

T.C.
MARMARA ÜNİVERSİTESİ
SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ
İŞLETME ANABİLİM DALI
SAYISAL YÖNTEMLER BİLİM DALI

**FİRMALARIN FİNANSAL SIKINTILARININ
ÖNGÖRÜSÜNE AİT KARŞILAŞTIRMALI MODEL
ANALİZİ: TÜRKİYE ÖRNEĞİ**

Doktora Tezi

ZEYNEP CINDIK

İstanbul 2021

T.C.
MARMARA ÜNİVERSİTESİ
SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ
İŞLETME ANABİLİM DALI
SAYISAL YÖNTEMLER BİLİM DALI

**FİRMALARIN FİNANSAL SIKINTILARININ
ÖNGÖRÜSÜNE AİT KARŞILAŞTIRMALI MODEL
ANALİZİ: TÜRKİYE ÖRNEĞİ**

Doktora Tezi

ZEYNEP CINDIK

Tez Danışmanı
PROF. DR. İSMAİL HAKKI ARMUTLULU

İstanbul 2021

Tez Onay Sayfası



ÖNSÖZ

Bu tez çalışmasının bu noktaya gelmesinde benim için çok değerli olan bazı kişilerin katkısı oldu. Öncelikli olarak ufkumu açan, yol göstericiliği ile ilerlememde ve bu noktaya gelmemde çok büyük etkisi ve katkısı olan değerli danışmanım Prof. Dr. İsmail Hakkı Armutlulu'ya; Ayrıca tez izlemelerimde deneyimlerini paylaşan, farklı bakış açıları kazandıran ve çalışmamı daha yukarılara taşımamda yardımları bulunan değerli jüri üyelerim Doç. Dr. Özgür Çakır ve Dr. Öğretim Üyesi Gülgönül Bozoğlu Batı'ya, doktora eğitimim boyunca derslerini aldığım, birikimlerinden istifade ettiğim başta Prof Dr. Hakan Yıldırım olmak üzere bütün Marmara Üniversitesi İşletme Bölümü Sayısal Yöntemler Anabilim Dalı hocalarına,

Bu yolda hep yanımda olan bana olan inancını bir gün bile kaybetmeyen, desteğini her an hissettiren sevgili eşim Koray Cındık'a, hayatımdaki en büyük motivasyonum olan oğullarım Yiğit Ali ve Yağız Alp Cındık'a,

Bu yola onunla başladığım ama onsuz sonlandırdığım babam Halis Sağır'a, azmini örnek aldığım kıymetli annem Dürdane Sağır'a, desteklerini hiçbir zaman esirgemeyen kardeşlerim Arzu İkiz, Zuhal Sağır ve Abdullah Sağır'a ve isimlerine burada yer veremediğim bana inanan bütün sevgili arkadaşlarım ve dostlarıma teşekkürü bir borç bilir, şükranlarımı sunarım.

İstanbul, 2021

Zeynep Cındık

ÖZ

Bu çalışma dört farklı model kullanarak, firmaların finansal sıkıntı durumlarını öngörmeyi hedeflemiştir. Bu modeller; Altman Z" skor, Revize Altman Z" skor (Lineer Diskriminant Analizi), İkinci Dereceden (Kuadratik) Diskriminant Analizi, Rassal Orman Makine Öğrenmesi modellerinden oluşur. Çalışma kapsamında kullanılan değişkenler, Altman'ın modelinde önerdiği finansal oranlardan oluşmaktadır. Bu çalışma, hem borsada işlem gören hem de işlem görmeyen şirketleri beraber içerdiğinden Türkiye'de bu konuda daha önce yapılmış olan çalışmalardan ayrılmaktadır. Ayrıca Türkiye'de finansal sıkıntı öngörüsünde Rassal Orman Modelinin uygulandığı çok az sayıda çalışma bulunmaktadır. Bu nedenle bu çalışma hem özgün veri tipi özelliği hem de nadir kullanılan bir modeli ele almasıyla literatürde bir boşluğu kapatmayı hedeflemiştir. Veri kümesi 2013-2018 yılları arasında aktif olan 80 firmaya ait finansal oranları içermektedir. Firmaların 44'ü Borsa İstanbul'da (BIST) işlem gören firmalardan oluşmuştur. Geri kalan 36 firma, küçük ve mikro ölçekli borsada işlem görmeyen özel şirketlerden oluşmaktadır. Analizler doğrultusunda Altman değişkenleri kullanılarak oluşturulan Rassal Orman Modeli % 95 performans değeri ile diğer üç modelden daha üstün bir performans göstermiştir. Aynı zamanda dikkat çeken bir çıktı da, borsada işlem gören firmalar için bu modelin %100 öngörü gücüne sahip olmasıdır.

Anahtar Kelimeler: *Finansal Sıkıntı; Finansal Oranlar; Diskriminant Analizi; Revize Altman Z skor; Çok Değişkenli Diskriminant Analizi; Rassal Ormanlar; İflas*

ABSTRACT

This paper aims to predict companies' financial distress situation with the use of four different models; Altman Z" score, Revised Altman Z" Score (Linear Discriminant Analysis) and Quadratic Discriminant Analysis, Random Forest Machine Learning Model. the variables used within the scope of this study consist of the financial ratios suggested by Altman. This study differentiates itself from the previous studies by the content of the data; it includes both publicly traded companies and private companies. Additionally, there are only a few studies are applied for Random Forest Model in financial distress prediction in Turkey. For this reason, it aims to fill the gap from both a rare used model and originality of the data. The data consisted of the 80 active firms' financial ratio analysis between the years 2013 to 2018. There are 44 firms are listed in BIST; remaining 36 firms are private firms with the size of small and micro enterprises. Random Forest Model with use of Altman variables has shown 95% performance and surpassed the other three models. Moreover, a remarkable outcome in classification for publicly traded companies was 100% for Random Forest whereas other models have shown greater performance for private firms than publicly traded firms.

Keywords: *Financial Distress; Financial Ratios; Discriminant Analysis; Revised Altman Score; MDA; Random Forests; Bankruptcy*

İÇİNDEKİLER

Sayfa No.

ÖNSÖZ.....	II
ÖZ.....	III
ABSTRACT	IV
İÇİNDEKİLER	V
TABLO LİSTESİ.....	VII
ŞEKİL LİSTESİ.....	VIII
KISALTMALAR	IX
GİRİŞ	1
1. FİNANSAL SIKINTI ÖNGÖRÜSÜNÜN ÖNEMİ.....	3
1.1. Yöneticiler Açısından Finansal Sıkıntı Öngörüsünün Önemi	6
1.2. Yatırımcılar ve Şirket Hissedarları Açısından Finansal Sıkıntı Öngörüsünün Önemi	7
1.3. Tedarikçiler ve Diğer Alacaklılar Açısından Finansal Sıkıntı Öngörüsünün Önemi	7
1.4. Finansal Düzenleyici Kurumlar, Devletler ve Ekonomileri Açısından Finansal Sıkıntı Öngörüsünün Önemi.....	8
1.5. Finansal Sıkıntıyı Önlemek için Alınabilecek Önlemler	9
2. FİNANSAL SIKINTI ÖNGÖRÜ MODELLERİ.....	11
2.1. Altman Z Skor Modeli.....	12
2.2. Altman Z' Skor Modeli	15
2.3. Altman Z" Skor Modeli	16
2.4. Makine Öğrenmesi Modelleri.....	17
2.4.1. Karar Ağaçları.....	20
2.4.2. Rassal Orman Modeli.....	22
2.5. Diğer Modeller	26
2.6. Türkiye’de Finansal Sıkıntı Öngörüsü Üzerine Yapılan Çalışmalar	27
3. ARAŞTIRMA YÖNTEMİ, MODELLER VE VERİLER	30
3.1. Çok Değişkenli Ayrım (Diskriminant) Analizi.....	30
3.1.1. Lineer Diskriminant Analizi.....	32
3.1.2. İkinci Dereceden (Kuadratik) Diskriminant Analizi	32
3.2. Rassal Orman Modelinde Hesaplamalar	33

3.3. Çalışmada Kullanılan Finansal Oranlar	34
3.4. Tasnif Tablosu ve Özellikleri.....	37
3.5. Veri Kümesinin Özellikleri	40
3.6. Finansal Sıkıntı Kriterleri.....	42
4. FİNANSAL SIKINTI ÖNGÖRÜ MODELLERİNİN UYGULAMASI	45
SONUÇ.....	64
KAYNAKÇA	68
Kitaplar	68
Makaleler.....	69
Yayınlanmamış Tezler.....	73
Raporlar	73
İnternet Sitesi.....	73
EKLER.....	74
Ek 1: Finansal Sıkıntılı Olmayanlar Firmalara Ait Veriler	74
Ek 2: Finansal Sıkıntılı Firmalara Ait Veriler	75
Ek 3: Veriler Uç Değerlerle İlgili İşlemler Yapıldıktan Sonra (Finansal Sıkıntılı Olmayanlar)	76
Ek 4: Veriler Uç Değerlerle İlgili İşlemler Yapıldıktan Sonra (Finansal Sıkıntılı Olanlar).....	77
Ek 5: Altman Z" Çıktıları	78
Ek 6: Revize Altman Z" Çıktıları	80
Ek 7: İkinci Dereceden Diskriminant Analizi Çıktıları	83
Ek 8: Rassal Orman Modeli Çıktıları	86
Ek 9: Rassal Orman Model Tonlaması	88
Ek 10: Değişkenlerin Önem Sıralaması Testi	89

TABLO LİSTESİ

Tablo 1: Tasnif Tablosu	38
Tablo 2: Veri Kümesindeki Firmaların Özellikleri.....	40
Tablo 3: Veri Kümesindeki Firmaların Bağlı Olduğu Sektörler.....	42
Tablo 4: Altman Z" skor Modeli için Tasnif Tablosu.....	45
Tablo 5: Değişkenlere Ait Özet Tablo	46
Tablo 6: Merkezi Eğilim Ortalama Tekniğinden Sonra Değişkenlere Ait Özet Tablo..	48
Tablo 7: Gruplar için Kovaryans Matrislerinin Homojenliğinin Test Edilmesi	50
Tablo 8: Revize Altman Z" skor Hesaplamasına Ait İstatistikler	51
Tablo 9: Revize Altman Z" skor Modeli için Tasnif Tablosu.....	52
Tablo 10: İkinci Dereceden (Kuadratik) Diskriminant Analizi için Tasnif Tablosu	53
Tablo 11: Çapraz Doğrulamadan Sonra Revize Altman Z" skor Modeli ve İkinci Dereceden Diskriminant Analizi için Tasnif Tablosu	54
Tablo 12: Rassal Orman Modeline ait Tasnif Tablosu	55
Tablo 13: Dört Modele Ait Karşılaştırma Tablosu	56
Tablo 14: Modellerin Borsada İşlem Gören/ Görmeyen Firmalar için Performansı	58
Tablo 15: Finansal Sıkıntılı Firmalardaki Değişkenlere ait Özet Tablo	59
Tablo 16: Finansal Sıkıntılı Olmayan Firmalardaki Değişkenlere ait Özet Tablo.....	61

ŞEKİL LİSTESİ

Şekil 1: Makine Öğrenmesi Uygulamasındaki Aşamalar	19
Şekil 2: Karar Ağaçları ile Modellemenin Avantajları ve Dezavantajları	22
Şekil 3: Rassal Orman Modeli Basitleştirilmiş Gösterimi	23
Şekil 4: Değişkenlere ait Kutu Grafiği İncelemesi.....	47
Şekil 5: Merkezi Eğilim Ortalama Tekniğinden Sonra Değişkenlere ait Kutu Grafiği İncelemesi	48
Şekil 6: Değişkenler Arasındaki Korelasyon Analizi.....	49
Şekil 7: Finansal Sıkıntılı Firmalardaki Değişkenlere ait Kutu Grafiği	59
Şekil 8: Finansal Sıkıntılı Olmayan Firmalardaki Değişkenlere ait Kutu Grafiği .	60

KISALTMALAR

- **BİST:** Borsa İstanbul
- **CART:** Classification and Regression Trees (Sınıflandırma ve Regresyon Ağaçları)
- **ID3:** Iterative Dichotomizer 3
- **FVÖK:** Faiz ve Vergi Öncesi Kar
- **KGK:** Kamu Gözetimi Muhasebe ve Denetim Standartları Kurumu
- **SPK:** Sermaye Piyasası Kurumu
- **TTK:** Türk Ticaret Kanunu

GİRİŞ

Finansal sıkıntı kavramı geniş bir süreci temsil etmektedir. Bu bazen vadesi gelmiş yükümlülüklerin zamanında ödenememesi, vergi ve diğer yasal yükümlülüklerinin zamanında karşılanamaması, bazen de operasyonel aktivitelerin sona ermesi ve şirketin iflasına kadar olan süreci konu alır. Bu konuda yapılan tanımlamalarda fikir birliğine varılamadığı görülmüştür. Bazı yazarlar finansal sıkıntıyı iflasla eşdeğer tanımlarken diğer bazı yazarlar ise şirketteki önemli yapısal değişimleri, tasfiye gibi süreçleri ele alarak tanımlamalar yapmışlardır (Muller, Steyn-Bruwer ve Hamman, 2009, s. 22). Ancak finansal sıkıntı süreci dinamik bir süreci temsil etmektedir. Aylar hatta yıllar süren dinamik bir değişim süreciyle meydana gelen bir durumdur.

Bu çalışmada finansal sıkıntı kavramı ve bununla beraber finansal sıkıntı kavramının öngörüsüne dair modeller, bu modellerle yapılmış çalışmalar, bu konuda literatüre dair incelemeler daha sonra bu incelemeler doğrultusunda bazı finansal sıkıntı öngörü modellerine dair uygulamalar yer alacak ve karşılaştırmalı olarak bu modellerin etkinlikleri tartışılacaktır. Bu kapsamda her bir bölüm içeriğinde yer alacak bilgiler aşağıda özetlenmiştir.

Çalışmanın ilk bölümü finansal sıkıntı öngörüsünün öneminden bahsetmektedir. Bu bölüm içeriğinde finansal sıkıntı kavramına dair Türkiye’deki ve dünyadaki tanımlara yer verilmiştir. Finansal sıkıntı kavramı ile karşılaştırılabilen bazı kavramlara da bu bölümde yer verilmiştir. Ardından finansal sıkıntı kavramının yöneticiler, yatırımcılar, şirket hissedarları, tedarikçiler ve diğer alacaklılar, finansal düzenleyici kuruluşlar, devletler ve ekonomileri açısından önemine değinilmiştir. Son olarak da finansal sıkıntıyı önlemek için alınabilecek önlemlere yer verilmiştir.

Çalışmanın ikinci bölümde finansal sıkıntı öngörü modelleri tanıtılacaktır. Öncelikle finansal oran analizi aracılığıyla finansal öngörü modellerinin ilk çıkış noktası olan Altman Z skor modeli ve Altman’ın geliştirdiği diğer iki modele yer verilecektir. Ardından makine öğrenmesi modelleri tanıtılacak çalışmaya konu olan makine öğrenmesi modeli olan Rassal Orman modeli ve bu modelin temelini oluşturduğu için Karar Ağaçları modelleri de detaylı olarak bu bölümdeki literatürde yer bulacaktır. Diğer modeller çalışmaya dâhil edilmediklerinden detaylı yer verilmeyecektir ve onun yerine kısaca bu

alanda yer etmiş literatüre katkısı olan diğer çalışmalardan bahsedilecektir. Bu bölümde son olarak Türkiye’de bu alanda yapılmış olan çalışmalara değinilecektir.

Üçüncü bölümde araştırma yöntemi, kullanılan modellerin detayları ve veri kümesi ele alınacaktır. Çalışmada kullanılacak olan iki çeşit diskriminant analizinin işleyişi, varsayımları ve sınırlamaları hakkında bilgi verilecektir. Rassal Orman Modelinin çalışma prensibine değinilecektir. Ardından çalışmada değişken olarak yer alan finansal oranlar hakkında bilgi verilecektir. Son olarak bu çalışmada kullanılacak olan veri kümesinin yapısı, finansal sıkıntı kriterlerinin neye göre belirlendiği ve veri kümesinin diğer özellikleri hakkında bilgi verilecektir.

Finansal sıkıntı öngörü modellerinin uygulaması olarak geçen dördüncü bölümde her bir model üzerinden elde edilen çıktılar ve modellerin performans gücü hem kendi içlerinde hem de modellerin birbirleri ile karşılaştırılması sonucu değerlendirilecek ve en etkin model ve bu modelin diğer modellere göre üstünlüğü tartışılacaktır.

Sonuç bölümünde de yapılan bütün analizler ve literatür taramaları tek çatı altında toplanarak değerlendirilecek ve elde edilen çıkarımlar son olarak bir arada getirilecektir.

1. FİNANSAL SIKINTI ÖNGÖRÜSÜNÜN ÖNEMİ

Şirketlerin temel gayeleri varlıklarını devam ettirmektir. Bu devam ettirme sürecinde; şirketlerin büyüklüğü, operasyonel faaliyetlerinin türü ve sahip olduğu özellikler her ne olursa olsun, firmaların gelecekteki konumu ve finansal durumlarının iyi bir şekilde yönetilmesi için, bu konuda atılan adımlar, doğru yapılan analizler ve göstergeleri doğru yorumlama son derece önemlidir. Bu faktörler firmaların gelişim ve sağlıklı ilerleme süreci göz önüne alındığında kritik bir değere sahiptir (Svabova vd., 2020). Firmaların finansal sıkıntı durumuna dair öngörü modelleri geliştirilmesi, zamanında önlem alınmasına katkı sağlayacağından finansal sıkıntı kavramının ve buna etki eden diğer kavram ve durumların bilinmesi ve değerlendirilmesi çözüm mekanizmaları açısından da hassas bir değere sahiptir.

Finansal sıkıntıyı Beaver (1966) bir işletmenin vadesi gelmiş finansal yükümlülüklerini karşılayamaması olarak ifade etmiştir. Ross vd. (2008)'e göre finansal sıkıntı; işletme faaliyetlerinden elde edilen nakit akışları ile işletmenin finansal yükümlülüklerinin ve taahhütlerinin yerine getirilememesi ve işletmenin bu sıkıntıları aşmak için birtakım önlemler almaya zorlanması durumu olarak ifade etmiştir (Ross vd., 2008, s.411). Blum (1974) yükümlülüklerin vadesinde ödenememesi, bunun neticesinde anlaşma talebinde bulunarak borçların azaltılması sürecine girilmesi ve iflas sürecine girmesi olarak finansal sıkıntıyı başarısızlık olarak adlandırmıştır. Başka bir tanımlama da "finansal sıkıntı içinde olan firmalar vadesi gelen yükümlülüklerini yerine getiremeyen ve ihraç ettiği menkul kıymetleri ödemede temerrüde düşen firmalar" olarak ifade edilmiştir (DePamphilis, 2001, s. 529).

Bu konuda Türkiye'de yapılan bir kaç tanımlamaya bakıldığında ise Aktaş (1993) yaşanan mali krizler neticesinde üretimin durdurulması olarak ve firmaların üç yıl üst üste zarar etmiş olmalarını finansal sıkıntı içinde olmalarının bir işareti olarak sayarken, Yıldız (1999) firmaların sıkıntılı olmalarını daha çeşitli kriterlere dayandırıp; sermayenin yarısının veya 2/3 ünün kaybolması, borçların aktif aşması, üç yıl üst üste zarar etmiş olma, üretimin durdurulmuş olması, borçların ödenememesi neticesinde ertelenmiş ya da yeniden yapılandırılmış olması veya firmaların iflas etmiş olmalarını bu tanım dâhiline almıştır.

Türk Ticaret Kanunu'nda 376. Maddesinde şirketlerin sermaye kaybı ve borca batık olma durumları hakkında standartlar belirlenmiştir. Sermaye ve yedek akçeler toplamının en az yarısının veya üçte ikisinin zarar sebebiyle karşılıksız kalması durumunda yönetim kurulu genel kurula gerekli olan iyileştirici önlemleri sunar. Bu iyileştirici önlemler sermayenin azaltılması, tamamlanması veya azaltılmasından biri olabilir. Ancak bu iyileştirici önlemlerden birine karar verilmediği zaman şirket kendiliğinden sona erer (6102 nolu TTK, madde 376). Görüldüğü üzere sermayenin yarısının ve üçte birinin karşılıksız olma durumu bu şekilde çerçevelenmiştir. Ancak finansal sıkıntının önemli göstergelerinden biri olan borca batık olma durumu (teknik iflas- negatif net değer) yani bu göstergelerin biraz daha kritikleştiği durum olan şirketin aktiflerinin alacaklıların alacaklarını karşılamaya yetmediği durum söz konusu olduğunda; şirketlerin yönetim kurullarının mahkemeye müracaat ederek şirket iflasına istemeleri gerekmektedir. Firmaların borca batık olmaları durumunda yönetim kurulunun vazgeçilemez ve devredilemez görevlerinin arasında mahkemeye bildirimde bulunulması maddesi de başka bir kanun maddesi ile netleştirilmiştir (TTK, 375. Madde 1. Fıkra). Bu durum şirketin sermayesinin finansal sıkıntının en önemli göstergelerinden biri olan negatif net değere (borca batık olma) sahip olma durumunda nasıl yol izlenmesi gerektiği, sermaye kaybının belirgin seviyelere ulaştığında nasıl önlemler alınması gerektiği ile düzenlemelerin kanunlarla aşamalı belirgin bir şekilde belirlendiğini gösterir (Turan, 2020, s.143).

Finansal sıkıntı kavramını açıklarken birbiri yerine kullanılan sıklıkla anlamları birbirine karışabilen terimlere yer verilmesinden dolayı bazı kavramları finansal sıkıntıdan ayırmak gerekmektedir. Bu kavram çoğu zaman acze düşme, temerrüt, tasfiye ve iflas kavramları ile birlikte kullanılabildiğinden literatürde adı geçen bazı kavramları açıklama ihtiyacı doğmuştur (Outecheva, 2007, s. 13).

Bu kavramlardan biri “Borcunu Ödeyememezlik / Acze düşme (Insolvency)” bu terim teknik bir terimdir ve cari yükümlülüklerin yerine getirilmemesi sorunudur ve bu durumun kaynağı da likidite problemidir. Bu kapsamdaki firmaların karşılaştıkları sorunlardan biri yer aldığı sektörde var olan pozisyonlarını kaybetme eğilimi ile karşı karşıya kalmalarıdır. Firmanın tedarikçileri ve müşterilerinde yaşanan azalmalar ve kayıplar, faaliyetlerin azalması ve işten çıkarmalara kadar varan süreçlerde firmaların

katlandıkları birçok dolaylı maliyetler söz konusudur. Bu da finansal sıkıntıyı tetikleyen unsurlardandır (Damodaran, 2009).

Bir diğer terim “Temerrüde Düşme (Default)” likidite probleminden kaynaklı kendisine kredi verenlere zamanında ödeme yapamadığından dolayı haciz, mülkiyete rehin gibi icra durumlarına maruz kalması olarak açıklanabilir. Finansal sıkıntı içinde olan firmaların karşı karşıya kalabildiği durumlardan biri olan temerrüde düşme de tek başına finansal sıkıntı ifadesi yerine kullanılması uygun değildir.

Finansal sıkıntı, sorunun nihai sonuçlarından biri olabilen “İflas” da finansal sıkıntıya eşdeğer gibi kullanılan diğer bir terimdir. İflas; firmanın yükümlülüklerini yerine getirememesinin sonucu olarak resmi kurum olan mahkemelerce, iflasın ilan edilmesi ve sonucunda şirketin yeniden yapılandırılması veya tasfiye edilmesi ile noktalanan bir süreci temsil eder ve hukuki bir terimdir. Resmi niteliği vardır. Finansal sıkıntı sadece iflas ve onunla ilgili düzenlemeler çerçevesinde ele alınırsa çok az sayıda firma ile çalışma yürütülebilir. Çünkü Türkiye’de bu konuda gelişmiş ülkelere kıyasla yeterli sayıda iflas etmiş firma örneğine rastlanmamaktadır. İflas başvurusunda bulunan bir firmanın finansal sıkıntı içinde olduğunu söylemek mümkündür, çünkü bu sonuç en son varılan nihai durumlardan biridir. Ancak finansal sıkıntı kavramı ele alındığında bu ifade bir süreci temsil ettiğinden, bu sürecin içinde firmalar için finansal sıkıntıdan kurtulma, yeniden yapılanma, önlem alma ve geri dönüşüm gibi çözüm yolları söz konusudur, dolayısıyla her finansal sıkıntı içindeki firmanın geleceği nokta iflas değildir (Pindado ve Rodriguez, 2005, s.345).

Tasfiye de çoğu zaman finansal sıkıntı ile eşdeğer kullanılabilen karıştırılan terimlerden biridir. Ancak tasfiye, firmanın tüm varlıklarının parça parça veya tamamının bir bütün olarak elden çıkarılması yoluyla fiziksel varlığının tamamının sona ermesini temsil eder. Dolayısıyla tasfiyede bir karar alma süreci vardır ve ortaklar kurulu kararı neticesinde varlıkların tamamının satılması, alacaklara olan borçlardan vazgeçilmesi veya varlıklardan elde edilen gelirin de öncelik sırasına göre alacaklılar ve şirket hissedarları arasında pay edilmesi olarak ifade edilir. Bu bağlamda tasfiye yine finansal sıkıntı süreçlerinin sonucu oluşabilecek durumlardan biridir ve tek başına finansal sıkıntıya eşdeğer bir ifade değildir.

Şirketler finansal sıkıntı yaşamaya başladığında ilk gösterge olarak karşılaşılan durumların başında önemli müşterilerin kaybıyla beraber nakit sıkıntısı devreye girer, bununla beraber yönetimde hızlı değişimler yine sık karşılaşılan durumlardandır. Beraberinde faaliyet zararları ve alacakların tahsilinde de sorunlar baş gösterir. Bir ileri seviyede de bu zararların artık kalıcı hale gelmesi söz konusudur, borçların ödemelerinde karşılaşılan aksaklıkların neticesinde borçların yeniden yapılandırılması için başvurulması, tedarikçi sorunları baş gösterir. Son aşama olarak da nakit açıkları çok büyür ve nitelikli çalışanların istifası artar ve şirket artık borç sözleşmelerini de ihlal etmeye başlar (Pompe ve Bilderbeek, 2005; Gordini, 2014, s. 6436).

Finansal sıkıntının kaynağı iç ve dış faktörlere bağlı olarak değişkenlik gösterebilir. Ülke içi veya dışında meydana gelebilecek kriz durumları, doğal afetler, genel tüketici talebindeki değişiklikler, enflasyon, döviz kurundaki değişimler gibi faktörler şirketlere ait dış faktörleri temsil ederler. Şirket içi faktörler içinde yetersiz ve kötü yönetim, başarısız projeler, stratejik hatalar, sağlıksız büyüme, aşırı borçlanma ve yanlış kaynak kullanımları olarak sıralanabilir (Schmuck, 2013, s.28). Bu iç ve dış faktörlerin sonuçları firmaların finansal tablolarına yansır. Bu çalışmanın amacı bu tablolar aracılığıyla belirli finansal oranlar kullanılarak finansal sıkıntıya dair öngörülerde bulunmaktır.

Firmaların finansal sıkıntı durumu firma yöneticilerini, yatırımcılarını, alacaklıları, şirket ortaklarını, bankaları, denetçileri, kredi derecelendirme kuruluşlarını, bağlı olduğu sektörleri hatta genel manada ülkeleri ilgilendiren bir konudur (Alaka vd., 2018). Firmaların yaklaşmakta olan finansal sıkıntıları önceden öngörebilmeleri ve zamanında etkili çözümler üretebilmeleri; ilgili kişi, kurum ve kuruluşları etkileyen hatta ülkelerin genel ekonomik istikrarının sağlanmasına da destek olan bir yaklaşımdır (Gordini, 2014, s. 6433). Finansal sıkıntının önceden öngörülerek önlemler alınması şirketle doğrudan veya dolaylı yolla çıkarı olan kişiler ve taraflar açısından önemlidir.

1.1. Yöneticiler Açısından Finansal Sıkıntı Öngörüsünün Önemi

İşletmelerin başarılı bir şekilde varlıklarının sürdürebilmesi ve kâr etmesinin sağlanması için en temel faktörlerden biri firmaların doğru yönetilmesidir. Yönetim

kadrosunun zamanında ve uygun stratejiler uygulaması ve verilen doğru kararlar neticesinde firmalar başarılı bir firma olarak varlığını devam ettirebilmektedir.

Finansal sıkıntının önceden tespit edilmesi durumunda verilen kararların ve stratejilerin tekrar gözden geçirilmesi ya da revize edilmesi söz konusu olacağından gerekli önlemlerin alınması ve hayata geçirilmesi noktasında kolaylık sağlayacaktır. Bu nedenle erken öngörü yapılması şirketlerin hızlıca aksiyon almalarını kolaylaştıracak ve hızlı sonuç almalarını sağlayacak bir durumdur. Bu bağlamda yöneticilerin, firmalarının finansal sıkıntı durumu hakkında bilgi sahibi olmaları tüm bu süreçlerin daha hızlı çözüme kavuşturulması ve aksiyon alınması adına önemlidir.

1.2. Yatırımcılar ve Şirket Hissedarları Açısından Finansal Sıkıntı Öngörüsünün Önemi

İşletmeler yatırım kaynaklarından farklı şekillerde yararlanabilirler; bazen kaynak ihtiyacını kredi kuruluşlarından karşılayabilir ya da yatırımcılar aracılığıyla da şirketler fonlanabilir. Bu bakış açısıyla işletmelerin büyümesinde potansiyel yatırımcılar ve var olan şirket hissedarları şirket fonlanmasındaki önemli kaynaklardır.

Yatırımcıların karar verme mekanizmalarında finansal sıkıntının öngörülmesi çok önemli bir rol oynamaktadır. Tüzel veya gerçek kişilerden oluşan yatırımcılar portföylerinde veya stratejilerinde değişiklikler yapabilirler. Özellikle halka arz edilmiş bir şirket ise; eğer finansal sıkıntıdan kurtulabileceği öngörülüyorsa hisse senetleri daha düşük tutarlardan alınıp bu sıkıntı atlatıldıktan sonra yüksek oranlardan satış gerçekleştirerek yüksek kâr marjları elde edilebilir.

1.3. Tedarikçiler ve Diğer Alacaklılar Açısından Finansal Sıkıntı Öngörüsünün Önemi

Firmaya kredi veren kuruluşlar, firmadan alacaklı olan kişi ve kurumların tamamı, var olan bir ödeme planı çerçevesinde bu kaynakları firmalara sağlamış ve karşılığında ödeme için belli bir taahhüt almışlardır. Çeşitli nedenlerden dolayı finansal sıkıntı içine girmiş olan firmalar ile ilgili erken bir uyarı sistemi bu kurum ve kişiler tarafından da önem arz etmektedir.

Taahhüt edilen ödemelerin zamanında yerine getirilip getirilmeyeceğine dair ve tahsil olmayan alacaklara dair önceden bilgilendirme, firmaların güven bağlamında da alacaklarının yeniden yapılandırmasına imkân verecektir (Demir ve Teker, 2019, s.280). Bu bağlamda firmanın operasyonel ve finansal olarak bağlı olduğu diğer kuruluşları bilgilendirmesi, diğer kuruluşların da bu konuda önlemler alması ve ekonomik istikrarın devamlılığı açısından önem teşkil eder.

1.4. Finansal Düzenleyici Kurumlar, Devletler ve Ekonomileri Açısından Finansal Sıkıntı Öngörüsünün Önemi

Firmalar; ülkelerin hükümetleri ve bazı özel kuruluşlar vasıtası ile belirli denetleyici mekanizmalar dâhilinde denetlenmektedir. Denetim kurumları açısından şirketlerin sıkıntıda olup olmadığını öngörmek ve bu doğrultuda firmanın devamlılığının olup olmadığının bilinmesi önemlidir.

Piyasaları düzenleyici kuruluşlardan Merkez Bankası, Sermaye Piyasası Kurumu (SPK), Kamu Gözetimi Muhasebe ve Denetim Standartları Kurumu (KGK) gibi kurum ve kuruluşlar finansal sıkıntı durumuna karşı önleyici tedbirler alırlar. Firmaların finansal sıkıntı durumuna karşı düzenleyici olan bu kurumlar için; kontrol ve izleme çerçeveleri açısından finansal sıkıntıyı öngören bir sistem bu kurumların son derece yararına olacaktır.

Devletlere işletmelerin belirli finansal tabloları düzenli aralıklarla iletilmektedir. Devletler açısından firmalar aracılığıyla elde edilen vergiler önemli bir gelir kaynağı olmasından dolayı bu bağlamda ekonominin temellerini oluşturan işletmelerin geleceğini öngörmek devletler ve ekonomileri açısından son derece önemlidir.

Sıkıntıda olan firma sayısının yüksek oranda artması ile firmaların operasyonlarından ve kârlılığından kaynaklı olarak elde edecekleri vergi gelirlerinin azalması söz konusu olur ve bu da ülke ekonomisine negatif etki edeceğinden finansal sıkıntıya dair göstergelerin takibi ve öngörülerin yapılması ülkeler ve ekonomileri açısından kritik bir değere sahiptir.

1.5. Finansal Sıkıntıyı Önlemek İçin Alınabilecek Önlemler

Şirketlerin finansal sıkıntılarının belirlenmesinde; sıkıntılar ne kadar erken tespit edilirse, alınması gereken önlemler de o kadar erken tespit edilecektir. Finansal sıkıntıların tespit edilmesinin ardından alınabilecek bazı önlemler mevcuttur. Şirketlerin sermaye yapıları tekrardan düzenlenerek finansman yapısını değiştirmek ve öz sermayeye ağırlık vererek veya borsada işlem görüyorsa hisse senedi arz ederek yeniden yapılanma sürecine girebilir. Bir başka çözüm önerisi bu noktada firmaya yeni ortakların alınması, işletmelerin birleştirilmesi veya belirli departmanların operasyonlarının küçültülmesi veya tamamen sonlandırılması olabilir.

Borçların yeniden yapılandırılması veya süresinin uzatımı yine alınabilecek diğer önlemler arasındadır. Son çare olarak da iflasın ertelenmesi veya konkordato ilan edilmesi de alınabilecek diğer önlemler arasındadır (Demir ve Teker, 2019, s.282).

Eğer bu çözüm yöntemlerinin hiçbiri işe yaramazsa finansal sıkıntının son evresi olan mahkemelerce karara bağlanan iflas, kaçınılmaz son olarak firmaların karşılaştığı durum olmaktadır. Alınacak önlemlerin kapsamı göz önüne alındığında sorunla mücadelede erken sinyallerin tespiti büyük önem arz etmektedir. Dolayısıyla bu konuda finansal sıkıntının erken öngörüsüne dayalı birçok model geliştirmiştir ve hala da geliştirilmeye devam etmektedir. Ancak gelişen ve değişen teknolojiye rağmen hala analistler bu konuda güvenilir yöntemler geliştirmekte zorlanmaktadırlar (Svabova vd., 2020, s. 2).

Finansal sıkıntı ile alınabilecek önlemlere değindikten sonra kısaca bu alanın temellerine değinilip bu çalışmanın kapsamı ve diğer çalışmalardan ayrıldığı noktalara değinilecektir. Öncelikle finansal sıkıntı analizine dayalı teoriler 1920’li 1930’lu yıllara kadar dayanmaktadır, ancak literatürde model önerilerine dair çalışmalar 1960’larda kendini belirgin bir şekilde göstermektedir. Finansal oranlar analizi yardımıyla işletmelerin finansal sıkıntı öngörü hesaplamaları Beaver (1966) ile başlamıştır. Beaver, finansal oranların yorumlanmasında geleneksel bir yöntem olan tek değişkenli analizi uygulamıştır (Beaver, 1966). Altman (1968), istatistiki bir araç olan, çok değişkenli diskriminant analizini beş farklı finansal oran kullanarak geliştirmiştir (Altman, 1968, s. 594). Bu yeni model Altman Z-skor modeli olarak adlandırılmış ve o zamandan bu yana

muhasabe ve finans arařtırmaları alanında en popöler yöntem haline gelmiřtir. Modelin eksiklięi çoklu diskriminant analizi ile hesaplanan katsayıların ekonomik kořullara, çevreye ve řirketin faaliyet gösterdięi sektöre oldukça baęımlı olmasıdır (Georgiev ve Petrova, 2020, s. 20). Ayrıca bu model yalnızca borsada iřlem gören ABD řirketleri kullanılarak geliřtirilmiřtir. Bu alanda yapılan pek çok çalıřma her ülkenin ekonomik kořullarındaki farklılıklar nedeniyle birçok farklı ülkede yapılan çalıřmalar modelin tahmin gücünü yitirdięini göstermiřtir (Karas ve Srbová, 2019, s. 284).

Makine öęrenmesi modelleri de son dönemlerde dięer birçok konuda olduęu gibi bu konuda da uygulamalarda çokça yer bulmuř ve makine öęrenmesi kullanılarak öngörü gücü yüksek modeller geliřtirilmiřtir. Bu anlayıřla bu çalıřma, Altman Z-skor modelini Türkiye örneęi üzerinden gözden geçirip revize etmeyi aynı anda Türkiye’de hem halka açık iřlem gören hem de borsada iřlem görmeyen özel řirketler için en uygun modelin tespit edilmesine yönelik çalıřmaları kapsamaktadır. Bu çalıřmanın Türkiye’de dięer birçok çalıřmadan ayrıldıęı nokta veri kümesinin hem halka arz olmuř hem de özel sektördeki řirketleri kapsaması, hem de Rassal Orman modelinin bu konuda uygulamada pek deęinilmemiř olması nedeniyle kendini daha önceden yapılan çalıřmalardan ayırmaktadır. Bu bakıř ağıısıyla Altman’ın önerdięi deęiřkenler çok deęiřkenli diskriminant analizi, ikinci dereceden (kuadratik) diskriminant analizi ve popöler makine öęrenmesi modellerinden biri olan Rassal Orman modeline ait uygulamalar yapılacaktır ve bu uygulamalar neticesinde modeller birbiri ile karřılařtırılıp en etkin model tespit edilecektir. Bir sonraki bölümde bu çalıřmada kullanılacak olan bölümlere detaylı olarak yer verilecektir.

2. FİNANSAL SIKINTI ÖNGÖRÜ MODELLERİ

Çalışmanın bu bölümünde finansal sıkıntı öngörü modelleri tanıtılacak ve bu modellerin kimler tarafından geliştirildiği ve diğer belirgin özellikleri ele alınacaktır. Altman Z skor modeli finansal sıkıntı öngörüsünde en çok tanınmış ve uygulanan model olduğundan ilk olarak bu modelden bahsedilecek, ardından Altman tarafından geliştirilen diğer modellerden Altman Z' skor ve Altman Z" skor modelleri tanıtılacak ve bu modellere neden ihtiyaç duyulduğunun cevabı verilecektir. Uygulamada yer alan diğer modellerden makine öğrenmesi modellerine değinilecek ve Rassal Orman modelinin dayalı olduğu karar ağacı modelinden bahsedildikten sonra uygulamada yer alan Rassal Orman Modeli detaylandırılacaktır. Son olarak diğer modeller adı altında bu çalışma ile direk olarak ilişkili olmasa da literatürde önemli yer bulmuş çalışmalara yer verilecektir.

Finansal sıkıntısı öngörüsünü modellemeye yönelik çalışmalar; istatistikî yöntemlerden yapay zekâyâ dayalı makine öğrenmesi modellerine, sayısal modellemelerden karar uygulamalarına varan, durağan modellerden zaman sürecini içine alan dinamik modellere varana kadar çok geniş bir yelpazeye dayalıdır. Bu çalışma kapsamında yukarıdaki sıralamada bahsedildiği üzere çalışma kapsamında kullanılan modellere daha geniş yer verilirken, diğer modeller detaylı olarak anlatılmasa modelin ne zaman ve kimler tarafından geliştirildiği gibi temel bilgilere değinilecektir.

Finansal sıkıntı öngörüsünde finansal oranlar kullanılarak yapılan ilk çalışma 1932 yılında Fitzpatrick tarafından uygulanmıştır (Çolak, 2019, s.4). Fitzpatrick'ın çalışması ile muhasebe oranlarının finansal sıkıntı göstergeleri olarak kullanılmasının uygun olduğu sonucuna varılmıştır. Daha sonra birçok çalışmada finansal sıkıntı öngörmek için finansal oranlardan faydalanılmıştır.

Sonraki yıllarda Beaver (1966) bazı seçilmiş oranları kullanarak öngörü için tek değişkenli analiz yöntemini kullanmıştır. Beş oran kullanılmış ve bu beş oran neticesinde sonuç olarak “Net Nakit Akışının Toplam Yükümlülöklere Oranı”nın şirketlerin finansal sıkıntılarını açıklamada en önemli finansal oran olduğunu tespit edilmiştir (Affes ve Hentati- Kaffel., 2019, s. 200). Ardından iki yıl sonra geliştirilen Altman Z skor modeli bu alanda en popüler model olma özelliğini kazanmıştır. Çünkü bu çalışmada hangi

finansal oranın daha önemli olduğunun tespitinden ziyade firmaların finansal sıkıntılı olup olmadıklarına dair sınıflandırmaya dayalı bir öngörü modeli geliştirilmiştir. Bir sonraki bölümden itibaren Altman'ın geliştirdiği modeller teker teker tanıtılacaktır. Altman'ın geliştirdiği modeller sırasıyla ele alınacak her bir modele neden ihtiyaç duyuldu, modelin içeriği gibi detaylara yer verilecektir.

2.1. Altman Z Skor Modeli

Altman (1968), şirketlerin olası sıkıntılarını değerlendirmek için beş finansal oran kullanarak çok değişkenli diskriminant analizini uygulamış ve bu yöntem şirketlerin finansal sıkıntılarını öngörmeye öncü ve en çok uygulanan modellerden biri haline dönüşmüştür. Altman'ın bu çalışmasına ait örnek sayısı 66 firma olup bu 66 firmanın tamamı imalat sektöründe yer alan, borsada işlem gören şirketlerden oluşmaktadır. Firmalar iflas etmiş ve iflas etmemiş şirketler olarak ikiye ayrılmıştır ve bu şekilde sınıflandırılmıştır. İflas eden şirketlerin tamamı 1946-1965 yılları arasında iflas başvurusunda bulunmuş şirketleri içerir. Başlangıç aşamasında 22 değişken (finansal oran) ile çalışmaya başlanmış ancak yapılan analizler doğrultusunda 5 değişken ile Çok Değişkenli Diskriminant Analizi uygulanmıştır (Denklem 1).

$$Z = 1.2X_1 + 1.4X_2 + 3.3X_3 + 0.6X_4 + 1.0X_5 \quad (1)$$

X_1 = Çalışma Sermayesi/Toplam Varlıklar

X_2 = Dağıtılmamış Kârlar Toplamı/ Toplam Varlıklar

X_3 = Faiz ve Vergi Öncesi Kâr (FVÖK)/Toplam Varlıklar

X_4 = Özkaynakların Piyasa Değeri /Kısa ve Uzun Vadeli Yabancı Kaynaklar

X_5 = Satışlar/ Toplam Varlıklar

Z = Toplam Skor

Toplam skor incelediğinde eğer Z skor değeri 2,99 dan büyük ise firmalar iflas etmeyen diğer bir deyişle finansal sıkıntı içinde olmayan, endeks değeri 1,81 ile 2,99 arasında değişen firmalar gri alanda sınıflandırılmıştır. Elde edilen endeks değerinin 1,81'in altında olması ise firmaların finansal sıkıntıda olduğunun göstergesi olarak kabul edilmiştir. Altman'ın bu çalışmasının sonuçları modelin hatasızlık oranının iflastan bir

yıl öncesine göre %95 olduğunu göstermiştir. İflasın iki yıl öncesinde ise %72 olarak hesaplanmıştır.

Altman Z skor modeli'nin bu denli popüler olmasının nedenlerinden biri firmaların bilanço ve gelir tablosuna ulaşarak veriler elde edilip kolayca hesaplama yapmaya imkân sağlamasıdır. Kantitatif bir model olmasından dolayı yorumlaması da puanlama sistemi ile yapıldığından yatırımcılar bile kendi hesaplamalarını yapıp firmaların finansal sıkıntıda olup olmamalarına dair çıkarımda bulunabilirler. Bunun yanında Altman Z skor modelinin belirli dezavantajları da bulunmaktadır. Sadece üretim firmaları için uygulanan beş değişkenli bir modeldir. Mesela bir restoran yapısı itibarıyla hep negatif çalışma sermayesine sahiptir ancak bu sektörün yapısı ile ilişkilidir. Altman Z skoruna göre bu ve bunun gibi sektörler iflas riski taşıyır şeklinde değerlendirilebilir. Bu durum göz önüne alındığında sadece üretim firmalarına uygulanabilir olması en büyük dezavantajdır denilebilir. Sadece borsada işlem gören firmaları kapsaması ve bu firmaların varlıklarının en az 1 milyon dolar olan şirketlerden oluşturması da yine modelin kısıtlayıcı diğer özellikleri arasında yer almıştır (Radivojac, Kremer ve Mekinjac, 2020, s. 11).

Altman Z skor modelinin dezavantajları göz önüne alınarak yeni bir model olan zeta modeli Altman, Haldemann ve Narayanan tarafından önerilmiştir. Bu çalışmada son on yılda bu alanda yapılan çalışmalara dair güncelleme gerekliliğini ifade etmişlerdir. Bu nedenlerden biri; geçmiş çalışmaların örneklemelerinde nispeten küçük firmalar kullanılmıştır. Bu yeni çalışma başarısızlıktan önceki iki yıllık raporlama döneminde ortalama aktif büyüklüğünün 100 milyon dolar olduğu iflas eden firma örneği kullanmaktadır. Hiçbir firmanın varlıkları 20 milyon doların altında değildir. İkinci bir neden olarak sadece üretim firmalarını değil eşit oranda perakende sektöründe firmaları da çalışmalarına katarak daha geniş kapsamlı ve daha fazla firmaya hitap eden bir model geliştirebileceklerini düşünmüş olmalarıdır. Son olarak da diskriminant analizinin son zamanlardaki bazı ilerlemelerini ve halen tartışmalı olan yönlerini test etmek ve değerlendirmek için yeni bir model ihtiyacı duyduklarını ifade etmişlerdir (Altman, Haldeman ve Narayanan, s. 30-31).

Bu doğrultuda 1977 yılında ortaya atılan bu model yedi değişken ile tasarlanmıştır. Birinci değişken varlıkların getirisi Z skor modelinde yer alan X3

değişkenine (Faiz ve Vergi Öncesi Kâr (FVÖK)/Toplam Varlıklar) karşılık gelir. İkinci değişken kazanç istikrarı (stability of earnings) birinci değişkendeki on yıllık bir eğilimle standart kestirim hatasının normalleştirilmiş bir ölçüsüdür. Üçüncü değişken Faiz ve Vergi Öncesi Kâr (FVÖK)/Toplam faiz ödemeleri şeklinde hesaplanan bir orandır. Dördüncü değişken kümülatif karlılık olarak nitelendirilmiş Altman Z skor hesaplamasında X_2 (Dağıtılmamış Kârlar Toplamı/ Toplam Varlıklar) değişkenine karşılık gelmektedir. Beşinci değişken likidite ölçüsü olan ve yine orijinal skorda bulunan X_1 ölçüsü olarak geçen Çalışma Sermayesi/Toplam Varlıklar değişkenidir. Altıncı değişken özsermaye/ toplam varlıklardır. Bu değişken orijinal Altman z skorda da yer alır ancak burdaki farklılık özkaynakların piyasa değeri hesaplanırken beş yıllık ortalama değer alınmıştır. Son değişken olarak da şirketlerin büyüklüğünü hesaplamaya dahil etmişlerdir. Şirket büyüklüğünü varlıklarının logaritmik dönüşümünü yaparak normalize etmişlerdir. Bu yeni modelin etkinlik oranı %96 değer olarak Altman Z skor modelden daha üstündür (Altman, Haldeman ve Narayanan, s. 34-35).

Altman ve Spivack tarafından 1983 yılında yayınlanan bir çalışmada Zeta modeli ile “değer çizgisi görelî finansal güç sistemi¹” (the value line relative financial strength system) nin karşılaştırması yapılmıştır. Zeta modelden bahsedilirken orijinal Z skor modelinin geliştirilmiş ve güncellenmiş bir modeli olarak anılmıştır. Ancak incelendiğinde Zeta modelinde kullanılan değişkenler Z skor modelinde kullanılan değişkenlerden farklılık göstermektedir. Şirketin kârlılık oranı, cari oran ve Dağıtılmamış Kârlar Toplamı/ Toplam Varlıklar oranları Z skor modeli ile ortak iken ilaveten şirketin varlıkları baz alınarak büyüklüğü, faiz kapsamı, şirketin öz sermayesinin belirlenmesi (firmaların 5 yıllık ortalama piyasa hisse değerleri baz alınarak) ve 10 yıllık zaman diliminde şirket kazanç istikrarı değişkenleri bu değerlerin hesaplanmasında kullanılmıştır. Sınır değer olarak da Zeta değeri sıfırdan büyük olan şirketler iflas etmeyen olarak nitelendirilirken sıfırdan küçük olan şirketler iflas eden şirketler olarak öngörülmüştür.

¹ Değer çizgisi yöntemi finansal değişkenleri ödenmemiş borç senetlerinin gözlemlenen getirileriyle ilişkilendirir. Değer çizgisinin derecelendirmesi hem matematiksel ilişkilerin hem de insan yargısının bir fonksiyonudur. Zeta model de değer çizgisi görelî finansal güç sistemi modeli de kârlılık, kaldıraç, büyüklük, değişkenlik ve piyasa değeri ölçümlerini kullanır. Değer çizgisi yöntemi hisse senedi fiyat istikrarını değerlendirir. Zeta ise kazanç değişkenliğini ölçer. İki ölçekte yer alan farklılıklara rağmen, iki sistemin karşılaştırması değer çizgisi puanlarının iflas etmiş ve iflas etmeyen firmalar arasında iyi bir ayırım yaptığı gösterilen zeta puanlarıyla yüksek bir korelasyon sergilediğini ortaya koymaktadır. Her iki sistemin puanları da yayınlanmış tahvil puanlarıyla ilişkili olduğu gözlemlenmiştir. 87 tane üretim firmasını içeren çalışmaya göre iki model arasında 0,85 korelasyon gözlemlenmiştir (Altman ve Spivack, 1983)..

Şirketlerin bir yıl önceden iflas öngörüsüne dair finansal tabloları ışığında baz alınan veriler doğrultusunda 73 firmadan 68 ini doğru sınıflandırarak %93 hatasızlık oranına sahip olmuştur (Altman ve Spivack, 1983, s.66).

Altman Z skor modeli sadece borsada işlem gören üretim firmaları için uygulanabilir. Zeta Skor da hem üretim hem de perakende sektöründeki firmalar dâhil edilerek hesaplanmıştır. Ancak özel sektördeki firmalar ve üretim veya perakende sektöründe yer almayan firmalar için hala güncellenmiş bir modele ihtiyaç duyulmakta idi. Bu sebeple öncelikle Altman tarafından Altman Z' model geliştirilmiştir. Bir sonraki başlıkta bu model detaylandırılmıştır.

2.2. Altman Z' Skor Modeli

Altman 1983 yılında yeni bir model güncellemesi yapmıştır. Bu sefer model diğer iki modelin eksik kalmış olduğu özel sektördeki firmaları kapsayıcı özelliktedir. Özel sektör firmaları için güncellenmiş ve bu yeni model Z' olarak isimlendirilmiştir. Bu model orijinal Altman Z skor modelinden farklı olarak halka arz olmamış olduklarından X_4 değişkeninde yer alan “Özkaynakların Piyasa Değeri” yerine “Özkaynakların Defter Değeri” ile değiştirilmiştir. Bu modeldeki değişkenlerin katsayıları Z skor modelinden farklılık göstermiştir. Güncellenmiş modele ait denklem ve katsayılar aşağıda verilmiştir (Denklem 2).

$$Z' = 0.717X_1 + 0.847X_2 + 3.107X_3 + 0.420X_4 + 0.998X_5 \quad (2)$$

X_1 = Çalışma Sermayesi/Toplam Varlıklar

X_2 = Dağıtılmamış Kârlar Toplamı/ Toplam Varlıklar

X_3 = Faiz ve Vergi Öncesi Kâr (FVÖK)/Toplam Varlıklar

X_4 = Özkaynakların Defter Değeri /Kısa ve Uzun Vadeli Yabancı Kaynaklar

X_5 = Satışlar/ Toplam Varlıklar

Z' = Toplam Skor

Elde edilen yeni endeks değerine göre Z' değeri 2,90 dan büyük olan firmalar iflas etmeyen firmalar olarak sınıflandırılırken, endeks değeri 1,23 ile 2,90 arasında olan firmalar gri alanda ve endeks değeri 1,23 ten küçük olan firmalar yüksek iflas riskinde

yani finansal sıkıntıda olarak değerlendirilmişlerdir. Bu güncellenmiş modelin hatasızlık oranı finansal sıkıntıda olan firmaların tespitinde % 90,9; iflas etmeyen ya da başka bir deyişle finansal sıkıntıda olmayan firmaların tespitinde % 97 olarak hesaplanmıştır (Altman, 1983). Bu model de özel sektördeki firmalar için revize edilmiş olmasında rağmen üretim sektörü dışındaki firmaları hala kapsamadığından bazı noktalarda hala yetersiz kalmış ve revize edilme ihtiyacı doğmuştur. Bu sebeple geliştirilen Z" skor değeri var olan açığı tamamen kapatmaya yönelik bir revize yoluyla oluşturulmuş ve artık hem özel sektör hem de üretim haricindeki sektörlerle de uygulanabilir bir şekilde sunulmuştur.

2.3. Altman Z" Skor Modeli

Altman diğer modellerde eksik kalan noktaları tamamlamak adına yeniden geliştirdiği modelleri revize etme ihtiyacı duymuştur. Bu yeni model sayesinde bütün açıklar kapanmıştır ve her sektöre ve borsada işlem gören ve görmeyen özel şirketler de dahil her firmaya uygulanabilir bir forma dönüştürmüştür. Altman Z skor modelini bu kez de hem imalat sektöründe olan hem de imalat sektöründe olmayan, ayrıca hem borsada işlem gören hem de işlem görmeyen özel sektör için Z" modeli geliştirmiş ve yeni bir denklem elde etmiştir. (Denklem 3).

$$Z'' = 6.56X_1 + 3.26X_2 + 6.72X_3 + 1.05X_4 \quad (3)$$

X_1 = Çalışma Sermayesi/Toplam Varlıklar

X_2 = Dağıtılmamış Kârlar Toplamı/ Toplam Varlıklar

X_3 = Faiz ve Vergi Öncesi Kar (FVÖK)/Toplam Varlıklar

X_4 = Özkaynakların Defter Değeri /Kısa ve Uzun Vadeli Yabancı Kaynaklar

Z'' = Toplam Skor

Bu yeni modelde potansiyel firma sektör etkisini ortadan kaldırmaya yönelik X_5 (satışlar/toplam varlıklar) değişkeni kaldırılmıştır. Ayrıca Z' modelde olduğu gibi X_4 değişkeni için Özkaynakların defter değeri kullanılmıştır. Z" skor değeri 2,60 dan büyük olan firmalar iflas etmeyen ya da finansal sıkıntıda olmayan firmalar olarak değerlendirilmiştir. Endeks değeri 1,10 ile 2,60 arasındaki değer alan firmalar gri alanda, son olarak endeks değeri 1,10 dan küçük değer alıyorsa iflas riski yüksek olarak diğer bir deyişle finansal sıkıntıda firma olarak sınıflandırılmıştır. Bu modelin hatasızlık oranı da

finansal sıkıntıda olmayan firmalar için %97 ve finansal sıkıntıda olan firmalar için %90,9 olarak hesaplanmıştır (Altman, 1983).

Altman Z skorunun revizyonu birçok farklı ülkede uygulanmış ve ülkelere göre farklı sonuçlar elde edilmiştir. Bu çalışmalarda katsayılar tekrar hesaplanıp modelin o ülke için hala geçerliliğinin olup olmadığı kontrol edilmiştir. Diakomihalis tarafından 2012 yılında yapılan çalışmaya göre otelcilik sektöründe Altman Z skorunun etkinliği doğrulanmıştır. Dünyanın birçok ülkesinde buna benzer çalışmalar yapılmıştır, bunlardan bazıları; Yunanistan için (Grammatikos ve Gloubos, 1984), Pakistan için (Abbas ve Ahmad, 2012), Çin için (Wang ve Campbell, 2010), Amerika Birleşik Devletleri için (Barreda vd., 2017), Hindistan için (Sing ve Singla, 2019), Endonezya için (Prabowa, 2019). Bunlar bu konuda yapılan çalışmaların bir kısmına örnek olarak sunulmuştur. Daha birçok ülkede yüzlerce benzer çalışmalar yapılmıştır. Bazıları Altman Z skorunun lehine sonuçlanmış, bazıları ise modeli revize edip veya daha ileri teknoloji eklenmiş modelleri tavsiye etmiştir.

Yukarıda tanıtılan Altman modelleri ile ilgili çok sayıda çalışmalar yapıldı. Ancak bu çalışmalarının hepsinin temeli diskriminant analizine dayanmaktadır. Daha güncel olan ve geliştirilen birçok yapay zekâ modeli de bu alanda firmaların finansal sıkıntısının öngörülmesinde kullanılmıştır. Bu bağlamda öncelikli olarak yapay zekâ temelli olan makine öğrenmesi modelleri kısaca tanıtılacaktır.

2.4. Makine Öğrenmesi Modelleri

Veri madenciliği ve berberinde gelişen veri görselleştirme, patern tanımlama, makine öğrenmesi gibi kavramlar hızlıca hayatımıza girdiği gibi geliştirilen algoritmalarla her geçen gün kendine daha çok yer bulmaktadır.

Makinelerin öğrenmesi ile insan öğrenmesi arasında ciddi paralellikler vardır. Bu alandaki çalışmalar psikologların insan ve hayvan öğrenimlerinden yola çıkarak edindikleri teoriler doğrultusunda geliştirilerek bilgisayar modellemeleri oluşturulmuştur. Makine öğrenmesi genellikle yapay zekâ (AI) ile ilişkili verilen görevleri yerine getiren sistemlerdeki değişiklikleri ifade eder. Görevler teşhis, tanıma, öngörü, kümeleme gibi işlemleri kapsarken, değişiklikler diye tabir edilen de hâlihazırda çalışan sistemlere dair iyileştirmeler veya yeni sistem geliştirmek gibi durumları içerir. (Nilson, 1998, s.3).

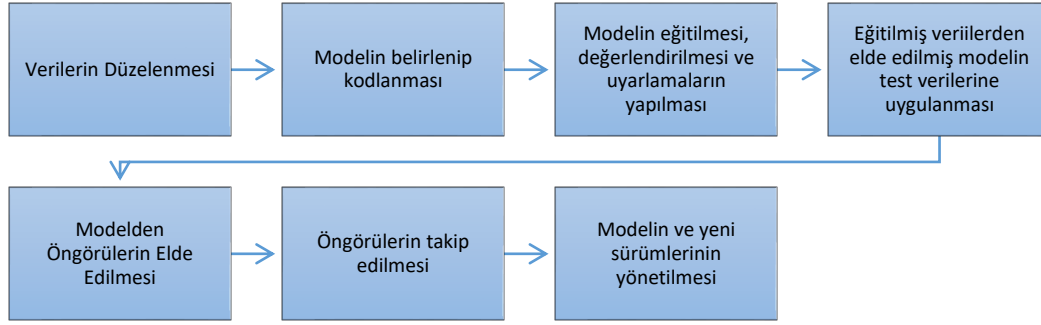
Makinelerin öğrenmesi neden önemlidir sorusuna cevaben söylenebilecek ilk sebep şu şekildedir; Örnek göstermeden bazı görevlerin gerçekleştirilmesi mümkün değildir. Çok sayıda Girdi ve Çıktı çiftlerine göre makineleri örnek girişler yaparak makinelerin işlevlerini doğru şekilde tasarlanması esas alınmıştır. İlaveten makine öğrenimi yöntemleri sayesinde büyük veri yığınları arasında önemli ilişkilerin varlıkları ve var olan ilişkilerin dereceleri de veri madenciliği ile daha iyi ortaya çıkarılabilir.

Ethem Alpaydın (2010) Introduction to Machine Learning kitabında makine öğrenmesinin örnek verileri veya geçmiş deneyimlerden faydalanarak bir performans kriterini optimize etmek için bilgisayar programlamaya verilen isim olarak nitelendirmiştir. Bir problemi çözmek için direk olarak bir bilgisayar programı yazamadığımız durumlarda veri aracılığı ile çözüme kavuşturmamız gereken durumlar söz konusu olabiliyor. Mesela konuşma sinyali biz herhangi bir zorluk çekmeden bir insanın konuşmasını anlayabiliriz, bazı sözcükleri farklı insanlar farklı şekilde söylerler farklı yaş grupları, cinsiyet ve aksan farklılıklarına rağmen yine de doğal yolla konuşulanları anlarız ancak konuşma akustiğinin metne nasıl dönüştürdüğü açıklayamayız. Makine öğrenmesi farklı dillerden çok geniş örnekler alarak sözcükler koleksiyonu oluşturur ve konuşulanları bu kelimelerle eşleştirir (Alpaydın, 2010, s. 3).

Bir başka karşılaşılan problem ise çözülecek problemin zamanla değişmesi veya özel ortama bağlı olmasıdır. Arzu edilen durum her bir özel durum için yazılan farklı programlar değil, değişen koşullara uyum sağlayabilen sistemlerin olmasıdır. Mesela trafiğin durumuna göre rota yenileyen sistemler ağ trafiğini izleyerek en iyi yola uyum sağlar (Alpaydın, 2010, s.4). Makine öğrenmesi bu ve benzeri konularda son derece etkili sonuçlar elde edilmesinde veya öngörü gücü konusunda son dönemlerde giderek artan bir ilgiyle literatürde kendine yer bulmaktadır.

Öncelikli olarak makine öğrenmesi modellerinin nasıl oluşturulduğundan bahsedilecektir. Makine öğrenmesi modellemesinin belirli aşamaları bulunmaktadır. Elde edilen sonuçların anlamlı olması için her bir aşamanın kontrollü bir şekilde uygulanması

gerekmektedir.



Şekil 1: Makine Öğrenmesi Uygulamasındaki Aşamalar

Kaynak: SindhuV., Nivedha S., Prakash M., (2020), An Empirical Science Research on Bioinformatics in Machine Learning, **Journal of Mechanics of Continua and Mathematical Sciences**, 2454 -7190, Special Issue, No.-7, February (2020) pp 86-94

Şekilde de görüldüğü üzere öncelikle verilerin hazırlık aşaması yer alır. Problem tespitinin ardından probleme uygun verilerin temin edilmesi ve bu verilerin uygun şekilde düzenlenmesi gerekir. Veriler eğitim verileri ve test verileri olarak uygun ölçeklerde bölünür. Bir sonraki aşama ise modelin kurulmasıdır. Hangi modelin kullanılacağına karar verilir ve bu modeller kodlanarak inşa edilir. Ardından eğitim veri seti ile model çalıştırılır ve ardından bu doğrultuda test veri seti de çalıştırılarak bir öngörü sonucu elde edilir. Daha sonra elde edilen öngörüler ele alınarak modelde yapılması gereken ayarlamalar ve düzenlemeler yapılır ve model son halini alır (Sindhu, Nivedha ve Prakash, 2020, s. 89).

Makine öğrenmesi modelleri denetimli/gözetimli öğrenme, denetimsiz/gözetimsiz öğrenme ve takviyeli/pekiştirmeli öğrenme olarak üç ana çeşit öğrenme çeşidi altında toplanır. Bu öğrenme çeşitlerinden ilki denetimli öğrenmedir.

Denetimli öğrenmede eğitim verileri girdilere ait vektörleri içerdiği durumlarda hedef vektörlerinin de belli olduğu durumlar için kullanılır. Rakam tanıma örneği gibi her bir girdi vektörünü bir hedef vektörüne atamak söz konusudur ve bu sonlu sayıda vektör ayrı kategorilere atanıyorsa bu bir sınıflandırma problemine örnek olarak gösterilir. İstenen çıktı bir veya daha fazla sürekli değişkenden oluşuyorsa o zaman regresyon problemi olarak karşımıza çıkar. Buna da örnek sıcaklık, basınç gibi özelliklerin olduğu kimyasal üretim sürecindeki verimin ölçülmesi olarak gösterilebilir (Bishop, 2006).

Denetimsiz öğrenme problemlerinde eğitim verileri bir dizi girdiden oluşur. Denetimli öğrenmedeki gibi bunlara karşılık gelen hedef vektörleri yoktur. Böyle denetimsiz bir şekilde hedef öğrenme sorunları, veriler içinde benzer örnek gruplarını keşfederek kümeler veya girdi uzayında, yoğunluk kestirimi olarak da bilinir, yüksek boyutlu verileri görselleştirme amaçlı iki veya üç boyutlu hala dönüştürür (Bishop, 2006).

Son olarak *takviyeli öğrenmede* bir ödül maksimize etmek için verilen bir durum karşısında yapılacak uygun eylemleri bulma söz konusudur. Burada öğrenme algoritmasına ait optimal çıktılara ait örnekler verilmemiştir. Denetimli öğrenmenin aksine deneme yanılma yoluyla keşfetmeye dayalı bir süreç söz konusudur. Tipik olarak öğrenme algoritmasının çevresiyle etkileşime girdiği bir dizi durum ve eylem söz konusudur. Birçok durumda mevcut eylem yalnızca o anlık ödül etkilemekle kalmaz aynı zamanda sonraki tüm zaman adımlarındaki ödül üzerinde de etkiye sahiptir. Örneğin bir sinir ağının satranç oynaması takviyeli öğrenme çeşidine örnek olarak gösterilebilir (Bishop, 2006, s.3).

Kısaca makine öğrenmesi modellerinin tanıtılmasının ardından bu çalışma kapsamında kullanılacak karar ağaçlarından geliştirilmiş bir model olan Rassal Orman modeline değinilecektir. Rassal Orman Modelinin daha iyi anlaşılması için öncelikle Karar Ağaçları hakkında kısa bir bilgilendirme yapılacaktır.

2.4.1. Karar Ağaçları

Makine öğrenmesinde kullanılan önemli denetimli/gözetimli öğrenme modellerden biri de karar ağaçlarıdır. Bir karar ağacı bir ağacın kök düğümünden bir yaprağa uzanan öngörü modelidir. Genellikle bölmeler özelliklerden birine veya önceden tanımlanmış bir diziye göre belirlenir. Ancak en popüler bölme yöntemi özellikler için eşik değerleri (threshold values) ile yapılır. Her bir yaprak belirli bir etiket içerir.

Bir karar ağacını oluşturmak için genel çerçeve şu şekildedir. Öncelikle tek yaprakla (kök) ile başlanır ve bu yaprağa da eğitim seti üzerindeki tüm etiketler üzerinden çoğunluğa göre oy vererek bir etiket atanır. Bunun ardından bir dizi yineleme (iterasyon) gerçekleştirilir ve her yineleme de tek bir yaprağın bölme etkisi incelenir. Ardından bu bölünmeden kaynaklanan gelişmeyi ölçen bir “kazanç” ölçüsü tanımlanır. Bunu takiben her bir olası bölünme üzerinden ya kazancı en üst seviyeye çıkarıcı bölünme

gerçekleştirilir ya da yaprağı hiç bölmek tercih edilir. Bu şekilde her bir yaprak için benzer işlemler tekrar edilerek yapraklar belirlenir. Bunun için belli bazı algoritmalar kullanılır bunlardan bazılarına örnek olarak ID3 (Iterative Dichotomizer 3), ve CART (Classification and Regression Trees- Sınıflandırma ve Regresyon Ağaçları) verilebilir (Shalev- Shwartz ve Ben- David, 2006, s.215).

Basitleştirilmiş bir anlatımla bir papaya bitkisinin lezzetli olup olmadığına ilişkin olan karar ağacı algoritmasında ilk etiket olarak renk belirlenmiştir. Rengi yeşilden açık sarıya kadar olanlar dışında kalanlar tatsız olarak nitelendirilmiş ve bunlar bir yaprağı oluşturmuştur. Diğer dalda ise yumuşaklık ele alınmış. Yumuşak olanların tatlı ve olmayanların da tatsız olduğu sonucuna varılmıştır. Bu örnek karar ağacı modellemesinde ağacın taslağına dair verilmiş basit bir örnektir. İkiiden fazla sınıflandırma da yapılabilmektedir (Shalev- Shwartz ve Ben- David, 2006, s.214).

Karar Ağaçları birçok araştırmacı tarafından uygulama kolaylığı açısından tercih sebebi olmuştur. Karar ağaçları da bazı varsayımlara sahiptir;

- Sürekli değişkenlerin ayrıklaştırılması gereklidir
- Eğitim verisi olarak alınan verilerin tamamı kök olarak kabul edilmelidir.
- Kayıtların dağılımı öznitelik değerleri temelinde özyinelemeli bir şekilde yapılır.

Bu varsayımlar doğrultusunda karar ağacı uygulamaları yapılır. Karar ağacı uygulamalarının bazı avantaj ve dezavantajları mevcuttur. Aşağıdaki tabloda bu özellikleri kısaca gösterilmektedir.

Avantajları	Dezavantajları
•Anlaşılması ve açıklaması kolaydır. •Verilerle ilgili normalizasyon ve ölçeklendirme gibi veri ön işleme süreci gerekli değildir. •Hem kategorik hem de numerik değerlerle çalışır. •Herhangi bir kayıp değer karar ağacını etkilemez o nedenle esnek bir modeldir. •Diğer makine öğrenmesi modellerine göre daha az eğitim verisine ihtiyaç duyar.	•Eğer veri setinin varyasyonu yüksekse regresyon uygulamasında iyi sonuç vermez. •Bir karar ağacı bazen kararsızdır ve verilerdeki değişiklik modelin hatasızlığını etkileyebilecek kötü bir yapıya girmesine neden olabileceğinden güvenilir olmaz. •Veriler uygun şekilde ayrıklaştırılmazsa, bir karar ağacı algoritması hatalı sonuçlar verebilir ve diğer algoritmalara kıyasla daha kötü performans gösterecektir. •Sonuçlar bağlantılıysa hesaplamada karışıklıklar ortaya çıkar ve bir modeli eğitirken zaman alabilir.

Şekil 2: Karar Ağaçları ile Modellemenin Avantajları ve Dezavantajları

Kaynak: Tomar D. Ve Agarwal S., (2013), A Survey on Data Mining Approaches for Healthcare, **International Journal of Bio-Science and Bio- Technology**, Vol.5, No.5 (2013), pp. 241-266

Karar ağaçlarının avantajları ve dezavantajlarının tanıtımının ardından karar ağaçlarından türetilen bir model olan ve makine öğrenmesi modellerinden biri olan Rassal Orman modeli tanıtılacaktır. Bu çalışma kapsamında da karar ağaçlarının dezavantajlarını minimize etmeyi hedefleyen ve topluluk öğrenme modeli olan Rassal Orman modeli kullanılmıştır. Bir sonraki bölümde bu model detaylandırılacaktır.

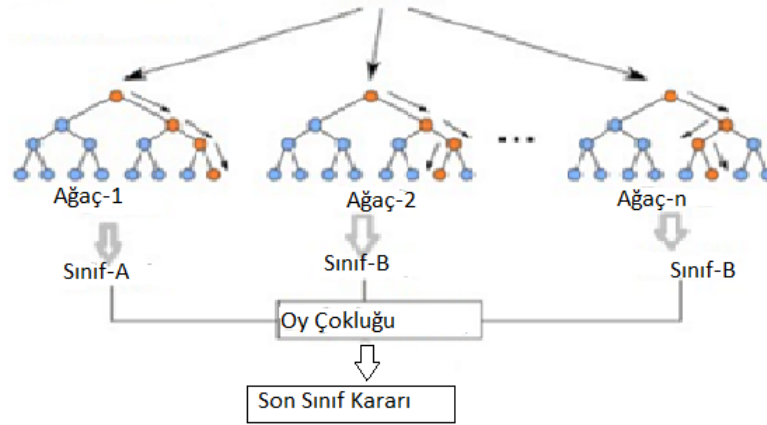
2.4.2. Rassal Orman Modeli

Rassal Orman modeli ilk kez 2001 yılında Breiman tarafından geliştirilmiştir. Hem; Kim Ho tarafından geliştirilen Random Subspace hem de yine Breiman tarafından 1996 da geliştirilen bagging (torbalama) yöntemlerinin birleşimidir. Ayrıca 1997 yılında yapılan Amit ve Geman tarafından ortaya atılan, her düğüm için en iyi ayrımın rastgele bir seçim üzerinden belirlendiği belirtilen bir çalışmadan da etkilendiği belirtilmiştir (Biau, 2012, s.1063).

Çok geniş uygulama alanı olan Rassal Ormanlar biyolojiden, sağlık alanlarına, finansal analizden kontrol sistemlerine hatta astronomiye kadar birçok farklı alanda uygulamaya yer bulmuştur.

“Ensemble” diye tabir edilen topluluk öğrenme modellerine dâhildir. Bu modellerde, birden fazla zayıf model birleştirilir ve en son bir topluluk oluşturulur. Problemin türüne göre de bu topluluğun ortaya çıkardığı en son öngörü karar olarak kullanılır. Burada dayandığı fikir bir karar ağacı iyi sonuç veriyorsa aralarında yeterli çeşitlilik varsa birçok ağaç bir arada yani bir orman bir araya gelince çok daha iyi sonuçlar vereceği düşüncesine dayanır (Marsland, 2015, s. 267).

Regresyon problemlerinde tüm zayıf modellerin ortalaması, sınıflandırma problemlerinde ise en çok öngörülen kategori final tahminini verir. Adından da anlaşılacağı gibi bu algoritma zayıf sınıflandırıcı olarak karar ağaçlarını baz alır ve birden fazla karar ağacı oluşturarak final öngörüsüne bunların hepsinin katkı yapmasını sağlar. Rassal Orman algoritması karar ağaçlarını oluştururken; karar ağaçları için bilinen yapının dışına çıkar. Her karar ağacının oluşturulma aşamasında özelliklerin (features) ve gözlemlerin rastgele bir kısmı seçilir ve o kısım baz alınarak ağaç oluşturulur. Aynı şekilde diğer ağaçlarda da başka rastgele seçilmiş örneklemeler kullanılır. Bu da en sonunda rastgele ağaçlardan oluşmuş bir orman elde edilmesini sağlar (Marsland, 2015, s. 273). Rassal Ormandaki her bir ağaç bir sınıf tahmini verir ve en çok oyu alan sınıf, modelin öngörüsü haline gelir. Aşağıda yer alan görsel Rassal Orman modelinin işleyişinin görselleştirilmiş haliyle sunmaktadır.



Şekil 3: Rassal Orman Modeli Basitleştirilmiş Gösterimi

Kaynak: Sniatala P., Amini M.H., Boroojeni K.G. (2020) A Novel Fault Tolerant Random Forest Model Using Brooks–Iyengar Fusion. In: Fundamentals of Brooks–Iyengar Distributed Sensing Algorithm. Springer, Cham.

Şekil 3’te de görüldüğü gibi bütün sınıflandırmalarının ardından en çok oyu alan kategorideki sınıf öngörü sınıfı olarak belirlenir. Özelliklerin hepsi her bir dalda değil Rassal seçimle belirlenir, aynı durum dallarda tüm gözlemlerin rasgele seçilmiş kısımları ile belirlenmiş veri kümesi ile karar ağaçları çalışır. Bu seçim yöntemi ile ayrıca karar ağaçların her bir özelliği işleme alınmadığından her bir karar ağacı zayıf öğrenici olduğundan aşırı öğrenme probleminin de önüne geçilmiş olunuyor.

Rassal Orman modelinin iyi sonuçlar vermesinin altında yatan en önemli faktörlerden biri her bir görece ilişkisiz model olan ağaçların bir komite oluşturması yani orman oluşturması ile teker teker münferit herhangi bir ağacın performansından daha iyi performans göstermiş olmasıdır. Bu arada modeller arasında düşük korelasyon söz konusudur. Bu harika etkinin nedeni, ağaçların birbirlerini kendi hatalarından korumalarıdır (sürekli aynı yönde hata yapmadıkları sürece). Bazı ağaçlar yanlış olabilirken, diğer birçok ağaç haklı olacaktır, bu nedenle bir grup olarak ağaçlar doğru yönde hareket edebilecektir. Bu nedenle, Rassal Ormanın iyi performans göstermesi için ön koşullar şunlardır: Özelliklerimizde bazı gerçek sinyaller olması gerekir, böylece bu özellikler kullanılarak oluşturulan modeller rastgele tahmin etmekten daha iyi sonuç verir. Tek tek ağaçların yaptığı tahminlerin (ve dolayısıyla hataların) birbirleriyle düşük korelasyona sahip olması gerekir. Sistemin herhangi bir ağaç tarafından bakıldığında bir diğer ağaçla çok yüksek ilişki içinde olmaması durumunun sağlanması da torbalama adı verilen “bootstrap aggregation” ya da diğer bir ifadeyle “bagging” işlemidir. Bu işlem sayesinde her bir değişken rasgele örneklem yöntemi ile veri setinden değiştirilir ve farklı ağaçlarda yer alır. Buna torbalama (bagging) denir (Marsland, 2015, s. 273).

Normal bir karar ağacında, bir düğümü bölme zamanı geldiğinde, mümkün olan her özelliği göz önünde bulundurulur ve sağ düğümdekilerle sol düğümdeki gözlemler arasında en fazla ayrımı yaratanı seçilir. Rastgele bir ormanda bunun aksine her ağaç yalnızca rastgele bir özellik alt kümesinden seçim yapabilir. Bu, modeldeki ağaçlar arasında daha fazla çeşitliliği zorlar ve sonuçta ağaçlarda daha düşük korelasyon ve daha fazla çeşitlilik ile sonuçlanır (Shalev- Shwartz ve Ben-David, s.217).

Yukarıda işleyiş ile ilgili özelliklere vurgu yapıldığında görülmektedir ki; Rassal Orman modeli karar ağaçlarını bir ormana dönüştürerek hem özellikleri hem de veri kümesi üzerinden Rassal seçimler yaparak düşük korelasyonlu yüksek çeşitlilikle elde

ettiği ağaçlar sonucunda bir ağaçtan daha yüksek bir öngörü yüzdesine sahip orman elde etmektedir. Bu modelin bu çalışma için seçilme sebeplerinden biri budur. Bir diğer sebep daha az eğitim verisi ile de iyi sonuçlar veriyor olması, veri ön işleme veya normalizasyon işlemlerine ihtiyaç duyulmadan kullanılabilir olması yine bu modelin bu çalışma için tercih edilme nedenleri arasında yer almaktadır.

Rassal Orman modelinin işleyişine vurgu yapılmasından sonra şirketlerin iflası, finansal başarısızlığı ve finansal sıkıntılarını öngörmeye literatürde ne kadar yer bulduğuna, kullanımlarına ve elde edilen sonuçlardaki performansına değinilecektir.

2.4.2.1. Rassal Orman Modeli Kullanılarak Yapılmış Çalışmalar

Rassal Orman modelinin tanıtılmasının ardından finansal sıkıntı öngörüsünde bu model kullanılarak yapılmış çalışmalar ve çalışmalar sonucunda modelin etkinliği ile elde edilen sonuçlar paylaşılacaktır.

Nagaraj ve Sridhar tarafından 2015 yılında Hindistan’da bulunan şirketler içinde yapılan çalışma makine öğrenmesi tekniklerinin iflas öngörüsü üzerine performansını ölçmeyi hedeflemiştir. 107 iflas eden, 143 de iflas etmemiş şirketi kapsayan bu çalışma Yapay Sinir Ağları, Destek Vektör Makineleri, Rassal Orman, Lojistik regresyon ve Naive Bayes yöntemlerinin karşılaştırmalı analizini yapmıştır. Elde edilen sonuçlar %99,6 hatasızlık oranı ile Destek Vektör makinelerinin performansını en yüksek hesaplarken ardından %98,6 performansla yapay sinir ağları en yüksek performansa sahip ikinci model olmuştur. Rassal Orman modeli de %97,4 hatasızlık oranı ile beş model arasından dördüncü sıraya yerleşmiştir (Nagaraj ve Sridhar, 2015, s.7).

Amerika Birleşik Devletleri ve Kanada’yı kapsayan Barboza ve Kimura ve Altman tarafından yapılan (2017) bir çalışmada 1985 ile 2014 yılları arasındaki 449 şirkete ait verilerle yapılan çalışmada sekiz farklı model karşılaştırmalı olarak analiz edilmiştir. Bunlar çok değişkenli diskriminant analizi, lojistik regresyon, destek vektör makineleri, yapay sinir ağları, torbalama (bagging), artırma (boosting) ve Rassal Orman Modellerini kapsamaktadır. Elde edilen sonuçlara göre torbalama, artırma ve Rassal Orman Modelleri en üstün modeller olarak kendini gösterse de Rassal Orman Modeli daha yüksek bir hatasızlık oranı ve daha düşük bir hata oranına sahip olmasından dolayı

en tercih edilir model olarak kendini göstermiştir (Barboza, Kimura ve Altman, 2017, s. 412).

Huang, Wang ve Kochenberger tarafından yapılan 2017 yılında yapılan bir çalışmada Çin'deki şirketlerin finansal sıkıntılarını öngörebilmeyi hedeflemektedir. Bu çalışma kapsamında makine öğrenmesi modellerinden Karar Ağacı Modeli C5.0, Rassal Orman, Destek Vektör Makineleri, Yapay Sinir Ağları modelleri ile istatistiki teknikler olan lojistik regresyon ve lineer diskriminant analizi karşılaştırılmaları yapılmıştır. Elde edilen sonuçlar ışığında Rassal Orman modeli en yüksek hatasızlık oranına sahip model olduğu sonucu elde edilmiştir (Huang, Wang ve Kochenberger, 2017, s.796).

Güncel çalışmalardan biri 2021 yılında Tabbakh ve diğerleri tarafından yapılmıştır. Polonya firmalarına ait yapılan çalışmada Karar Ağaçları, Rassal Orman modeli, destek vektör makineleri, torbalama, Ada Boost yöntemi ve Gradyan Artırma modeli uygulanmıştır. Şirketlerin iflas öngörüsünde bir yıl önceki veriler değerlendirilerek yapılan çalışma kapsamında Ada Boost Modeli en yüksek hatasızlık oranına sahip çıkmıştır. Hatasızlık oranı olarak elde edilen sonuç %99,1 ile çok yüksek bir orana sahiptir. Rassal Orman modeli de yine çok yüksek bir skorla % 98,5 olarak elde edilen sonuçla üçüncü en yüksek hatasızlık oranına sahip model olmuştur (Tabbakh ve diğerleri. 2021, s. 3064).

Türkiye'de finansal sıkıntı, iflas ya da başarısızlık öngörüsüne ait Rassal Orman modeline ait ancak bir çalışmaya rastlanmıştır. Bu çalışmaya ait detaylar da Türkiye Finansal Sıkıntı öngörüsü üzerine yapılan çalışmalar başlığı altında detaylandırılacaktır.

2.5. Diğer Modeller

Altman Z skorunun yanı sıra finansal sıkıntının öngörülmesine yönelik birçok teorik, istatistiksel ve yapay zekâ kullanılarak oluşturulmuş modeller vardır. Bunlardan biri Kolodner tarafından uygulanan Vaka Tabanlı Çıkarsama modeli, bir diğeri Entropi Teorisidir (Theil, 1969; Lev, 1973). Ayrıca Kredi Riski Teorileri (Merton, 1974), Kaba Kümeler 1982 yılında Pawlak tarafından incelenmiştir (Dimitras vd., 1999). Genetik Algoritmalar (Varetto, 1998), sinir ağları (Odom ve Sharda, 1990), lojistik regresyon (Ohlson, 1980) ve Probit Analizi ilk olarak bu alanda Zmijewski tarafından (Balcaen ve

Ooghe, 2006) ve Rassal Ormanlar (Breiman, 2001; Wang vd, 2017) tarafından finansal sıkıntı öngörüsünde kullanılmıştır.

Daha güncel çalışmalar incelendiğinde Gordini (2014) İtalya’da 3100 küçük ve orta ölçekli işletmeye genetik algoritma modelini uygulamıştır. Sonuçlara göre firmaların sıkıntısına ait öngörü performansını %84,4 olarak hesaplamıştır (Gordini, 2014, s. 6443). Yine başka bir çalışma İki-Aşamalı Sınıflandırma Modelini İçeren Genetik Algoritma yöntemi 912 Rus şirketini içerecek şekilde uygulanmış ve modelin performansı yani hatasızlık ölçüsü %93,4 olarak tespit edilmiştir (Zelenkov, Fedorova ve Chekrizov, 2017, s.400).

Kuzey Amerika 2017 yılında Barboza, Kimura ve Altman 8 farklı modelin karşılaştırmasını içeren bir çalışma gerçekleştirmişlerdir. Makine öğrenmesi modellerinin istatistiki modellerle karşılaştırıldığı bu çalışmada kullanılan modeller sırasıyla; Torbalama (Bagging), Yükseltme (Boosting), Rassal Orman, Lojistik Regresyon, Destek Vektör Makineleri (Doğrusal ve Radyal Temelli), Diskriminant Analizi ve Yapay Sinir Ağları idi. Bu modeller arasında en yüksek performansa sahip olan üç model Torbalama, Yükseltme ve Rassal Orman olarak bulunmuştur. (Barboza, Kimura ve Altman, 2017, s. 413).

Yapay Sinir Ağlarına ait Manyetik Optimizasyon Algoritması ve Parçacık Sürü Optimizasyonu modelinin birleştirilmesi ile elde edilen hibrit modele göre oluşturulan bir çalışmada elde edilen modelin hatasızlık oranı %99,7 olarak tespit edilmiştir (Ansari ve diğerleri, 2020, s. 176646). Makine öğrenmesi bakış açısıyla finansal sıkıntı öngörüsüne dair çeşitli çalışmalar yapılmıştır. Popüler makine öğrenmesi modelleri, Destek Vektör Makineleri, Karar Ağaçları, Rassal Ormanlar, Gradyan Arttırma (Gradient Boosting), XGBoosting, Torbalama ve farklı modelleri bir araya getiren hibrit modellerdir. Bahsi geçen bütün yöntemlerin kendilerine göre güçlü ve zayıf yönleri bulunmaktadır, verilere bağlı olarak bazı modeller diğer modellere göre daha üstün performans sergileyebilmektedir (Huang ve Yen, 2019, s. 5).

2.6. Türkiye’de Finansal Sıkıntı Öngörüsü Üzerine Yapılan Çalışmalar

Türkiye’de daha önce Çok Değişkenli Diskriminant katsayılarını ve performans oranlarını analiz etmek için Altman Z skorunu inceleyen bazı çalışmalar yapılmıştır.

Bunlardan biri Borsa İstanbul'da işlem gören 70 firmayı örneklemiş ve bunlardan 35'i sorunsuz, 35'i sıkıntılı olarak atanmıştır (Muzir ve Çağlar, 2009, s. 19). Muzir ve Çağlar'ın bu çalışmasına göre X_3 ve X_5 ile ilgili katsayılar Altman puanına göre negatif bulunmuştur. Ayrıca modelin hatasızlık performansı %73,3 tür.

Yılmaz ve Yıldırım (2015) tarafından uygulanan bir başka çalışmada, modeli 36 firma üzerinde uygulamışlardır, bunların yarısı finansal sıkıntılı, diğer yarısı finansal sıkıntısız olarak sınıflandırılmıştır. X_1 ile ilgili katsayıların Altman Z puanına göre negatif olduğu tespit edilmiş ve modelin doğruluğu %62,5 olarak hesaplanmıştır (Yılmaz ve Yıldırım, 2015, s. 47).

BIST'te kayıtlı 64 şirket üzerinden 2015 yılında Okay tarafından yapılan çalışmaya göre; Destek Vektör Makineleri, Yapay Sinir Ağları, Karar Ağaçları, Probit, Kuadratik Diskriminant Analizi ve Çok Değişkenli Diskriminant Analizi modellerini içeren bir çalışmadır. Bu çalışmaya göre yapay sinir ağları modeli diğer bütün modellerden daha iyi öngörü performansı gösteren model olarak belirlenmiştir (Okay, 2015, s.32).

Yakın zamanda Çolak (2019) tarafından Altman Z skor modelini yarısının finansal sıkıntılı, diğer yarısının finansal sıkıntılı olmadığı 54 firmaya uygulamıştır. Çalışmanın sonucunda Altman Z skorlarının performans oranı %79 olarak hesaplanmıştır (Çolak, 2019, s.23).

Rassal Orman Makine Öğrenmesi alanında Türk şirketleri için uygulanan sadece birkaç çalışma bulunmaktadır. Bu çalışmalardan biri Yıldız ve Ağdeniz (2019) tarafından yapılmıştır. Çalışmaları Borsa İstanbul'da işlem gören 216 şirketten oluşur ve 16 makine öğrenme algoritmasının performansını karşılaştırması yapılarak en etkin modelin saptanması hedeflenmiştir. Çalışmaları için en yüksek hatasızlık oranına sahip modeller Karar Tabloları iken, Rassal Orman Modeli de 16 model üzerinde en yüksek hatasızlık oranına sahip üçüncü model olmuştur (Yıldız ve Ağdeniz, 2019, s.29). Bunun haricinde Türkiye'de iflas ve finansal sıkıntı ile ilgili bankalar gibi finansal kuruluşları içermeyen şirketler için Rassal Orman Modeli uygulanarak yapılmış herhangi bir çalışma bulunmamaktadır. Bir kaç finansal kuruluş olan bankalar için finansal başarısızlık öngörüsü için yapılmış olsa da, bu alanda uygulanan herhangi bir finansal kuruluşları

içermeyen şirketler için finansal sıkıntı veya başarısızlık/iflas öngörü çalışması bulunmamaktadır.

Tüm bu sonuçları özetlemek gerekirse; bu çalışma Türkiye'deki diğer tüm çalışmalardan farklılık göstermektedir; Bunun nedeni, diğer bütün çalışmalar Altman modelini ve diğer modelleri borsaya kote şirketlere uygulamışlardır, ancak bu çalışma aynı anda hem borsada işlem gören hem de kote olmayan şirketler için geçerli olup olmadığını analiz etme imkânı sağlayacaktır. Ayrıca finansal sıkıntı öngörüsü için Rassal Orman Modeli sadece birkaç çalışmada uygulanmakta ve hepsi halka açık şirketler veya bankaların finansal sıkıntı öngörüsü için uygulanmıştır. Bu nedenle, bu benzersiz verilerle Altman'ın önerdiği aynı değişkenlerle değerlendirilen Rassal Orman Modeli, bu çalışmayı bu alandaki önceki çalışmalardan farklılaştırmaktadır.

3. ARAŞTIRMA YÖNTEMİ, MODELLER VE VERİLER

Çalışmanın bu bölümünde öncelikle bu çalışma kapsamında kullanılan modellerin ne şekilde hesaplamalarla elde edildiğinin ve uygulanan yöntemler üzerine detaylandırılmalar yapılacaktır. Altman modellerinin temelleri diskriminant analizine dayandığından dolayı diskriminant analizi doğrusal ve ikinci dereceden (kuadratik) olarak iki türü de tanıtılmıştır, çünkü doğrusal formun kısıtlayıcı yönlerinden dolayı kuadratik formda uygulamaya dâhil edilmiştir. Ardından Rassal Orman modelindeki, hesaplamalara yer verilmiştir. Çalışmada kullanılan finansal oranlar teker teker tanıtılmış, değerlendirme aracı olarak kullanılacak olan tasnif tablosu ve özellikleri yine çalışmanın bu bölümünde yer alacaktır. Son olarak veri kümesinin genel özellikleri hakkında bilgi verilirken firmaların neye göre finansal sıkıntılı veya finansal sıkıntılı olmayan olarak kategorize edildiğine dair kriterlere değinilecektir.

Tez çalışması kapsamında daha önce tanıtılmış olan Altman Z skor modelinden hareketle dört farklı modelin karşılaştırmasını içeren bu çalışmada ilk ele alınacak olan model Altman Z' skor modelidir. Altman tarafından geliştirilen bu model de aslında bir Çok Değişkenli Diskriminant Analiz tekniğiyle hesaplanmış istatistiki bir yöntemdir. Ancak Altman değişkenlere ait sabit katsayılar tespit etmiş ve bu katsayıları baz alarak iflas eden ve etmeyen şirketleri sınıflandırmak için belli kriterler belirlemiştir. İlk safhada ele alınacak olan düşünce bu modelin bu parametrelerle hala geçerli olup olmadığı üzerinedir. Bu analizi yapabilmek için öncelikli olarak çalışmada kullanılacak modellerden biri olan Çok Değişkenli Ayrım (diskriminant) analizini tanıtmak uygun olacaktır.

3.1. Çok Değişkenli Ayrım (Diskriminant) Analizi

Diskriminant analizi 1930'lu yıllarda Fisher tarafından temellendirilen istatistiki yöntemlerden biridir. Bağımlı değişken kategorik özelliklerdeyken bağımsız değişkenler sürekli ya da kesikli değişkenlerden oluşur. İkili veya daha fazla kategoride sınıflandırma yapmaya imkân sağlayan bu yöntemde sağlık, finans, pazarlama gibi birçok alanı üzerine çalışma olanağı sağlayan bir yapıdadır.

Çok değişkenli Diskriminant Analizi, benzer sayıda üyeye sahip iki veya daha fazla grup için indeks puanının hesaplanması yöntemi ile en iyi ayırt edici yöntemlerden biri olma özelliğine sahiptir (Balcaen ve Ooghe, 2006, s.69). Farklı sınıfların Gauss dağılımlarına uygun veri ürettiğini varsayan diskriminant analizinde bir modelin eğitilmesi her bir sınıf için Gauss dağılımı için ilgili parametrelerin hesaplanmasını içerir. Bu dağılım parametreleri doğrusal (lineer) veya ikinci dereceden (kuadratik) fonksiyonlar olabilen sınırları hesaplamak için kullanılır. Bu sınırlar doğrultusunda her yeni firmanın sınıfını belirlemek için kullanılır.

Diskriminant analizinin uygulanmasında bazı varsayımlar söz konusudur. Bunlar;

- Değişkenler birbirinden lineer bağımsızdır yani bir değişken diğer bir değişkenin lineer bir kombinasyonu olarak ifade edilemez.
- Bir bağımsız değişkenler setine bağlı olarak birimler karşılıklı ayrıktır ya da başka bir ifadeyle birbirini dışlar (mutually exclusive)
- Bağımsız değişken sayısı, birim sayısından ikiden fazla eksik olmamalıdır.
- Her bir grup çok değişkenli normal dağılıma sahip bir ana kütleden gelmektedir.
- Hatalar rasgele dağılmış olmalıdır.
- Bağımsız değişkenlerin varyans-kovaryans yapısı, bağımlı değişkenin her grubu içinde benzerdir (Tatsuoka, 1971; Stevens, 2002, s. 265).

Bu varsayımlar ışığında diskriminant analizi uygulamaları yürütülür. Ancak iki çeşit diskriminant analizi uygulaması yapılacaktır. Bunlar lineer diskriminant analizi ve kuadratik (ikinci dereceden) diskriminant analizidir. Dolayısıyla bu iki çeşidin de ayrı ayrı özelliklerine ve ayırımına da bu çalışma kapsamında yer verilecektir.

3.1.1. Lineer Diskriminant Analizi

Diskriminant Analizi gözlemlerin özelliklerine bağlı olarak gözlemlerin sınıflandırılması ve ayrıştırılması amacıyla kullanılır ve bu model aşağıdaki gibi ayrımcı değişkenlerin doğrusal bir kombinasyonu olarak tanımlanabilir (Denklem 5).

$$Z = \alpha + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 \dots \beta_n X_n \dots \quad (5)$$

Z değeri ait olduğu grubu sınıflandırmasını değerlendirmek için hesaplanan bağımlı değişkeni puanını (değerini) temsil eder, α sabit katsayıyı, β değerleri diskriminant fonksiyonunun katsayılarını, X değerleri ise ayrımcı bağımsız değişkenleri ifade etmektedir. Bu hesaplama sonucunda elde edilen Z puanı bir firma için çok değişkenli ayırt edici puanıdır.

Eğer sadece iki grulu bir sınıflandırma işlemi yapılacaksa sadece bir diskriminant fonksiyonu hesaplanırken eğer birden fazla grubun karşılaştırması söz konusu ise k tane grup sayısını p de değişken sayısını gösterirken fonksiyon sayısı en fazla $\min(k-1, p)$ tane olacaktır.

3.1.2. İkinci Dereceden (Kuadratik) Diskriminant Analizi

Lineer diskriminant analizi gibi yine çok tercih edilen bir başka diskriminant analiz yöntemi de kuadratik diskriminant analizidir. Lineer Diskriminant analizi ile aynı varsayımlara sahiptir ancak lineer diskriminant analizi varyans – kovaryans matrislerinin eşit/ benzer olduğu varsayımına dayanırken kuadratik diskriminant analiz eşit olmadığı durumlarda tercih edilen yöntemdir.

Veri kümesi eğer normal dağılıma sahipse kuadratik diskriminant analizi en düşük hata oranına sahip optimal sınıflandırıcı olacaktır. Ancak normal dağılıma uygun olmayan veri setlerinde de hem lineer hem de kuadratik diskriminant analizi uygulamalarının yapılmıştır. Normallikten sınırlı sapmalar olması durumunda lineer diskriminant analizinin değişkenlerin dağılım şekilleri arasında benzerlik gösterdiği sürece daha iyi sonuçlar verdiğini tespit edilmiştir. Ayrıca Finch ve Schneider (2006) de örneklem hacmi büyüdükçe normal dağılmayan verilerde kuadratik diskriminant

analizinin daha yüksek sınıflandırma gücüne sahip olduğu sonucuna ulaşmışlardır (Ghosh vd. 2021).

Bu çalışmada tüm firmalar diskriminant puanlarına göre sıkıntılı veya sıkıntılı olmayan firmalar olarak atanmıştır. Modelin katsayıları, gruplar arası varyansların maksimizasyonu ve grup içi varyansların minimizasyonu ile hesaplanmıştır. Hesaplanan bir kesme noktası değeri (cut-off value) vardır ve endeks puanına göre kesme değerinin üzerindeki değerler sıkıntılı olmayan veya başka bir açıdan mali açıdan başarılı şirketler, kesme değerinden düşük olan şirketler sıkıntılı veya başarısız şirketler olarak tanımlanmıştır.

Bu bilgiler ışığında hem Altman Z" skorun bir revizyonu niteliğinde Lineer Diskriminant analizi, beraberinde İkinci Dereceden Diskriminant Analizi de bu çalışma kapsamında karşılaştırma yapılacak modeller arasında yer almıştır. Son olarak karşılaştırmaya dâhil edilecek model de makine öğrenmesi modellerinden biri olan Rassal Orman modelidir.

3.2. Rassal Orman Modelinde Hesaplamalar

Rassal Orman modeli hem regresyon için hem de sınıflandırma için kullanılan bir topluluk öğrenme yöntemidir. Rassal Orman modeli bir karar ağacı algoritmasıdır; her karar ağacı, bölünmeyi belirlemek için her düğümün rasgele seçimiyle oluşturulur. Sınıflandırma işlemi esnasında birden fazla karar ağacı üreterek sınıflandırma değerini yükseltmeyi hedefleyen bir algoritmadır. Tek tek oluşturulan bu ağaçlar bir araya gelirler ve bu birliktelikten bir karar ormanı oluştururlar. Buradaki karar ağaçlarının her biri veri kümesinden rassal olarak seçilmiş birer alt kümedir. Ormandaki tüm ağaçlar için aynı dağılım uygulanır ve her bir ağaç bağımsız olarak rasgele bir vektörle örneklenir. Her ağacın oluşturulmasından sonra sınıflandırılan örnek girilir ve her bir ağaç sınıflandırma sağlar ve ardından tüm sınıflandırıcılar çoğunluk kuralına göre sonuçları verir, bu sınıflandırma sonuçları olur (Breiman, 2001, s. 203). Sınıflandırma için ağaçlar her yaprak düğümü sadece bir sınıfın üyelerini içerecek şekilde oluşturulur.

Rassal Orman uygulanmasındaki algoritma esasında iki parametre ele alınır; bunlardan ilki en iyi bölünmeyi belirlemek için her bir düğümde kullanılan değişkenlerin sayısı ve ikincisi de en ideal geliştirilecek ağaç sayısı. Her bir düğümde kullanılan

değişkenlerin sayısı tüm değişkenler arasından rasgele seçilir ve bu değişkenler arasında en iyi dal belirlenir. Tüme değişken sayısının kare köküne eşit alınan en iyi bölünmeyi belirlemek için kullanılan değişken sayısı genel olarak optimum sonuca en yakın sonucu verir. Ardından sınıfların homojenliğini ölçmek için GINI indeksi hesaplanır. Bu indeks ne kadar düşük olursa sınıf o kadar homojendir. Bir alt düğümün GINI indeksi bir üst düğümün GINI indeksinden daha az olduğunda o dal başarılıdır. GINI indeksi hesaplanışı aşağıdaki gibidir;

Herhangi bir t düğümüne ait GINI skoru;

$$GINI(t) = 1 - \sum_j [p\left(\frac{j}{t}\right)]^2 \quad (4)$$

Burada $p(j/t)$ t düğümünde j sınıfına ait göreceli frekansı gösterir. İki sınıflı bir düğümse 0,5 değeri en az ilgi çeken değeri temsil ederken, minimum sıfır değeri en ilgi çekici sonucu temsil eder.

Ağaçlar bu şekilde belirlendikten sonra artık Rassal Orman modeli inşa edilebilir. Algoritma olarak karar ormanları incelendiğinde öngörülerin yüksek olmasında sapması düşük sonuçlar vermesi ve ağaçlar arasında düşük korelasyonun olmasıdır. Düşük sapma miktarı, oldukça büyük ağaçların oluşturulması sonucu elde edilir.

3.3. Çalışmada Kullanılan Finansal Oranlar

Firmaların finansal sıkıntılarına ait öngörü çalışması kapsamında Altman değişkenleri kullanılarak uygulanacak 4 farklı modeli içeren bu çalışmada kullanılacak modeller sırasıyla Altman Z" Skor Modeli, Altman Z" Skor modelinin bir güncellenmesi niteliğinde Çok Değişkenli Diskriminant/ Ayrım Analizi, İkinci Dereceden Diskriminant Analizi ve Rassal Orman Modelinden oluşmaktadır. Her bir model için ortak dört finansal oran, çalışmadaki değişkenler olarak kullanılacaktır.

Seçilen oranlar Altman Z" Skor modelinde kullanılan hem üretim sektöründe olan hem de olmayan, borsaya kote olmuş ve olmamış firmaları aynı anda kapsayan modeli içeren finansal oran seçimidir. Bu finansal oranlar her bir model için değişken niteliğindedir. Makine öğrenmesinde de bu değişkenler “özellikler” olarak isimlendirilmiştir. Her bir değişkenin yorumlamasının firmalar için ne ifade ettiğine dair

açıklamalar yapılacaktır. Böylelikle çıkan sonuçlar sadece en etkili modelin belirlenmesinin ötesinde her bir değişkenin modele olan etkisinin değerlendirmesi açısından da önem arz edecektir.

X₁ : Çalışma Sermayesi/Toplam Varlıklar: Çalışma sermayesi veya işletme sermayesi en basit formuyla dönen varlıklar ile kısa vadeli yükümlülükler farkının bulunması yolu ile hesaplanır. Bir likidite oranı olan bu finansal oran, likit varlıklar ile işletmenin büyüklüğü arasındaki ilişkinin bir ölçüsüdür. Likidite oranlarının özelliği işletmelerin çalışma sermayelerinin yeterli olup olmadığını, kısa vadeli yani bir yıldan kısa süreli borçlarını vadesinde ödeyip ödeyemeyeceklerini ölçen oranlardır. Net çalışma sermayesi hesaplamasında parasal kıymetler ve bir yıl içinde paraya çevrilmesi mümkün olan bütün değerlerden bir yıl içinde ödenmesi gereken borçlarını çıkardığımızda elde edilen değerdir yani kısa vadeli borçlar ödendikten sonra firmaların günlük faaliyetlerini yürütebilmesi için gerekli olan dönen varlık değeridir. Bu değer negatif sonuç alması işletmenin çok ciddi likidite sorununun olduğu anlamını taşır.

Ayrıca sürekli olarak faaliyet zararı olan firma zamanla toplam varlıklara kıyasla sahip olduğu dönen varlıkların oranı zamanla azalacaktır. Altman'ın çalışmasında firma sıkıntısını öngörmede hedeflenen en önemli üç finansal orandan biri olduğu söylenebilir. Diğer iki oran cari oran ve asit test oranıdır ancak çalışma sermayesi/toplam varlıklar oranının diğer iki orandan hem tek değişkenli hem de çok değişkenli analizde anlamlılık seviyesi daha yüksek çıktığından Altman'ın çalışmasında bu finansal oran tercih edilmiştir (Altman, 1968, s. 594). Bu çalışmada da aynı finansal oran tercih edilecektir.

X₂ : Dağıtılmamış Kârlar Toplamı/ Toplam Varlıklar: bu oran kümülatif bir kârlılık ölçüsüdür. Tabiki bu oran ölçüsünde firmaların yaşı da önemli bir etkidir. Nispeten daha genç bir firmaya ait oran muhtemelen daha düşük olacaktır. Çünkü bu süreçte kârlılığında istenilen güce ulaşmak için henüz yeterince zamanı olmamıştır. Ancak firmaların ilk yıllarında daha fazla iflas, finansal başarısızlık görüldüğü de tespit edildiğinden (Üretim firmaların %50 si kurulduklarından itibaren ilk 5 yıl içinde iflas ediyorlar) yine önemli bir ölçüt olma özelliğindedir (Altman, 1968, s.595).

Bu orana aynı zamanda içsel büyüme oranı da denilmektedir. Yani bu orana bakılarak firmanın herhangi bir sermaye artırımına gitmeksizin kaynakları doğru

kullanarak israfı ve atıl süreyi en aza indirerek ne kadar büyüyebileceğinin öngörüsü yapılmış olacaktır. Bunun altında da operasyonlarını verimli hale getirerek karlılığını artırması yeniden yatırıma dönüştürmesi gibi oranların varlığı ile iyi bir iç büyüme getiri oranı elde edilebilir.

X_3 : Faiz ve Vergi Öncesi Kâr (FVÖK)/Toplam Varlıklar: Bir firmanın faiz ve vergi indirimleri elde ettiği kâr oranının toplam varlıklara bölünmesi ile elde edilen bu oran firmanın herhangi bir vergi ve kaldıraç faktöründen soyutlanmış olarak gerçek üretkenliğinin bir ölçüsüdür.

Bir firmanın nihai varlığı, varlıklarının kazanma gücüne dayanmaktadır. Bu oran özellikle kurumsal başarısızlıklarla ilgili çalışmalar için uygundur. Ayrıca iflasta temerrüte düşme durumu firmanın varlıklarının kazanç gücü ile belirlenen adil bir varlık değerlemesi yapıldığında; toplam yükümlülüklerin bu varlıkların değerini aştığında ortaya çıkar (Altman, 1968, s. 595).

Bu oranın bir diğer karşılığı da ekonomik rantabilitedir. Bu oran aracılığıyla öz ve yabancı kaynakların ne ölçüde kârlı kullanıldığına dair bir göstergedir. Uygun bir kârlılık ölçme oranlarından biridir çünkü esas faaliyet kârlılığı üzerinden hesaplar. Ayrıca kaynakların verimli kullanılıp kullanılmadığına ilişkin bir ölçüdür ve yüksek olması beklenir çünkü bu durum işletme sermayesinin etkin kullanıldığı manasında yorumlanır (Yenisu, 2019, s. 31). Eğer bu oran mali kârlılık (net kâr/ özkaynak toplamı) oranından büyük olursa yabancı kaynaklardan faydalanma maliyetinin oranının beklenenin üzerinde olacağı düşüncesinden dolayı bu oranla da karşılaştırılması önerilir.

X_4 : Özkaynakların Defter Değeri /Kısa ve Uzun Vadeli Yabancı Kaynaklar: Bir şirketin bilanço tablosu aktifler, pasifler ve özkaynaklar olmak üzere üç temel bölümden oluşmaktadır. Bir şirketin bilançosunda aktifler diye tabir edilen tutarlar; faaliyetlerini sürdürürken edindikleri varlıkları temsil ederken, pasifler ve özkaynaklar diye tabir edilen kısımlar ise bu varlıkların ve yatırımların nasıl finanse edildiği bilgisini verir. Bu oran da özkaynakların pasiflere oranını temsil eder yani işletmenin finansman kaynaklarının nasıl oranlandığı hakkında bilgi verir.

Bu oranın bir diğer adı finansman oranıdır ve finansal bağımsızlığın en önemli göstergelerinden biridir bazen borçlanma katsayısı ya da ödeme gücü katsayısı olarak da

anılmaktadır. Oran birden büyük olması arzu edilir çünkü altında olması şirketin finanse edilişinin daha çok üçüncü taraf kaynaklar aracılığı ile yapıldığının göstergesidir, birin üzerinde olması ise şirketi borç baskısından kurtarır. Bu durumda işletmeye yatırımda bulunan gerçek sahiplerinin işletmeye kredi verenlerden daha az yatırımda bulunduklarının işaretidir dolayısıyla borç ödeyememe gibi durumlarda şirket çok ağır faiz yükleri ile karşı karşıya kalabilir (Yenisu, 2019, s. 27).

Bu finansal oranların herbiri dört farklı model için de aynı bağımsız değişkenler olma niteliğinde olacaktır. Herbir değişken ile ilgili değerlendirmeler de ayrıca yapılacaktır. Bu aşamadan itibaren değerlendirmede kullanılacak olan tasnif tablosu tanıtılacaktır. Tasnif tablosu aracılığıyla sonuçlar daha iyi gözlemlenip modellerin etkinliği hakkında karşılaştırma yapılabilecektir.

3.4. Tasnif Tablosu ve Özellikleri

Bu çalışma kapsamında bütün firmalardan elde edilen skorlar dâhilinde her bir model, değerlendirme kriterleri çerçevesinde sıkıntılı ve sıkıntılı olmayan olarak sınıflandırılacaktır.

Sınıflandırma sürecinde model aracılığıyla elde edilen skorlar doğrultusunda sınıflandırılan verilerle gerçekleşen/gözlemlenen veriler arasında bir tasnif tablosu² oluşturulur. Bu tasnif tablosu aracılığı ile bazı metrikler aracılığıyla modellerin başarıları birbirleri ile kıyaslanır. Bu metriklerin içinde hatasızlık oranı, duyarlılık oranı, özgüllük ve hassasiyet oranları yer almaktadır.

Aşağıda yer alan tablo tasnif tablosunun ne şekilde oluşturulduğunu anlamaya yardımcı olacaktır. Hem gerçekleşen/ gözlenen değer hem de öngörülen değer ikisi de finansal sıkıntılı ise bu sayı doğru pozitif³ değeri olarak geçer. İkisi de sıkıntılı olmayan

² Tasnif Tablosu ilk kez Pearson (1904) te kontenjans tablosu (contingency table) olarak literatüre girmiştir. Ancak tasnif tablosu formunun İngilizcedeki karşılığı “confusion matrix” olarak anılması Miller ve Nicely’nin 1955 yılında “An Analysis of Perceptual Confusions Among Some English consonants” adlı makalesi ile olmuştur. Makine öğrenmesi alanında da popülerliği Kohavi ve Provast (1988) de “Glossary of terms. Machine Learning- Special Issue on Applications of Machine Learning and the Knowledge Discovery Process” ile kazanmış ve o zamandan bu yana makine öğrenmesi çalışmalarında modelin etkinliğinin değerlendirilmesinde önemli rol oynamış ve sıklıkla kullanılan bir değerlendirme aracı haline dönüşmüştür.

³ Eğer örnekte pozitif olarak seçilen bir değer sınıflandırma yapıldıktan sonra da pozitif olarak sınıflanmışsa bu örnek değeri doğru pozitif olarak atanır (Tharwat, 2021, s. 170).

olarak sınıflandırılmışsa doğru negatif⁴ bölümünde yer alır. Öngörüle başarısız, gözlemlenen değer olarak başarılı olarak sınıflandırılan firmalar yanlış pozitif⁵, öngörüle başarılı, gözlemlenen değerde başarısız kabul edilen firmalar da bu durumda da yanlış negatif⁶ olarak kategorize edileceklerdir.

Tablo 1
Tasnif Tablosu

		Öngörülen	
		Pozitif	Negatif
Gözlenen	Pozitif	Doğru Pozitif	Yanlış Negatif
	Negatif	Yanlış Pozitif	Doğru Negatif

Hatasızlık oranının ve diğer ölçütlerin hesaplanışına teker teker yer verilecektir. Hatasızlık⁷ oranı diye belirtilen bu oranın hesaplanışı doğru sınıflandırılan şirketlerin tamamının tüm veriler üzerindeki oranını yansıtmaktadır. Sınıflandırıcı ne sıklıkla doğru sınıflandırma yapmıştır sorusunun cevabını verir. Bu oran aslında finansal sıkıntılı ve sıkıntılı olmayan firmaların kaçının doğru sınıflandırıldığının ölçütü olacağından performans ölçümünde en önemli ölçütlerden biri olma özelliğindedir.

$$\text{Hatasızlık} = \frac{\text{Doğru Poz.} + \text{Doğru Neg.}}{\text{Toplam Gözlem Sayısı}} \quad \text{Duyarlılık} = \frac{\text{Doğru Pozitif}}{\text{Gözlenen Pozitif}}$$

$$\text{Özgüllük} = \frac{\text{Doğru Negatif}}{\text{Gözlenen Negatif}} \quad \text{Hassasiyet} = \frac{\text{Doğru Pozitif}}{\text{Öngörülen Pozitif}}$$

⁴ Eğer örnekte negatif olarak seçilen bir değer sınıflandırma yapıldıktan sonra da negatif olarak sınıflanmışsa bu örnek değeri doğru negatif olarak atanır(Tharwat, 2021, s. 170).

⁵ Eğer örnekte negatif olarak seçilen bir değer sınıflandırma yapıldıktan sonra da pozitif olarak sınıflanmışsa bu örnek değeri yanlış pozitif veya 1. Tip Hata (doğru olan bir hipotezin hatalı olarak yanlış diye reddedilmesi) olarak atanır(Tharwat, 2021, s. 170).

⁶ Eğer örnekte pozitif olarak seçilen bir değer sınıflandırma yapıldıktan sonra da negatif olarak sınıflanmışsa bu örnek değeri yanlış negatif veya 2. Tip Hata (yanlış olan bir hipotezin hatalı olarak doğru olduğuna karar verme) olarak atanır (Tharwat, 2021, s. 170).

⁷ Bir test yönteminin, ölçmesi gereken şeyi doğru ölçtüğünde hatasız olduğu söylenir. Özellikle dengeli veri kümesinde bu performans ölçüsü güvenilir bir metriken dengesiz veri kümesinde daha zayıf bir metrik haline dönüşür. Sınıflandırıcının ne sıklıkla doğru sınıflandırdığının cevabıdır (Ghoneim, 2019).

Bir diğ er  l   t ise duyarlılıktır⁸. Duyarlılık  l   t  de pozitif diye sınıflandırılan finansal sıkıntılı firmaların ne kadarı finansal sıkıntılı olarak sınıflandırılmıştır sorusunun cevabı olduğundan yine  ok  nemli performans  l   tlerinden biri olma  zelliğindedir. Doğru pozitif değ erlerin g zlenen pozitif değ erlere b l nmesi ile hesaplanır. Eğ er duyarlılık değ eri y ksekse finansal sıkıntılı bir ok firmanın ka ırılmadıėı, y ksek bir oranda ayırt edici olduėunun tespit edildiėi anlamına gelir. Eğ er d   kse finansal sıkıntılı firmaların yeterince iyi tespit edilemediėini g sterir.

 zg ll  k⁹ ise doėru negatiflerin g zlenen negatiflere b l nmesi ile elde edilir ve bu oranda finansal sıkıntılı olmayan firmaların hangi oranda finansal sıkıntılı deėil diye oranlandıėının  l   s d r. Finansal konuda saėlıklı olan firmaların doėru sınıflandırılmasının bir  l   s  olduğundan yine  nemli  l   tlerden biridir. Doėru negatif değ erlerin g zlenen negatif değ erlere b l nmesi ile hesaplanır. Eğ er bu değ er y ksekse finansal sıkıntılı olmayan firmaların ka ırılmadıėını ve y ksek bir oranda ayırt ediciliğinin olduėu s ylenebilir. Eğ er d   kse finansal sıkıntılı olmayan firmaların yeterince iyi tespit edilemediėini g sterir.

Son  l   t ise hassasiyet¹⁰  l   s d r. Bu değ er doėru pozitif diye sınıflandırılan firmaların  ng r len pozitif değ erlere b l nmesi ile elde edilir. Burada finansal sıkıntılı diye  ng r len firmaların hangi oranda doėru hesaplandıėının  l   s d r (Luque ve diğ erleri 2019, s. 218). Doėru pozitif değ erlerin  ng r len pozitif değ erlere b l nmesi ile hesaplanır.

⁸ Bir test ne kadar duyarlı olursa, o kadar az “yanlı  negatif” sonu   retir. Duyarlılık t m pozitif vakaları pozitif olarak yakalamakla ilgilidir. Duyarlılık bir eksi 2. Tip hata oranının tamamlayıcısıdır. Yanlı  negatiflerin meydana gelmesi kabul edilemiyorsa bazı yanlı  negatifleri kaydetmek yerine fazladan yanlı  pozitifler (yanlı  alarmlar) almayı tercih ediyorsanız duyarlılık testini se ilmelidir. Diyabetli hastaları tespit ederken bazı saėlıklı insanları diyabetik olarak etiketlemeyi, diyabetik bir ki iyi saėlıklı olarak etiketlemeye tercih ederseniz bu metriėi se ebilirsiniz (Ghoneim, 2019).

⁹ Bir test ne kadar  zg l olursa  rettiėi “yanlı  pozitif” sonu  o kadar az olur. T m doėru negatiflerin kapsanması isteniyorsa, yani herhangi bir yanlı  alarm (yanlı  pozitif) istenmiyorsa  zg ll  k se ilmelidir.  rneėin pozitif  ıkan herkesin hemen hapse gireceėi bir uy  turucu testi yapılyorsa, uy  turucu kullanmayan hi  kimsenin hapse girmesi istenmez bu durumda yanlı  pozitifler kabul edilemez ve  zg ll  k tercih edilen metrik olmalıdır (Ghoneim, 2019).

¹⁰ Aynı numune  zerinde tekrarlanan tespitler (analizler) benzer sonu lar verdiėinde, bir test y nteminin hassas olduėu s ylenir. Bir test y ntemi hassas olduėunda rastgele varyasyon miktarı k   kt r. Sonu lar defalarca kez yeniden  retildiėi i in test y ntemine g venilebilir. Tam g venilirlikten bahsedebilmek i in aynı zamanda hatasız da olmalıdır. Doėru pozitif oranlarından daha emin olmak i in bu  l   se ilebilir.  rneėin gereksiz e-postalar. İstenmeyen posta kutunuzda bazı normal e postalar yerine, gelen kutunuzda bazı istenmeyen e-postalar olmasını tercih edersiniz (Ghoneim, 2019).

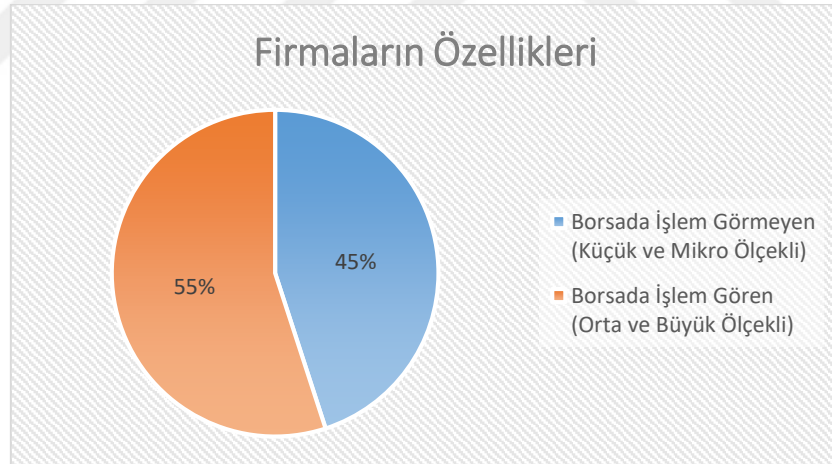
Bu aşamadan itibaren veri kümesinin özelliklerinden bahsedilecek ve bu veri kümesinin ne şekilde elde edildiği firmaların neye göre sınıflandırdığı gibi özelliklere değinilecektir.

3.5. Veri Kümesinin Özellikleri

Bu çalışmada kullanılan veriler 2013-2018 yılları arasında 80 firmanın finansal analiz ölçüsü olan oran analizlerini içermektedir. Bu bilgiler her firmanın kurumlar beyannamesi ile uyumlu yılsonu raporları ile birlikte bilanço ve gelir tablosu üzerinden elde edilmiştir.

Firmaların bir kısmı halka arz olmamış mikro ve küçük ölçekli özel şirketlerden bir kısmı ise halka arz olmuş borsada işlem gören büyük ve orta ölçekli firmalardan oluşmaktadır. Bununla ilgili dağılım Tablo 2’de paylaşılmaktadır.

Tablo 2
Veri Kümesindeki Firmaların Özellikleri



Borsada işlem görmeyen firmaların oranı %45’lik bir orana sahipken işlem gören orta ve büyük ölçekli firmaların oranları %55’lik bir yüzdededir. Veri kümesinde finansal sıkıntılı ve olmayan firmaların sayısının eşit olması gözetildiğinden borsada işlem gören ve görmeyen firmaların eşit oranlaması hususunda %5’lik bir sapma olmuştur. Yine de veri kümesi iki grubu da temsil edebilecek niteliktedir.

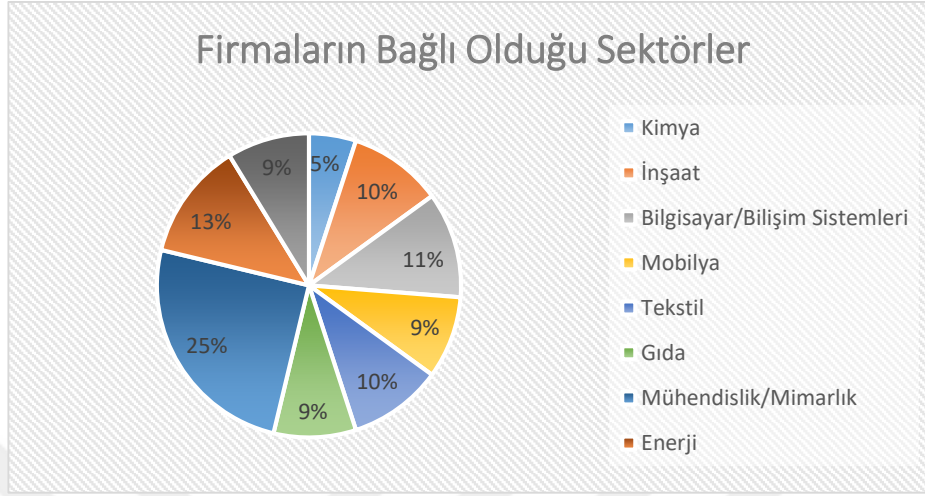
İlk olarak halka arz olmamış şirketler üzerine değerlendirme yapmak gerekirse özel şirketlere ilişkin veriler, firma sahiplerinin onayı ile serbest muhasebeci mali müşavirler aracılığı ile toplandı. Tüm bu firmalara ait finansal verileri paylaşan dört farklı serbest muhasebeci mali müşavir olan kişilerden bilgiler temin edildi. Bu firmaların tümü yılda Yirmi Beş Milyon Türk Lirasından az satış yapmış ve 50 kişiden az çalışanı bulunan küçük ve mikro ölçekli firmalar statüsünde değerlendirilebilirler. Bu sınıflandırma limitleri Türkiye Muhasebe ve Denetim Standartları Kurumu tarafından belirlenmiştir.

Borsada işlem gören şirketler Borsa İstanbul Menkul Kıymetler (BIST) borsasında kote olan şirketlerden oluşur ve bu şirketler ile ilgili seçimler borsada işlem görmeyen şirketlere benzer sektörlerde firmalardan elde edilmiştir. Bu firmalara ait mali tablolar zaten borsada işlem gördüğünden şeffaflık ilkesi gereği paylaşma zorunlulukları vardır. Veri kümesinde yer alan olan borsaya kote olmayan geriye kalan firmaların da büyük çoğunluğu bağımsız denetçiler tarafından düzenli olarak incelenen, tabloları kontrol edilen finansal verilere sahiptir. Bağımsız denetçiler tarafından denetlenmeyen firmalar için de mali müşavirlerle ilgili görüşmeler neticesinde finansal veriler için güvenilirliği ile ilgili emin olunan firmalar tercih edilmiştir. Ayrıca bankacılık ve finans alanında faaliyet gösteren firmalar yapıları gereği farklı faaliyet ve dinamiklere sahip olduklarından dolayı özel olarak bu çalışma kapsamında yer almamış ve verileri bu çalışmaya dâhil edilmemişlerdir.

Firmaların çeşitlerinin değerlendirilmesinin ardından bir başka ölçü olarak da firmaların hangi sektörlerde yer aldığı konusudur. Daha önceki bölümlerde Altman Z score modelinin üç farklı modeli tanıtıldığı modellerin firmaların farklı sektörlerde yer almasına göre yeni modeller geliştirildiği görülmektedir. Ayrıca bu çalışmanın kapsayıcılığını sorgulamak manasında da bu değerlendirmenin yapılması önem arz etmektedir. Eğer geniş bir sektör portföyüne sahip, Türkiye'deki birçok sektörü temsil ediyorsa Türkiye'yi kapsayacak nitelikte bir çalışma olduğundan bahsedilebilir.

Bir sonraki sayfadaki şekilde çalışma kapsamında ele alınan bütün firmaların endüstrilerine ait oranlar gösterilmiştir.

Tablo 3
Veri Kümesindeki Firmaların Bağlı Olduğu Sektörler



Görüldüğü üzere sektör bazında bakıldığında heterojenliğin çok yüksek seviyede olduğu bir veri kümesi olduğu görülmektedir. Ancak tablodan da açık bir şekilde görülebilir ki bazı sektörler diğerlerine nazaran daha baskın olarak yer almıştır; mühendislik ve mimarlık firmaları %25’lik bir orana sahipken inşaat, tekstil, bilgisayar ve bilişim sektöründeki firmalar diğer baskın olan sektörler arasında. Bu çalışma kapsamında kullanılan veri kümesi ile ilgili özellikler dikkate alındığında; hem küçük ve mikro ölçekli hem de büyük ölçekli firmaları, borsada işlem gören ve görmeyen şirketleri aynı anda ele alan benzersiz bir veri kümesi özelliği taşımaktadır. Kapsayıcılığının yüksek olduğundan bahsetmek mümkündür. Bu nedenle Türkiye’de spesifik bazı sektörleri değil genel durumunu resmeden bir çalışma olarak nitelendirilebilir.

3.6. Finansal Sıkıntı Kriterleri

Türkiye de; şirketlerin iflasları ile ilgili olarak biri konkordato, diğeri iflas/tasfiye ve sonuncusu şirketlerin yeniden yapılandırılması olmak üzere üç ana mekanizma yer almaktadır. Türk şirketleri için iflasa ilişkin yasal prosedür Türk Ticaret Kanunu ve İcra ve İflas Kanununa göre; iflasın ancak şirketin alacaklılarının veya yönetim kurulunun ticaret mahkemesine başvurusu ile oluşacağına dairdir. Ancak ticaret mahkemesine başvurmuş ve mahkemenin onama kararı ile şirketin tasfiyesinin başlayacağı belirtilmiştir.

Ticaret mahkemesine başvurmamış ancak finansal sıkıntı içinde olan şirketler için; öncelikle finansal sıkıntı içinde olduklarını tespit etmeli ve buna göre yasalarla tanımlanmış bazı aksiyonları almaları beklenmektedir. Finansal sıkıntı kanunlar kapsamında farklı şekillerde tanımlanmıştır ancak son bilançoya göre sermayenin 2/3'ünün kaybedilmesi durumu en genel geçer kabul gören yapıdır. Böylesi bir durum karşısında yönetim kurulu şirketin zararını tazmin etmek için harekete geçmelidir. Bu durumun telafisi için çeşitli yollar önerilmektedir. Şirketlerin sermaye yapıları tekrardan düzenlenerek finansman yapısını değiştirmek ve öz sermayeye ağırlık vererek veya borsada işlem görüyorsa hisse senedi arz ederek yeniden yapılanma sürecine girebilir. Bir başka çözüm önerisi bu noktada firmaya yeni ortakların alınması, işletmelerin birleştirilmesi veya belirli departmanların operasyonlarının sonlandırılmasıdır. Borçların yeniden yapılandırılması veya süresinin uzatımı yine alınabilecek diğer önlemler arasındadır. Son çare olarak da iflasın ertelenmesi veya konkordato ilan edilmesi de alınabilecek diğer önlemler arasındadır (Göksu, 2020).

Bu nedenle bu çalışma kapsamında şirketlerin finansal sıkıntı içinde olma kriterlerinden biri olarak şirketin sermayesini kaybettiği manasına gelen negatif öz kaynağa sahip olma durumu seçilmiştir.

Şirket iflaslarına alternatif olarak operasyonlarını durdurma ve kapatma yöntemlerinden biri de şirketin tasfiyesine yönelik kayıtlı oldukları ile ait İl Ticaret Sicil Müdürlüğü'ne başvurmaktır. Bu durumda alacaklıları varsa ödeme yapılır eğer yapılamıyorsa da mahkeme süreci başlar ancak bu çalışmaya ait veri kümesi incelendiğinde şirket alacaklılarının neredeyse tamamı şirket hissedarlarına ait olduğundan ve hissedarlardan alacaklılarından vazgeçtiğinden yasal süre olan altı ay içinde tasfiyeleri tamamlanmış ve mahkemeye gitme gereği bile olmadan şirketler kapanmıştır. Bu çalışma kapsamında kriterlerden biri de ticaret sicil müdürlüğü aracılığıyla tasfiye sürecine girmek olarak belirlenmiştir.

Bahsedilen bu kriterler dışında şirketlerin sene sonu gelir tabloları göz önüne alındığında üst üste üç yıl zarar etmiş olmak da finansal sıkıntılı firma kapsamında değerlendirilmesine neden olmuştur.

Borsada işlem gören firmalar için bir diğer kriter ise borsa kotasından çıkmış olmak yine ciddi bir finansal sıkıntı işareti olduğundan yine belirlenen kriterler arasında yer almıştır.

Bu kriterler dâhilinde veri kümesinde yer alan 80 şirketten 40 tanesi yukarıda belirtilen kriterlerden en az birini karşıladığı için finansal sıkıntılı olarak sınıflandırılmıştır. Diğer 40 firmada bu kriterlerin hiçbiri gerçekleşmediği için finansal sıkıntısı olmayan firma kategorisinde sınıflandırılmıştır.

Oran seçimi söz konusu olduğunda her bir model için kullanılan finansal oranlar ortaktır. Altman (1983) kitabına göre veri kümesine uygun olan model Altman Z'' Skor modelidir yani hem kamu hem özel, hem imalat hem de imalat dışı firmalar için aynı anda uygulanabilir bir model olması özelliğini taşımaktadır. Bu model için önerilen finansal oranlar diğer modeller için de kullanılmıştır.

Bu çalışmada kullanılan yazılım paketi R'dır. Dört modele ait uygulamalar R'da yer alan yazılımlar dâhilinde uygulanmış ve bu uygulamalara dair özetler de yine bu paket dâhilinde elde edilmiştir. Aynı zamanda kutu grafiği gibi bazı grafikler yine R aracı ile elde edilirken bazı diğer grafikler de Microsoft Excel vasıtası ile elde edilmiştir. Hesaplamaların detayları ve kodlar ekler bölümünde görülebilir.

Çalışmada veri kümesi ve özelliklerinin de tanıtımının ardından bir sonraki aşama modellerin uygulanması ve değerlendirilmesi aşamasını kapsamaktadır. Bundan sonraki bölümde modeller uygulanacak ve uygulanan modeller içinde en etkin model seçilecek ve farklı yönlerden bu etkinlik değerlendirilecektir.

4. FİNANSAL SIKINTI ÖNGÖRÜ MODELLERİNİN UYGULAMASI

Bu bölümde daha önce tanıtılmış olan öngörü modellerinin uygulamalarına yer verilecektir. Öncelikli olarak Altman tarafından tanıtılmış olan Altman Z" skoru hiçbir katsayıya müdahale etmeden uygulayıp bu çalışmada kullanılan veri kümesi üzerinde etkinliği araştırılmıştır. Ardından değişkenlere ait bazı çalışmalar yapıp uç değerlerden arındırıldıktan sonra Altman Z" skor modeli revize edilmiş ve bu yeni modelin etkinliği tartışılmıştır. Daha önceden değinilen ikinci dereceden diskriminant analizi için de uygulama yapılmıştır. Ardından Rassal Orman modeli ile de ilgili değerlendirme yapıldıktan sonra bütün modeller birbirileri ile karşılaştırılmış ve en etkin modele karar verilmiştir. Modeller veri kümesinin farklı gruplandırmaları ile tekrar değerlendirilmiş ve son olarak genellenebilir bazı çıkarımlar elde etmeye yönelik veri kümesinin özelliklerini inceleyerek bazı sonuçlar elde edilmiş ve bunlar detaylı olarak anlatılmıştır.

Firmaların dört farklı model üzerinden finansal sıkıntı içinde olup olmadıklarının öngörülmesine dair değerlendirme tasnif tablosu aracılığıyla son olarak da araştırma her bir model üzerinden hatasızlık, duyarlılık, özgüllük ve hassasiyet ölçütleri üzerinden en etkin modelin tespit edilmesi üzerine kurulmuştur.

Birinci model olan Altman Z" skoru modelinde yapılan uygulamanın sonuçları aşağıda verilen tablo 3'te görülmektedir.

Tablo 4
Altman Z" skor Modeli için Tasnif Tablosu

	Finansal Sıkıntılı	Finansal Sıkıntılı Olmayan	Toplam
Gözlenen			
Finansal Sıkıntılı	31 % 77,5	9 % 22,5	40 % 100
Finansal Sıkıntılı Olmayan	10 % 25	30 % 75	40 % 100
Toplam	41	39	80
Toplam Altman Z" skor performansı			% 76.25

Modele ait öngörü gücü hatasızlık değeri ile hesaplanır. Bu bakış açısıyla modelin öngörü performansı %76,25 tir. Finansal sıkıntılı 40 firmanın 31 ini doğru öngörürken finansal sıkıntılı olmayan 40 firmanın da 30'una ait doğru öngöründe bulunmuştur. Ancak bu modelin uygulamasına bakıldığında denklem 3'te verilen değişkenlere ait değerler yerine konmuş ve herhangi bir uyarılama yapılmadan yeniden revize yapılmadan bu işlem gerçekleştiğinden dolayı bu modelin uygulamasında yüksek bir performans yüzdesi elde edilmemiştir. Bu nedenle öncelikli olarak veriler ile ilgili belirli düzenlemeler yapılarak ardından Altman Z" skor modeli revize edilecek ve tekrardan performans değerlendirmesi yapılacaktır.

Öncelikle 80 farklı firmaya ait dört farklı bağımsız ve bir bağımlı değişkenden oluşan veri seti hakkında genel bilgi edinmek adına veri setinin özet bir tablosu elde edilir. Aşağıda yer alan özet tablo incelendiğinde bazı uç değerlerin varlığı tespit edilmiştir. Uç değerler her hangi bir veri kümesinde belli bir örüntüye sahip veri kümesinde bu veri kümesine uymayan örüntünün dışında kalan verilere uç değerler denir (Yates, Moore ve McCabe, 1999).

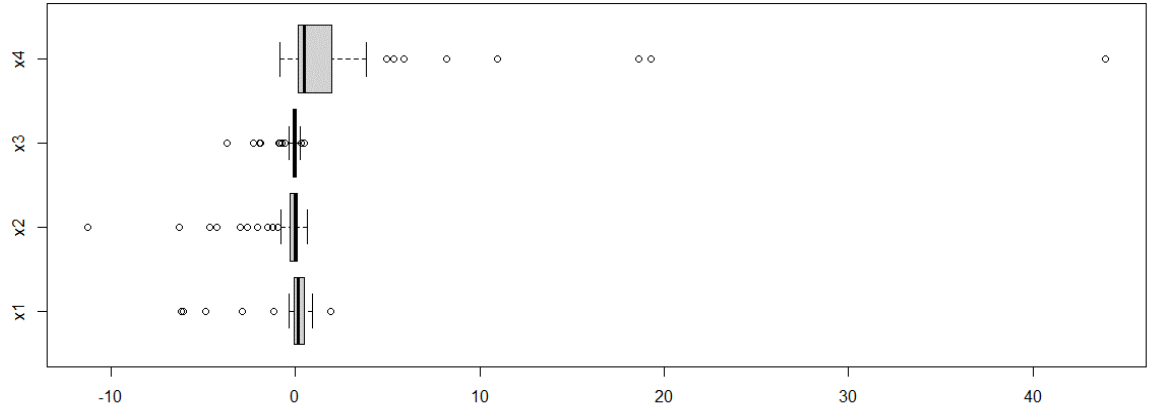
Tablo 5
Değişkenlere Ait Özet Tablo

	x1	x2	x3	x4
Minimum	-61,990	-11,236	-3,723	-0,859
Birinci Kartil	-0,077	-0,2665	-0,1155	0,1405
Medyan	0,154	-0,0115	-0,0075	0,4925
Ortalama	-0,05042	-0,4748	-0,1802	2,211
Üçüncü Kartil	0,4788	0,1042	0,05325	1,9215
Maksimum	1,902	0,647	0,477	43,946

Özellikle X_1 (Çalışma Sermayesi/Toplam Varlıklar) değişkeninin minimum değeri incelendiğinde medyan ve ortalamanın çok uzağında değer aldığı kolaylıkla görülebilir. Yine başka bir bakış açısıyla X_4 (Özkaynakların Defter Değeri /Kısa ve Uzun Vadeli Yabancı Kaynaklar) değişkeninin maksimum değeri de incelendiğinde yine aynı şekilde ortalamadan çok ciddi bir sapma oluşturduğu özet tabloya bakılarak hızlıca anlaşılabilir. Ancak hangi verilerin uç değerler olduğunu ve bu uç değerlerle ilgili bir işlem yapılıp yapılmaması gerektiği ile ilgili daha anlaşılır bir fikre sahip olunması adına kutu grafiği çizilerek inceleme yapılması daha uygun görülmüştür.

Kutu yöntemi; Box Plot veya Çeyrek (kartil) yöntemi olarak isimlendirilir. Burada veriler önce küçükten büyüğe sıralanır ve ortancası yani medyanı işaretlenir. Dolayısıyla veri ikiye bölünür tekrar orta değer ikiye bölünüyor ve bunlar alt ve üst çeyrekler olarak kabul ediliyor. Alt ve üst sınırlar karteller arası genişlik değeri (Internal Quartile Range- IQR) aracılığıyla hesaplanır. Bu sınırların dışında kalan değerler aykırı değerlerdir.

Veri kümesi üzerinde ham veriler üzerinden herhangi bir işlem yapılmadan önce kutu grafiği çizimi yapılmıştır. Böylelikle her bir değişkene ait dağılıma dair ve var olan uç değerlerin tespitine dair görsel aracılığıyla bilgi sahibi olunması sağlanmıştır.



Şekil 4: Değişkenlere ait Kutu Grafiği İncelemesi

Her bir değişkene ait kutu grafiği incelemesi yapıldığında görülüyor ki X₄ (Özkaynakların Defter Değeri /Kısa ve Uzun Vadeli Yabancı Kaynaklar) değişkeni sağa çarpık bir dağılım sergilerken diğer değişkenlerden X₃ (Faiz ve Vergi Öncesi Kâr (FVÖK)/Toplam Varlıklar) normal dağılıma daha yakındır. X₁ (Çalışma Sermayesi/Toplam Varlıklar) dağılımı hafif sola çarpık bir dağılım gösterirken X₂ (Dağıtılmamış Kârlar Toplamı/ Toplam Varlıklar) değişkeni de sola çarpık bir durum göstermektedir. Ancak net bir şekilde her bir değişken için aykırı değerlerin varlığı dikkat çekmektedir.

X₁ (Çalışma Sermayesi/Toplam Varlıklar), X₂ (Dağıtılmamış Kârlar Toplamı/ Toplam Varlıklar) ve X₃ (Faiz ve Vergi Öncesi Kâr (FVÖK)/Toplam Varlıklar) değişkenleri için aykırı değerler daha çok sıfırdan küçük oranlarda kendini göstermişken X₄ (Özkaynakların Defter Değeri /Kısa ve Uzun Vadeli Yabancı Kaynaklar)

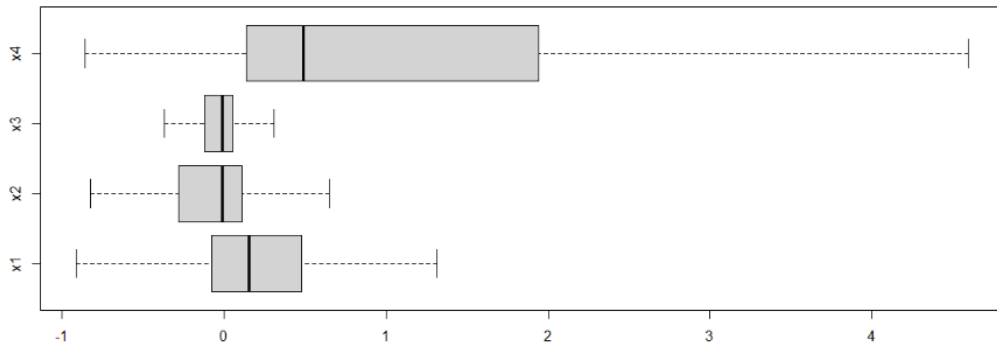
değişkeninde aykırı değerlerdeki sapma çok yüksektir. Veri madenciliğinde veriyi anlama açısından yanlış yönlendirme söz konusu olabileceği ve verinin kalitesini ve güvenilirliğini etkileyebileceği için aykırı değerlerle çalışmak ve onları düzenledikten sonra işlem yapmak daha sağlıklı sonuçlar verecektir. Bu nedenle aykırı değerlere ilişkin merkezi eğilim ortalama tekniği (winsorization tekniği) uygulanması uygun görülmüştür. Bu tekniğin uygulaması sonucu elde edilen düzenlenmiş verilere ait tablo aşağıda yer almaktadır.

Tablo 6

Merkezi Eğilim Ortalama Tekniğinden Sonra Değişkenlere Ait Özet Tablo

	x1	x2	x3	x4
Min.	-0.9106	-0.82263	-0.36862	-0.859
Birinci Çey.	-0.077	-0.2665	-0.1155	0.1405
Medyan	0.154	-0.0115	-0.0075	0.4925
Ortalama	0.154	-0.09971	-0.04781	1.207
Üçüncü Çey.	0.4788	0.1042	0.05325	1.9215
Maksimum	1.3124	0.647	0.30638	4.593

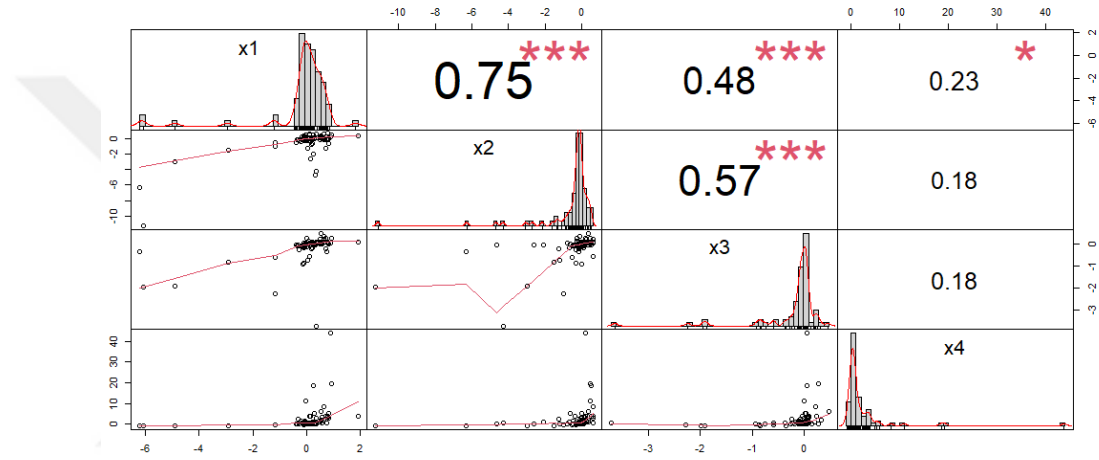
Artık yeni durumda aykırı değerler artık belli aralıklarda sınırlandırıldı ve yeni durumda verilerin daha düzgün bir şekilde dağıldığını artık yeni kutu grafiğinde daha net bir şekilde görmek mümkündür. X_1 (Çalışma Sermayesi/Toplam Varlıklar) değişkeni için -61,990 olan x_4 için 43,946 olan değerler uç değerler ile ilgili düzenlemeler yapıldıktan sonra yeni değerleri ile yer değiştirmiştir. Değişikler minimum ve maksimum değerler incelendiğinde rahatlıkla görülebilir. Eğer değişkenlerin maksimum ve minimum değerleri aykırı değerse bu değerler yeniden değiştirilerek aşağıda yer alan kutu grafiğindeki forma dönüşmüştür.



Şekil 5: Merkezi Eğilim Ortalama Tekniğinden Sonra Değişkenlere ait Kutu Grafiği İncelemesi

Verilerde artık aykırı değerler işlenmiş şekilde ve yeni düzenlenmiş veri seti sayesinde artık veriler eskisi kadar uç değerlere karşı hassasiyet taşımadığından daha geçerli sonuçlar sunacak durumdadır. Artık yeni durumda merkezi eğilim ortalaması işlemi de yapıldığından veri seti ile işlemler yapılabilir hale gelmiştir.

Doğrusal diskriminant analizinin (LDA) uygulama sürecinde modelin veri setine uygun olup olmadığını tespit etmek için değişkenler arasında korelasyon analizi uygulanmaktadır. Her bir değişkenin diğeri ile ikili korelasyon testi yapılmıştır. Aşağıdaki şekil 6’da değişkenler arasındaki korelasyon analizi yer almaktadır.



Şekil 6: Değişkenler Arasındaki Korelasyon Analizi

Şekilde de görüldüğü üzere X_1 (Çalışma Sermayesi/Toplam Varlıklar) ve X_2 (Dağıtılmamış Kârlar Toplamı/ Toplam Varlıklar) değişkenleri arasında güçlü bir korelasyon ilişkisinden bahsetmek mümkündür. X_1 değişkeninde yer alan çalışma sermayesi; dönen varlıklar ile kısa vadeli yükümlülükler arasındaki farkı temsil eder. İki finansal oranın da paydaları toplam varlıklar olduğundan payları arasındaki ilişki bu noktada değerlendirilebilir. İki finansal oran için alınan değerler bilançodan elde edilmiştir. Dağıtılmamış Kârlar özkaynaklara ait bir değer iken Çalışma sermayesi varlıklardan bir değer ile yükümlülükler arasındaki bir değerdir. Bu bakış açısıyla bilançoaya ait üç temel element olan varlıklar, yükümlülükler ve özkaynakların her birine ait elementler bu iki değişken arasında yer alır. Çalışma Sermayesinin düşük olduğu şirketlerde Dağıtılmamış Kârlarında düşük olduğu ve yüksek olduğu durumlarda da yüksek olması anlamına gelmektedir. Diğer nispeten güçlü ilişkiler de yine X_1 (Çalışma Sermayesi/Toplam Varlıklar) ile X_3 (Faiz ve Vergi Öncesi Kâr (FVÖK)/Toplam

Varlıklar) ve X_2 (Dağıtılmamış Kârlar Toplamı/ Toplam Varlıklar) ile X_3 (Faiz ve Vergi Öncesi Kâr (FVÖK)/Toplam Varlıklar) arasında gözlenlenmiştir.

Doğrusal diskriminant analizinin uygulamasında varsayımlardan biri değişkenlerin birbirinden bağımsız olduğu başka bir deyişle anlamlı bir ilişkinin olmaması yönündedir. Bu durumda yukarıdaki korelasyon analizine bakıldığında değişkenler birbirinden tamamen bağımsızdır aralarında anlamlı bir ilişki yoktur sonucu çıkarılamaz. Böyle durumlarda bazı değişkenlerin fazlalık nedeniyle atılması anlamına gelir ki bu veri kümesi için yalnızca dört adet değişkenle model kurulduğu için böyle bir uygulamaya yer verilmeyecektir.

Doğrusal Diskriminant Analizinin ideal bir analiz yöntemi olmadığı değişkenlerin birbirileri ile yüksek korelasyonlu olması üzerinden değerlendirilmiştir ancak yine de revize bir model hedeflendiği için bu modelle çalışılmaya devam edilecektir. Diğer varsayımlardan biri olan her grup için varyans- kovaryans matrislerinin eşit olması gerekliliğidir. Bu nedenle doğrusal diskriminant analizinin kullanımının uygun olup olmadığının belirlenmesi için yapılan bir başka uygulama ise boxM ve Barlett testlerinin uygulanmasıdır. Bu testin sonuçları bir sonraki sayfada yer alan Tablo 6’da gösterilmektedir.

Tablo 7
Gruplar için Kovaryans Matrislerinin Homojenliğinin Test Edilmesi

<i>Kovaryans matrislerinin homojenliğinin test edilmesi için Box's M-test'i</i>			<i>Varyansların homojenliğinin test edilmesi için Bartlett test'i</i>		
Ki-kare (Yaklaşık)	Ser. Der.	p-değeri	Ki-kare (Yaklaşık)	Ser. Der.	p-değeri
28.149	10	<0.001708	372.72	3	<0.0000000000000000022

Her iki test istatistiği de ki-kare yaklaşım yöntemini kullanır.

H_0 : Varyans kovaryans matrisleri eşittir.

H_1 : Varyans kovaryans matrisleri eşit değildir.

Bu iki test değeri için de elde edilen p-değeri 0,05 ten küçük değeri almaktadır. %95 güven aralığı ile sıfır hipotezi (her grup için varyans kovaryans matrisleri eşittir) reddedilmiştir. Gruplar arası varyanslar eşit değildir. Aslında bu uygulamalar sonucunda doğrusal diskriminant analizine çalışmada kullanılan veri kümesinin çok da uygun olmadığı sonucuna varılmıştır. Daha önceden de önerildiği üzere bu duruma alternatif olarak doğrusal diskriminant analizinden çok daha fazla esnekliğe sahip olması açısından ikinci dereceden diskriminant analizine dair uygulamaya da yer verilecek, daha esnek bir modelle de sonuçlar tekrardan değerlendirilecektir. İkinci dereceden diskriminant analizi gruplar arası homojenlik gerektirmez. Doğrusal diskriminant analizi diye tabir edilen model analizi Altman'ın Z" skor modelinin bir revizyonu olarak isimlendirilmiştir.

Doğrusal diskriminant analizi diğer deyişle Revize Altman'ın Z" skor modeline göre yeniden parametreler hesaplanmıştır ve bu analiz dâhilinde modelde oluşturulan yeni katsayılar aşağıdaki şekilde görülebilir;

$$\text{Revize Z Skor} = 0.519X_1 + 1.788X_2 + 3.874X_3 - 0.018X_4$$

Yukarıdaki denkleme göre bakıldığında Altman'ın orjinal denkleminde farklı olarak X_4 (Özkaynakların Defter Değeri /Kısa ve Uzun Vadeli Yabancı Kaynaklar) değişkeninin negatif bir etki gösterdiği ve bu yeni revize denklemde X_3 (Faiz ve Vergi Öncesi Kâr (FVÖK)/Toplam Varlıklar) değişkeninin skorun belirlenmesinde en yüksek etkiye sahip olduğu görülmektedir. Revize edilmiş bu yeni Altman Z" skor hesaplamasına ait de istatistikler aşağıdaki tabloda kolayca görülebilmektedir.

Tablo 8
Revize Altman Z" skor Hesaplamasına Ait İstatistikler

	Korelasyon Oranı	Wilks Lambda	F İstatistiği	p- değeri
x1	0.231756	0.768245	23.53018	0.0000061660
x2	0.358252	0.641748	43.54303	0.0000000045
x3	0.364274	0.635726	446.94429	0.0000000031
x4	0.180239	0.819761	17.14973	0.0000867794

Tabloda revize edilmiş yeni Altman Z" skor hesaplamasına dair bazı istatistikler gösterilmektedir. Buna göre tüm değişkenlerin modele anlamlı katkılarının olup

olmadığına dair fikir yürütülebilir. Her bir değişkenin modele anlamlı katkısı vardır ve değişkenlerin her biri modelde kalmalıdır sonucu çıkarılabilir. Korelasyon oranına bakıldığında “Faiz ve Vergi Öncesi Kar/ Toplam Aktifler” şeklinde hesaplanan X_3 değişkeni en yüksek korelasyon oranına sahiptir. Korelasyonun sıfıra eşit olduğu sıfır hipotezini test etmek için kullanılan F istatistik değeri, sıfır hipotezinin reddedildiğini gösterir. Wilks Lambda değeri de modelin ayırt edici gücünü tanımlamak için kullanılır; daha küçük değer, değişkenin daha fazla ayırt edici güce sahip olduğunu anlamına gelir. Bu durumda X_3 değişkeni modeldeki diğer değişkenler üzerinde en yüksek ayırım gücüne sahip olduğunu gösteren en küçük değere sahiptir. Son olarak %95 güven aralığı ile p-değeri; 0,05’ten küçük değerlerin modele anlamlı katkısından bahsetmek mümkündür. Belirtilen 4 farklı değişken de bu model için açıklayıcı değişkenlerdir. Bu anlayışla; tüm değişkenler %95 güven aralığında anlamlıdır ve modelde kalmaları gereklidir sonucu çıkarılabilir. Ayrıca X_3 (Faiz ve Vergi Öncesi Kâr (FVÖK)/Toplam Varlıklar) değişkeni en ayırt edici güce sahip olan değişkendir.

Son olarak revize edilen Altman Z' skor puanı sonuçları doğrultusunda tasnif tablosu hazırlanmış ve modelin performans değerlendirmesi aşağıdaki tabloda sunulmuştur.

Tablo 9
Revize Altman Z' skor Modeli için Tasnif Tablosu

		Finansal Sıkıntılı	Finansal Sıkıntılı Olmayan	Toplam
Gözlenen	Finansal Sıkıntılı	31 % 77,5	9 % 22,5	40 % 100
	Finansal Sıkıntılı Olmayan	3 % 7,5	37 % 92,5	40 % 100
	Toplam	34	46	80
	Toplam Performans			% 85,00

Tablodan da görüldüğü üzere Revize- Altman Z' skor modeli genel performansı %85 olarak hesaplanmıştır. Finansal sıkıntılı durumdaki 40 firmadan 31 firma doğru sınıflandırılmış, ayrıca finansal sıkıntılı olmayan 40 firmadan 37 firma doğru olarak

sınıflandırılmıştır. Bu durumda finansal sıkıntılıları doğru öngörme oranı %78 iken finansal sıkıntılı olmayan firmaları doğru öngörme yüzdesi ise %92,5 tir. Model finansal sıkıntılı olmayan firmaları çok yüksek oranda öngörürken finansal sıkıntılı firmalara ait öngörü performansı nispeten düşük seviyede kalmıştır. Tip 2 hata verilerine bakıldığında 9 tane finansal sıkıntılı olan firmanın finansal sıkıntısı olmayan firma kategorisinde sınıflandırılması arzu edilen bir sonuç değildir.

Altman'ın revize edilmemiş modeli ile bir karşılaştırma yapıldığında iki model arasındaki en belirgin farklılık finansal sıkıntılı olmayan firmaların öngörüsüne aittir. Orijinal modelde bu performans %75 iken Revize- Altman Z" skor modelinde bu oran %92,5 seviyesine ulaşmıştır. Finansal sıkıntılı firmalara dair performans değerlendirmesi iki model için de aynı performans değerlerine sahiptir. Bu sebeple revize modelin diğer modelden daha üstün bir model olduğundan rahatlıkla bahsedilebilir.

Modellerle ilgili bilgiler paylaşılırken Revize- Altman Z" skor modeline dair lineer bir model olması ve doğrusal diskriminant analizinin bazı varsayımlarının olduğundan bahsedilmişti. Bu nedenle de alternatif olarak bu kısıtlamaların olmadığı kuadratik (ikinci dereceden) diskriminant analizi incelemesinin yapılacağı da çalışmada önceki bölümlerde değinilmişti. Bu bakış açısıyla kuadratik diskriminant analizine dair uygulama yapılmış ve aşağıda yer alan tasnif tablosu sonuçları elde edilmiştir.

Tablo 10
İkinci Dereceden (Kuadratik) Diskriminant Analizi için Tasnif Tablosu

	Finansal Sıkıntılı	Finansal Sıkıntılı Olmayan	Toplam
Gözlenen			
Finansal Sıkıntılı	30 % 75	10 % 25	40 % 100
Finansal Sıkıntılı Olmayan	3 % 7,5	37 % 92,5	40 % 100
Toplam	33	47	80
Toplam Performans			% 83,75

İkinci dereceden diskriminant analizine ait genel performans %83,75 olarak tespit edilmiştir. 40 finansal sıkıntılı firmadan 30'una ait öngörü doğru yapılmış iken (%75) finansal sıkıntılı olmayan 40 firmanın 37 tanesi doğru ve % 92,5'lik yüksek bir oranla sınıflandırılmıştır.

İkinci dereceden diskriminant analizi ile Revize- Altman Z" skor modeline ait bir karşılaştırma yapıldığında Revize- Altman Z" skor modelinin finansal sıkıntılı olan bir firmayı ikinci dereceden diskriminant analizinden fazla hesaplanmasından dolayı daha yüksek bir performans değerine ulaşıldığı görülmektedir.

Hem Revize- Altman Z" skor modeli hem de ikinci dereceden diskriminant analizine ait uygulamadan sonra her iki model için de model doğrulaması yapılması amacıyla çapraz doğrulama (cross- validation) testi uygulanmıştır. Öngörüsü yapılan iki grupta da uygulanan çapraz doğrulama yöntemi “ birini dışarda bırak” (leave-one-out) yöntemi kullanılmıştır. Her defasında bir örnek gözlem dışı bırakılır ve gözlem dışında kalan grup üyelikleri ile her gözlem için sınıflandırma işlemi tekrarlanır. Bu veri seti için Revize- Altman Z" skor modeli hem de ikinci dereceden diskriminant analizine ait çapraz doğrulama işlemi birini dışarı bırak metodu ile uygulanmıştır ve her ikisi için de aynı sonuçlar elde edilmiştir. Çapraz doğrulama işleminden sonra elde edilen tasnif tablosu aşağıda Tablo 9'da yer almaktadır.

Tablo 11

Çapraz Doğrulamadan Sonra Revize Altman Z" skor Modeli ve İkinci Dereceden Diskriminant Analizi için Tasnif Tablosu

		Finansal Sıkıntılı	Finansal Sıkıntılı Olmayan	Toplam
Gözlenen	Finansal Sıkıntılı	30 % 75	10 % 25	40 % 100
	Finansal Sıkıntılı Olmayan	4 % 10	36 % 90	40 % 100
	Toplam	34	46	80
	Toplam Performans			% 83,75

Çapraz doğrulama işleminin neticesinde iki model için de aynı sonuçlar elde edildiği hatasızlık oranı ile elde edilen performans değerlendirmesinin aynı sonuçlar verdiği gözlemlenmiştir. Böyle bir durumda en uygun modelin seçimi için ilaveten değerlendirme yapmak uygundur. Tasnif tablosuna ait daha önceden tanımlanan diğer metrikler de her bir model için karşılaştırılarak en uygun modelin seçimine karar verilir. Ancak daha yüksek bir performans ölçüsü hedeflendiğinden makine öğrenmesi modellerinden de deneme yapılarak daha yüksek bir performans ölçüsüne sahip bir model arayışı devam etmektedir. Bu bağlamda uygulanan model Rassal Orman modeli olmuştur.

Rassal Orman modelinde yine aynı veri kümesi ve yine aynı değişkenler kullanılarak model kurgulanmıştır. Ancak diğer modellerden farklı olarak makine öğrenmesi denetimli öğrenme modeli olarak Rassal Orman modelinde veri kümesi eğitim seti ve test seti olarak iki gruba ayrılmıştır. Bu iki grupta da 80 firmadan oluşan veri setinden 60 tanesi eğitim setine 20 tanesi test setine dâhil edilerek model kurgulanmıştır. Rassal Orman modelinin uygulaması sonucunda elde edilen sonuçlar üç modeli de geride bıraktı. Test setinde yer alan 20 şirketten yalnızca bir tanesi yanlış sınıflandırılmıştır ve bu nedenle hatasızlık oranı %95 olarak elde edilmiştir. Rassal Orman modeline ait tasnif tablosunda sınıflandırmaya ait detaylar verilmiştir.

Tablo 12
Rassal Orman Modeline ait Tasnif Tablosu

	Finansal Sıkıntılı	Finansal Sıkıntılı Olmayan	Toplam
Gözlenen			
Finansal Sıkıntılı	10 % 100	0 % 0	10 % 100
Finansal Sıkıntılı Olmayan	1 % 10	9 % 90	10 % 100
Toplam	11	9	20
Toplam Performans			% 95

Rassal Orman modeline ait toplam performans yani hatasızlık oranı %95 olarak belirlenmiştir. Bu değer diğer modellerle birlikte göz önüne alındığında en yüksek performans ölçüsüne sahiptir. Ayrıca finansal sıkıntılı 10 firmanın tamamını doğru

sınıflandırmış iken finansal sıkıntılı olmayan bir firmayı finansal sıkıntılı olarak sınıflandırmıştır onun haricindeki bütün firmaları doğru kategorize etmiştir.

Bu modelle ilgili sonuç paylaşıldıktan sonraki aşamada dört model bir arada değerlendirilecektir. Bu dört modele ait değerlendirme aşağıdaki tabloda yer alan her bir model için türetilen tasnif tablosu değerlerinden elde edilen metrikler ile ifade edilmiştir.

Tablo 13
Dört Modele Ait Karşılaştırma Tablosu

	Altman Z'' Skor	Revize-Altman Z'' Skor	İk. Der. Diskriminant An.	Rassal Orman Modeli
Hatasızlık	% 76,25	% 85	% 83,75	% 95
Duyarlılık	% 78	% 78	% 75	% 100
Özgüllük	% 75	% 92,5	% 92,5	% 90
Hassasiyet	% 75,61	% 91,18	% 90,9	% 90,9

Dört modele dair karşılaştırma incelendiğinde Rassal Orman makine öğrenmesi modelinde hatasızlık oranının en yüksek olduğu daha önce de değinilmişti. Bu ölçüt daha önceki bölümlerde (Bölüm 3.5 tasnif tablosu ve özellikleri) özellikle dengeli veri kümesi söz konusu olduğunda en önemli performans ölçüsü olarak kabul edildiği belirtilmektedir. Yine aynı bölümde tek başına etkinlik değerlendirmesi için yeterli bir ölçüt olmadığı vurgusu da yapılmaktadır. Bu durumda doğru sınıflandırma yüzdesi en yüksek olan model Rassal Orman modeli olarak tespit edilmiştir. Sonrasında ise Revize Altman Z'' skor, ikinci dereceden diskriminant analizi ve son olarak da orijinal Altman skor yer almaktadır.

Hatasızlık oranının tek başına yeterli bir ölçüt olmadığından yola çıkarak diğer performans ölçütleri de ele alındığında ilk olarak duyarlılık ölçütü incelenecektir. Yine önceden bahsedilen (Bölüm 3.5 tasnif tablosu ve özellikleri) duyarlılık ölçütü için finansal sıkıntılı firmaların ne kadarı finansal sıkıntılı olarak sınıflandırılmıştır sorusunun cevabı olduğundan bahsedilmişti. Eğer duyarlılık değeri yüksekse finansal sıkıntılı firmaların birçoğunun kaçırılmadığı yüksek bir oranda ayırt edici olduğunun tespit edildiği anlamına gelmekte, eğer düşükse de finansal sıkıntılı firmaların yeterince iyi

tespit edilemediğini gösterdiğine değinilmişti. Bu bağlamda Rassal Orman modeli ile elde edilen sonuç sıkıntılı firmaları doğru sınıflandırma oranı %100 değer aldığı gözlemlenmiştir. Yani model finansal sıkıntılı firmaları sıfır hata ile sınıflandırırken finansal sıkıntılı olmayan bazı firmaları da finansal sıkıntılı olarak kategorize etmiştir. Bu ölçüt ile Rassal Orman modelinin en etkin model olduğu konusunda elde edilen hatasızlık oranını da destekler niteliktedir.

Özgüllük değerlerinde Rassal Orman modeli nispeten diğer modellerden daha düşük performans göstermiştir. Finansal konuda sağlıklı olan firmaların doğru sınıflandırılmasının bir ölçüsü olduğundan özgüllük yine önemli ölçütlerden biri olarak ifade edilebilir. Doğru negatif değerlerin gözlenen negatif değerlere bölünmesi ile hesaplandığı yine (Bölüm 3.5 tasnif tablosu ve özellikleri) daha önceden belirtilmişti. Eğer bu değer yüksekse finansal sıkıntılı olmayan firmaların kaçırılmadığını ve yüksek bir oranda ayırt ediciliğinin olduğu söylenebilir. Eğer düşükse finansal sıkıntılı olmayan firmaların yeterince iyi tespit edilemediğini gösterir. Bu noktada diğer modellere göre Rassal Orman modeli finansal sıkıntılı olmayan firmaları tespit etmede az bir farkla daha düşük bir yüzdeye sahip olmuştur. Yine de %90'lık bir orana sahiptir.

Son ölçüt olarak da hassasiyet ölçüsüne değinilecektir. Rassal Orman modeli Revize- Altman Z" skor modelinden az bir farkla daha düşük sonuç vermiştir. Bu değer doğru pozitif diye sınıflandırılan firmaların öngörülen pozitif değerlere bölünmesi ile elde edilir. Burada finansal sıkıntılı diye öngörülen firmaların hangi oranda doğru hesaplandığının ölçüsüdür. Bölüm 3.5 tasnif tablosu ve özellikleri konusunda hassasiyetin hatasızlık ile birlikte değerlendirilmesi gerektiğini ve ikisi bir arada ele alınırsa daha iyi değerlendirme yapılabileceğine değinilmişti. Bu durumda iki metrik birlikte değerlendirildiğinde ve hatta bütün ölçütler bir arada değerlendirildiğinde Rassal Orman modelinin diğer modellerden daha üstün performans gösterdiğini söylemek mümkündür.

Model analizleri bir de borsada işlem gören ve görmeyen şirketler üzerinde yapılacaktır. Borsa İstanbul'da listelenmiş olan şirketler aynı zamanda orta ve büyük ölçekli firmalar olarak sınıflandırılırken, işlem görmeyen borsa dışı firmalar mikro ve küçük ölçekli firmalar sınıfındadır. Dolayısıyla tablo 14 hem borsada işlem gören ve görmeyen aynı zamanda da büyük ve küçük ölçekli firmalara dair bir karşılaştırma

özelliğindedir. Çalışmanın etkinliği hem bütün firmalar bir arada iken değerlendirilip hem de belirli gruplarda daha iyi çalışıp çalışmadığının gözlemlenmesi için de böyle bir karşılaştırmaya ihtiyaç duyulmuştur.

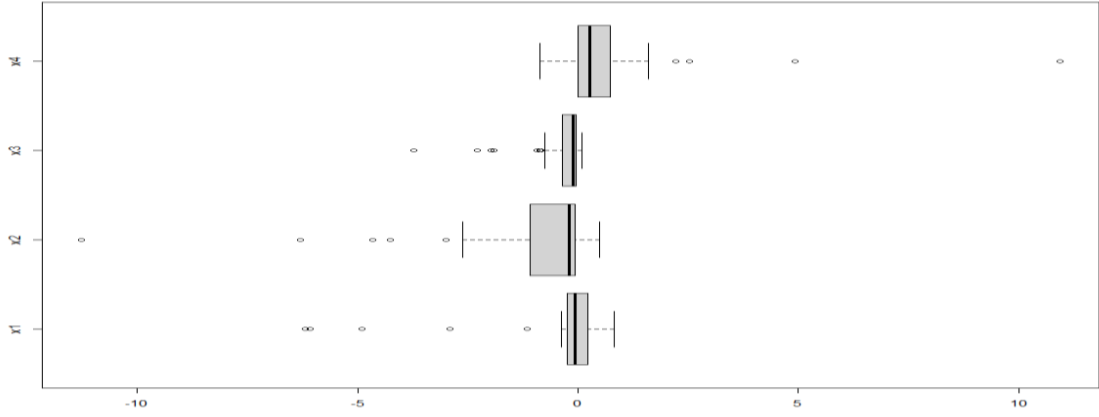
Tablo 14
Modellerin Borsada İşlem Gören/ Görmeyen Firmalar için Performansı

	Altman Z'' - Skor	Revize Altman Z'' Skor	İkinci Dereceden Diskriminant Analizi	Rassal Orman Modeli
Borsada İşlem Gören Firmalar	% 88,89	% 94,44	% 97,22	% 85,71
Borsa Dışı Firmalar	% 65,91	% 75,00	% 72,73	% 100

Yukarıda belirtilen tablodaki veriler Borsa İstanbul'da işlem gören ve işlem görmeyen firmalar üzerinden her bir model için öngörü yüzdeleri sonuçları görülmektedir. Sonuçlara bakıldığında borsada işlem görmeyen firmalarda %100 oranındaki öngörü yüzdesi ile Rassal Orman modeli dikkat çekmektedir. Borsada işlem gören firmalar incelendiğinde ise İkinci Dereceden Diskriminant Analizi ve ardından Revize- Altman Z'' skor model öngörü yüzdesi ile % 97,22 ve % 94,44 ile dikkat çekici sonuçlar elde edilmiştir. Ancak hem borsada işlem gören hem de borsa dışı firmalar birlikte göz önüne alındığında yine Rassal Orman modelinin öngörü gücünün daha üstün olduğunu söylemek mümkündür.

Modeller üzerinde varılan bu sonuçlarda dikkat çeken bir durum da makine öğrenmesi modellerinde her bir yeni girdi için modelin yeniden kurgulanması gerektiği için genelleme yapılamıyor olmasından dolayı istatistiki yöntemlerden ayrılmasıdır. Bu noktada tüm anakütle incelenme şansı da olmadığından dolayı genelleştirilemeyen bu durum için çalışmanın gücünü arttırmak adına veri kümesi göz önüne alınarak finansal sıkıntılı olan ve olmayan firmalara dair finansal oranlar incelenerek genel bir yargıya ulaşılması hedeflenmiştir. Bu bakış açısıyla veriler finansal sıkıntılı olan ve olmayan firmalar açısından yeniden değerlendirilmiş ve kutu grafikleri çizilerek bu iki veri kümesi birbiri ile karşılaştırılmıştır.

Kutu grafiği verilerin düzenli dağılıp dağılmadığını ayrıca verilerin hangi bölgede yığıldığını gösteren bir grafik türü olduğundan dolayı tercih edilmiştir. Verileri her çeyreğe dağıtmak suretiyle gösterim yapmaktadır. Her çeyrekte eşit miktarda veri vardır. Finansal sıkıntılı firmalara ait verilere dayanan kutu grafiği bir sonraki sayfada görülebilmektedir.



Şekil 7: Finansal Sıkıntılı Firmalardaki Değişkenlere ait Kutu Grafiği

Finansal sıkıntılı firmalara dair kutu grafiği incelemesinde de görüldüğü üzere her bir değişken için aykırı değerler mevcuttur. Bu kutu grafiği incelemesinin haricinde ayrıca özet tablo incelemesi ile de finansal sıkıntılı firmalara ait değerlendirmeler desteklenecektir.

Tablo 15

Finansal Sıkıntılı Firmalardaki Değişkenlere ait Özet Tablo

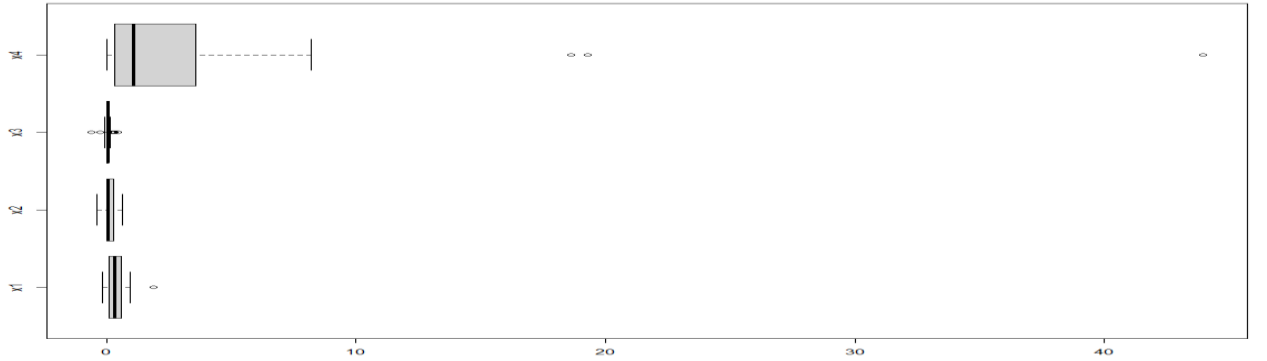
	x1	x2	x3	x4
Minimum	-6,1990	-11,236	-3,7230	-0,8590
Birinci Kartil	-0,2273	-1,0315	-0,3508	0,01425
Medyan	-0,0580	-0,1990	-0,1030	0,26000
Ortalama	-0,4881	-1,0917	-0,4165	0,69568
Üçüncü Kartil	0,2293	-0,0655	-0,0470	0,6615
Maksimum	0,8240	0,4970	0,0780	10,937

X₁ değişkeni yani Çalışma Sermayesi/ Toplam Varlıklar Değişkeni göz önüne alındığında medyan değeri -0,0580 dir sağa çarpık bir dağılımı vardır. Aykırı değerleri negatif değerlerden oluşur.

X_2 değişkeni yani Dağıtılmamış Kârlar/ Toplam Varlıklar daha geniş bir dağılıma sahiptir ve belirgin şekilde sola çarpık bir dağılıma sahiptir. Medyanı -0,1990 olarak verilerin büyük çoğunluğu negatif değerler almıştır demek mümkündür.

X_3 değişkeni yani Faiz ve Vergi Öncesi Kâr / Toplam Varlıklar değişkeni de daha dar bir aralıkta dağılmış ve medyan değeri -0,1030 değerini alarak sola çarpık bir dağılım göstermiştir. Yine X_2 değişkeninde olduğu gibi verilerin büyük çoğunluğu negatif değerler almıştır sonucu çıkarılabilir.

Son olarak X_4 değişkeni yani Özkaynakların Defter Değeri/ Kısa ve uzun Vadeli Yabancı Kaynaklar değeri incelendiğinde diğer değişkenlere nazaran simetrik dağılıma daha yakın hafif sağa çarpık bir dağılım özelliğindedir. Aykırı değerler diğer değişkenlerden farklı olarak pozitif değerlerde yer alıyor. Medyan değeri 0,26 ve verilerin büyük çoğunluğu pozitif değerler almıştır sonucu çıkarılabilir. Benzer bakış açısıyla finansal sıkıntılı olmayan firmalara dair de veriler ayrıca değerlendirilecektir. Öncelikle kutu grafiği incelenmesi aşağıda yer almaktadır.



Şekil 8: Finansal Sıkıntılı Olmayan Firmalardaki Değişkenlere ait Kutu Grafiği

Kutu grafiği sonuçları incelendiğinde genel olarak X_4 değişkeninin aykırı değerlerinden kaynaklı olarak grafik biraz daha farklı görünmektedir. Analizi kuvvetlendirmek amacıyla yine özet tablo bir sonraki sayfada yer almaktadır.

Tablo 16**Finansal Sıkıntılı Olmayan Firmalardaki Değişkenlere ait Özet Tablo**

	x1	x2	x3	x4
Minimum	-0,1780	-0,3730	-0,59100	0,0100
Birinci çeyrek.	0,1100	-0,0005	0,01125	0,3272
Medyan	0,3455	0,0575	0,05100	1,0970
Ortalama	0,3872	0,1420	0,05607	3,7263
Üçüncü Çeyrek	0,5917	0,2770	0,08525	3,5522
Maksimum	1.9020	0,6470	0,47700	43,9460

X_1 değişkeni yani Çalışma Sermayesi/ Toplam Varlıklar Değişkeni göz önüne alındığında medyan değeri 0,3455 dir simetriğe yakın bir dağılımı vardır. Aykırı değerleri pozitif değerlerden oluşur. Veriler %75 oranında 0,11 den büyük değerler almıştır.

X_2 değişkeni yani Dağıtılmamış Kârlar/ Toplam Varlıklar bu kez dar bir dağılıma sahiptir ve sağa çarpık bir dağılıma sahiptir. Medyanı 0,0575 olarak belirlenmiştir ve veriler -0,3730 ile 0,6470 gibi bir aralığa dağılmıştır.

X_3 değişkeni yani Faiz ve Vergi Öncesi Kâr / Toplam Varlıklar değişkeni de yine çok daha dar bir aralıkta dağılmış ve medyan değeri 0,051 değerini almıştır. Veriler -0,591 ile 0,477 şeklinde çok küçük bir aralıkta yığılmıştır.

Son olarak X_4 değişkeni yani Özkaynakların Defter Değeri/ Kısa ve uzun Vadeli Yabancı Kaynaklar değeri incelendiğinde diğer değişkenlere nazaran sağa çarpık dağılıma sahiptir. Aykırı değerlerden 43,9460 a çıkan değer vardır. Bütün verideki değerler pozitifdir. Verilerin yarısı 1,0970 den büyük değer almıştır.

Şimdi bu iki veri kümesi birlikte değerlendirilirse; X_1 değişkeni yani Çalışma Sermayesi/ Toplam Varlıklar değişkeni göz önüne alındığında finansal sıkıntılı firmalar için bu değişken yüksek ayırt edicilik oranına sahip değildir. Firmaların %45i pozitif değer alırken % 55 i negatif değer almıştır. Ancak finansal sıkıntı içinde olmayan firmalar için bu değişkenin ayırt ediciliği çok daha yüksektir. Bu değişken için firmaların yalnızca %12,5 tanesi negatif değer almıştır, %87,5 kadarı pozitif değer almıştır. Ayrıca -0,178 den küçük değer alan firmaların finansal sıkıntılı olduğu gözlemlenmiştir. Daha önce bölüm 3 “Çalışmada Kullanılan Finansal Oranlar” başlığında belirtildiği üzere; bu

değerin negatif sonuç alması işletmenin çok ciddi likidite sorununun olduğu anlamını taşır şeklinde açıklanmıştı. Ancak bu veri kümesi çerçevesinde pozitif veya negatif değer almasından ziyade belirli bir seviyenin altındaki durumlarda firmaların finansal sıkıntıda olduklarından bahsetmek daha doğru bir yaklaşım olacaktır. Bunun sebebi olarak da bilanço belli bir tarihteki finansal durumun resmi olduğundan, o nedenle o tarih için pozitif ya da negatif değer alabilmektedir yorumu getirilebilir. Ancak belli bir değer,-0178, altında olduğunda Kısa Vadeli Yabancı Kaynakların Dönen Varlıklardan çok daha büyük bir değer alması finansal sıkıntının önemli işaretlerinden biri olmuştur .

X_2 değişkenine (Dağıtılmamış Kârlar/ Toplam Varlıklar) bakıldığında yine finansal sıkıntılı firmalarda verilerin %78 ininin -0,04 ten küçük olduğu gözlemlenirken finansal sıkıntılı olmayan firmalar için bu oran %15 dir. Yani tersi düşünülürse finansal sıkıntılı olmayan firmaların %85 inin X_2 oranı -0,04 ten büyüktür sonucu çıkarılabilir.

X_3 değişkeni yani Faiz ve Vergi Öncesi Kâr/Toplam Varlıklar değişkeni için finansal sıkıntılı firmaların %87,5 unun bu değişken için negatif değer aldığı gözlemlenirken, finansal sıkıntılı olmayan firmalara bakıldığında ise bu oran %17,5 tur. Zaten daha önceden bölüm 3 “Çalışmada Kullanılan Finansal Oranlar” başlığında (bkz. Sayfa 35) belirtildiği üzere bu değişken kaynakların verimli kullanılıp kullanılmadığına ilişkin bir ölçüdür ve yüksek olması beklenir çünkü bu durum işletme sermayesinin etkin kullanıldığı manasında yorumlanır. Bu durumda finansal sıkıntılı olmayan firmalarda bu oranın pozitif olması beklenen bir sonuçtur. Ayrıca finansal sıkıntılı olmayan firmalarda negatif değer alan 7 firmadan, finansal sıkıntılı firmalardan farklı olarak negatif değerlerden biri -0,2 diğeri ise -0,5 tir onun haricindeki diğer 5 firma için değerler -0,1 den büyüktür. Finansal sıkıntılı firmalar için ise bu negatif değerler -3,72’ e kadar uzanmaktadır. Bu bakış açısıyla eğer X_3 değişkeni -0,08 den küçük değer almışsa 2 istisna firma dışında (%95) oranında finansal sıkıntılıdır yargısına ulaşılabilir. Ayrıca yapılan analizlerde (bkz. Sayfa 52) değişkenler önem sıralarına göre test edildiğinde elde edilen sonuca göre X_3 en anlamlı değişken olarak tespit edilmişti. Bu yapılan genellemenin geçerliliğini daha da arttırmıştır. X_3 değişkeni finansal sıkıntılı firmalar için %87,5 oranında sıfırdan küçük değer alırken finansal sıkıntılı olmayan firmalar için bu oran %17,5 olarak tespit edilmiştir. Ayrıca -0,1 den küçük değer alan bir firma için büyük olasılıkla finansal sıkıntılı olduğu sonucu çıkarılabilir.

Son olarak X_4 deęiřkeni yani zkaynakların Defter Deęeri/ Kısa ve Uzun Vadeli Yabancı Kaynaklar deęeri incelendięinde blm 3 “alıřmada Kullanılan Finansal Oranlar” bařlıęında (bkz. Sayfa 35-36) belirtildięi zere bu oranın birden byk olması arzu edilir nk altında olması řirketin finanse ediliřinin daha ok nc taraf kaynaklar aracılıęı ile yapıldıęının gstergesidir, birin zerinde olması ise řirketi bor baskısından kurtarır. alıřmada kullanılan veri kmesi incelendięinde Finansal sıkıntılı firmalar iin bu deęiřkene ait firmaların %80’i 1 den kk deęer almıřtır. Finansal sıkıntılı olmayan firmalar iinse bu oran % 42,5’tur ancak hi negatif deęer alan firma yoktur, finansal sıkıntılı firmaların iinse firmaların %25’i negatif deęer almıřtır ve bu negatif deęer alan firmaların tamamı aynı zamanda X_3 finansal oranı iin de negatif deęer almıřtır. Bu yaklařımla bu veri kmesi iin aynı anda hem X_3 hem de X_4 finansal oranı negatif deęer alan firmalar finansal sıkıntılıdır yargısına ulařılabilir.

Bu genellemeler doęrultusunda yeni bir firma incelemesi sz konusu olduęunda bu drt finansal oran gz nne alındıęında finansal sıkıntılı olup olmadıklarına dair ilk bakıřta yukarıdaki genellemeler doęrultusunda bir fikir oluřturulabilir ama ngrnn kuvvetlendirilmesi iin ilave olarak nerilen modellere entegre edilerek detaylı bir sınıflandırma analizi yapılması nerilir.

SONUÇ

Bu çalışmanın ana fikri Türkiye’de yerleşik olan hem borsada işlem gören hem de görmeyen firmalar için; firmaların finansal sıkıntı içinde olup olmayacaklarına dair belirli modeller ve analizler doğrultusunda öngöründe bulunmaktır. Bu bağlamda 2013-2018 yılına ait firmaların finansal tablolara ilişkin verileri temin edilmiş, bu tablolardan finansal oranlar elde edilmiş ve bu oranlar çalışmanın istatistik modelleri için “değişkenleri”, makine öğrenmesi modeli için “özellikleri” olmuştur. Veri kümesine ait öngörü modellemeleri geliştirilmiş ve bunun sonucunda en etkin modelin tespiti yapılmıştır. Bu bağlamda çalışma belirli bölümlere ayrılmış ve her bir bölümde çalışmanın detaylarına dair farklı durumlar ele alınmıştır.

Giriş bölümünden finansal sıkıntı kavramsal tanıtımı yapılmış ve çalışmanın geri kalan bölümlerinin nasıl şekilleneceğinin bilgisi verilmiştir. Ardından birinci bölüm olan finansal sıkıntı öngörüsünün önemi bölümü yer almış ve bu bölümde de finansal sıkıntı kavramı boyutları ile ele alınmış diğer benzer kavramlara da yer verilmiştir. İlaveten firmaların finansal sıkıntıda olup olmadıklarını öngörebilmenin önemi yöneticiler, yatırımcılar, şirket hissedarları, tedarikçiler ve diğer alacaklılar, finansal düzenleyici kurumlar, devletler ve ekonomileri açısından değerlendirilmiştir.

İkinci bölümde finansal sıkıntı öngörü modelleri tanıtılmıştır. Öncelikle Altman’ın geliştirdiği üç modelin nasıl ve neden oluşturulduğu ve birbirinden farklılıkları ele alınmıştır. Ardından makine öğrenmesi modellerinin işleyiş şekline kısaca değinilmiş ve bu modeller içinde karar ağaçları tanıtılmıştır. Karar ağaçlarından geliştirilmiş bir model olan Rassal Orman Modeline de değinilmiştir. İlaveten bu uygulanacak modeller dışında geliştirilmiş olan diğer modeller ve literatürde yer etmiş olan diğer çalışmalar hakkında da bilgilendirme yapılmıştır. Son olarak Türkiye’de bu alanda yapılmış çalışmalar tanıtılmış Türkiye özelinde de literatür ayrıca değerlendirilmiştir.

Üçüncü bölümde araştırma yöntemi, kullanılan modellerin işleyişi ve veri kümesinin detayları hakkında bilgilendirmeler yapılmıştır. Ayrıca çalışmada kullanılan değişkenlere karşılık gelen finansal oran olan 4 farklı değişkenin de içeriği hakkında detaylı inceleme yapılmıştır. Sonra da bu çalışmanın analiz kısmında önemli yer bulacak

olan tasnif tablosu ile değerlendirme yapılacağından, tasnif tablosundan elde edilen ölçütler olan hatasızlık, duyarlılık, özgüllük ve hassasiyet kavramlarının açıklamalarına yer verilmiştir. Üçüncü bölümün devamında veri kümesinin detaylarına değinilmiş 40 finansal sıkıntılı 40 da finansal sıkıntılı olmayan firmaya dair sektör bilgileri paylaşılmış ve firmaların büyüklükleri ve borsada kote olup olmadığı konusu da içeriğe eklenmişti. Bu doğrultuda firmaların %45'i küçük ve orta ölçekli firmalardan oluşurken geri kalanları büyük ölçekli ve borsada işlem gören şirketleri kapsamaktadır. Sektörlere dair değerlendirmeler de göz önüne alındığında veri kümesinin olabildiğince heterojen bir yapıda olması bir avantaj sağlamıştır çünkü veri kümesi bir sektör tarafından domine edilmek yerine finans ve bankacılık şirketleri hariç birçok sektörü yansıttığından dolayı genellenebilir bir çıkarım yapılmasına olanak sağlamıştır. Mühendislik, inşaat, tekstil, bilgisayar ve bilişim sektörü firmaları sırasıyla en yüksek oranda yer alan firmalardır. Bunların haricinde gıda, enerji, turizm, kimya gibi birçok farklı sektöre ait de firma çalışma kapsamına dâhil edilmiştir.

Dördüncü bölümde finansal sıkıntı öngörü modellerinin uygulamasına yer verilmiştir. Bu bölüm analizlerin ve değerlendirmelerin yapıldığı bir bölüm olma özelliğindedir. Öncelikle Altman Z" skoru modeline göre tasnif tablosu oluşturulmuş ve modelin performansı %76,25 olarak hesaplanmıştır. Ancak bu oranın iyi bir öngörü modeli olma özelliğinden uzak olmasından dolayı diğer modeller değerlendirilmeye alınmıştır. İlk olarak Revize Altman Z" skor modeli değerlendirilmiştir. Bu revize modele göre etkinliği en yüksek ve modele en anlamlı katkısı olan değişken olarak değişken X₃ (Faiz ve Vergi Öncesi Kâr / Toplam Varlıklar) olarak belirlenmiştir. Bu modelin hatasızlık oranı olarak belirlenen performans değeri %85 olarak hesaplanmıştır. Ardından İkinci Dereceden Diskriminant Analizi uygulaması yapılmış ve orda da performans ölçüsü değeri %83,75 olarak hesaplanmıştır. Bu modeller içinde en yüksek performans ölçüsü hala öngörü gücü yeterince güçlü bir modele işaret etmediğinden makine öğrenmesi modellerinden olan Rassal Orman modeli uygulanmış ve neticede öngörü gücü % 95 olan bir model elde edilmiştir. Bu dört model içinde öngörü etkinliği en yüksek model olarak Rassal Orman modeli belirlenmiştir.

Ayrıca tasnif tablosunda diğer metrikler de göz önüne alınarak değerlendirme derinleştirilmiştir. Hatasızlık, duyarlılık, özgüllük, hassasiyet metrikleri hepsi bir arada

göz önüne alındığında Rassal Orman Modeli en etkili öngörü modeli olarak önerilmektedir. Ancak bu çalışmada duyarlılık ölçütü önem arz etmektedir. Bunun nedeni duyarlılık ölçütü modelin finansal sıkıntılı firmaları kaçırmadan ne derece doğru öngördüğünün araştırmasını yapmaktır. Bu ölçüt göz önüne alındığında Rassal orman modeli %100 duyarlılık ölçütü ile de en etkin model olma özelliğini korumaktadır. Bu değerlendirmeler borsada işlem gören firmalar ve işlem görmeyen özel şirketler göz önüne alındığında borsada işlem görmeyen şirketler içinde Rassal Orman Modeli %100 performans gösterirken borsada işlem gören şirketler içinde bu İkinci Dereceden Diskriminant Analizi ve Revize Altman Z' skor modeli daha başarılı sonuçlar vermiştir.

Çalışma bir de bir başka boyuttan değişkenler göz önüne alınarak değerlendirilmiştir. Yapılan testler neticesinde bütün modellerde; modele en anlamlı katkı X_3 değişkeni olarak belirlenmiş, Faiz ve Vergi Öncesi Kâr / Toplam Varlıklar yani hem gelir tablosu hem de bilançoyu birlikte değerlendiren bu finansal oranın şirketlerin finansal sıkıntı içinde olup olmadıklarını belirlemek açısından en önemli ölçüt olduğu tespit edilmiştir. Veri kümesi her bir finansal oran için ayrı ayrı değerlendirildiğinde; X_3 (Faiz ve Vergi Öncesi Kâr / Toplam Varlıklar) ve X_4 (Özkaynakların Defter Değeri/ Kısa ve uzun Vadeli Yabancı Kaynaklar) finansal oranları için bu iki oran aynı firmada negatif değer aldığında firmalar finansal sıkıntılı olurken, finansal sıkıntılı olmayan firmaların hiçbirisi için X_4 değişkeni negatif değer almamıştır. Aynı zamanda X_3 değişkeni tek başına değerlendirildiğinde de bu değişkenin finansal sıkıntılı firmalar için %87,5 oranında negatif değer alırken finansal sıkıntılı olmayan firmalar için bu oran %17,5 olarak tespit edilmiştir. Tek başına bu değişken bile genel bir kanıya varmak adına yol gösterici olma niteliğindedir. Özkaynakların defter değerinin negatif olması borca batık olma durumunu işaret ettiğinden X_4 değişkeni için bu beklenen bir durumdur. Aynı zamanda finansal sıkıntı kriterlerine değinilirken Faiz ve Vergi Öncesi Kâr değeri de üç yıl üst üste negatif olduğunda firmalar finansal sıkıntılı olarak kategorize ediliyordu bu sebeple X_3 değişkeni için böyle bir sonuç elde edilmesi bu çalışma için beklenen bir durumdur.

Bu bilgiler ışığında çalışma tamamlanmıştır. Bundan sonraki çalışmalar için de öneri olarak veri kümesi daha da genişletilerek birçok farklı sektörden ve farklı ölçekteki firmalarla uygulanacak çalışmalar anakütleyi daha iyi temsil edecektir. O nedenle ilk öneri veri kümesinin genişletilmesi şeklinde olacaktır. Diğer bir öneri de gelişen teknoloji

ile yeni modelleme yöntemleri her geçen gün literatürde kendine yer buluyor. Geliştirilen yapay zekâ; özellikle makine öğrenmesi modelleri ile çalışmaların daha geniş bir veri kümesi ile uygulanması ileriki çalışmalar için önerilebilir.

Çalışma kapsamında yer alan özel şirketlere ait firmaların unvanları rekabet ve etik kuralları gereği paylaşılmayacaktır, ancak finansal verilerin tamamı firmaların unvanları dâhil edilmeden ekler bölümünde paylaşılacaktır.



KAYNAKÇA

Kitaplar

- Aktaş, Ramazan (1993); *Endüstri İşletmeleri için Mali Başarısızlık Tahmini*, Türkiye İş Bankası Kültür Yayınları, Yayın No. 323.
- Alpaydın E., (2010), *Introduction to Machine Learning*, Second Edition, The MIT Press, Cambridge, Massachusetts, London, England
- Altman EI (1983) *Corporate Financial Distress, A Complete Guide to Predicting, Avoiding, and Dealing with Bankruptcy*, John Wiley and Sons.
- Bishop, C. M. (2006). *Pattern Recognition and Machine Learning*. New York: Springer.
- DePamphilis, Donald (2001); *Mergers, Acquisitions and Other Restructuring Activities*, Academic Press, San Diego, USA.
- Marsland S., (2015), *Machine Learning An Algorithmic Perspective*, Second Edition, CRC Press, Taylor ve Francis Group, LLC
- Nilson N. J., (1998), *Introduction to Machine Learning*, Stanford University.
- Pearson K., F.R.S. (1904). *Mathematical Contributions to the Theory of Evolution*, Department of Applied Mathematics, University College, University of London, Dulau and Co., London
- Ross, S., Westerfield, R., Jaffe, J. and Jordan, B., (2008). *Corporate Finance*. Eighth Edition, Berkshire: McGraw-Hill Education.
- Schmuck M., (2013), *Financial Distress and Corporate Turnaround*, Springer Gabler, Almany
- Shalev- Shwartz S., Ben- David S., (2006), *Understanding Machine Learning, From Theory to Algorithms*, Cambridge University Press, New York, USA
- Stevens, J. P. (2002). *Applied Multivariate Statistics for the Social Sciences*, Fourth Edition. Mahwah, New Jersey: Lawrence Erlbaum Associates, Inc.
- Tatsuoka, M. M. (1971). *Multivariate Analysis: Techniques for Educational and Psychological Research*. New York: John Wiley and Sons.
- Yates, D., Moore, D., & McCabe, G. (1999). *The Practice of Statistics*. New York: Freeman

Makaleler

- Abbas Q, Ahmad AR (2012) Modeling Bankruptcy Prediction for Non-Financial Firms: The Case of Pakistan. *SSRN Electron J*.
- Affes Z, Hentati-Kaffel R (2019) Predicting US Banks Bankruptcy: Logit Versus Canonical Discriminant Analysis. *Computational Economics* 54: 199–244.
- Alaka HA, Oyedele LO, Owolabi HA, et al. (2018) Systematic review of bankruptcy prediction models: Towards a framework for tool selection. *Expert System Applications* 94: 164–184.
- Altman EI (1968) Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy. *Journal of Finance* 23: 589.
- Altman EI, Iwanicz-Drozdowska M, Laitinen EK, et al. (2017) Financial Distress Prediction in an International Context: A Review and Empirical Analysis of Altman's Z-Score Model. *Journal of International Financial Management and Accounting* 28: 131–171.
- Ansari A, Ahmad IS, Bakar AA, et al. (2020) A Hybrid Metaheuristic Method in Training Artificial Neural Network for Bankruptcy Prediction. *IEEE Access* 8: 176640–176650.
- Balcaen S, Ooghe H (2006) 35 years of studies on business failure: An overview of the classic statistical methodologies and their related problems. *The British Accounting Review* 38: 63–93.
- Barboza F, Kimura H, Altman E (2017) Machine learning models and bankruptcy prediction. *Expert System Applications* 83: 405–417.
- Barreda AA, Kageyama Y, Singh D, et al. (2017) Hospitality Bankruptcy in United States of America: A Multiple Discriminant Analysis-Logit Model Comparison. *Journal of Quality Assurance Hospitality Tourism* 18: 86–106.
- Beaver WH (1966) Financial Ratios As Predictors of Failure. *Journal of Accounting Research* 4: 71.
- Biau G., (2012), Analysis of a Random Forest Model, *Journal of Machine Learning Research* 13 (2012) 1063-1095
- Blum, Marc (1974); "Failing Company Discriminant Analysis," *Journal of Accounting Research*, Vol. 12, No. 1, pp. 1-25.
- Breiman L (2001) Random Forests. *Machine Learning*, 45: 5–32
- Demir G., Teker S., (2019), Postponing Bankruptcy and Debt Restructuring, *Press Academia Procedia*, V.9, p.278-284

- Diakomihalis MN (2012) The Accuracy of Altman's Models in Predicting Hotel Bankruptcy. *International Journal of Accounting Finance Report* 2: 96.
- Dimitras AI, Slowinski R, Susmaga R, et al. (1999) Business failure prediction using rough sets. *European Journal of Operational Research* 114: 263–280.
- Dixon WJ (1980) Efficient analysis of experimental observations. *Annual Review of Pharmacology and Toxicology* 20: 441–462.
- Finch H., W. & Schneider, M. (2006). Misclassification Rates for Four Methods of Group Classification: Impact of Predictor Distribution, Covariance Inequality, Effect Size, Sample Size, and Group Size Ratio. *Educational and Psychological Measurement*, 66 (2) 240-257
- Ghosh A., SahaRay R., Chakrabarty S., Bhadra S., (2021), Robust generalised quadratic discriminant analysis, *Pattern Recognition*, Volume 117, 107981, ISSN 0031-3203, <https://doi.org/10.1016/j.patcog.2021.107981>.
- Georgiev V, Petrova R (2020) Testing the usefulness and predictive power of the adapted Altman Z-score model for Bulgarian public companies *Economics and computer science*, Publishing house "Knowledge and business" Varna, issue 1, pages 19-28.
- Gordini N (2014) A genetic algorithm approach for SMEs bankruptcy prediction: Empirical evidence from Italy. *Expert System Applications* 41: 6433–6445.
- Grammatikos T, Gloubos G (1984) Predicting Bankruptcy of Industrial. *Journal of Economics and Business Stat Operational Research* 3: 421–423.
- Huang J., Wang H., Kochenberger G., (2017), Distressed Chinese Firm Prediction with Discretized Data, *Management Decision*, Vol.55, No.5, pp.786-807
- Huang YP, Yen MF (2019) A new perspective of performance comparison among machine learning algorithms for financial distress prediction. *Applied Soft Computing* J 83: 105663.
- Karas M, Srbová P (2019) Predicting bankruptcy in construction business: Traditional model validation and formulation of a new model. *Journal of International Studies* 12: 283–296.
- Kohavi R., Provost F., (1998), Glossary of Terms, Special Issue on Applications of Machine Learning and the Knowledge Discovery Process, *Machine Learning*, 30, 271-274 Kluwer Academic Publishers, Boston
- Lev B (1973) Decomposition Measures for Financial Analysis. *Financial Management* 2: 56.
- Luque A, Carrasco A, Martín A, et al. (2019) The impact of class imbalance in classification performance metrics based on the binary confusion matrix. *Pattern Recognition* 91: 216–231.

- Merton RC (1974) On the Pricing of Corporate Debt: The Risk Structure of Interest Rates. *Journal of Finance* 29: 449.
- Miller G.A. and Nicely P.E. (1955), "Analysis of Perceptual Confusions Among Some English Consonants," *Journal of the Acoustical Society of America* 27:338-352, 1955
- Muller GH., Steyn-Bruwer BW., Hamman WD., (2009), "Predicting Financial Distress of Companies Listed on the JSE- A Comparison of Techniques", *South Afr. Journal of Business Management*, 40 (1)
- Muzır E, Çağlar N (2009) Finansal Başarısızlık Tahmin Modellerinin Türkiye’de Geçerliliği: Basit Model Önerileriyle Karşılaştırılmalı Bir Araştırma. *Anadolu Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi* 9: 15–48.
- Nagaraj K., Sridhar A., (2015), A Predictive System for Detection of Bankruptcy Using Machine Learning Techniques, *International Journal of Data Mining & Knowledge Management Process* 5(1)
- Odom MD, Sharda R (1990) A neural network model for bankruptcy prediction. *IJCNN. International Joint Conference on Neural Networks*, 163–168.
- Ohlson JA (1980) Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy. *Journal of Accounting Research* 18: 109.
- Pindado, Julio & Luis Rodrigues (2005), "Determinants of Financial Distress Costs", Swiss Society for Financial Market Research (pp. 343–359), *Financial Markets and Portfolio Management*, V. 19, N. 4.
- Pompe, P.P.M. & Bilderbeek, J. 2005. 'The prediction of bankruptcy of small- and medium-sized industrial firms', *Journal of Business Venturing*, 20(6):847-868.
- Prabowo SCB (2019) Analysis on the Prediction of Bankruptcy of Cigarette Companies Listed in the Indonesia Stock Exchange Using Altman (Z-Score) Model and Zmijewski (X-Score) Model. *J Aplikasi Manaje* 17: 254–260.
- Radivojac G., Krcmar A., Mekinjić B., (2020), Comparison of Altman’s Z score Model and Altman’s Z” Score Model on the Sample of Companies whose Shares are Included in the Republic of Srpska Stock Exchange Index, *Proceedings of the Faculty of Economics in East Sarajevo*, 2021, Issue 22, pp.11-20
- Restianti T, Agustina L (2018) Accounting Analysis Journal The Effect of Financial Ratios on Financial Distress Conditions in Sub Industrial Sector Company. *Accounting Analysis Journal* 7: 25–33.
- Ruuska S, Hämäläinen W, Kajava S, et al. (2018) Evaluation of the confusion matrix method in the validation of an automated system for measuring feeding behaviour of cattle. *Behavioural Processes* 148: 56–62.

- Sindhu V., Nivedha S., Prakash M., (2020), An Empirical Science Research on Bioinformatics in Machine Learning, *Journal of Mechanics of Continua and Mathematical Sciences*, 2454 -7190, Special Issue, No.-7, February (2020) pp 86-9
- Sniatala P., Amini M.H., Boroojeni K.G. (2020) *A Novel Fault Tolerant Random Forest Model Using Brooks–Iyengar Fusion. In: Fundamentals of Brooks–Iyengar Distributed Sensing Algorithm*. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-030-33132-0_8
- Svabova L, Michalkova L, Durica M, et al. (2020) Business failure prediction for Slovak small and medium-sized companies. *Sustainability* 12: 1–14
- Tabbakh A., Kumar Rout J., Sahoo K. S., Jhanjhi NZ, (2021), Bankruptcy Prediction Using Robust Machine Learning Model, *Turkish Journal of Computer and Mathematics Education*, Vol.12 No.10 (2021), 3060-3073
- Tharwat A, (2021), Classification Assessment Methods, *Applied Computing and Informatics*, Vol. 17, No1, 2021, Emerald Publishing Limited e-ISSN: 2210-8327 p-ISSN: 2634-1964 DOI 10.1016/j.aci.2018.08.003
- Theil H (1969) On the use of Information Theory Concepts in the Analysis of Financial Statements. *Management Science* 15: 459–480.
- Tomar D. Ve Agarwal S., (2013), A Survey on Data Mining Approaches for Healthcare, *International Journal of Bio-Science and Bio- Technology*, Vol.5, No.5 (2013), pp. 241-266
- Turan G., (2020), Ticaret Bakanlığı’nın Ttk 376 Hükmünün Uygulama Esaslarına İlişkin Tebliğinin Üçte İki Sermaye Kaybı Halinde Doğrudan Sermaye Artırımı Yapılabilmesine İmkan Tanıyan Hükümleri Üzerine Düşünceler, *Ticaret ve Fikri Mülkiyet Hukuku Dergisi*, 6(1), s. 142-153
- Ufo A (2015) Impact of Financial Distress on the Leverage of Selected Manufacturing Firms of Ethiopia. *Journal of Poverty Investment Dev* 5: 8–13.
- Varetto F (1998) Genetic algorithms applications in the analysis of insolvency risk. *Journal of Banking Finance* 22: 1421–1439.
- Wang M, Chen H, Li H, et al. (2017) Grey wolf optimization evolving kernel extreme learning machine: Application to bankruptcy prediction. *Engineering Applications Artificial Intelligence* 63: 54–68.
- Wang Y, Campbell M (2010) Business failure prediction for publicly listed companies in China. *Journal of Business and Management* 16: 75–88.
- Yenisu E., (2019), Finansal Tabloların Oran Analizi ile İncelenmesi: Adese Örneği, *Aksaray Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, Cilt:3, Sayı:1, ISSN: 2619-9211

- Yıldız B, Ağdeniz Ş (2019) A comparative Study of Machine Learning Algorithms as an Audit Tool in Financial Failure Prediction. *Tide Acade Res* 1: 11–31.
- Yılmaz H, Yıldırım M (2015) Borsada İşlem Gören İşletmelerde Mali Başarısızlık Tahmini: Altman Modeli'nin BIST Uygulaması. *Aksaray Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi* 7: 43–49.
- Zelenkov Y, Fedorova E, Chekrizov D (2017) Two-step classification method based on genetic algorithm for bankruptcy forecasting. *Expert Systems Applications* 88: 393–401

Yayınlanmamış Tezler

- Damodaran, A. (2009), Valuing Distressed and Declining Companies, *Stern School of Business*, June, <<http://people.stern.nyu.edu/adamodar/pdfiles/papers/NewDistress.pdf>>, 12.04.2014.
- Okay, K. (2015). Predicting business failures in non-financial turkish companies, İhsan Doğramacı Bilkent University Graduate School of Economics and Social Sciences, Ankara (Unpublished Masters Thesis). Access address: <http://www.thesis.bilkent.edu.tr/0006970.pdf>
- Outecheva, N. (2007). “Corporate Financial Distress: An Empirical Analysis of Distress Risk”, Dissertation of the University of St.Gallen Graduate School of Business Administration, Economics, Law and Social Sciences
- Yıldız, B. (1999). Finansal Başarısızlığın Öngörülmesinde Yapay Sinir Ağları Modelinin Kullanımı ve Ampirik Bir Çalışma, Yayınlanmamış Doktora Tezi, Dumlupınar Üniversitesi, Kütahya.

Raporlar

- Çolak S (2019) A New Index Score for the Assessment of Firm Financial Risks. (February), Central Bank of the Republic of Turkey Research Working Papers, available at: <https://www.tcmb.gov.tr/wps/wcm/connect/c3419f04-4318-4042-8692-d33c0d2db6de/wp1904.pdf?MOD=AJPERES&CACHEID=ROOTWORKSPACE-c3419f04-4318-4042-8692-d33c0d2db6de-mA0n3Sq>, (10 Şubat 2021)

İnternet Sitesi

- Ghoneim S., (2019), Accuracy, Recall, Precision, F-Score& Specificity, which to optimize on?Based on your Project, which performance metric to improve on, <https://towardsdatascience.com/accuracy-recall-precision-f-score-specificity-which-to-optimize-on-867d3f11124> (28 Eylül 2021)

EKLER

Ek 1: Finansal Sıkıntılı Olmayanlar Firmalara Ait Veriler

	x1	x2	x3	x4	Skor
1	0.697	0.2	0.241	3.526	1
2	0.526	0.247	0.039	1.581	1
3	0.934	0.447	0.274	19.284	1
4	0.541	0.372	0.043	1.754	1
5	0.477	0.054	0.021	1.051	1
6	0.825	0.023	0.002	2.709	1
7	0.763	0	0.058	3.321	1
8	0.292	0.001	0.036	5.324	1
9	-0.044	0.246	0.051	0.853	1
10	1.902	0.328	0.086	3.766	1
11	0.273	0.026	0.004	0.379	1
12	0.078	-0.25	0.139	0.108	1
13	0.203	-0.012	0.051	0.33	1
14	0.352	0.061	0.085	0.646	1
15	0.121	0.603	-0.591	0.548	1
16	0.624	-0.11	0.334	1.986	1
17	0.004	-0.206	0.015	0.026	1
18	0.641	-0.002	0.079	1.90	1
19	0.484	0.26	0.203	1.126	1
20	0.54	0.363	0.477	5.881	1
21	0.092	0.499	-0.044	3.815	1
22	0	-0.251	0.27	0.01	1
23	0.187	-0.139	-0.227	0.29	1
24	0.79	0.647	0.074	3.860	1
25	0.024	0.026	0.009	0.104	1
26	0.581	0.048	0.019	0.513	1
27	0.116	0.038	0.053	0.186	1
28	0.628	0.63	0.225	8.203	1
29	0.253	0.504	0.048	18.607	1
30	-0.035	0.096	-0.044	1.068	1
31	-0.178	0.15	-0.076	0.482	1
32	-0.04	-0.011	-0.049	0.209	1
33	0.477	0.027	0.012	1.044	1
34	0.872	0.216	0.054	43.946	1
35	0.344	0.082	0.041	0.268	1
36	0.347	0.635	0.058	2.965	1
37	-0.112	-0.012	0.057	0.3	1
38	0.204	0.053	0.074	0.319	1

39	0.564	0.165	0.087	3.133	1
40	0.143	-0.373	-0.045	3.631	1

Ek 2: Finansal Sıkıntılı Firmalara Ait Veriler

	x1	x2	x3	x4	Skor
1	-0.124	0.129	-0.181	-0.038	0
2	0.708	-1.227	-0.244	2.529	0
3	-1.164	-0.968	-2.284	-0.536	0
4	-4.898	-2.987	-1.916	-0.830	0
5	-1.161	-0.532	-0.595	-0.525	0
6	0.018	-1.222	-0.747	0.051	0
7	0.179	-0.791	0.024	0.024	0
8	-2.917	-1.504	-0.844	-0.701	0
9	0.824	-0.626	0.010	4.919	0
10	-6.070	-11.263	-1.980	-0.859	0
11	0.008	-0.139	0.068	0.445	0
12	-0.329	-0.214	-0.067	2.218	0
13	0.165	-0.116	-0.048	0.184	0
14	0.236	-2.067	-0.070	0.888	0
15	-0.151	-0.184	-0.123	0.586	0
16	0.013	-0.123	-0.128	0.279	0
17	-0.077	-0.073	-0.087	0.100	0
18	-0.381	-0.491	-0.066	-0.015	0
19	-0.350	-0.098	-0.113	0.245	0
20	0.227	-0.700	-0.173	1.048	0
21	-0.3	-0.318	-0.264	0.136	0
22	0.314	-4.656	-0.071	-0.171	0
23	-0.203	-0.456	-0.101	1.606	0
24	0.55	-0.043	-0.002	0.298	0
25	0.749	-0.132	-0.374	0.399	0
26	-0.114	-0.313	-0.859	-0.461	0
27	-0.148	-0.017	-0.931	0.103	0
28	0.263	0.029	-0.044	0.065	0
29	-0.077	0.041	-0.105	1.293	0
30	0.134	-2.613	-0.061	0.142	0
31	0.341	-4.259	-3.723	0.576	0
32	0.476	-0.145	0.078	1.093	0
33	-0.047	0.497	-0.001	10.937	0
34	-6.199	-6.294	-0.343	-0.821	0
35	0.051	-0.074	0.004	0.376	0
36	-0.160	-0.131	-0.049	0.275	0
37	0.282	-0.001	-0.071	0.350	0

38	-0.030	0.035	-0.013	0.199	0
39	-0.093	0.360	-0.042	0.917	0
40	-0.069	0.017	-0.123	0.503	0

Ek 3: Veriler Uç Değerlerle İlgili İşlemler Yapıldıktan Sonra (Finansal Sıkıntılı Olmayanlar)

	x1	x2	x3	x4	Skor
1	0.697	0.2	0.241	3.526	1
2	0.526	0.247	0.039	1.581	1
3	0.934	0.447	0.274	4.593	1
4	0.541	0.372	0.043	1.754	1
5	0.477	0.054	0.021	1.051	1
6	0.825	0.023	0.002	2.709	1
7	0.763	0	0.058	3.321	1
8	0.292	0.001	0.036	4.593	1
9	-0.044	0.246	0.051	0.853	1
10	1.312	0.328	0.086	3.766	1
11	0.273	0.026	0.004	0.379	1
12	0.078	-0.25	0.139	0.108	1
13	0.203	-0.012	0.051	0.33	1
14	0.352	0.061	0.085	0.646	1
15	0.121	0.603	-0.369	0.548	1
16	0.624	-0.11	0.306	1.986	1
17	0.004	-0.206	0.015	0.026	1
18	0.641	-0.002	0.079	1.900	1
19	0.484	0.26	0.203	1.126	1
20	0.54	0.363	0.306	4.593	1
21	0.092	0.499	-0.044	3.815	1
22	0	-0.251	0.27	0.01	1
23	0.187	-0.139	-0.227	0.29	1
24	0.79	0.647	0.074	3.86	1
25	0.024	0.026	0.009	0.104	1
26	0.581	0.048	0.019	0.513	1
27	0.116	0.038	0.053	0.186	1
28	0.628	0.63	0.225	4.593	1
29	0.253	0.504	0.048	4.593	1
30	-0.035	0.096	-0.044	1.068	1
31	-0.178	0.15	-0.076	0.482	1
32	-0.04	-0.011	-0.049	0.209	1
33	0.477	0.027	0.012	1.044	1
34	0.872	0.216	0.054	4.593	1
35	0.344	0.082	0.041	0.268	1
36	0.347	0.635	0.058	2.965	1

37	-0.112	-0.012	0.057	0.3	1
38	0.204	0.053	0.074	0.319	1
39	0.564	0.165	0.087	3.133	1
40	0.143	-0.373	-0.045	3.631	1

Ek 4: Veriler Uç Değerlerle İlgili İşlemler Yapıldıktan Sonra (Finansal Sıkıntılı Olanlar)

	x1	x2	x3	x4	Skor
1	-0.124	0.129	-0.181	-0.038	0
2	0.708	-0.823	-0.244	2.529	0
3	-0.911	-0.823	-0.369	-0.536	0
4	-0.911	-0.823	-0.369	-0.83	0
5	-0.911	-0.532	-0.369	-0.525	0
6	0.018	-0.823	-0.369	0.051	0
7	0.179	-0.791	0.024	0.024	0
8	-0.911	-0.823	-0.369	-0.701	0
9	0.824	-0.626	0.01	4.593	0
10	-0.911	-0.823	-0.369	-0.859	0
11	0.008	-0.139	0.068	0.445	0
12	-0.329	-0.214	-0.067	2.218	0
13	0.165	-0.116	-0.048	0.184	0
14	0.236	-0.823	-0.07	0.888	0
15	-0.151	-0.184	-0.123	0.586	0
16	0.013	-0.123	-0.128	0.279	0
17	-0.077	-0.073	-0.087	0.1	0
18	-0.381	-0.491	-0.066	-0.015	0
19	-0.35	-0.098	-0.113	0.245	0
20	0.227	-0.7	-0.173	1.048	0
21	-0.3	-0.318	-0.264	0.136	0
22	0.314	-0.823	-0.071	-0.171	0
23	-0.203	-0.456	-0.101	1.606	0
24	0.55	-0.043	-0.002	0.298	0
25	0.749	-0.132	-0.369	0.399	0
26	-0.114	-0.313	-0.369	-0.461	0
27	-0.148	-0.017	-0.369	0.103	0
28	0.263	0.029	-0.044	0.065	0
29	-0.077	0.041	-0.105	1.293	0
30	0.134	-0.823	-0.061	0.142	0
31	0.341	-0.823	-0.369	0.576	0
32	0.476	-0.145	0.078	1.093	0
33	-0.047	0.497	-0.001	4.593	0
34	-0.911	-0.823	-0.343	-0.821	0
35	0.051	-0.074	0.004	0.376	0

36	-0.16	-0.131	-0.049	0.275	0
37	0.282	-0.001	-0.071	0.35	0
38	-0.03	0.035	-0.013	0.199	0
39	-0.093	0.36	-0.042	0.917	0
40	-0.069	0.017	-0.123	0.503	0

Ek 5: Altman Z" Çıktıları

Firma No	Gözlenen Sınıf	Altman Z" model	Z" model sınıf	Z" model
1	1	10.55	1	Doğru öngörü
2	1	6.18	1	Doğru öngörü
3	1	29.67	1	Doğru öngörü
4	1	6.90	1	Doğru öngörü
5	1	4.55	1	Doğru öngörü
6	1	8.34	1	Doğru öngörü
7	1	8.88	1	Doğru öngörü
8	1	7.75	1	Doğru öngörü
9	1	1.75	1	Doğru öngörü
10	1	18.08	1	Doğru öngörü
11	1	2.30	1	Doğru öngörü
12	1	0.74	0	Yanlış öngörü
13	1	1.98	1	Doğru öngörü
14	1	3.76	1	Doğru öngörü
15	1	-0.63	0	Yanlış öngörü
16	1	8.06	1	Doğru öngörü
17	1	-0.52	0	Yanlış öngörü
18	1	6.72	1	Doğru öngörü
19	1	6.57	1	Doğru öngörü
20	1	14.11	1	Doğru öngörü
21	1	5.94	1	Doğru öngörü
22	0	-1.65	0	Doğru öngörü
23	0	1.66	1	Yanlış öngörü
24	0	-26.70	0	Doğru öngörü
25	0	-55.62	0	Doğru öngörü
26	0	-13.90	0	Doğru öngörü
27	0	-8.83	0	Doğru öngörü
28	0	-1.22	0	Doğru öngörü
29	0	-30.45	0	Doğru öngörü
30	1	1.00	0	Yanlış öngörü
31	1	-0.45	0	Yanlış öngörü
32	0	8.60	1	Yanlış öngörü
33	0	-90.74	0	Doğru öngörü
34	1	11.84	1	Doğru öngörü

35	1	0.41	0	Yanlış öngörü
36	1	4.63	1	Doğru öngörü
37	0	0.53	0	Doğru öngörü
38	0	-0.98	0	Doğru öngörü
39	1	1.43	1	Doğru öngörü
40	1	16.30	1	Doğru öngörü
41	0	0.58	0	Doğru öngörü
42	1	23.17	1	Doğru öngörü
43	0	-4.73	0	Doğru öngörü
44	1	0.91	0	Yanlış öngörü
45	1	-0.69	0	Yanlış öngörü
46	1	-0.40	0	Yanlış öngörü
47	1	4.40	1	Doğru öngörü
48	1	52.93	1	Doğru öngörü
49	0	-1.80	0	Doğru öngörü
50	1	3.08	1	Doğru öngörü
51	1	7.85	1	Doğru öngörü
52	0	-0.88	0	Doğru öngörü
53	1	-0.08	0	Yanlış öngörü
54	1	2.34	1	Doğru öngörü
55	0	-1.22	0	Doğru öngörü
56	0	-4.56	0	Doğru öngörü
57	0	-3.12	0	Doğru öngörü
58	1	8.11	1	Doğru öngörü
59	0	-0.86	0	Doğru öngörü
60	0	-4.63	0	Doğru öngörü
61	1	3.23	1	Doğru öngörü
62	0	-13.78	0	Doğru öngörü
63	0	-1.81	0	Doğru öngörü
64	0	3.77	1	Yanlış öngörü
65	0	2.38	1	Yanlış öngörü
66	0	-8.02	0	Doğru öngörü
67	0	-7.17	0	Doğru öngörü
68	0	1.59	1	Yanlış öngörü
69	0	0.29	0	Doğru öngörü
70	0	-7.90	0	Doğru öngörü
71	0	-36.06	0	Doğru öngörü
72	0	4.32	1	Yanlış öngörü
73	0	12.79	1	Yanlış öngörü
74	0	-64.35	0	Doğru öngörü
75	0	0.51	0	Doğru öngörü
76	0	-1.52	0	Doğru öngörü
77	0	1.74	1	Yanlış öngörü
78	0	0.04	0	Doğru öngörü
79	0	1.24	1	Yanlış öngörü

80	0	-0.69	0	Doğru öngörü
----	---	-------	---	--------------

Ek 6: Revize Altman Z" Çıktıları

```
model_1<- lda(altmanveri$skor~., data=altmanveri)
> model_1
Call:
lda(altmanveri$skor ~ ., data = altmanveri)
```

Prior probabilities of groups:

```
0 1
0.5 0.5
```

Group means:

```
      x1      x2      x3      x4
0 -0.06446875 -0.3414469 -0.15230625 0.528925
1  0.37250937  0.1420250  0.05667813 1.884125
```

Coefficients of linear discriminants:

```
LD1
x1  0.51915274
x2  1.78800416
x3  3.87395232
x4 -0.01794567
```

```
Prediction_lda<- predict(model_1, data= altmanveri$skor)
```

```
> Prediction_lda
```

```
$class
```

```
[1] 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 0 1 1 1 1 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 1 1 1
[37] 1 0 1 1 0 1 0 1 1 1 1 1 1 0 1 1 0 0 0 1 0 0 0 0 0 1 0 0 0 1 0 0 0 1
[73] 1 0 1 0 1 1 1 0
Levels: 0 1
```

Firma No	Gözlenen Sınıf	LDA Öngörülen
1	1	1 doğru öngörü
2	1	1 doğru öngörü
3	1	1 doğru öngörü
4	1	1 doğru öngörü
5	1	1 doğru öngörü
6	1	1 doğru öngörü
7	1	1 doğru öngörü
8	1	1 doğru öngörü
9	1	1 doğru öngörü

10	1	1	doğru öngörü
11	1	1	doğru öngörü
12	1	1	doğru öngörü
13	1	1	doğru öngörü
14	1	1	doğru öngörü
15	1	1	doğru öngörü
16	1	1	doğru öngörü
17	1	1	yanlış
18	1	1	doğru öngörü
19	1	1	doğru öngörü
20	1	1	doğru öngörü
21	1	1	doğru öngörü
22	0	0	doğru öngörü
23	0	0	doğru öngörü
24	0	0	doğru öngörü
25	0	0	doğru öngörü
26	0	0	doğru öngörü
27	0	0	doğru öngörü
28	0	0	doğru öngörü
29	0	0	doğru öngörü
30	1	1	doğru öngörü
31	1	1	yanlış
32	0	0	doğru öngörü
33	0	0	doğru öngörü
34	1	1	doğru öngörü
35	1	1	doğru öngörü
36	1	1	doğru öngörü
37	0	0	yanlış
38	0	0	doğru öngörü
39	1	1	doğru öngörü
40	1	1	doğru öngörü
41	0	0	doğru öngörü
42	1	1	doğru öngörü
43	0	0	doğru öngörü
44	1	1	doğru öngörü
45	1	1	doğru öngörü
46	1	1	doğru öngörü
47	1	1	doğru öngörü
48	1	1	doğru öngörü
49	0	0	doğru öngörü
50	1	1	doğru öngörü
51	1	1	doğru öngörü
52	0	0	doğru öngörü
53	1	1	doğru öngörü
54	1	1	doğru öngörü

55	0	0	doğru öngörü
56	0	0	doğru öngörü
57	0	0	doğru öngörü
58	1	1	doğru öngörü
59	0	0	doğru öngörü
60	0	0	doğru öngörü
61	1	1	yanlış
62	0	0	doğru öngörü
63	0	0	doğru öngörü
64	0	0	yanlış
65	0	0	doğru öngörü
66	0	0	doğru öngörü
67	0	0	doğru öngörü
68	0	0	yanlış
69	0	0	doğru öngörü
70	0	0	doğru öngörü
71	0	0	doğru öngörü
72	0	0	yanlış
73	0	0	yanlış
74	0	0	doğru öngörü
75	0	0	yanlış
76	0	0	doğru öngörü
77	0	0	yanlış
78	0	0	yanlış
79	0	0	yanlış
80	0	0	doğru öngörü

```
> confusionMatrix(table(altmanveri$skor,
Prediction_lda$class))
```

Confusion Matrix and Statistics

```

  0   1
0 31   9
1   3  37
```

Accuracy : 0.85

95% CI : (0.7526, 0.92)

No Information Rate : 0.575

P-Value [Acc > NIR] : 0.0000001233

Kappa : 0.7

Mcnemar's Test P-Value : 0.1489

Sensitivity : 0.9118

Specificity : 0.8043
 Pos Pred Value : 0.7750
 Neg Pred Value : 0.9250
 Prevalence : 0.4250
 Detection Rate : 0.3875
 Detection Prevalence : 0.5000
 Balanced Accuracy : 0.8581

'Positive' Class : 0

Ek 7: İkinci Dereceden Diskriminant Analizi Çıktıları

```

> Prediction_qda<- predict(model_2, data= altmanveri$skor)
> Prediction_qda
$class
[1] 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 1 1 1
[37] 1 0 1 1 1 1 0 1 0 1 1 1 0 1 1 0 0 0 1 0 0 0 0 0 1 0 0 0 1 0 0 0 1
[73] 1 0 1 0 1 1 1 0
Levels: 0 1

```

Firma No	Gözlenen Sınıf	QDA Öngörülen
1	1	1 doğru öngörü
2	1	1 doğru öngörü
3	1	1 doğru öngörü
4	1	1 doğru öngörü
5	1	1 doğru öngörü
6	1	1 doğru öngörü
7	1	1 doğru öngörü
8	1	1 doğru öngörü
9	1	1 doğru öngörü
10	1	1 doğru öngörü
11	1	1 doğru öngörü
12	1	1 doğru öngörü
13	1	1 doğru öngörü
14	1	1 doğru öngörü
15	1	1 doğru öngörü
16	1	1 doğru öngörü
17	1	1 doğru öngörü
18	1	1 doğru öngörü
19	1	1 doğru öngörü
20	1	1 doğru öngörü
21	1	1 doğru öngörü
22	0	0 doğru öngörü

23	0	0	doğru öngörü
24	0	0	doğru öngörü
25	0	0	doğru öngörü
26	0	0	doğru öngörü
27	0	0	doğru öngörü
28	0	0	doğru öngörü
29	0	0	doğru öngörü
30	1	1	doğru öngörü
31	1	1	yanlış
32	0	0	doğru öngörü
33	0	0	doğru öngörü
34	1	1	doğru öngörü
35	1	1	doğru öngörü
36	1	1	doğru öngörü
37	0	0	yanlış
38	0	0	doğru öngörü
39	1	1	doğru öngörü
40	1	1	doğru öngörü
41	0	0	yanlış
42	1	1	doğru öngörü
43	0	0	doğru öngörü
44	1	1	doğru öngörü
45	1	1	yanlış
46	1	1	doğru öngörü
47	1	1	doğru öngörü
48	1	1	doğru öngörü
49	0	0	doğru öngörü
50	1	1	doğru öngörü
51	1	1	doğru öngörü
52	0	0	doğru öngörü
53	1	1	doğru öngörü
54	1	1	doğru öngörü
55	0	0	doğru öngörü
56	0	0	doğru öngörü
57	0	0	doğru öngörü
58	1	1	doğru öngörü
59	0	0	doğru öngörü
60	0	0	doğru öngörü
61	1	1	yanlış
62	0	0	doğru öngörü
63	0	0	doğru öngörü
64	0	0	yanlış
65	0	0	doğru öngörü
66	0	0	doğru öngörü
67	0	0	doğru öngörü

68	0	0	yanlış
69	0	0	doğru öngörü
70	0	0	doğru öngörü
71	0	0	yanlış
72	0	0	yanlış
73	0	0	doğru öngörü
74	0	0	yanlış
75	0	0	doğru öngörü
76	0	0	doğru öngörü
77	0	0	doğru öngörü
78	0	0	yanlış
79	0	0	yanlış
80	0	0	doğru öngörü

```
confusionMatrix(table(altmanveri$skor, Prediction_qda$class))
```

Confusion Matrix and Statistics

```

      0   1
0 30 10
1   3 37

```

```

Accuracy : 0.8375
95% CI : (0.7382, 0.9105)

```

```

No Information Rate : 0.5875
P-value [Acc > NIR] : 0.000001431

```

```
Kappa : 0.675
```

```
McNemar's Test P-value : 0.09609
```

```

Sensitivity : 0.9091
Specificity : 0.7872
Pos Pred Value : 0.7500
Neg Pred Value : 0.9250
Prevalence : 0.4125
Detection Rate : 0.3750
Detection Prevalence : 0.5000
Balanced Accuracy : 0.8482

```

```
'Positive' Class : 0
```

Ek 8: Rassal Orman Modeli Çıktıları

```
> confusionMatrix(predictions1,trainDF$skor)
Confusion Matrix and Statistics
```

```

      Reference
Prediction 0  1
0      30   0
1       0  30
```

```

      Accuracy : 1
      95% CI : (0.9404, 1)
No Information Rate : 0.5
P-Value [Acc > NIR] : <
0.000000000000000022
```

```

      Kappa : 1
```

```
McNemar's Test P-Value : NA
```

```

      Sensitivity : 1.0
      Specificity : 1.0
Pos Pred Value : 1.0
Neg Pred Value : 1.0
Prevalence : 0.5
Detection Rate : 0.5
Detection Prevalence : 0.5
Balanced Accuracy : 1.0
```

```

'Positive' Class : 0
```

```
> t1<-
table(predictions=predictions1,
actual=trainDF$skor)
> t1
```

```

      actual
predictions 0  1
0      30   0
1       0  30
```

```
#checking the predictions for TEST data
>
> predictions2<- predict(rf, testDF)
> predictions2
 3  4 17 19 22 23 27 40 41 44 48 50 52 54 56
58 59 60 64 69
 1  1  0  1  0  0  0  1  0  1  1  1  0  1  0
1  0  0  0  0
Levels: 0 1
> confusionMatrix(predictions2,testDF$skor)
Confusion Matrix and Statistics
```

	Reference	
Prediction	0	1
0	10	1
1	0	9

Accuracy : 0.95
95% CI : (0.7513, 0.9987)

No Information Rate : 0.5
P-Value [Acc > NIR] : 0.00002003

Kappa : 0.9

Mcnemar's Test P-Value : 1

Sensitivity : 1.0000
Specificity : 0.9000
Pos Pred Value : 0.9091
Neg Pred Value : 1.0000
Prevalence : 0.5000
Detection Rate : 0.5000
Detection Prevalence : 0.5500
Balanced Accuracy : 0.9500

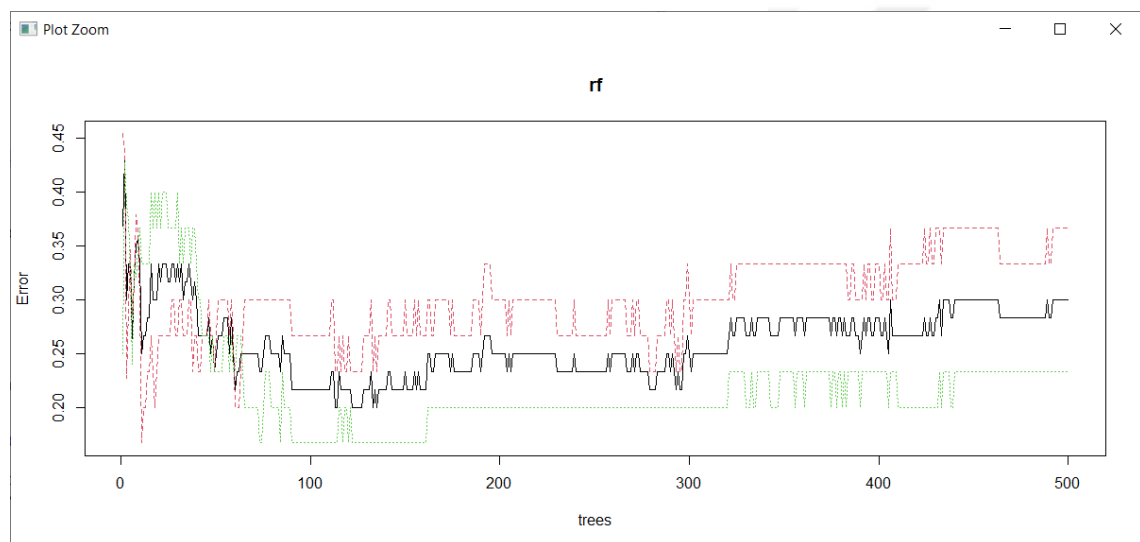
'Positive' Class : 0

```
> t2<- table(predictions=predictions2,  
actual=testDF$skor)
```

```
> t2
```

	actual	
predictions	0	1
0	10	1
1	0	9

Ek 9: Rassal Orman Model Tonlaması



```
#tune mtry  
> tuneRF(trainDF[,-5], trainDF[,5],  
+       stepFactor = 0.5,  
+       plot = TRUE,  
+       ntreeTry = 150,  
+       trace = TRUE,  
+       improve=0.05)  
mtry = 2   OOB error = 26.67%  
Searching left ...  
mtry = 4   OOB error = 25%  
0.0625 0.05  
mtry = 8   OOB error = 18.33%  
0.2666667 0.05  
mtry = 16  OOB error = 25%  
-0.3636364 0.05  
Searching right ...  
mtry = 1   OOB error = 26.67%
```

```

-0.4545455 0.05
      mtry  OOBError
1.OOB      1 0.2666667
2.OOB      2 0.2666667
4.OOB      4 0.2500000
8.OOB      8 0.1833333
16.OOB     16 0.2500000

```

Ek 10: Değişkenlerin Önem Sıralaması Testi

```
importance(rf2)
```

```

      0      1 MeanDecreaseAccuracy MeanDecreaseGini
x1 0.8663838 3.420349      3.071870      4.955597
x2 5.6936776 10.228634     10.272001     9.929476
x3 6.9934270 8.169554      9.472402     10.490231
x4 -1.6165267 2.759887      0.662077      4.184917

```

```
> varUsed(rf2)
```

```

[1] 328 376
333 311

```