve kredi puanlama uygulamaları için sinir ağı teknolojisinin araştırılmasına yol açmaktadır. Bu araştırmanın amacı, beş sinir ağı mimarisinin kredi

puanlama uygulamaları için doğruluğunu araştırmak ve performanslarını bugün halen araştırılmakta olan modellerle karşılaştırmaktır (West 2000, ss.1131-1152).

Kredi endüstrisi, taksitli kredi, tek aile ipotekleri, otomatik finansman ve kredi kartı borcunda önemli artışlar ile yirmi yıllık hızlı bir büyüme yaşamıştır. Kredi puanlama modelleri bu dönemde finans endüstrisi tarafından nakit akışını ve kredi tahsilatlarını iyileştirmek için yaygın olarak kullanılmaktadır. Basit bir parametrik istatistiksel model olan doğrusal diskriminant analizi (DDA) ilk kredi puanlama modellerinden birisidir. DDA'nın kredi puanlamasına uygunluğu, kredi verilerinin kategorik doğası ve iyi ve kötü kredi sınıflarının kovaryans matrislerinin eşit olması nedeniyle sorgulanmıştır. DDA modelinin bazı eksikliklerinin üstesinden gelmek için bugün daha sofistike modeller araştırılmaktadır. Kredi puanlama uygulamaları için lojistik regresyon modelini araştırıyor. Şu anda en yakın komşu sınıflandırma ağaçları ve sinir puanlama uygulamaları için sinir ağı modelleri gibi parametrik olmayan istatistiksel modelleri araştırmaktadır (Rosenberg 1994, ss.589-613).

Kabaca, bu yöntemler parametrik istatistiksel yöntemler (örneğin, liner regresyon, diskriminant analiz ve lojistik regresyon), parametrik olmayan istatistiksel yöntemler (örneğin, uzman sistemleri, yapay sinir ağları) dır.

3.2.2.1 Parametrik olmayan teknikler

Parametrik olmayan öğrenme modelleri, modelleri veriye iyi uyan esneklikleri nedeniyle son yıllarda finansal zaman serilerini tahmin etmek için yaygın olarak kullanılmaktadır. Bununla birlikte, sabit getirili piyasa ve döviz piyasası dahil olmak üzere diğer pazarlar için nispeten az sayıda çalışma yapılmıştır. Kredi piyasası için öğrenme yöntemlerini kullanan çalışmaların çoğu kredi derecelendirme analizine odaklanmıştır. Son yıllarda, en yakın komşu algoritması, destek vektör makineleri, karar ağacı modelleri ve nöral gibi parametrik olmayan istatistiksel modeller ağ modelleri, kredi puanlama problemlerine başarıyla uygulanmıştır. Bunlardan yapay sinir ağları (YSA), doğrusal olmayan ve

parametrik olmayan uyarlanabilir öğrenme özellikleri nedeniyle desen sınıflandırması için en güçlü araçlardan birini oluşturur. YSA'ları kredi puanlama modelleri alanındaki diğer geleneksel sınıflandırma teknikleriyle karşılaştıran birçok çalışma yapılmıştır. Parametrik olmayan teknikler arasından karar ağaçları ve sinir ağları incelenmiştir.

Burada gösterilen parametrik olmayan teknikler, Markovian olmayan davranışın temelini oluşturabilecek bazı mekanizmaların daha ayrıntılı bir görünümünü elde etmemizi sağlar. Birincisi, Moody'lerin “döngü boyunca” derecelendirme girişimi, “yalnızca nispeten kısa bir süre içinde tersine çevrilmesi mümkün olmadığında” bir derecelendirme eyleminin gerçekleştirilmesiyle desteklenmektedir. İkincisi, birden fazla ölçüm nedeniyle eski sürüme geçişten kaçınmak, hızlı bir düşüş yaşayan bir firmaya hızlı bir şekilde bir ölçüm atanması zorlaştırır (Carty 1997, s.80).

3.2.2.1.1 Karar ağaçları

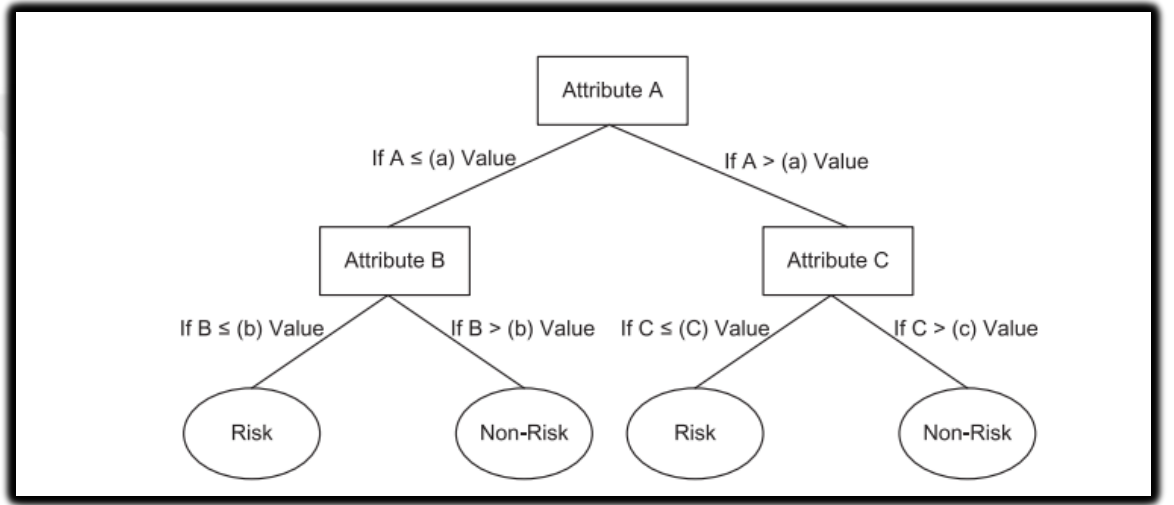
Bir süreç ya da bir problem karşısından önemli değişkenler için belirlenen eşikler doğrultusunda karar vermeye yarayan araçtır. En yaygın olarak kullanılan yöntem olan RPA(Recursive Partitioning Algorithm) karşımıza çıkmaktadır. Yapı olarak yukarıdan aşağıya inen karar noktalarından oluşur. Bir karar ağacı modeli, geniş bir gözlem koleksiyonunu belirli bir hedef değişkene göre daha küçük homojen bir gruba bölmek için bir dizi kuraldan oluşur. Hedef değişken genellikle kategoriktir ve karar ağacı modeli, belirli bir kaydın hedef kategorinin her birine ait olma olasılığını hesaplamak veya kaydı en olası kategoriye atayarak sınıflandırmak için kullanılır. Karar ağacı sürekli hedef değişken için de kullanılabilir, ancak bu değişken için daha uygun çoklu regresyon gibi başka teknikler de vardır.

Mevcut tüm özellikleri aynı anda kullanan ve her piksel için tek bir üyelik kararı alan geleneksel istatistiksel sınıflandırıcılardan farklı olarak karar ağacı, değer atama sorununa çok aşamalı veya sıralı bir yaklaşım kullanır. Değerleme süreci, tek ve karmaşık bir karardan ziyade sıralı testlerin sonuçlarına dayanan basit kararlar zinciri olarak kabul

edilir. Karar dizileri kümeleri karar ağacının dallarını oluşturur ve testler düğümlere uygulanır (Wang 2012, ss.62).

Karar ağacı, niteliklerinin bazı özelliklerine göre bir dizi girdi örneğini birkaç küçük kümeye ayıran ağaç benzeri bir yapıdır (Şekil 3.1).

Şekil 3.1: Karar Ağacı



Kaynak: G.Nie 2011.Credit card churn forecasting by logistic regression and decision tree: Expert Systems with Applications ,38 ss.15273–15285

Karar ağaçları dal, düğüm ve yapraklar olmak üzere üç elemanı bulunmaktadır. Dal, verilere sorulan soruların cevaplarını gösterir. Düğüm, soruların sorulduğu gerekli cevapların alındığı elemandır. Yapraklar ise bulunduğu sınıf etiketlerini gösteren elemandır. Karar ağacı, bir eğitim veri kümesinden çıkarılan bilgileri, düğümlerden ve sonuçlardan oluşan hiyerarşik bir yapıda düzenleyen sembolik bir öğrenme tekniğidir. Karar ağacının çıktısı bir ağaç veya kurallar şeklinde organize edilebildiğinden, karar ağaçlarının sonuçlarını anlamak kolaydır. Dahası, bir karar ağacı sayısal ve kategorik veriler de dahil olmak üzere veri kümelerini kullanarak modeller oluşturma yeteneğine sahiptir. İki tür karar ağacı vardır: sınıflandırma ağaçları ve regresyon ağaçları. Hedef değişken, değerlerini ayrı bir alandan alır ve her bir yaprak düğümü için karar ağacı, bir

sınıflandırma ağacındaki her sınıf için (olasılık değişkeninin değeri) bir olasılık (ve bir değer) ilişkilendirmektedir (Stone 1977, ss.595-645).

Bir karar ağacı özellikler arasındaki etkileşimleri algılar ve kullanır. Bir karar ağacı modelinde, bir başvuru sahibinin verdiği her cevap, daha sonra hangi sorunun sorulacağını belirler. Daha büyük esneklikleri ağaçları puan kartı modellerinden daha potansiyel kestirir. Ancak ağaçlar hızlı bir şekilde oldukça karmaşık hale gelebilir. Ayrıca, ilk sorudaki bir değişikliğin bir sonucu olarak yapılarının önemli ölçüde değişebilmesi açısından yeni verilerle güncellendiğinde kararsızdırlar. Sinir ağları, etkileşimleri açıklayan ve özellikleri çeşitli şekillerde birleştiren daha esnek modellerdir. Karar ağaçları ve puan kartları bazen olduğu gibi keskin 'bölünmelerden etkilenmezler. Ayrıca karar ağaçları ile aynı şekilde yapısal istikrarsızlıktan da muzdarip değildirler. Bununla birlikte, belirli bir başvuru sahibi için üretilen puanı basit bir şekilde açıklamak veya anlamak neredeyse imkansızdır (Wagner 2004, ss.179-183).

Karar ağacı algoritma ailesi ID3, C4.5 ve CART gibi klasik algoritmaları içerir. Kolay anlaşılabilirlikleri için karar ağaçları tedarikçi seçimi e-posta kullanıcısı karmaşası gibi birçok alanda yaygın olarak kullanılmaktadır. Karar ağacı iyi bilinen bir tekniktir ve gerçek dünya sorunlarına birçok başarılı uygulaması olmuştur. Bağımsız giriş değişkenleri üzerinde testleri belirten bir iç düğümler, kenarlar ve yapraklar sistemi. Algoritma, tüm eğitim veri kümesini daha küçük alt kümeler ayırır ve gözlemlerin her birinin, sonuçtaki segmentlerdeki yaprak düğümü sınıflarına atandığı tek tek ağaçlar üretmektedir. Her ne kadar ID3 (Interaktif Dichotomiser), CART (sınıflandırma ve regresyon ağaçları) gibi karar ağaçları için belirlenmiş bazı algoritmalar olsa da, kararı oluşturan popüler karar ağacı algoritması C4.5'i uygulanır. C4.5 algoritması, veri bölme görevi için öznelilikleri seçtikten sonra normalleştirilmiş bilgi kazancının (entropi farkı) kalitesini belirler. En yüksek normalleştirilmiş bilgi kazanımını temsil eden özellik daha sonra karar verme uygulamasında kullanılır, tekrarlanacak hesaplama için daha küçük alt küme seçilir (Nie 2011,ss.2).

3.2.2.1.2 Sinir ağıları

Bir sinir ağı (veya yapay bir sinir ağı), bilgi gibi beyin gibi biyolojik sinir sistemlerinin yolundan ilham alan bir bilgi işleme paradigmasıdır. Bu paradigmanın kilit unsuru, bilgi işlem sisteminin yeni yapısıdır. Spesifik problemleri çözmek için birlikte çalışan çok sayıda birbirine bağlı işleme elemanlarından (nöronlar) oluşur. Sinir ağıları, insanlar gibi, örneklerle öğrenir. Yani sinir ağıları deneyimle öğrenir, önceki deneyimlerden yenilerine genelleme yapar ve kararlar verebilir (Hayikin 1999, ss.105-150).

Sinir ağıları, karmaşık sorunları çözmek için insan sinir sistemlerinin temsillerini kullanan bilgisayar modelleridir genellikle hiyerarşik olarak katmanlar halinde yapılandırılmış nöronları temsil eden birbirine bağlı düğümlerden oluşurlar. Bir sinir ağı, nöro-biyolojik modellere dayanan birbiriyle bağlantılı, etkileşen işleme birimlerinden oluşan bir sistemdir. Sinir ağıları, çok sayıda işlem biriminin (nöronlar veya düğümler, daha sonra bunları birbirlerinin yerine kullanacağız) etkileşimleri ve bunların harici girişlerle bağlantıları yoluyla bilgileri işler. Ağ, bağlantılarla bağlanan birkaç nörondan oluşur. Ağdaki düğümler üç farklı katman olarak sınıflandırılabilir: giriş katmanı, çıkış katmanı ve bir veya daha fazla gizli katman. Giriş katmanındaki düğümler harici kaynaklardan giriş sinyalleri alır ve çıkış katmanındaki düğümler hedef çıkış sinyallerini sağlar. Degrade iniş algoritması için, öğrenme hızı adı verilen adım boyutu çok önemlidir, çünkü daha küçük öğrenme hızları yakınsamadan önce öğrenme sürecini yavaşlatma eğilimindedir, daha büyük olanlar ise ağ salınımına ve yakınsamaya neden olabilir (Vellido 1999,ss. 51–70).

Her bir düğüm ağırlıklı bir girdi miktarı alır ve uygun bir dönüşüm kullanarak bir çıktı değeri hesaplar. En yaygın dönüşüm, $f(x) = 1 / (1 + e^{-kx})$ tarafından verilen sigmoid işlevidir; burada k, işlevin yayılmasını kontrol eden sabittir. Çıkış değeri daha sonra diğer bağlı düğümlere aktarılır. Bu şekilde sinir ağı bilginin beyin tarafından işlenmesini taklit eder. Uygun bir ağ mimarisi seçilerek değişkenler arasındaki karmaşık istatistiksel ilişkiler modellenenebilir. Standart bir model, üç düğüm katmanından oluşan çok katmanlı

algılayıcıdır: bir giriş katmanı, bir çıkış katmanı ve ikisi arasında gizli katman olarak adlandırılan bir katmandır. Giriş düğümlerine iletilen bilgiler, çıkış düğümlerinde bir çıktı vermek için gizli katmanlar boyunca çoğalmaktadır. Ağı farklı katmanlarındaki düğümler, istatistiksel bir modelin parametrelerine karşılık gelen değişken ağırlığına sahip bağlantılar ile bağlanır (Henley 1994,ss.73).

Ancak öğrenme mekanizması bir takım problemleri içerir;

a) Öğrenme aşaması çok uzun olabilir (yavaş öğrenme);

b) Sistem kararlı bir mutlak minimum konfigürasyon elde edemeyebilir (optimum hata azaltma), ancak optimum seviyeye geçmeden yerel minimumları kilitleyebilir;

c) Sistem, öğrenme aşamasında, yani minimum noktaya ulaşıldığında ve sonra aşıldığında, salınım davranışına yol açabilir. Böylece, bir önceki noktaya geri döner;

d) Gerçek durum, eğitim örneklerinde yer alan duruma kıyasla önemli ölçüde farklı olduğunda veya değiştiğinde; daha sonra öğrenme aşamasını tekrarlamak gerekir. Örnekler kümesi, öğrenilecek sorunun veya kavramın gerçekliğini temsil etmediğinde de geçerlidir;

e) Ağırlıkların analizi karmaşıktır ve yorumlanması zordur. Diğer bir deyişle, sistemin mantığının incelenmesi ile ilgili olarak, çok az ağ şeffaflığı vardır. Bu, hataların nedenlerini veya hatalı yanıtları tanımlamayı zorlaştırır.

Ağın öğrenmesini belirleyen algoritma, ağın nihai performansı için temel öneme sahiptir (Altman 1994,ss.505-529).

Kredi başvuru sahipleri için bir sinir ağı sınıflandırıcısı, tasarım örneği kullanılarak uygun bir ağın eğitilmesiyle oluşturulabilir. Giriş düğümleri başvuranların karakteristik vektörlerine karşılık gelir ve çıkış düğümleri kredibiliteye karşılık gelir. Ağı inşası, bir öğrenme algoritması kullanarak düğümler arasındaki ağırlıkların hesaplanmasını içerir. Çok katmanlı algılayıcı için öğrenme algoritmasına "genelleştirilmiş delta kuralı" veya "geri propolüsyon kuralı" denir. Tasarım seti için beklenen ve gerçek çıktı değerleri (kredi

güvenilirliğine karşılık gelen) arasındaki farkı en aza indirmek için ağ ağırlıklarını değiştirir. Hata fonksiyonu:

$$Error = \frac{1}{2} \sum_j (E_j - O_j)^2 \quad (3.1)$$

burada E_j , j düğümünde bir başvuru sahibi için beklenen çıktı değeridir ve O_j , karşılık gelen gözlemlenen çıktıdır. Hata fonksiyonu, ağırlıklar alanındaki hata yüzeyinde eğim alçalması kullanılarak en aza indirilir. Ağırlıklar çıkış katmanından geriye doğru değiştirilir.

$$\Delta w_{ij} = \alpha \delta_j A_i \quad (3.2)$$

burada w_{ij} , düğüm i'den düğüm j'ye olan ağırlıktır, α , skaler bir parametredir, δ_j , düğüm j için bir hata terimidir ve A_i , düğüm i'deki ağ değeridir. Çıkış düğümleri için, δ_j hata terimi

$$\delta_j^1 = O_j(1 - O_j)(E_j - O_j), \quad (3.3)$$

ve gizli katmandaki düğümler için

$$\delta_j^2 = O_j(1 - O_j) \sum_k \delta_k^1 w_{jk}, \quad (3.4)$$

burada toplam, çıktı katmanındaki düğümlerin üzerindedir. Tasarım seti, ağırlıktaki değişiklik göz ardı edilinceye kadar ağdan geçirilir (Henley 1994,ss.73).

Skaler parametre, α , degrade iniş hızını ayarlamak için kullanılır. Bu parametreyi seçerken, öğrenme süresini en aza indirmek ve hata yüzeyinde yerel minimumu önlemek için çelişen hedefleri dengelemek gerekir. Ortaya çıkan ağ, çıkış düğümlerinde tahmini sınıf üyeliği olasılıkları vermek için karakteristik değerlerini giriş düğümlerine girerek gelecekteki başvuru sahiplerine uygulanabilir (Hayikin 1999, ss.105-150).

Çok katmanlı ağlarda, her veri örneği için tahmin edilen çıktılar hesaplanır ve daha sonra her bir tahmin edilen çıktı ile karşılık gelen hedef çıktı arasındaki farkı bulur. Daha sonra hata, eğitim örneği ağı bir daha sunulduğunda hata oranının düşürüleceği şekilde ayarlanır. Böylece algoritma, hedef fonksiyonun öğrenilmesiyle en alakalı olan girdilerin özelliklerini bulur.

Sinir ağları literatüründe çok katmanlı algıya birkaç alternatif düşünülmüştür. Bir yaklaşım, karakteristik alanı bölmek için radyal temel fonksiyonlar olarak bilinen toplam doğrusal olmayan fonksiyonların kullanılmasıdır. $\sum w_{ij}x_i$ formunun ağırlıklı toplamı ile defile edilen hiperplanlar kullanmak yerine, radyal temel yaklaşımı, $\|\cdot\|$ bir uzaklık ölçüsü olan $\phi(\|x-y\|)$ formundaki hiperlipsoitleri kullanır. Radyal baz yaklaşımının avantajı, radyal baz fonksiyonları seçildikten sonra, problemin bir dizi lineer denklemi optimize etmede azalmasıdır oysa çok katmanlı algılayıcı $\sum w_{ij}x_i$ 'nin doğrusal olmayan fonksiyonlarını optimize etmeyi içerir. Bu yöntemdeki zorluk uygun radyal seçimi seçmektir. Veri yapısının modellenmesini sağlayan temel fonksiyonlar. Radyal taban işlevi ve mesafe metriği için standart seçenekler sırasıyla $\phi(r) = e^{-r^2}$ ve $\|x-y\| = \sum_i (x_i - y_i)^2$ 'dir. Girişlerin yapısı (karakteristik vektörler) önceden biliniyorsa, bu uygun radyal temel fonksiyonları sağlamak için kullanılabilir (Henley 1994,s.50-84).

Tek bir sınıflandırıcı yaklaşımına alternatif olarak, son yıllarda çoklu sınıflandırıcıların kombinasyonu dikkate alınmıştır. Birden fazla sınıflandırıcı sistemindeki ana fikir, elde edilen birleşik sistemin orijinal tek sınıflandırıcılardan daha yüksek sınıflandırma doğruluğu ve verimliliği elde etmesi için bir dizi sınıflandırıcıyı birleştirmektir. Bu, genellikle sınırlı bireysel performans profilleri ile nispeten basit örüntü tanıma cihazlarının kombinasyonundan ortaya çıkan bir özellik olarak kabul edilir. Birden fazla sınıflandırıcı sisteminin amacı, tüm sınıflandırıcıların kararlarını bir araya toplayarak, herhangi bir ayrı sınıflandırıcıdan daha iyi performans gösteren bir kompozit sistem tasarlamaktır. Gerekçe, tek bir karmaşık sınıflandırıcının tasarımını optimize etmenin

nispeten basit sınıflandırıcıların bir kombinasyonunun tasarımını optimize etmekten daha zor olabileceğidir (Frosyniotis, 2003, ss.32-40).

Giriş vektörlerinin yapısını tanımlamak üzere ağı düzenlemek için vektör kuantizasyonu olarak bilinen bir teknik kullanır. Bu yöntem, kendi kendini organize etme olarak adlandırılır, çünkü ağı oluşturmak için eğitim kümesindeki yanıt vektörlerini kullanmaz. Kümeleme analizine benzer bir işlev görür ve başvuru sahiplerinin kredi için sınıflandırılmasında kullanılması pek olası değildir. İkinci yaklaşım, her düğümün her iki yönde de diğer düğümlere bağlandığı ve iki düğüm arasındaki ağırlıkların simetrik olduğu bir ağ oluşturur. Hopfield ağı tüm düğümlerde bir giriş alır ve hata yüzeyinde minimum değere ulaşılan kadar tekrar eder. Kohonen ağlarında olduğu gibi, ağa bir cevap vektörü dahil etmek için açık bir mekanizma yoktur (Henley 1994,ss.75-100).

Tüm sinir ağları birbirine bağlı nöron katmanlarından oluşmaktadır. Basit bir sinir ağının üç katman nöronu vardır: giriş, gizli ve çıkış. Gizli katman, kavramları temsil eden bir dahili sembol kümesi oluşturur. Ağın genelleme yeteneklerini artırmak için çoklu gizli katmanlar kullanılmaktadır. Bu çalışmanın verileriyle, ağ iki katmanla birinden daha hızlı bir çözüm durumuna dönüştü. Nöronlar girdileri işler ve çıktılar üretir. Bağlantı, gönderen ve alan neuron arasındaki benzersiz iletişim hattıdır. Bir nöron girişindeki bağlantı gücü veya ağırlığı gelen sinyalin gücünü kontrol eder. Aktarım işlevi, bir nöron tarafından alınan girişlerin nasıl çıktı aldığını tanımlar. Bir sigmoid fonksiyon en tipik görünüyor (Ross 2000, ss.111-125).

Sinir ağları, özellikle yukarıda tarif edilen çok katmanlı algılayıcı, ayırma analizi gibi kredi puanlama sistemleri oluşturmak için standart parametrik yöntemlere göre birkaç avantaja sahiptir: birincisi, potansiyel olarak gerçekçi olmayan dağıtım formlarının varsayılmasını gerektirmez; ikincisi, gizli katman değişkenler arasındaki karmaşık doğrusal olmayan ilişkilere ve bağımlılıklara izin verir (daha karmaşık model formlarına uyacak şekilde birkaç gizli katman kullanılabilir); üçüncü olarak, yöntemin paralel doğası, karmaşık yüksek boyutlu veri yapıları için seri bir yaklaşımdan daha uygun

olabilir ve son olarak çıktı katmanı, herhangi bir sayıda düğüm içerebilir, böylece yanıtın, kredibilitenin çok değerli olmasını sağlanmaktadır. (Gizli bir katmanı olmayan bir sinir ağının, bir ayrımcı analiz ve doğrusal regresyon modeline eşdeğer olduğu gösterilebilir.) Sinir ağları, çekirdek gibi yerel ortalama yöntemlerle paylaşılan yüksek boyutlarda veri esnekliğinin dezavantajından da etkilenmez yöntem (Altman 1994, ss.505-529).

Sinir ağlarının kredi puanlama problemine uygulanmasına büyük ilgi duyulmaktadır. Kredi puanlaması için diskriminant analizinin çok katmanlı bir algılayıcı ile karşılaştırmasının sonuçlarını bildirmiştir. Sonuçlar, ağın karlılığı% 7 artıracığını öngördü. Sinir ağlarının geleneksel istatistiksel sınıflandırma yöntemlerinden önemli ölçüde daha iyi performans gösterebildiklerini göstermiştir. Bununla birlikte, kredi alanı için en uygun sinir ağı biçimlerini (gizli katmanların sayısı ve boyutu dahil) oluşturmak ve mevcut kredi puanlama teknikleri ile sıkı karşılaştırmalar sağlamak için daha fazla araştırmaya ihtiyaç vardır (Herbert 1992, ss.15-23).

Ayrıca, ağın uygulanmasından sorumlu olacak kredi yöneticileri tarafından bir "kara kutu" olarak görülmesi de tehlikelidir. Bu, kredi verme süreci üzerinde yönetim kontrolünün kaybıyla sonuçlanabilir, her bir giriş ve çıkış düğümü arasındaki göreceli gücü doğrusal olarak tahmin ederek farklı özelliklerin göreceli önemini yorumlama yöntemini açıklar.

3.2.2.2 Parametrik teknikler

Kredi puanlama literatürünün dikkatle gözden geçirilmesinden sonra, doğrusal puanlama analizi (DPA) ve lojistik regresyonun kredi puanlama modellerinin oluşturulmasında en sık kullanılan iki istatistiksel teknik olduğu sonucuna varılabilir. Bununla birlikte, nadiren sahip olan bağımlı ve bağımsız değişkenler arasındaki doğrusal ilişkinin varsayımları ve çok değişkenli normallik varsayımından sapmalara duyarlı olması nedeniyle doğrusal ayrımcı analizinin kullanımı sıklıkla eleştirilmiştir.

Teorik olarak, farklı popülasyonların kovaryans matrisleri eşit olmadığında ikinci dereceden diskriminant analizi benimsenmelidir. Bununla birlikte, ikinci dereceden diskriminant analizi, model varsayımlarına DPA ve 'nın daha sağlam ve kesin bir yöntem olduğunu bildirdiğinden daha duyarlı gibi görünmektedir. DPA yaklaşımına ek olarak, lojistik regresyon, kredi puanlama görevlerini yürütmek için yaygın olarak kullanılan başka bir alternatiftir (Desai 1996, ss.24–37).

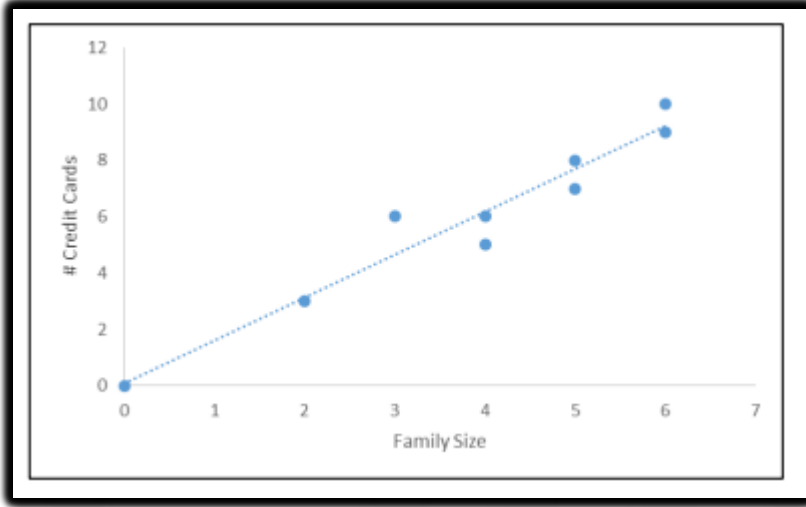
3.2.2.2.1 Doğrusal regresyon

Denetimli öğrenme teknikleri verilerden iyi ve kötü müşterileri ayırt etmeyi öğrenmektedir. Finansal oranlara, nitel ve yargısal göstergelere ve diğer potansiyel olarak ilgili bilgilere dayanarak, kredi puanlama modeli varsayılan bir olasılıkla ilgili bir puan hesaplanır. Puanlama modelinin gelecekteki temerrütler ile temerrütler arasındaki farklar ne kadar güçlü olursa, iyi müşteriler daha yüksek puanlar alır ve kötü müşteriler düşük puanlar almaktadır. Temerrüt olasılığı açısından, bu düşük puanların ve yüksek puanların, modelin giderek daha iyi ayırt edici gücüyle giderek daha yüksek ve daha düşük varsayılan oranlara karşılık geldiği anlamına gelmektedir. Genel olarak kredi puanlama ve sınıflandırma problemlerinin önemi nedeniyle çok çeşitli modeller vardır. Doğrusal modellerde, z-puanı doğrusal bir kombinasyondur.

$$z = w_1x_1 + \dots + w_nx_n + b$$

(3.5)

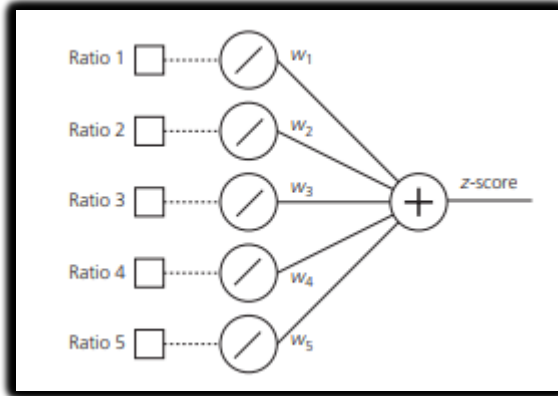
Şekil 3.2 Doğrusal regresyon grafik



Kaynak: D.Hosmer, 1989. New York: Wiley series in probability and mathematical statistics., Applied probability and statistics. ss. 515–524.

Doğrusal modellerde, z-skoru $x_1, \dots, x_n$ oranlarının doğrusal bir kombinasyonudur. Model yapısı Şekil 3.3'de gösterilmektedir. Model parametreleri veya ağırlıkları $w_1, \dots, w_n$ ve bias terimi b , ayrımcılık davranışını optimize ederek tahmin edilmektedir.

Şekil 3.3 Doğrusal regresyon



Kaynak: T. Van Gestel, 2005. Linear and non-linear credit scoring by combining logistic regression and support vector machines : Journal of Credit Risk 1(4) ss.33-35

Sorunun formülasyonuna bağlı olarak, Fisher diskriminant analizi (FDA) ve lojistik regresyon (logit) gibi klasik doğrusal teknikler kullanılabilir (Altman, 1968). Bazen problem doğrusal veya karesel programlama problemi olarak da formüle edilir. İkincisi, doğrusal destek vektör makinesi sınıflandırıcılarıyla yakından ilgilidir.

Doğrusal regresyonun kredi skorlamada kullanımı:

Puan kartları oluşturmak için standart bir yaklaşım, öngörülen özelliklerin alt kümeleriyle öngörücü değerler olarak seçilen karakteristik alt kümesini kullanarak tasarım örneğine doğrusal bir regresyon modelini sığdırmaktır.

$$y = \beta_0 + \beta_1 w_{1j_1} + \dots + \beta_p w_{pj_p} \quad (3.6)$$

y : Müşterisinin borcunu ödeme olasılığını,

β_0 : Denklem sabiti,

β_p : Bağımsız değişkenlere ait denklem katsayılarını,

w_{pj_p} : Müşterisinin bağımsız değişken değerlerini

Daha sonra diğer özellik puanları tamsayı değerlere dönüştürülür, böylece puanlar arasındaki farkların oranı (yaklaşık olarak) sabit tutulmaktadır. Özellik puanlarındaki maksimum ve minimum fark arasındaki oran da özellikler arasında (yaklaşık olarak) sabit tutulmaktadır. Puanları bu şekilde dönüştürmenin avantajı, gelecekteki hesaplamaları kolaylaştırması ve modeldeki her bir özelliğin göreceli katkısının daha net bir izlenimini vermesidir. Skorların, iyi bir risk olma olasılığının skorla pozitif (monotonik) bir ilişki içerecek şekilde ölçeklendirilir. Gelecekteki bir başvuru sahibi, kendi özel nitelik puanlarını toplayarak genel bir puan alır; bu puan daha sonra genel bir eşik puanı ile karşılaştırılır: eşik üzerinde puan alanlar kredi için kabul edilirken, aşağıdaki puanlar reddedilir (Henley 1994,ss.26).

Faktörler (müşterilerin geçmiş ödemeleri, garantileri ve temerrüt oranları gibi zamanında), her bir faktör için bir puan oluşturmak ve daha sonra bunu bankanın kesme puanı ile karşılaştırmak için doğrusal regresyonlu kredi analistleri tarafından analiz edilebilir. Yeni bir müşterinin puanı bankanın puanını geçerse kredi verilir. Orgler (1970) ticari krediler için regresyon analizini kullanmıştır; bu model mevcut kredilerin değerlendirilmesi ile sınırlıdır ve kredi inceleme ve inceleme amacıyla kullanılabilir. Daha sonra Orgler (1971), olağanüstü tüketici kredilerini değerlendirmek için bir regresyon yaklaşımı kullanmıştır. Başvuru formunda bulunmayan bilgilerin, gelecekteki kredi kalitesini değerlendirmede orijinal başvuru formunda yer alan bilgilerden daha fazla öngörme yeteneğine sahip olduğu sonucuna varmıştır. Regresyon analizinin kullanılması, bu tür uygulamaları başka yönleri de içerecek şekilde genişletmiştir (Pointon 2011, ss.59-88).

3.2.2.2.2 Diskriminant analizi

Tarihsel olarak, ayırt edici analiz ve doğrusal regresyon, puan kartları oluşturmak için en yaygın kullanılan teknikler olmuştur. Her iki teknik de kavramsal olarak basit olma ve istatistiksel yazılım paketlerinde yaygın olarak kullanılan rutinelere sahip olma avantajlarına sahiptir.

Özellikle diskriminant analizi, kredi puanlama literatüründe geniş ilgi görmüştür. Bir skorum sistemi üretmek için ayrımcı analiz kullanımının ilk yayınlanan açıklaması Durand (1941) tarafından yapılmıştır. Çalışma, Ulusal Ekonomik Araştırma Bürosu (ABD'de) tarafından desteklendi ve diskriminant analizin kredi geri ödemesinin iyi tahminini üretebileceğini gösteren sonuçlar üretilmiştir. (Ancak, sonuçların puan kartlarının pratik değerini belirlemek için yeni numuneler üzerinde test edilmediği görülüyor (Henley 1994, ss.32).

Diskriminant analizinin kredi skorlamada kullanımı:

$$\mathbf{x}^t \hat{\Sigma}^{-1}(\hat{\mu}_2 - \hat{\mu}_1) > \frac{1}{2} \hat{\mu}_2^t \hat{\Sigma}^{-1} \hat{\mu}_2 - \frac{1}{2} \hat{\mu}_1^t \hat{\Sigma}^{-1} \hat{\mu}_1 + \log \hat{\pi}_1 - \log \hat{\pi}_2 \quad (3.7)$$

Burada sınıf üyelikleri p_1 ve p_2 'nin olasılıkları genellikle eğitim setindeki sınıf oranları ile tahmin edilir. Doğrusal Diskriminant Analizi minimum yanlış sınıflandırma oranını sağlar ve bu nedenle daha önce açıklanan hipotez altında optimaldir. Bu kural $D > 0$ ise sınıf 2 olarak ifade edilebilir; burada D , girişlerin doğrusal bir kombinasyonu yoluyla hesaplanan doğrusal ayırıcı işlevdir. Sınıflandırma kuralı, eğer sınıf 1 için tahmini olasılık bir eşik olasılık p_c 'sinden büyükse sınıf 1 tahmin edilerek de formüle edilebilir. Bu son değer, sınıflandırma hatasının ampirik optimizasyonu ile seçilebilir (Tibshirani, 2001, ss. 1161-1182).

Diskriminant analizi, kredi puanlama modellerinin oluşturulmasında yaygın olarak benimsenen ilk istatistiksel metodolojidir. Bununla birlikte, öncelikle değişkenler arasındaki doğrusal ilişkileri yakalamak için tasarlanmış olması nedeniyle sınıflandırma hassasiyetinin eksikliği nedeniyle eleştirilmiştir. Bu dezavantaja dayanarak, araştırmacılar yeni alternatifler aramak zorunda kalmaktadır. Özet olarak, ayırıcı analiz karar vericiye incelenen kredi başvurusunun ikili sonucunu vermektedir. Elde edilen sonuç, önemli olmasına rağmen, ilişkili riske ilişkin herhangi bir tahmin sağlamaz. Bu düşünceye dayanarak, bir başvuranın kredi durumunun ilişkili olasılığını tahmin edebileceği için bunun yerine mantık regresyonu önerilmektedir (Fisher 1936, ss.179–188).

Son yöntem için seçilen alt numuneler, iyi ve kötü riskleri, tam numune üzerine inşa edilmiş bir puan kartı altında ayrı ayrı sıralamak ve daha sonra benzer puanlara sahip adayları seçmekle gelmiştir. Özellikle, düşük puan aralıklarında ayırmacılığı artırmak amacıyla en düşük puan alan adaylar için yapılmıştır (Henley 1994,ss.32).

3.2.2.2.3 Lojistik regresyon

Kredi puan kartları oluşturmak için birçok kredi puanlama tekniği kullanılmıştır. Bunlar arasında, lojistik regresyon modeli, arzu edilen özellikleri (örneğin sağlamlık ve şeffaflık) nedeniyle bankacılık endüstrisinde en yaygın olarak kullanılan modeldir. Her ne kadar bazı yeni teknikler (örneğin, destek vektör makinesi) kredi puanlamasına uygulanmış ve üstün tahmin doğruluğu gösterilmiş olsa da, sonuçların yorumlanabilirliği ile ilgili sorunları vardır. Bu nedenle, bu ileri teknikler pratikte yaygın olarak uygulanmamıştır.

Kredi puan kartı sistemleri günümüzde bankacılık sektöründe özellikle 2007 yılında Basel Uyum II uygulandıktan sonra yaygın olarak kullanılmaktadır. Başvuru sahipleri tarafından yeni krediler için kazanılan puanlar veya yeni kredi arayan mevcut borçlular kredi durumlarını değerlendirmek için kullanılmaktadır. Kredi puanları, bireysel kredi verenler tarafından tasarlanan farklı teknikler temel alınarak verilmektedir. Bununla birlikte, kullanılan tekniklerin değişen doğasına bakılmaksızın, kredi puanlaması her zaman bir anahtar soruyu cevaplamak için kullanılır - sabit bir süre içinde, genellikle 12 ay içinde temerrüt olasılığı. Kredi puanlama, modelleme sırasında kullanılan bilgilere dayanarak uygulama puanlaması ve davranış puanlamasına bölünebilmektedir. Uygulama puanlaması yalnızca uygulamada sağlanan bilgileri kullanırken, davranış puanlaması hem uygulama bilgilerini hem de (geçmiş) davranış bilgilerini kullanılmaktadır (Dong 2010,ss.2464-2466).

Temel olarak, kredi puanlamasında incelenen sınıflandırma teknikleri, Markov Zinciri ve survival analysis (yaşam çözümlemesi) şeklinde üç tür yöntem vardır. Bunlar arasında sınıflandırma tekniği en çok incelenen tekniktir. Lojistik bir regresyon oluşturmak için kredi puanını etkileyen faktörler dikkate alınmaktadır. Bağımsız değişkenler ile bağımlı değişken arasındaki ilişkiyi analiz ederek ve katsayıyı hesaplayarak kredi derecelendirmesini tahmin edebilir ve borç verenin gecikmiş geri ödeme davranışına sahip olup olmadığına karar verebilmektedir. P'nin kredi kartı başvuru sahiplerinin gecikmiş geri ödeme olasılığını temsil etmek için kullanıldığı varsayıldığında, başvuru

sahibinin kişisel karakteristik değişkeni $xx1, xx2, xx3, \dots, xxpp$ 'dır (Ruyu 2019, ss.811-818).

Formülasyonlar aşağıdaki gibidir.

$$\ln \frac{p}{(1-p)} = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_p x_p + \varepsilon \quad (3.8)$$

$$\text{The prob of overdue, } p = \frac{\exp(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_p x_p)}{1 + \exp(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_p x_p)} \quad (3.9)$$

$$\text{The prob of not overdue, } 1 - p = 1 - \frac{\exp(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_p x_p)}{1 + \exp(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_p x_p)} \quad (3.10)$$

(2)Vadesi geçmiş

(3)Vadesi geçmiş olmayan

Lojistik regresyonun kredi skorlamada kullanımı:

Yaygın olarak kullanılan bir istatistiksel modelleme tekniği olan lojistik regresyon, ikili sonuçlara sahip bir model oluşturabilir ve güçlü bir algoritma olarak kanıtlanmıştır.

Lojistik regresyon modelinin özel şekli:

$$\pi(x) = \frac{e^{\beta_0 + \beta_1 x}}{1 + e^{\beta_0 + \beta_1 x}} \quad (3.11)$$

$\pi(x)$ lojistik fonksiyonunun dönüşümü logit olarak bilinir dönüşüm:

$$g(x) = \ln \left[\frac{\pi(x)}{1 - \pi(x)} \right] = \beta_0 + \beta_1 x \quad (3.12)$$

Doğrusal regresyon modeli altında en küçük kareler fonksiyonuna yol açan geleneksel tahmin yöntemine, lojistik regresyon modelinin parametrelerini tahmin etmek için temel sağlayan maksimum olasılık denir (Hosmer 1989, ss. 515–524).

Lojistik regresyon, bir dikotomik sonuç olasılığının bir dizi potansiyel bağımsız değişkenle ilişkili olduğu yaygın olarak kullanılan bir istatistiksel modelleme tekniğidir. Lojistik regresyon modeli, ayırmacı analiz varsayımlarını gerektirmez. Ancak Harrell ve Lee (1985) lojistik regresyonun ayırmacı analiz kadar verimli ve doğru olduğunu bulmuşlardır. Ayrıca, lojistik regresyon modelleri bir başvuranın kredi durumunun ilişkili olasılığını tahmin edebildiğinden ve finansal riskin dağılımını ayırmacı analiz yaklaşımından daha iyi anlayabildiğinden. Lojistik regresyon modelinin amacı, söz konusu kredi başvurusunun bağımsız değişkenlerinin değerleri düşünüldüğünde, sınıfa ait belirli bir gözlemin koşullu olasılığını belirlemektir (Snell 1989, ss. 379–388).



4. KREDİ DERECELENDİRME SİSTEMLERİNE YÖNELİK BİR MODEL UYGULAMASI

Sağlam bir bankacılık sektörü olmadan hiçbir ülkede ekonomik büyüme mümkün değildir. Bankacılık sektörünün performansının herhangi bir ülke veya bölgede refah ve ekonomik büyümenin sembolü olduğunu ve bu kurumların düşük performansının sadece belirli bölgenin ekonomik büyümesini ve yapısını engellemekle kalmayıp, aynı zamanda bütünü de etkilemektedir. Bankacılıkta takipteki alacaklar ise en önemli konusundandır. Takipteki kredilerin değerlendirilmesi, banka başarısızlığı ve finansal krizlerle ilişkisi göz önüne alındığında büyük önem taşımaktadır ve bu nedenle gelişmekte olan ülkeleri ilgilendirmektedir.

Bu çalışmanın amacı, bankacılık sektöründe takipteki kredileri rasyosunu tahmin etmek için makroekonomik ve bankaya özgü değişkenleri içeren çok değişkenli bir model oluşturmaktır. Veri olarak BDDK aylık raporları kullanılarak bankaların karlılığını tehdit eden takipteki alacaklar kredilere etkisi olan değişkenleri belirlemek için model uygulaması yapılmıştır.

4.1 MODEL VERİSİ VE DEĞİŞKENLER

Çalışmamızda, BDDK aylık raporlarından alınan, Türkiye'de banka sektörünün yıllık bazlı rasyoları kullanılmaktadır. Veri 2003 Ocak ayı -2020 Mart dahil olmak üzere 210 ayı kapsamaktadır. Belirtilen tarih aralığında tüm bankaları kapsayan banka sektör ortalama oranları modelimizde kullanılmıştır. Analizde kullanılan ve aşağıda listelenen 32 değişkenin detayları (bkz tablo 4.1):

Tablo 4.1 Model Değişkenleri

Değişkenler	Değişken Anlamları
y	Takipteki Alacaklar (Brüt) / Toplam Nakdi Krediler (%)
x1	Takipteki Alacaklar Karşılığı / Brüt Takipteki Alacaklar (%)
x2	3 Aya Kadar Vadede Faize Duyarlı Aktifler / 3 Aya Kadar Vadede Faize Duyarlı Pasifler (%)
x3	Yüksek Montanlı (1 Milyon TL ve üzeri) Mevduat / Toplam Mevduat (%)
x4	(Bilanço Dışı Riskler - Türev Finansal Araçlar) / Toplam Aktifler (%)
x5	Türev Finansal Araçlar / Taahhutler (%)
x6	Vergi öncesi Kar (Zarar) / Ortalama Toplam Aktifler (%)
x7	Dönem Net Karı (Zararı) / Ortalama Toplam Aktifler (%)
x8	Dönem Net Karı (Zararı) / Ortalama özkaynaklar (%)
x9	Toplam Faiz Gelirleri / Faiz Getirili Aktifler Ortalaması (%)
x10	Toplam Faiz Giderleri / Faiz Maliyetli Pasifler Ortalaması (%)
x11	Net Faiz Geliri (Gideri) / Ortalama Toplam Aktifler (%)
x12	Ücret, Komisyon ve Bankacılık Hizmetleri Gelirleri / Ortalama Toplam Aktifler (%)
x13	Ücret, Komisyon ve Bankacılık Hizmetleri Gelirleri / Toplam Gelirler (%)
x14	İşletme Giderleri / Ortalama Toplam Aktifler (%)
x15	Faiz Dışı Gelirler / Faiz Dışı Giderler (%)
x16	Ücret, Komisyon ve Bankacılık Hizmetleri Gelirleri / İşletme Giderleri (%)
x17	Ortalama Toplam Aktifler / Ortalama Toplam Personel Sayısı (Bin TL)
x18	Toplam Mevduat / Ortalama Toplam Personel Sayısı (Bin TL)
x19	Vergi öncesi Kar (Zarar) / Ortalama Toplam Personel Sayısı (Bin TL)
x20	Toplam Mevduat / Ortalama Toplam sube Sayısı (Bin TL)
x21	Krediler / Ortalama Toplam sube Sayısı (Bin TL)
x22	Toplam Personel Sayısı / Toplam sube Sayısı (Kişi)
x23	Menkul Değerlerin Ağırlıklı Ortalama Vadesi (Gun)
x24	Alım-Satım Amaçlı Menkul Değerlerin Ağırlıklı Ortalama Vadesi (Gun)
x25	Toplam Nakdi Krediler / Toplam Mevduat (%)
x26	Toplam Nakdi Krediler / Toplam Mevduat (Kalkınma ve Yatırım Bankaları Hariç) (%)
x27	Toplam Menkul Değerler / Toplam Mevduat (%)
x28	Vadesiz Mevduat / Toplam Mevduat (%)
x29	Yasal özkaynak / Risk Ağırlıklı Kalemler Toplamı (%)
x30	Risk Ağırlıklı Kalemler Toplamı (Net) / Risk Ağırlıklı Kalemler Toplamı (Brüt) (%)
x31	Yabancı Kaynaklar / Toplam özkaynaklar (%)

4.2 HİPOTEZ

Bu aşamada tahmin içinde kullanılan veri setinde bulunan değişkenler ve modelleme teknikleri açıklanmaktadır.

Çalışmada x_i bağımsız değişkenlerinin y bağımlı değişkenine (Takipteki alacaklar(Brüt)/Toplam Nakdi Krediler (%)) etkisi gösteren en iyi modeli geliştirmek için MATLAB programındaki regression learner modülü kullanılmıştır. Çalışmanın hipotezi aşağıda belirtilmiştir:

H₀: Modele dahil edilen bağımsız x_i değişkenleri ile bağımlı y değişkeni arasında anlamlı bir ilişki yoktur,

H₁: Modele dahil edilen bağımsız x_i değişkenleri ile bağımlı y değişkeni arasında anlamlı bir ilişki vardır.

MATLAB`da MBC Model Fitting uygulamasını kullandığınızda, uygulama istatistiksel modelleri otomatik olarak veriye uyarlanmıştır. Varsayılan modeller genellikle iyi bir uyum sağlamadığını değerlendirmek üzere, yapılmıştır.

Tablo 4.1`de bulunan tüm x_i değişkenleri kullanılarak karşılaştırılacak tüm modeller oluşturulmuştur, model görünümünde Alternatif Modeller listesini Tablo 3 ve Tablo 4 de belirtilmiştir. Her bir modeli değerlendirdiğimizde en iyi model Model 1.4 Kademeli Doğrusal Regresyon modeli seçilmiştir.

Kademeli doğrusal regresyon modelinin her adımda, bir değişken, önceden belirlenmiş bazı kriterlere dayanarak açıklayıcı değişkenler kümesine ekleme veya çıkarma yapılmaktadır.

Her bağımlı ve bağımsız değişkeni standartlaştırırsanız, ortalamayı çıkarılarak ve bir değişkenin standart sapmasına bölerek, standart regresyon katsayılarını elde edilmiştir. Aşağıda bunu gösteren formül bulunmaktadır:

$$b_{j, std} = b_j \left(\frac{s_{x_j}}{s_y} \right) \quad (4.1)$$

S_y ve S_{x_j}, bağımlı değişken ve karşılık gelen j. bağımsız değişken için standart sapmalardır. Belirtilen değişkenler modele eklendiğinde veya modele silindiğinde ortaya çıkan ortalama kare hatasının kare kökündeki yüzde değişimi RMSE olarak adlandırılmaktadır. Bu değer Min MSE yöntemi tarafından kullanılmaktadır. Kök Ortalama Kare Hatasında (RMSE) bu yüzde değişikliği aşağıdaki gibi hesaplanmıştır: (Pointon 2011,s.59-88).

$$\text{Yüzde Değişimi} = \frac{[\text{RSME}_{\text{önceki}} - \text{RSME}_{\text{şimdiki}}]}{\text{RSME}_{\text{şimdiki}}} \times 100 \quad (4.2)$$

Tablo 4.2 Uygulanan Regresyon Modeller 1

Denenen Modeller	Analiz Sonucu	Değerler
Model 1.1. Doğrusal Regresyon (Doğrusal)(Linear)	Veri kümenizdeki bilgiler veya çok büyük değerler nedeniyle zayıf sonuçlar	RMSE :N/A R-Kare :N/A MSE :N/A MAE :N/A
Model 1.2. Doğrusal Regresyon (Etkileşim Doğrusal)(Interactions Linear)	Veri kümenizdeki bilgiler veya çok büyük değerler nedeniyle zayıf sonuçlar	RMSE :N/A R-Kare :N/A MSE :N/A MAE :N/A
Model 1.3. Doğrusal Regresyon (Sağlam Doğrusal)(Robust Linear)	Güçlü regresyon yapmak için yeterli sayıda gözlem (terim sayısına kıyasla) yoktur.	Yeterli sayıda gözlem yok.
Model 1.4. Kademeli Doğrusal Regresyon (Kademeli Doğrusal)(Stepwise Linear)	Söz konusu değerler bakımından en iyi model olarak seçilmiştir.	RMSE :0.5083 R-Kare :0.53 MSE :0.25837 MAE :0.35877
Model 1.5. Ağaç (iyi)(Fine Tree)	R-Kare 1'e yakın, RMSE, MSE ve MAE değerleri en düşük seviyede olmadığından model reddedilmiştir.	RMSE :2.8764 R-Kare :0.01 MSE :8.2739 MAE :1.7404
Model 1.5. Ağaç (orta)(Medium Tree)	R-Kare 1'e yakın, RMSE, MSE ve MAE değerleri en düşük seviyede olmadığından model reddedilmiştir.	RMSE :2.8764 R-Kare :0.01 MSE :8.2739 MAE :1.7404
Model 1.5. Ağaç (kötü)(Coarse Tree)	R-Kare 1'e yakın, RMSE, MSE ve MAE değerleri en düşük seviyede olmadığından model reddedilmiştir.	RMSE :2.8765 R-Kare :0.01 MSE :8.274 MAE :1.7412
Model 1.8. SVM (Doğrusal SVM)(Linear SVM)	Veri kümenizdeki bilgiler veya çok büyük değerler nedeniyle zayıf sonuçlar.	RMSE :N/A R-Kare :N/A MSE :N/A MAE :N/A
Model 1.9. SVM (İkinci dereceden SVM)(Quadratic SVM)	Veri kümenizdeki bilgiler veya çok büyük değerler nedeniyle zayıf sonuçlar.	RMSE :N/A R-Kare :N/A MSE :N/A MAE :N/A
Model 1.10. SVM (Kübik SVM)(Cubic SVM)	Veri kümenizdeki bilgiler veya çok büyük değerler nedeniyle zayıf sonuçlar.	RMSE :N/A R-Kare :N/A MSE :N/A MAE :N/A
Model 1.11. SVM (İyi SVM)(Fine Gaussian SVM)	Veri kümenizdeki bilgiler veya çok büyük değerler nedeniyle zayıf sonuçlar.	RMSE :N/A R-Kare :N/A MSE :N/A MAE :N/A

Tablo 4.3 de Tablo 4.2'nin devamı bulunmakatadır.

Tablo 2.3 Uygulanan Regresyon Modeller 2

Denenen Modeller	Analiz Sonucu	Değerler	
Model 1.11. SVM (Orta SVM)(Medium Gaussian SVM)	Veri kümenizdeki bilgiler veya çok büyük değerler nedeniyle zayıf sonuçlar.	RMSE	:N/A
		R-Kare	:N/A
		MSE	:N/A
		MAE	:N/A
Model 1.11. SVM (Kötü SVM)(Coarse Gaussian SVM)	Veri kümenizdeki bilgiler veya çok büyük değerler nedeniyle zayıf sonuçlar.	RMSE	:N/A
		R-Kare	:N/A
		MSE	:N/A
		MAE	:N/A
Model 1.14. Topluluk (Artırılmış Ağaçlar)(Boosted Trees)	R-Kare 1'e yakın, RMSE, MSE ve MAE değerleri en düşük seviyede olmadığından model reddedilmiştir.	RMSE	:2.8421
		R-Kare	:0.03
		MSE	:8.0777
		MAE	:N/A
Model 1.15. Topluluk (Torbali Ağaçlar)(Bagged Trees)	R-Kare 1'e yakın, RMSE, MSE ve MAE değerleri en düşük seviyede olmadığından model reddedilmiştir.	RMSE	:0.66568
		R-Kare	:0.95
		MSE	:0.44313
		MAE	:0.35318
Model 1.16. Gauss Süreci Regresyonu (Kare Üstel GPR)(Squarred Exponential GPR)	Veri kümenizdeki bilgiler veya çok büyük değerler nedeniyle zayıf sonuçlar.	RMSE	:N/A
		R-Kare	:N/A
		MSE	:N/A
		MAE	:N/A
Model 1.17. Gauss Süreci Regresyonu (Matern 5/2 GPR)	R-Kare 1'e yakın, RMSE, MSE ve MAE değerleri en düşük seviyede olmadığından model reddedilmiştir.	RMSE	:2.8856
		R-Kare	:0.00
		MSE	:8.3268
		MAE	:1.7155
Model 1.18. Gauss Süreci Regresyonu (Üstel GPR)(Exponential GPR)	R-Kare 1'e yakın, RMSE, MSE ve MAE değerleri en düşük seviyede olmadığından model reddedilmiştir.	RMSE	:2.8829
		R-Kare	:0.00
		MSE	:8.3109
		MAE	:1.725
Model 1.19. Gauss Süreci Regresyonu (Rasyonel Karesel GPR)(Rational Quadratic GPR)	Veri kümenizdeki bilgiler veya çok büyük değerler nedeniyle zayıf sonuçlar.	RMSE	:N/A
		R-Kare	:N/A
		MSE	:N/A
		MAE	:N/A

Yukarıdaki Kademeli doğrusal model türü seçtikten sonra, farklı gelişmiş seçenekler belirleyerek modelinizi optimize edilmistir. Kademeli doğrusal model türü için, model ortalama kare hatasını (MSE) en aza indirmeyi amaçlayan bir optimizasyon şeması kullanarak farklı hiperparametre değerleri kombinasyonlarını dener ve optimize edilmiş hiperparametrelerle bir model geliştirmistir.

Aşağıda belirtilen modeller içerisinde (MSE) en aza indirgenmiş olan model 4.4 seçilmiştir.

Tablo 4.4 Optimizasyon Modelleri

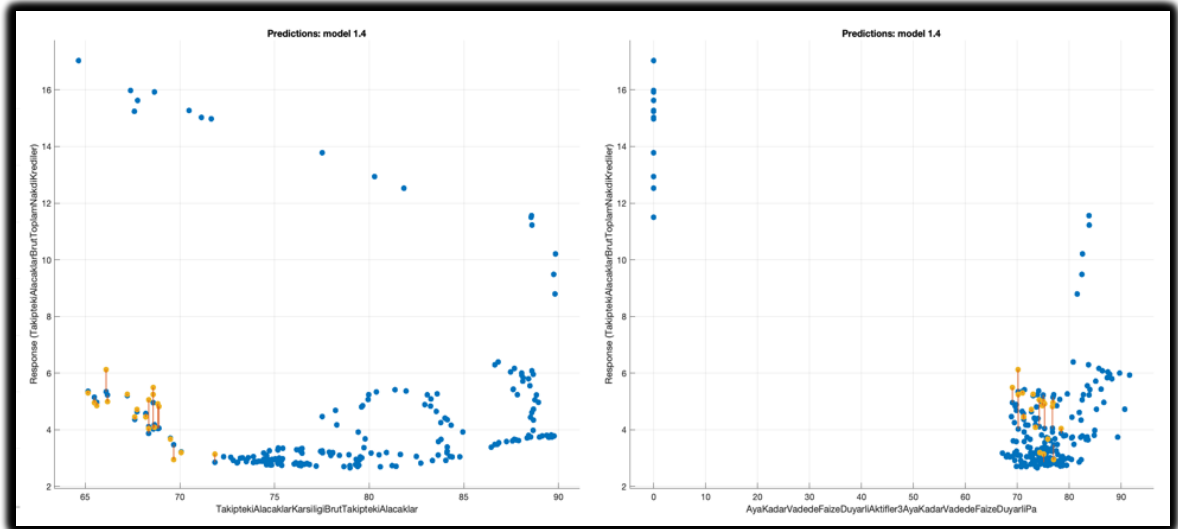
Denenen Modeller	Analiz Sonucu	Değerler
Model 2. Ağaç (Optimize Edilebilir Ağaç)(Optimizable Tree)	R-Kare 1'e yakın, RMSE, MSE ve MAE değerleri en düşük seviyede olmadığından model reddedilmiştir.	RMSE :2.8764 R-Kare :0.01 MSE :8.2737 MAE :1.7388
Model 3. SVM (Optimize Edilebilir SVM)(Optimizable SVM)	R-Kare 1'e yakın, RMSE, MSE ve MAE değerleri en düşük seviyede olmadığından model reddedilmiştir.	RMSE :2.8764 R-Kare :0.01 MSE :8.2737 MAE :1.7388
Model 4. Gauss Süreci Regresyonu (Optimize Edilebilir GPR)(Optimizable GPR)	R-Kare 1'e yakın, RMSE, MSE ve MAE değerleri en düşük seviyede olmadığından model reddedilmiştir.	RMSE :2.8527 R-Kare :0.02 MSE :8.138 MAE :1.657
Model 5. Topluluk (Optimize Edilebilir Topluluk)(Optimizable Ensemble)	Söz konusu değerler bakımından en iyi model olarak seçilmiştir.	RMSE :1.4071 R-Kare :0.76 MSE :1.9799 MAE :0.69189

4.3 ANALİZ

Şekil 4.1 x1,x2,x3,x4 değişkenlerinin y değişkenine etkisi

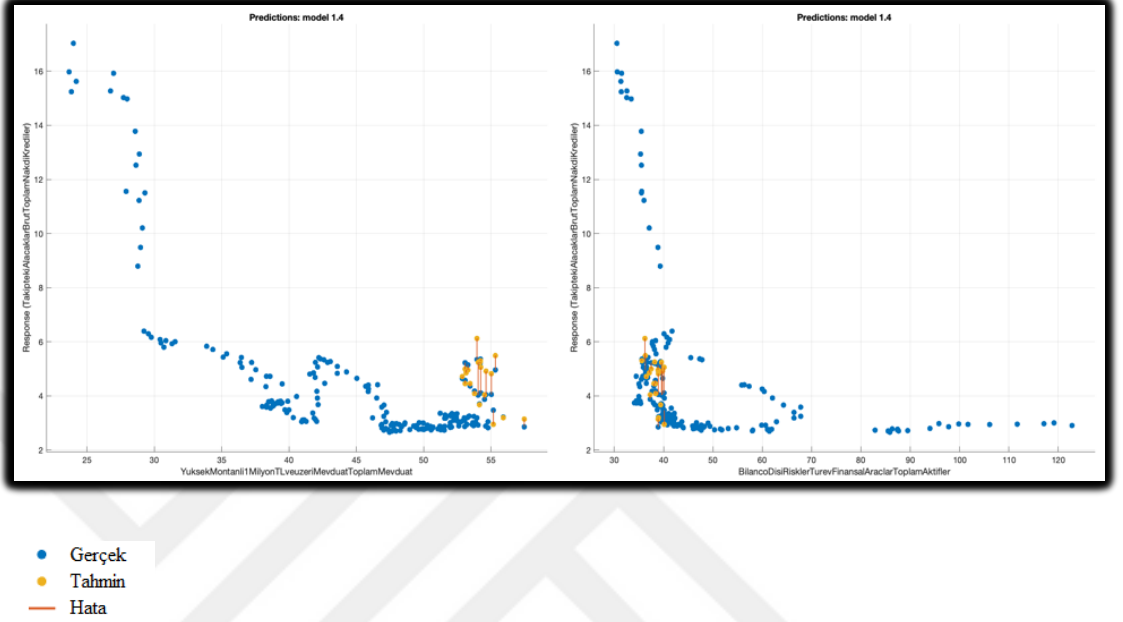
x1)

x2)



x3)

x4)

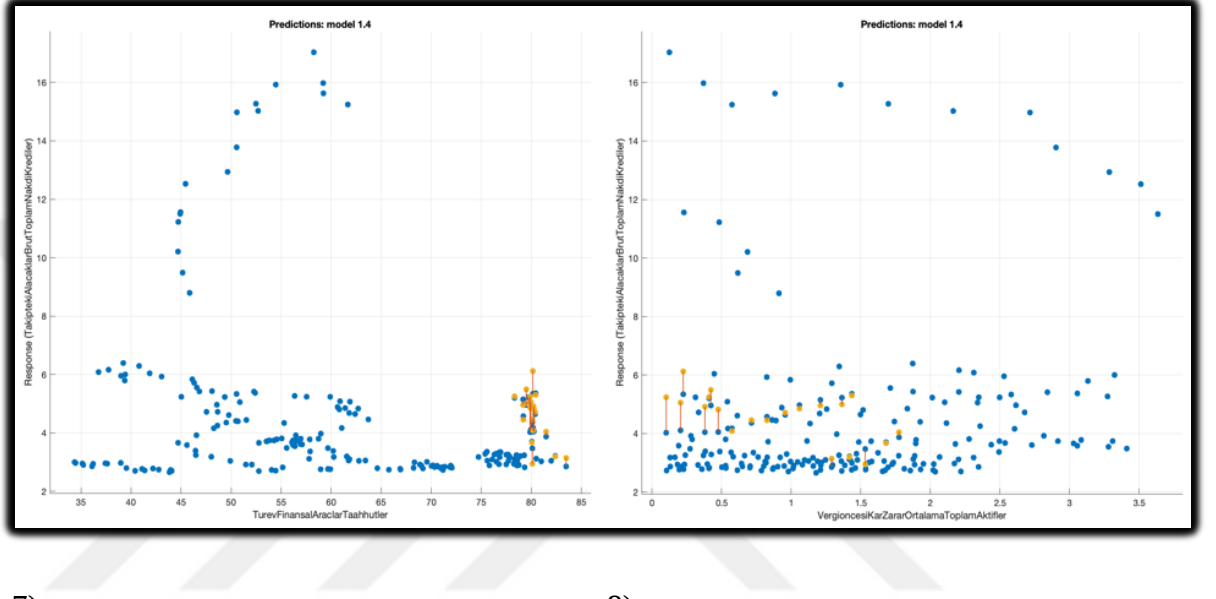


x1(Takipteki Alacaklar Karşılığı / Brüt Takipteki Alacaklar (%)) değişkeni değeri arttıkça y değişkeninin arttığı gözlemlenmektedir. x3(Yüksek Montanlı (1 Milyon TL ve üzeri) Mevduat / Toplam Mevduat (%)) ve x4 ((Bilanço Dışı Riskler - Türev Finansal Araçlar) / Toplam Aktifler (%)) değişkenlerinin değeri arttıkça y değişkenin de azaldığı gözlemlenmektedir. x2(3 Aya Kadar Vadede Faize Duyarlı Aktifler / 3 Aya Kadar Vadede Faize Duyarlı Pasifler (%)) değişkeni ise %70 oranından sonra y(Takipteki Alacaklar (Brüt) / Toplam Nakdi Krediler (%)) değişkenine etkisi olduğu gözlemlenmektedir. Bununla beraber, tahmin edilen değer ile gerçek değerler arasında önemli bir farklılık bulunmaktadır.

Şekil 4.2 x5,x6,x7,x8 değişkenlerinin y değişkenine etkisi

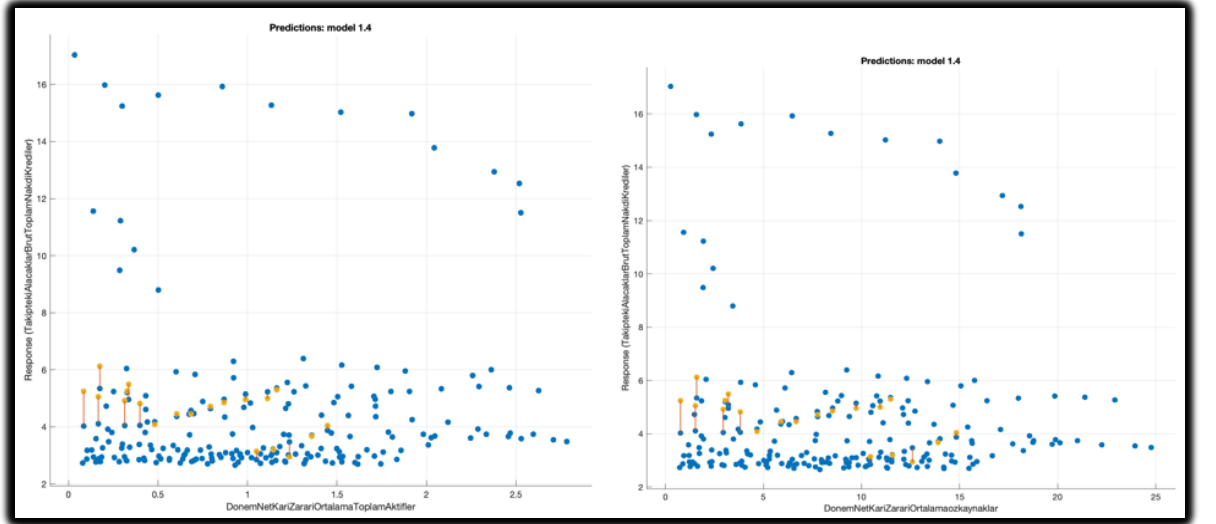
x5)

x6)



x7)

x8)



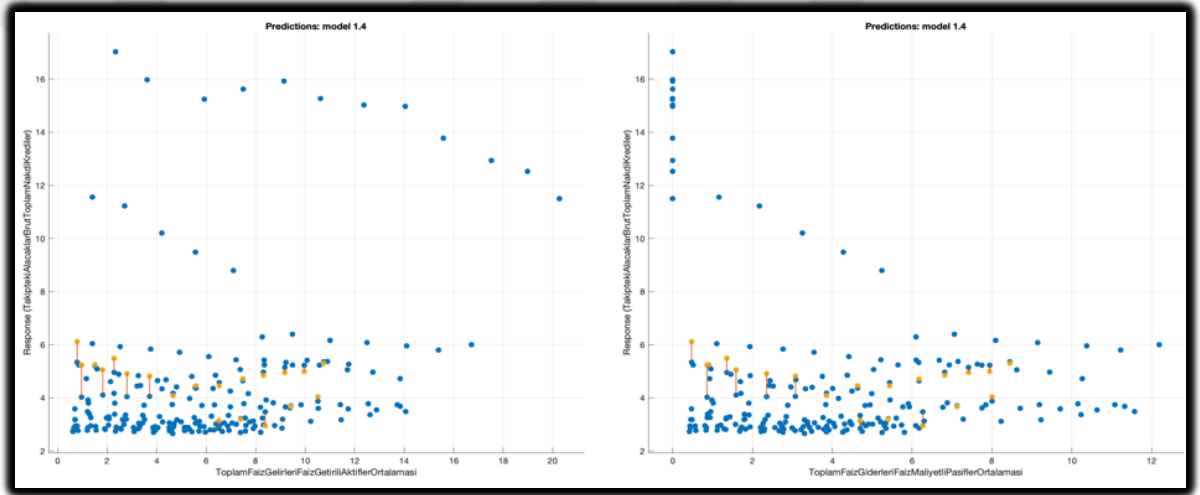
● Gerçek
● Tahmin
— Hata

x6(Vergi öncesi Kar (Zarar) / Ortalama Toplam Aktifler (%)),x7(Dönem Net Karı (Zararı) / Ortalama Toplam Aktifler (%)),x8(Dönem Net Karı (Zararı) / Ortalama özkaynaklar (%)) değişkenlerinin y(Takipteki Alacaklar (Brüt) / Toplam Nakdi Krediler (%)) değişkenine etkisi olmadığı gözlemlenmektedir. x5(Türev Finansal Araclar / Taahhütler (%)) değişkeninin değeri azaldıkça y(Takipteki Alacaklar (Brüt) / Toplam Nakdi Krediler (%)) değişkenin de azaldığı gözlemlenmektedir. Bununla beraber, tahmin edilen değer ile gerçek değerler arasında önemli bir farklılık bulunmakatadır.

Şekil 4.3 x9,x10,x11,x12 değişkenlerinin y değişkenine etkisi

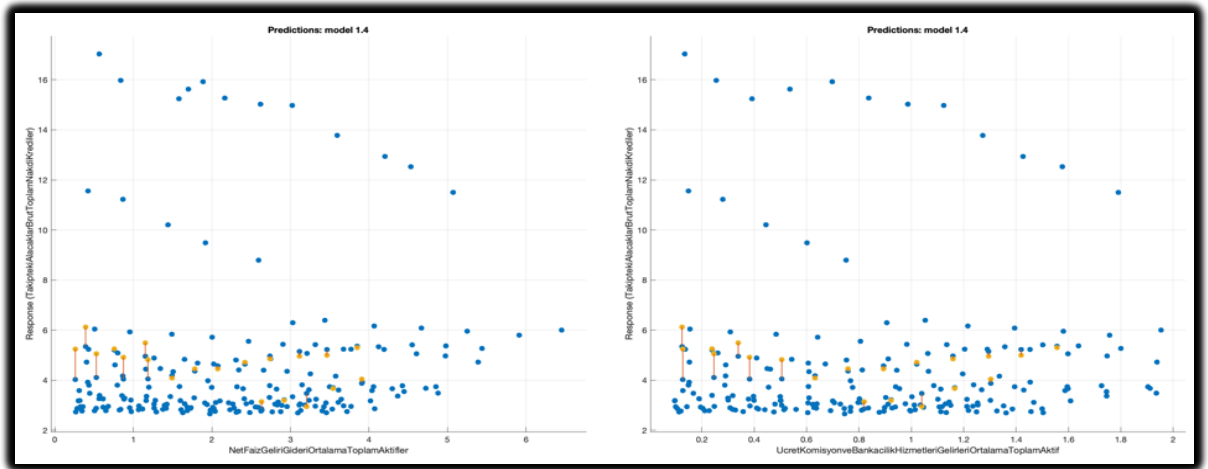
x9)

x10)



x11)

x12)

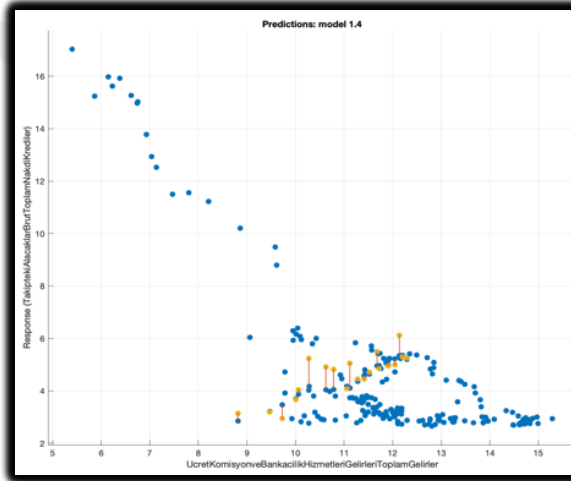


● Gerçek
● Tahmin
— Hata

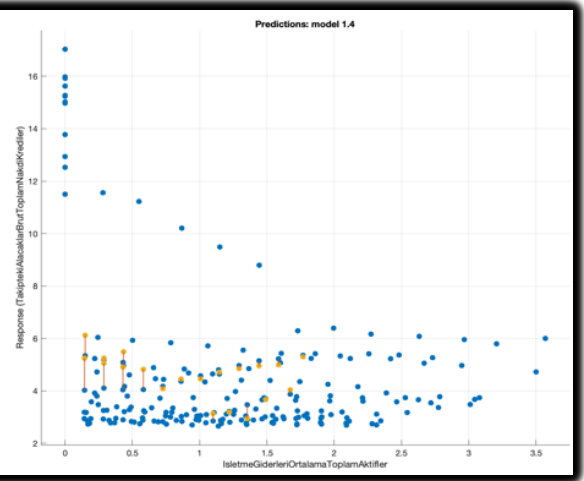
x9(Toplam Faiz Gelirleri / Faiz Getirili Aktifler Ortalaması (%)),x10(Toplam Faiz Giderleri / Faiz Maliyetli Pasifler Ortalaması (%)),x11(Net Faiz Geliri (Gideri) / Ortalama Toplam Aktifler (%)),x12(Ücret, Komisyon ve Bankacılık Hizmetleri Gelirleri / Ortalama Toplam Aktifler (%)) değişkenlerinin y(Takipteki Alacaklar (Brüt) / Toplam Nakdi Krediler (%)) değişkenine etkisi olmadığı gözlemlenmektedir. Bununla beraber, tahmin edilen değer ile gerçek değerler arasında önemli bir farklılık bulunmakatadır.

Şekil 4.4 x13,x14,x15,x16 değişkenlerinin y değişkenine etkisi

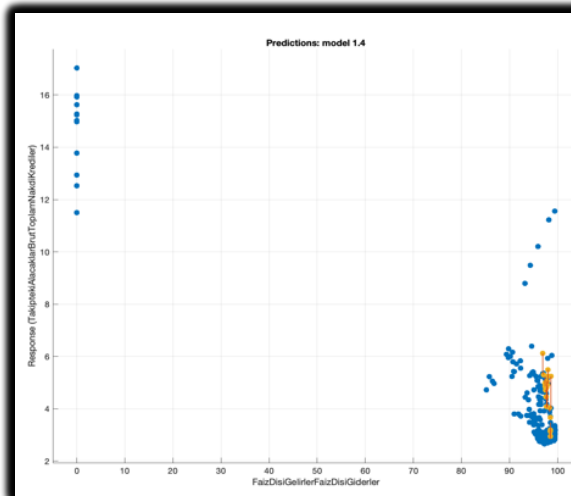
x13)



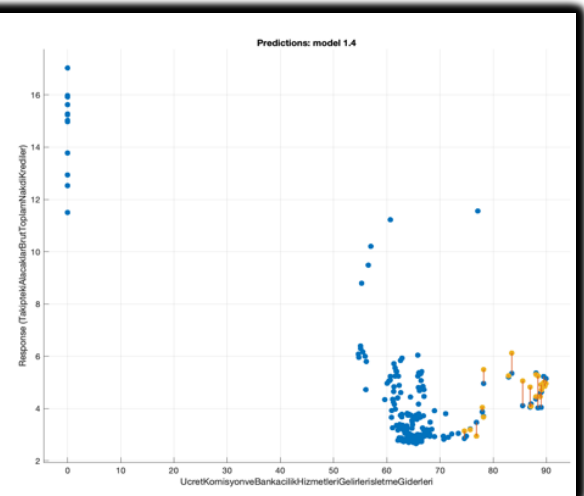
x14)



x15)



x16)



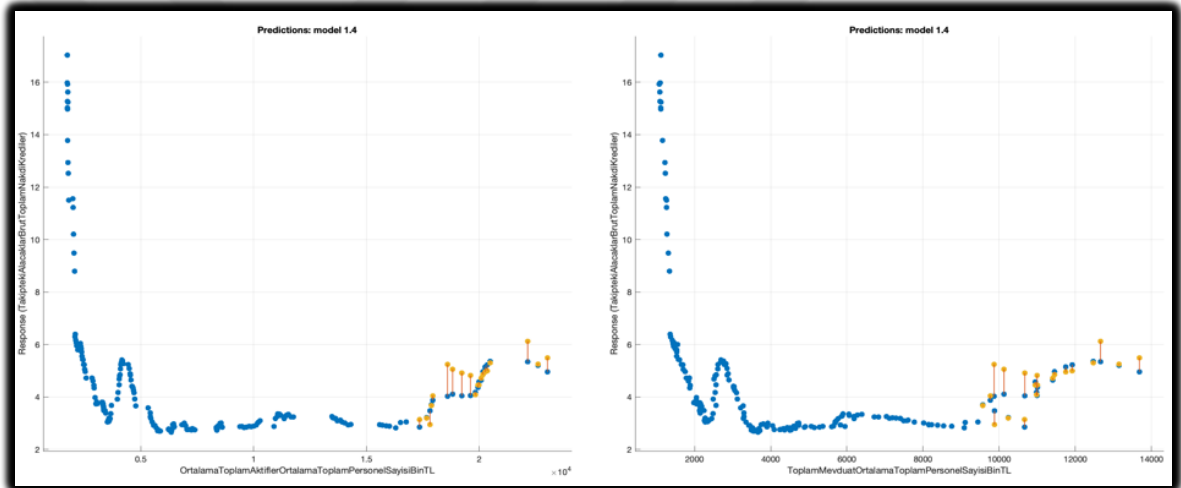
• Gerçek
• Tahmin
— Hata

x15(Faiz Dışı Gelirler / Faiz Dışı Giderler (%)), x16(Ücret, Komisyon ve Bankacılık Hizmetleri Gelirleri / İşletme Giderleri (%)) değişkenleri sırasıyla %80, %60 oranından sonra y değişkenine etkisi olduğu gözlemlenmektedir. x14(İşletme Giderleri / Ortalama Toplam Aktifler (%)) değişkenlerinin y(Takipteki Alacaklar (Brüt) / Toplam Nakdi Krediler (%)) değişkenine etkisi olmadığı gözlemlenmektedir. x13(Ücret, Komisyon ve Bankacılık Hizmetleri Gelirleri / Toplam Gelirler (%)) değişkeninin değeri arttıkça y değişkeninin de azaldığı gözlemlenmektedir. Bununla beraber, tahmin edilen değer ile gerçek değerler arasında önemli bir farklılık bulunmakatadır.

Şekil 4.5 x17,x18,x19,x20 değişkenlerinin y değişkenine etkisi

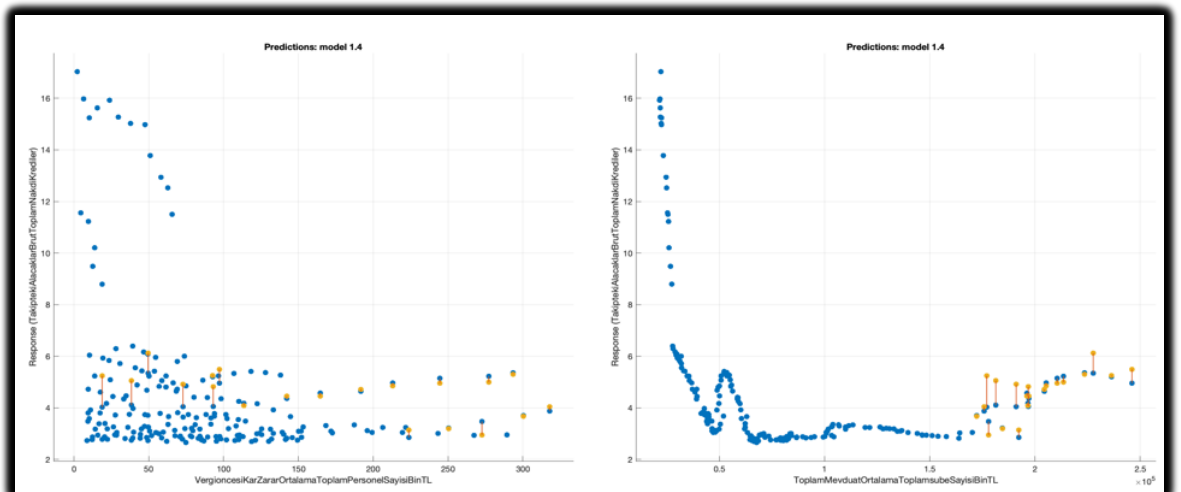
x17)

x18)



x19)

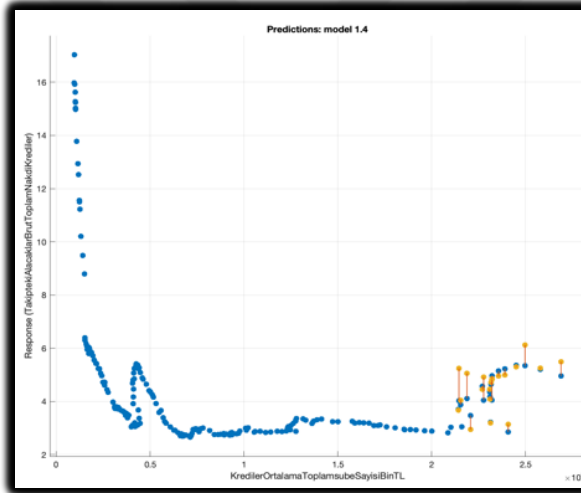
x20)



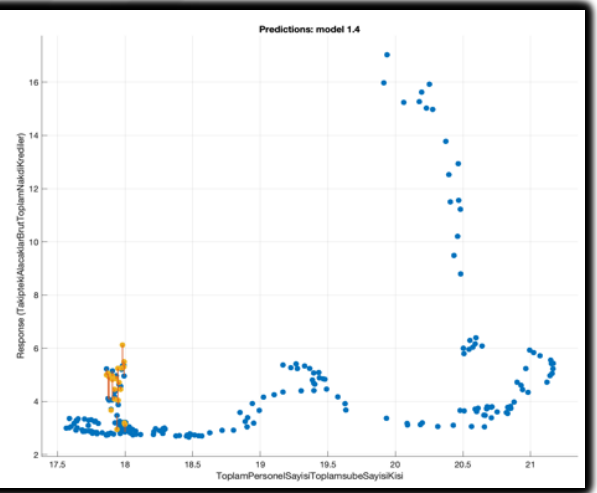
x17(Ortalama Toplam Aktifler / Ortalama Toplam Personel Sayısı (Bin TL)),x18(Toplam Mevduat / Ortalama Toplam Personel Sayısı (Bin TL)),x20(Toplam Mevduat / Ortalama Toplam sube Sayısı (Bin TL)) değişkenlerinin birbirine bezediği aynı şekilde hareket ettiği gözlemlenmektedir. x19(Vergi öncesi Kar (Zarar) / Ortalama Toplam Personel Sayısı (Bin TL)) değişkenlerinin y(Takipteki Alacaklar (Brüt) / Toplam Nakdi Krediler (%)) değişkenine etkisi olmadığı gözlemlenmiştir. Bununla beraber, tahmin edilen değer ile gerçek değerler arasında önemli bir farklılık bulunmaktadır.

Şekil 4.6 x21,x22,x23,x24 değişkenlerinin y değişkenine etkisi

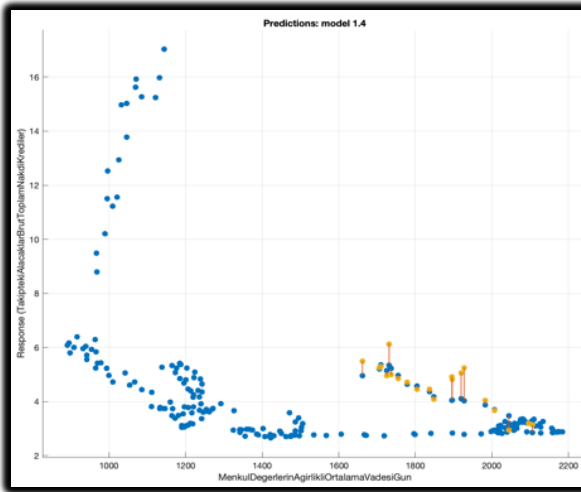
x21)



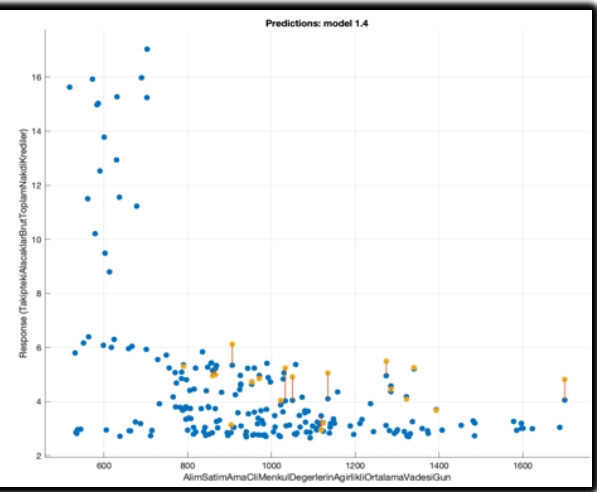
x22)



x23)



x24)



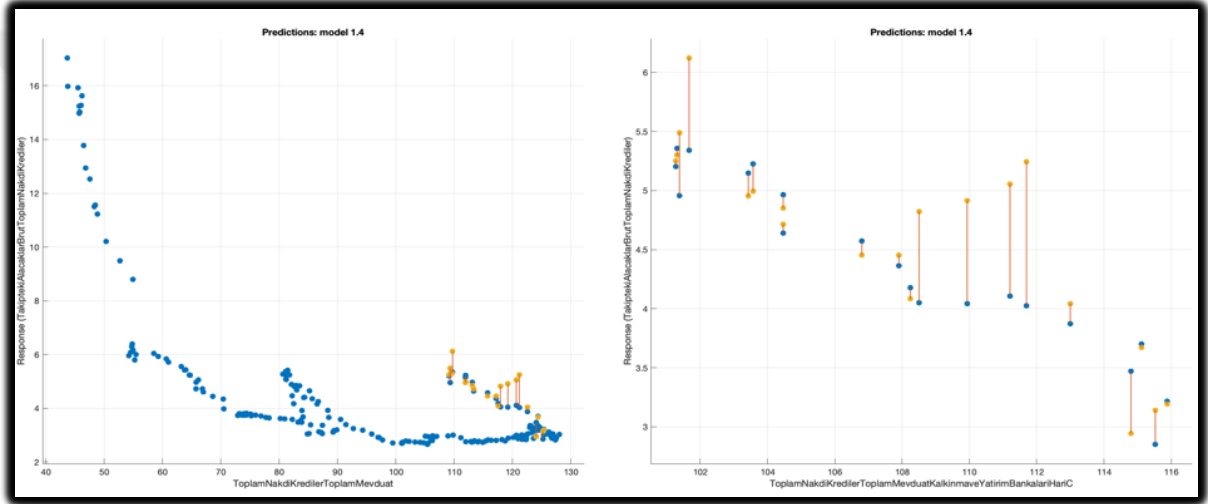
- Gerçek
- Tahmin
- Hata

x24(Alım-Satım Amaçlı Menkul Değerlerin Ağırlıklı Ortalama Vadesi (Gun)) değişkenlerinin y(Takipteki Alacaklar (Brüt) / Toplam Nakdi Krediler (%)) değişkenine etkisi olmadığı gözlemlenmektedir. Bununla beraber, tahmin edilen değer ile gerçek değerler arasında önemli bir farklılık bulunmakatadır.

Şekil 4.7 x25,x26,x27,x28 değişkenlerinin y değişkenine etkisi

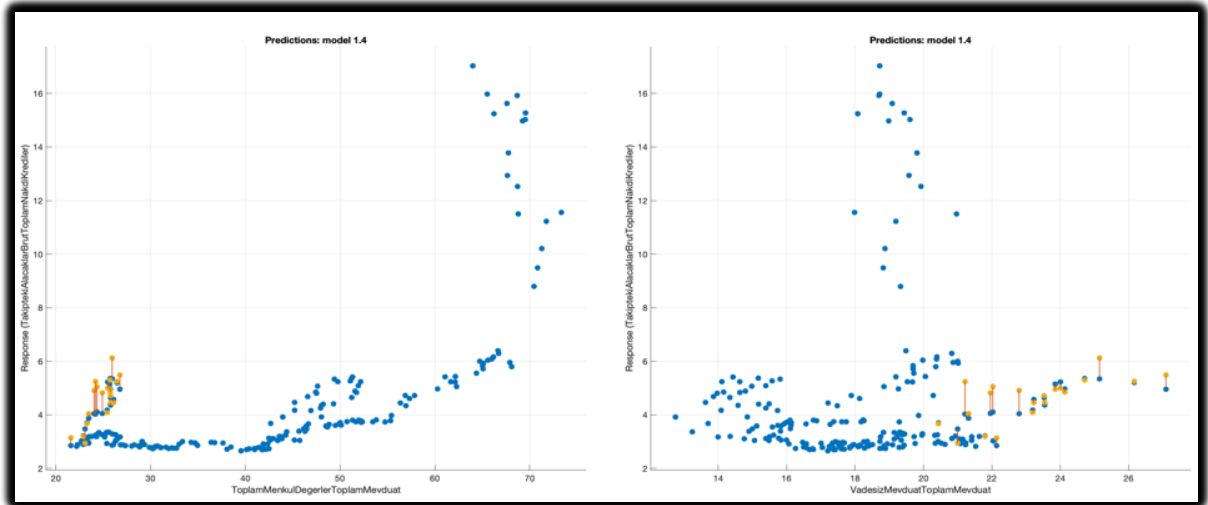
x25)

x26)



x27)

x28)

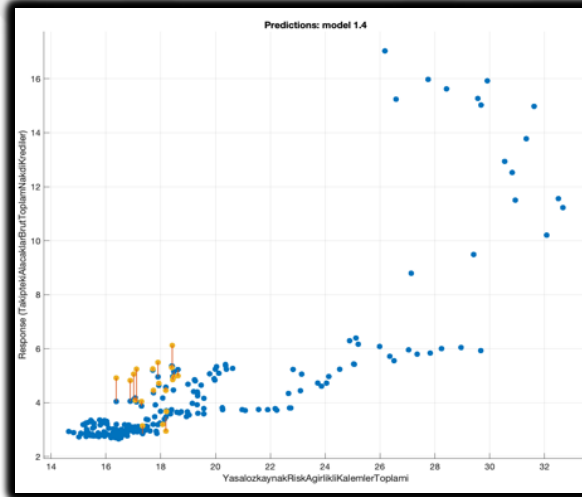


- Gerçek
- Tahmin
- Hata

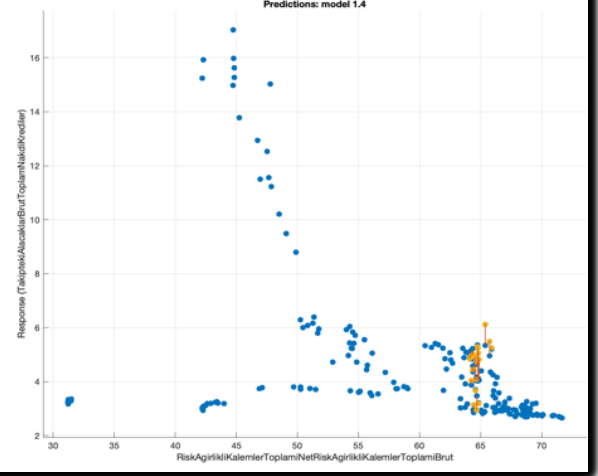
x25(Toplam Nakdi Krediler / Toplam Mevduat (%)),x26(Toplam Nakdi Krediler / Toplam Mevduat (Kalkınma ve Yatırım Bankaları Hariç (%)) değişkenlerinin değeri arttıkça y(Takipteki Alacaklar (Brüt) / Toplam Nakdi Krediler (%)) değişkeninin de azaldığı gözlemlenmektedir. x27(Toplam Menkul Değerler / Toplam Mevduat (%)) değişkeni ise arttıkça y değişkeninin de arttığı gözlemlenmektedir. Bununla beraber, tahmin edilen değer ile gerçek değerler arasında önemli bir farklılık bulunmaktadır.

Şekil 4.8 x29,x30,x31 değişkenlerinin y değişkenine etkisi

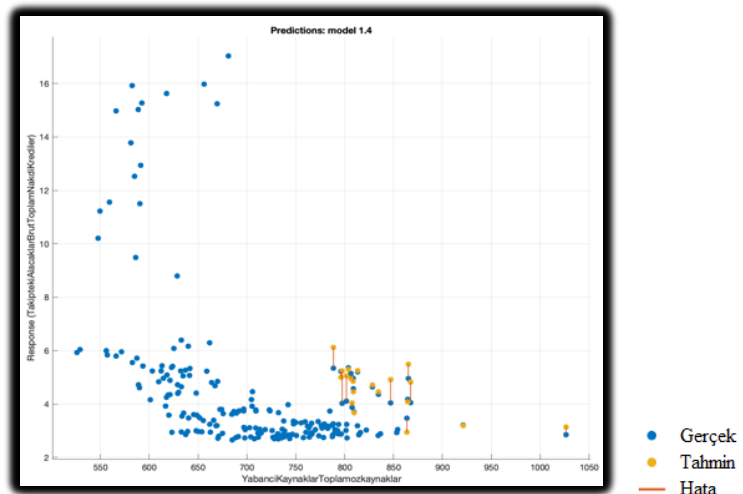
x29)



x30)

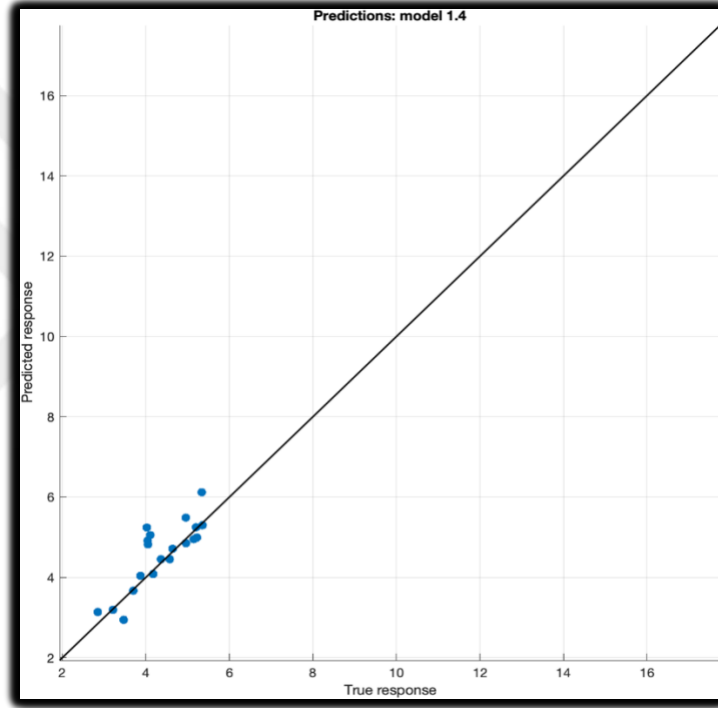


x31)



x29(Yasal özkaynak / Risk Ağırlıklı Kalemler Toplamı (%)) değişkeni arttıkça y(Takipteki Alacaklar (Brüt) / Toplam Nakdi Krediler (%)) değişkeninin de arttığı gözlemlenmektedir. x30(Risk Ağırlıklı Kalemler Toplamı (Net) / Risk Ağırlıklı Kalemler Toplamı (Brüt) (%)),x31(Yabancı Kaynaklar / Toplam özkaynaklar (%)) değişkenlerinin değeri arttıkça y değişkeninin de azaldığı gözlemlenmektedir. Bununla beraber, tahmin edilen değer ile gerçek değerler arasında önemli bir farklılık bulunmamaktadır.

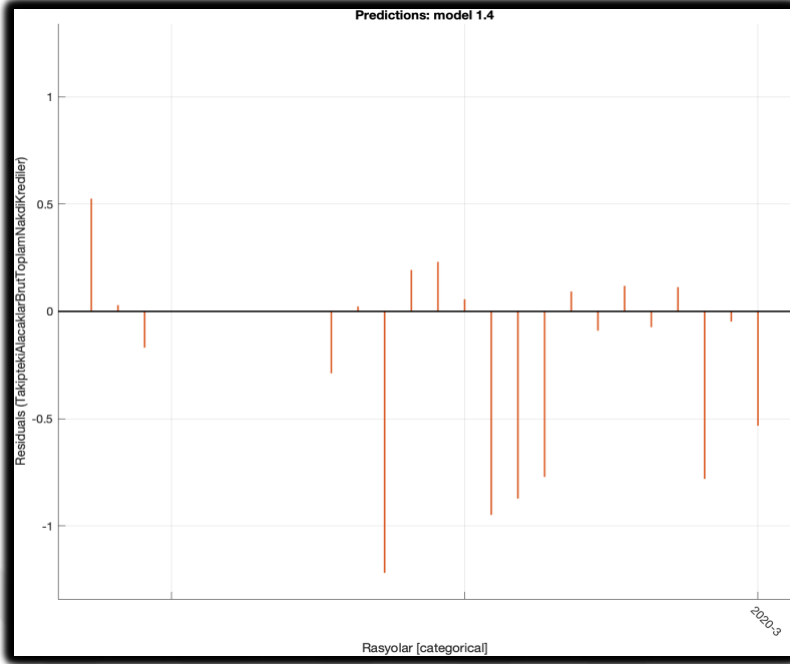
Şekil 4.9 Öngörülen ve Gerçek Yanıt Karşılaştırması



● Gözlem
— En iyi tahmin

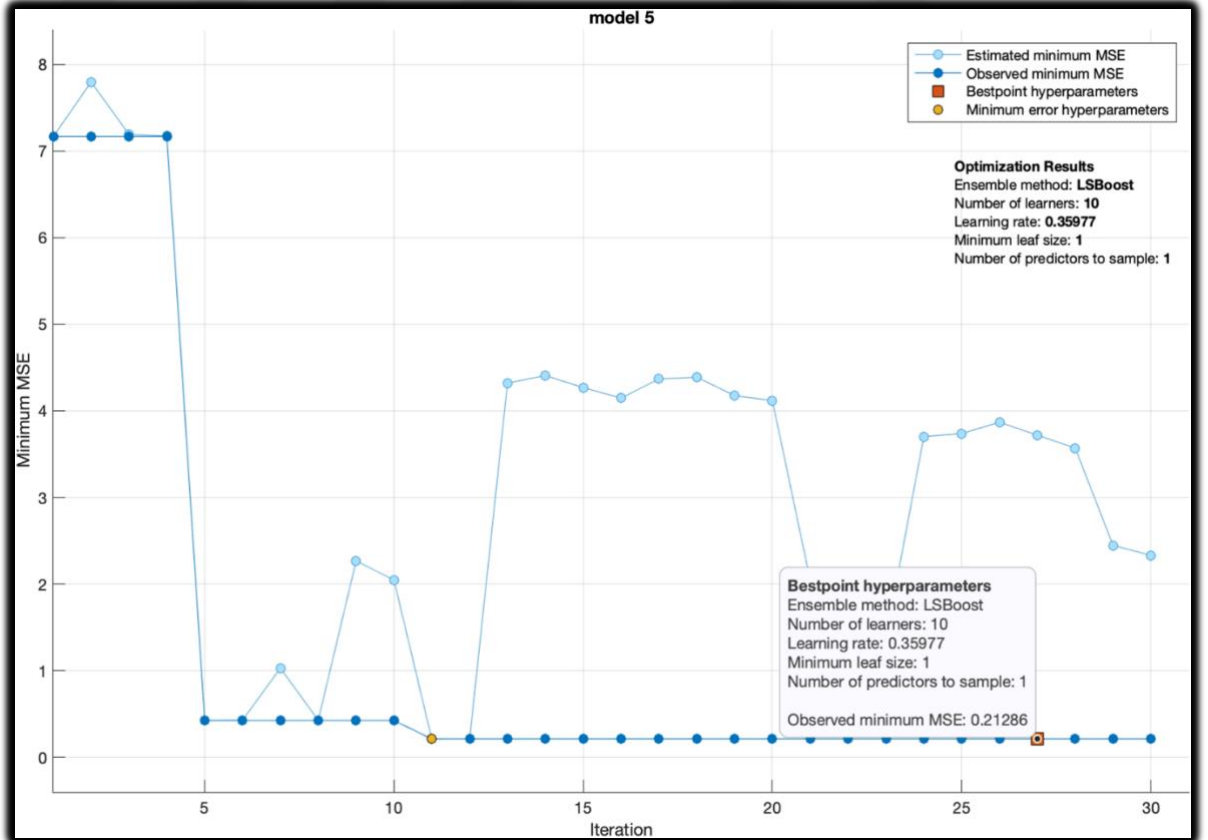
Bu grafikte çapraz çizginin etrafına kabaca simetrik olarak dağılmış noktalar, gözlemlerin en iyi tahmine yakın olduğu gözlemlenmektedir. Bu da iyi bir model olduğunu göstermektedir.

Şekil 4.10 Fark Grafiği



• Fark

Şekil 4.11 Optimizasyon Sonuçları



5. SONUÇ VE ÖNERİLER

Kredi derecelendirme sistemleri, bankacılık operasyonlarının öngörülebilirliğini ve olası riskleri azaltmak üzere sıkça kullanılan ve bankaların müşteri yapılarından, sermaye bileşimine ve hazine uygulamalarına kadar her aşamada yöneticilere karar vermede yol gösterici olan uygulamalardır. Bankalar riskin yönetilebilir seviyelerde tutulması ve önlenmesi konusunda diğer sektörlerle kıyasla öncelikli olarak projeksiyon oluşturma ve karar vermeye ihtiyaç duymaktadırlar. Bu nedenle, veri işleme ve işlenmiş veriler ile kararın doğruluğunu arttırıcı kanıtlar sunma ihtiyacı, sektörün veriler ile arasındaki bağı kaçınılmaz olarak çok güçlü hale getirmektedir.

Çalışmada başta bankaların kullandığı kredi derecelendirme sistemleri ile risk ölçümü ve ekonomik sermaye hesaplaması başta olmak üzere, bankacılıkta kullanılan bütün kantitatif yaklaşımlar incelenmiştir. Başta derelendirme ve rating modelleri olmak üzere, notlamada kullanılan sistemlerin teknik altyapıları ve sınıflandırma ölçekleri ile sunduğu model çıktıları incelenerek, model varsayımları açısından benzerlikleri ve farklılıkları ortaya konmuştur. Derecelendirmede ve notlamada bankaların, şirketlerin ve hatta devletlerin kredi notuna etki eden varsayımlar incelendiğinde, benzer ve ayırt edici özelliklerin tespit edilerek notla ilişkilendirilmesi önemi göze çarpmaktadır. Bu anlamda, söz konusu sınıfları oluşturan ve kümeleme ile sınıflar ayrımları net bir şekilde ortaya çıkaran ise bu süreçte kullanılan matematiksel modellemeler ve hesaplama yöntemine dayalı tahminleme farklılıklarıdır. Bu nedenle, benzerlerinden diğerlerini ayırma ve bankacılıkta müşteri ve portföy sınıflandırmada ayırt edici özellikleri ön plana çıkaran kalitatif yaklaşımlar skorlama yoluyla karar vericilere geniş veri havuzları içerisinde doğru müşteri ve portföyleri bulmada kolaylıklar sağlamaktadır.

Bu nedenle, özellikle kredi skorlamada kullanılan; başvuru skorlaması, davranış skorlaması gibi modeller ile karar ağaçları, sinir ağları gibi parametrik olmayan teknikler ve doğrusal regresyon, diskriminant analizi ve lojistik regresyon gibi parametrik testler birlikte incelenmiştir. Her bir modelin üstünlükleri ve zayıf yönleri ortaya konularak, sınıflandırmadaki önemine ve kararı etkileme gücüne vurgu yapılmıştır. Söz konusu

modellemeler sadece birer içsel derecelendirme yöntemi olmayıp aynı zamanda Basel Sermaye Uzlaşısı kapsamında bankalar için sermaye yeterliliklerinin hesaplanmasında da önemli bir yere sahiptir. Bu anlamda, konu ile ilgili ilk literatür olan Markovian olmayan davranış (non-Markovian behavior) ve “rating sürüklenmesi” (Fong, 2006, s.80) kavramları ve sonrasında Altman ve Kao (1992a-c) ile Lucas ve Lonski (1992) tarafından geliştirilen skorumla modelleri ile sonrasında Carty (1997) tarafından geliştirilen farklı ölçüm yöntemleri literatüre yeni bakış açıları kazandırmıştır. Söz konusu sürüklenme (drift) yaklaşımı temelde düşük dereceli ve yüksek dereceli grupları birer sınıf veya sınıflar içerisinde ifade etmeye dayalı bir ayrıştırma yaklaşımını benimsemiştir. Bu anlamda Markov’un varsayımından temelde kesin anlamda farklılıklar oluşmakla birlikte, söz konusu varsayımdan daha geniş bir şekilde bazı grupları yüksek derecelendirme ihtimalini azaltacak şekilde, geniş bir şekilde düşük derecelendirmeye de imkan veren bir ölçek yapısı oluşturulmuştur.

Derecelendirmede kullanılan parametrik testlerden birisi olan regresyon modellemesi ile oluşturulan model yapısı ile bankacılık sektörünün (toplam sektör) performans ölçümünde kullanılan toplam 32 adet aylık oran analizleri (2003/1 – 2020/3) ile farklı regresyon modelleri içerisinde en uygun model seçimi yapılmış ve söz konusu model ile oluşturulan varsayımlar analiz edilmiştir. Yapılan analiz neticesinde, 19 adet regresyon modeli içerisinde söz konusu veri setine en uygun modelin Model 1.5 Stepwise Linear Regression (Stepwise Linear) model olduğu (en yüksek R^2 (0,53) ve en düşük standart hata (RMSE: 0,5083) değerlerine sahip model) tespit edilmiştir. Söz konusu model değişkenlerinden bağımlı değişken olarak alınan Y (Takipteki Alacaklar (Brut) / Toplam Nakdi Krediler (%)) ile bankaların karlılık göstergesi olan X6 (Vergi Öncesi Kar (Zarar) / Ortalama Toplam Aktifler (%)), X7 (Dönem Net Karı (Zararı) / Ortalama Toplam Aktifler (%)), X8 (Dönem Net Karı (Zararı) / Ortalama özkaynaklar (%)), X9 (Toplam Faiz Gelirleri / Faiz Getirili Aktifler Ortalaması (%)), X10 (Toplam Faiz Giderleri / Faiz Maliyetli Pasifler Ortalaması (%)), X11 (Net Faiz Geliri (Gideri) / Ortalama Toplam Aktifler (%)), X12 (Ücret, Komisyon ve Bankacılık Hizmetleri Gelirleri / Ortalama Toplam Aktifler (%)) ve X14 (İşletme Giderleri / Ortalama Toplam Aktifler (%)) değişkenleri arasında uzun dönemli anlamlı bir ilişki bulunmuştur (H_0 Reddedilebilir).

Ayrıca söz konusu değişkenler ile bağımlı değişken arasındaki ilişkiyi optimize etmek üzere toplam beş adet optimizasyon modeli uygulanmış ve en uygun optimizasyon modeli olarak Model 5. Ensemble (Optimizable Ensemble) modeli (en yüksek R2 (0,76) ve en düşük standart hata (RMSE: 1,4071) değerlerine sahip model) seçilmiştir. Yapılan optimizasyon modeli (LSBoost) ile değişkenlerin 10 öğrenme sayısı, 0,35977 öğrenme oranı, minimum yaprak sayısı 1, örneklemdeki tahmin edicilerin örnekleme olan sayısı 1 olacak şekilde minimum gözlemlenen MSE değeri 0,2186 ile optimize olduğu tespit edilmiştir. Optimizasyondaki her açık mavi nokta, şimdiki yineleme de dahil olmak üzere şimdiye kadar denenmiş olan tüm hiperparametre değerleri setleri göz önüne alındığında, optimizasyon işlemi tarafından hesaplanan minimum MSE tahminine karşılık gelmektedir. Tahmin değeri ise en iyi nokta hiperparametrelerinin açıklamasında belirtildiği gibi, mevcut MSE objektif modelinin bir üst güven aralığına dayanmaktadır.

Elde edilen bulgular ışığında, kredi derecelendirmede kullanılan parametrik testlerden birisi olan regresyon modellemesi ile oluşturulan modelin sonuçları açısından değişkenler arasındaki ilişkinin anlamlı bulunduğu, en iyi model olarak tespit edilen Model 1.5 Stepwise Linear Regression (Stepwise Linear) model ve en iyi optimizasyon modeli Model 5. Ensemble (Optimizable Ensemble) modelin sunduğu veriler ışığında bankaların bağımsız değişkenlerde meydana gelecek değişim sonucunda ortalama %0,5 ile %4,5 aralığında değişen bir Takipteki Alacaklar (Brüt) / Toplam Nakdi Krediler (%) oranı yakalayabileceği söylenebilecektir. Sektörün mevcut tarihsel Takipteki Alacaklar (Brüt) / Toplam Nakdi Krediler (%) oranı ortalaması olan %4,5 (%2,87 tarihsel sapma) ile analiz sonucunda elde edilen sonucun (%0,5 ile %4,5 aralığında dalgalanma) tutarlı olduğu gözlemlenmiştir.

Gelecekte yapılacak çalışmalarda, diğer kredi derelendirme yöntemleri kullanılarak yapılacak bankacılık sektörü performans ölçümlerinin sonuçlarının, bu çalışmada elde edilen bulgular ile karşılaştırmalı analizini yapılmasının literatüre olumlu katkı sağlayacağı değerlendirilmektedir.

KAYNAKÇA

Kitaplar

Ahn, H. 2012. A corporate credit rating model using multi-class. support vector machines with an ordinal pairwise partitioning approach. s.1800-1811

Kömürcü, A. 2007. Basel II Çerçevesinde Standart Yöntem Açısından Derecelendirme Sistemi ve Bir Uygulama, :Türkiye Bankalar Birliği, İstanbul s.42

Tibshirani, R. 2001. The elements of statistical learning: Data mining, inference, and prediction. New York: Springer. s.1161-1182

Makaleler

Altman E. I. 1994. Corporate distress diagnosis: Comparisons using linear discriminant analysis and neural networks (the Italian experience):Journal of Banking and Finance 18 s.505-529.

Abdou, H. A. ,Pointon J. 2011. Credit scoring, statistical techniques and evaluation criteria: a review of the literature s.59-88

Altman, E. and Kao, D. (1992a). Corporate Bond Rating Drift: An Examination of Credit Quality Rating Changes over Time. IFCA, Charlottesville: The Research Foundation of the Institute of Chartered Financial Analysts.

Altman, E. and Kao, D. (1992b). “The Implications of Corporate Bond Rating Drift.” Financial Analysts Journal 3, 64–75.

Altman, E. and Kao, D. (1992c). Rating drift in high yield bonds. The Journal of Fixed Income 1, 15–20.

Bolton, C. 2009. Logistic Regression and Its Application in Credit Scoring, Dissertation,

University of Pretoria s.19-26.

Cantor, R. 1996. Determinants and Impact of Sovereign Credit Ratings: FRBNY
Economic Policy Review s.37-40

Desai, V. S. 1996. A comparison of neural networks and linear scoring models in the
credit union environment. European Journal of Operational Research, 95, s.24–37.

Donato, J. 1999. Mining multi-dimensional data for decision support. Future Generation
Computer Systems, 15, s.433–441

Doumpos, M. 2018. A multicriteria outranking approach for modeling corporate credit
ratings: An application of the Electre Tri-nC method. s.1-15

Dong, G. 2010. Credit scorecard based on logistic regression with random coefficients:
International Conference on Computational Science, ICCS s.2464-2466

Edward, W. Henley 1994. Statistical aspects of credit scoring: The Open University's
repository of research publications and other research outputs, s.75-100

Fisher, R. A. 1936. The use of multiple measurements in taxonomic problems. Annals of
Eugenics, 7, s.179–188.

Frosyniotis, D. 2003. A divide-and-conquer method for multi-net classifiers. Journal of
Pattern Analysis and Applications, 6(1), s.32–40.

Hosmer, D., 1989. New York: Wiley series in probability and mathematical statistics.,
Applied probability and statistics. s. 515–524.

Hand, 1997 Statistical Classification Methods in Consumer Credit Scoring: A Review ,
Journal of the Royal Statistical Society, Vol. 160, No. 3, s. 523- 541

- Jingqing, Z. 2006. Bond rating using support vector machine. *Intelligent Data Analysis* s.96-285
- Lucas, D. and Lonski, J. (1992). "Changes in Corporate Credit Quality 1970–1990." *The Journal of Fixed Income* 1, 7–14.
- Lancher, R. 1995. A neural network for classifying the financial health of a firm. *European Journal of Operational Research*, 85(1), s.53–65.
- Martens, D. 2017. Ant Colony Optimization kullanarak kredi notu tahmini, Credit rating prediction using Ant Colony Optimization s.561-573
- Milbourn, T. 2011. How did increased competition affect credit ratings: *Journal of Financial Economics* s.493-514
- Nie, G. 2011. Credit card churn forecasting by logistic regression and decision tree: *Expert Systems with Applications* ,38 s.15273–15285
- Öğüt, H. 2012. Prediction of bank financial strength ratings: The case of Turkey s.632-640
- Pang, S. 2014. Application of the algorithm based on the PSO and improved SVDD for the personal credit rating. *Journal of Financial Engineering* Vol. 01, No. 04, s.1-19
- Packer, F. 2015. Rating Methodologies for Banks: *BIS Quarterly Review*, part 4, s.39-52
- Rahmani, U. 2020 Parameter Estimation Using LU Decomposition in the Logistic Regression Model for Credit Scoring Analysis : *World Scientific News* 140 s. 1-11

- Rosenberg E. 1994. Quantitative methods in credit management: a survey. *Operations Research* ;42(4):s.589-613.
- Ruyu, B. 2019. A Comparison of Credit Rating Classification Models Based on Spark-Evidence from Lending-club: Immunohistochemistry (IHC) Resources s.811-818
- Ross P. 2000. Credit scoring using neural and evolutionary techniques: *IMA Journal of Mathematics Applied in Business and Industry* 11, s.111-125
- Snell E. J. 1989. *Analysis of binary data*. London:Chapman & Hall. s. 379–388.
- Stone, C.J. 1977 Nonparametric regression and its applications (with discussion). *Annals of Statistics* 5, s.595-645
- Soudis, D. 2015. Credit Rating Agencies and the IPE: Not as influential as thought? : *Review of International Political Economy*. Vol 22,s.1-26
- Treacy, W. F. 2000. Credit risk rating systems at large US banks *Journal of Banking & Finance* Volume 24, Issues 1–2 , s. 167-201
- Thomas, L. C. (2000). A survey of credit and behavioural scoring: forecasting financial risk of lending to consumers. *International Journal of Forecasting*, 16, s. 149–172.
- Wang, G. 2012. Two credit scoring models based on dual strategy ensemble trees *Knowledge-Based Systems* Volume 26, s 61-68
- Wagner, H. 2004. The use of credit scoring in the mortgage industry: A Review , *Journal of the Royal Statistical Society*, Vol. 9, No. 2 s.179-183
- West, D. 2000. Neural network credit scoring models: *Computers & Operations Research* 27. s.1131-1152
- Vanthienen, J. 2006, Failure prediction with self organizing maps, *Expert Systems with*

Applications 30 (2006) s.479–487.

Van Gestel, T. 2005. Linear and non-linear credit scoring by combining logistic regression and support vector machines : Journal of Credit Risk 1(4) s.33-35

Vellido, A. 1999. Neural networks in business: A survey of applications (1992–1998). Expert Systems with Applications, 17, s.51–70.

Zeng G. 2014. A necessary condition for a good binning. Applied Mathematical Sciences, 8(65):s. 3229–3242.

Süreli Yayınlar

Akbulak, Y. 2012.İstanbul Serbest Muhasebeci Mali Musavirlik Odasi. Istanbul Chamber of Certified Oublic Accountats, (Mayis – Haziran 2012), s.171-175

Crammer, K. 2000 On the learnability and design of output codes for multiclass problems. In: Proceedings of the 13th annual conference on computational learning theory, Palo Alto, California; 2000. s. 35–46.

Chen, Y. 2006. Applying Rough Sets Theory to Corporate Credit Ratings: IEEE International Conference s.1-5

Herbert, L. 1992 Using Neural Networks for Credit Scoring : Managerial Finance Volume 18 Number 6, s.15-23

Haykin, S. 1999. Neural networks: a comprehensive foundation (2nd ed.). New Jersey: Prentice Hall. s.105-150

Huang, C. 2006. GA-based feature selection and parameters optimization for support vector machines. Expert Systems with Applications 2006;31(2): s.231–40.

Kale Korkmaz, T. (2004). Bankalarda Kredi Risk Ölçümünde Alternatif Yöntemler.

Active Dergisi. Temmuz-Ağustos 2004, 3-5

Diger yayınlar

Carty, L. (1997). Moody's Rating Migration and Credit Quality Correlation, 1920–1996. Special Comment, Moody's Investors Service, New York.

Moodys` Investors Service : Rating Methodologies. (Eriřim Tarihi 23.05.2020)

Yalkın, M. 2007 Basel II Kapsamında řirket Derecelendirme ve Bankaların Mali Tahlil Birimleri Açısından Deęerlendirilmesi :İstanbul Üniversitesi s.72