



Ömer Halisdemir Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi  
Yıl: 2021 Cilt-Sayı: 14(3) ss: 1071-1090

Academic Review of Economics and Administrative Sciences  
Year: 2021 Vol-Issue: 14(3) pp: 1071-1090

<https://dergipark.org.tr/tr/pub/ohuiibf/>

Araştırma Makalesi  
Research Article

ISSN: 2564-6931

DOI: 10.25287/ohuiibf.925344

Geliş Tarihi / Received: 21.04.2021

Kabul Tarihi / Accepted: 09.07.2021

Yayın Tarihi / Published: 31.07.2021

## DISKRİMİNANT ANALİZİ VE C5.0 ALGORİTMASI İLE FİNANSAL BAŞARISIZLIĞIN TAHMİNİ: BİST KOBİ SANAYİ İNDEKSİ'NDEKİ İŞLETMELER ÖRNEĞİ\*

Şenol BARDİ<sup>1</sup>

Ahmet Vecdi CAN<sup>2</sup>

### Öz

Bu makalede Diskriminant Analizi ve C5.0 Karar Ağacı Algoritması kullanılarak veri seti kapsamındaki işletmeler için finansal başarısızlık risk modeli geliştirilmesine çalışılmıştır. Çalışma kapsamına Türkiye'de KOBİ ölçeğinde faaliyet gösteren sanayi işletmeleri dahil edilmiştir. Finansal başarısızlık kriteri olarak, "işletmenin üst üste iki ve/veya daha fazla yıl mali dönemi zararlı kapamış olması" esas alınmıştır. Bu kriterlere göre, BİST'e kayıtlı olup KOBİ Sanayi endeksinde yer alan işletmeler arasından 20 finansal başarılı ve 20 finansal başarısız işletme seçilmiştir. Seçilen işletmelerin 2014-2020 yılları arasındaki finansal verileri/oranları kullanılmıştır. Verilere diskriminant analizi ve C5.0 karar ağacı algoritması uygulanmıştır. Çalışma sonucunda diskriminant analizi için geliştirilen modelin test seti doğruluk oranı %85,7; C5.0 algoritması için ise bu oran %100 olarak bulunmuştur. Diskriminant analizinde finansal başarısızlığın belirlenmesine pozitif katkı sağlayan değişkenlerin aktif devir hızı ve brüt kâr marjı olduğu; negatif katkı sağlayan değişkenlerin ise firmaların yaşı ile finansal kaldıraç oranı olduğu tespit edilmiştir. C5.0 karar ağacı algoritmasında brüt kâr marjı düşük, finansal giderlerin satışlar içindeki payı ve kaldıraç derecesi yüksek olan firmaların finansal başarısız oldukları anlaşılmıştır. Aynı şekilde, brüt kâr marjı yüksek, finansal giderlerin satışlar içindeki payı ve kaldıraç derecesi düşük olan firmaların finansal başarılı oldukları görülmüştür.

**Anahtar Kelime** : Finansal başarısızlık, Diskriminant analizi, C5.0 algoritması, BİST KOBİ Sanayi İndeksi

**JEL Sınıflandırması** : G21, G14, C38, M10.

\* Bu çalışma, birinci yazarın ikinci yazar danışmanlığında hazırladığı doktora tezinden üretilmiştir.

<sup>1</sup> Öğr. Gör. Dr., Düzce Üniversitesi Çilimli Meslek Yüksek Okulu, senolbardi@duzce.edu.tr, ORCID: 0000-0001-6420-4051.

<sup>2</sup> Prof. Dr., Sakarya Üniversitesi İşletme Fakültesi, acan@sakarya.edu.tr, ORCID: 0000-0002-1105-144X.

### Atıf / Citation (APA 6):

Bardı, Ş., & Can, A. V. (2021). Diskriminant analizi ve C5.0 algoritması ile finansal başarısızlığın tahmini: BİST Kobi Sanayi Endeksi'ndeki İşletmeler Örneği. *Ömer Halisdemir Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 14(3), 1071-1090. <http://doi.org/10.25287/ohuiibf.925344>.

# PREDICTION OF FINANCIAL FAILURE WITH DISCRIMINANT ANALYSIS AND C5.0 ALGORITHM: THE EXAMPLE OF ENTERPRISES IN BIST SME INDUSTRY INDEX

## Abstract

*This article aims to develop a financial failure risk model for businesses within the scope of the data set by using Discriminant Analysis and C5.0 Decision Tree Algorithm techniques. Industrial enterprises operating at the SME scale in Turkey were included in the scope of the study. The financial failure criterion is defined as "the company has closed the financial period with a loss for two and/or more years in a row". According to this criterion, 20 financially successful and 20 financially unsuccessful enterprises were selected from those registered in BIST and included in the SME industry index. The financial data/rates of the selected businesses between the years 2014-2020 were used. Discriminant analysis and the C5.0 decision tree algorithm were applied to the data. As a result of the study, the test set accuracy rate of the model developed for discriminant analysis was 85.7%; for the C5.0 algorithm, this rate was 100%. In discriminant analysis, it was determined that the variables that contribute positively to the determination of financial failure are the active turnover rate and gross profit margin; the variables that contribute negatively are the age of the firms and the financial leverage ratio. In the C5.0 decision tree algorithm, it is understood that the companies with low gross profit margin, the share of financial expenses in sales, and high leverage are financially unsuccessful. In the same way, firms with a high gross margin, a share of financial expenses in sales, and a low degree of leverage were found to be financially successful.*

**Keywords** : Financial failure, Discriminant analysis, C5.0 algorithm, SME.

**JEL Classification** : G21, G14, C38, M10.

## GİRİŞ

Tüm firmalar sosyal ve iktisadi bir organizasyon olduklarından çevrelerinden gelen çeşitli etkilere maruz kalmaktadırlar. Bu etkiler mali olabileceği gibi mali olmayan nedenlerden de kaynaklanabilir. Sözü edilen nedenlerin ortak özelliği firmayı olumlu veya olumsuz yönde tesiri altına almasıdır. Firmayı çevreleyen bu etkilerin bir kısmı kontrol altına alınabilirken diğerleri firmanın kontrol edemeyeceği kadar büyük ve şiddetli olabilmektedirler. Firmalar sistematik ve sistematik olmayan risklerle karşılaşmaktadırlar. Sözü edilen risklerin en aza indirilmesi için firmaların erken uyarı sistemlerini etkin kullanmaları gerekmektedir. Firmaların iktisadi faaliyetlerine son verme zorunda kalmadan önce yani fiilen iflas etmeden önce mali tablolarındaki verilerden faydalanılarak firmaların performansları hakkında fikir edinilebilir. Firmaların güçlü ve zayıf yönlerinin tespit edilmesi firmalar için hayati öneme sahiptir. Erken uyarı sistemlerinin kullanımı ile firmalar gerekli düzeltmeleri yaparak tüm paydaşların menfaatlerini koruyabilmektedirler. Bir işletmenin iflası, sadece işletme içi tarafları etkilememekte tüm paydaşları olumsuz yönde etkilemektedir. İflaslar, ülke kaynaklarını israf etmekte, istihdamı azaltmakta, vergi kaybına neden olmakta, psikolojik ve sosyal olumsuzluklara yol açmaktadır (Karaa & Geyikçi; 2016: 62).

## I. FİNANSAL BAŞARISIZLIK KAVRAMLARI

İşletme başarısızlıklarını tanımlayan farklı kavramlar bulunmaktadır. Bunlar; ekonomik başarısızlık, teknik başarısızlık, işletme başarısızlığı, negatif net değer ve iflastır. İşletme gelirlerinin işletmenin toplam sermaye maliyetini karşılamaması durumu ekonomik başarısızlık olarak tanımlanmaktadır (Dağlı, 1994: 130). Teknik başarısızlık, işletme başarısızlığı ve iflas kavramları finansal başarısızlık kavramının farklı dereceleridir. Finansal başarısızlık kavramı genel bir kavramdır.

İşletmelerin politikalarında, finansal kararlarında ve diğer konularda karşılaştığı başarısızlıklar nedeniyle firmanın hedeflere ulaşamaması; işletmelerin kuruluş amaçlarını gerçekleştirememeleri veya faaliyetlerini sonlandırmaları finansal başarısızlık olarak ifade edilmektedir (Okka, 2009: 928; Xu & Yu, 2009: 366–373). İşletmenin çeşitli nedenlerle cari yükümlülüklerini yerine getirememesinden iflasına kadar süren bir süreçtir (Akgüç, 1994: 915). Vadesi gelmiş borçların karşılanma gücü oranı (solvency ratio) teknik başarısızlığının bir göstergesidir. Vergi sonrası net kâr ile amortisman toplamının işletme yükümlülüklerine oranı 0.20'den düşük ise işletme teknik olarak başarısız kabul edilir (Yılmaz & Yıldırım, 2015: 46). İşletme başarısızlığı, işletmeye kredi verenlerin zarar etmelerine sebep olacak şekilde çalışmalarına son vermeleri olarak tanımlanmaktadır (Karaa & Geyikçi; 2016: 62). Negatif net değer, işletmenin toplam borçlarının defter değeri, varlıklarının gerçek değerinden fazla olması durumudur (Karaa & Geyikçi; 2016: 62). Bir işletmenin net varlık değerinin negatif olmasına rağmen çalışmalarını sürdürebilmektedir. Bir firmanın 10 yıllık bir zaman zarfında farklı yıllarda bir veya iki kez zarar etmesi, firmanın gelecekte finansal başarısızlıkla karşılaşmasının göstergesi olduğu düşünülmektedir (Tükenmez ve ark., 2012'den aktaran; Kulalı, 2016: 285). İflas finansal başarısızlığın en son aşamasıdır. TTK'ye göre; "Şirketin aktifleri şirket alacaklılarının alacaklarını karşılamaya yetmediği takdirde idare meclisi bu durumu derhal mahkemeye bildirmeye mecburdur. Mahkeme bu takdirde şirketin iflasına hükmeder" (TTK, mad. 324). Bir işletmenin iflas ettiğinin kesin kanıtı, mahkeme kararı ile verilmektedir. Finansal başarısızlık, finansal sıkıntı ile iflas arasındaki tüm faaliyetleri içeren bir kavramdır (İçerli & Akkaya, 2006: 414). Literatürde finansal başarısızlık kavramının tanımı için ortak bir görüş bulunmamaktadır. Finansal başarısızlık kavramı yazarlar tarafından farklı biçimlerde tanımlanmaktadır. Çalışmalarda kullanılan finansal başarısızlık kavramının tanımlanma biçimlerinin özeti aşağıda verilmiştir (Bardi, 2021: 29–31);

- ✓ İflas etmek, (Altman, 1968; Elam, 1975; Altman, Haldeman, Narayanan, 1977; Ohlson, 1980; Zavgren, 1982; Taffler, 1982; Deakin, 1976; Zmijewski, 1983; Casey & Bartczak, 1985; Beaver, Correia, McNichols, 2009; Wu, Gaunt, Gray, 2010).
- ✓ Üst üste 2 yıl zarar etmek,
- ✓ Üst üste 3 yıl zarar etmek, (Aktaş, 1993; İçerli, 2005; Erkılıç & Aksoy, 2020)
- ✓ Aktif toplamın belli bir oranda azalması,
- ✓ Borçların vadesinde ödenmemesi (Beaver, 1966; Blum, 1974; Gökten, 1981; Edminister, 1972),
- ✓ Yakın izleme pazarına geçmek, (Ertan S. & Ersan, 2018),
- ✓ Öz sermayenin negatif veya belli bir oranda azalması,
- ✓ Faaliyetlerin durdurulması,
- ✓ İşlem sırası kapanma,
- ✓ Altman Z Skorları. (Terzi, 2011; Yılmaz & Yıldırım, 2015; Akpınar & Akpınar, 2016; Kulalı, 2016; Soba, Akyüz, Uğurcan, 2016; Karadeniz & Öcek, 2019).

Tek bir değişkenle tanımlanan finansal başarısızlık kavramı olduğu gibi birden fazla değişkenin birlikte kullanılarak yapılan finansal başarısızlık tanımları da bulunmaktadır. Birden çok kriteri bir arada kullanmış olan araştırmacılara, Altman, Zhang, Yen (2007), Akkaya, Demireli, Yakut (2009), Kurtaran Çelik (2009), Özdemir (2011), Kılıç & Seyrek (2012), Yakut (2012), Akgün (2013), Öcal (2014), Akay, Gökdemir (2015), Selimoğlu & Orhan (2015), Yerdelen Kaygın, Tazegül, Yazarkan (2016), Aksoy & Boztosun (2018), Aksoy (2018), Yürük (2019), örnek olarak verilebilir.

## II. LİTERATÜR

Finansal başarısızlık alanında istatistik modellerin kullanılması ile yapılan ilk çalışmanın Beaver'in (1966) çalışması olduğu kabul edilmektedir. Tek değişkenli diskriminant analizi ve (79+79) eşlemeli tekniğinin kullanıldığı çalışmada, finansal başarısızlığı 5 yıl önceden tahmin etmek için hangi bağımsız değişken(ler)in öncü gösterge olabileceği araştırılmıştır. Finansal başarılı işletme ile başarısız işletmelerin finansal oranlarının ortalamaları incelenmiş ve iki grubun finansal başarısızlık yılına doğru

belirgin olarak ayrıştığı görülmüştür (Beaver 1966: 70–95). Tek değişkenli modellerin en büyük sakıncası, her finansal oranın diğerlerden bağımsız olarak incelenmesi, oranların birbirleri üzerindeki etkilerinin dikkate alınmamasıdır (Kurtaran-Çelik, 2009: 36).

Altman'ın (1968) çalışmasında iflas etmiş 33 işletme ile 33 başarılı üretim işletmesi verilerine Çoklu Diskriminant Analizi uygulanmıştır. 23 finansal oranın kullanıldığı çalışmada finansal başarısızlığın 5 finansal oran ile tahmin edilebileceği sonucuna varılmıştır. Modelin tahmin performansı, iflastan bir yıl öncesi için %95, iki yıl öncesi için %72 olarak bulunmuştur. Diskriminant Analizi Z modeli aşağıda verilmiştir.

$$Z = 1,2 X1 + 1,4 X2 + 3,33 X3 + 0,6 X4 + 0,999 X5$$

X1: Net İşletme Sermayesi/Toplam Aktifler,

X2: Dağıtılmamış Kâr/Toplam Aktifler

X3: Faiz ve Vergi Öncesi Kâr/Toplam Aktifler

X4: Hisse Senetlerinin Piyasa Değeri/ Borçların Defter Değeri

X5: Net Satışlar/Toplam Aktifler

Z: Diskriminant Skoru

Halka açık üretim işletmeleri için geliştirilen Z Skor modeline göre:

$1,81 < Z$  : İflas ihtimali yüksek

$1,81 < Z < 2,99$  : Gri bölge

$1,81 < Z < 2,99$  : İflas ihtimali düşük

Diskriminant Z skor değeri  $1,81 < Z < 2,99$  aralığında olan firmaların tahmin edilmesinin güç olduğu ifade edilmiştir (Altman, 1968: 589–609). Tablo 2'de Çoklu Diskriminant Analizi kullanılarak yapılan araştırmaların özeti sunulmuştur:

**Tablo 1. Diskriminant Analizi ile Yapılmış Uluslararası Çalışmalar Özeti**

No.	Yazar ve Yılı	Bağımsız Değişken	Tahmin Sayısı	Doğruluk Oranı (%)	Ülke	Yıllar	İşletme Türü
1	Altman (1968)	FO*	66	95	ABD	46-65	İmalat
2	Altman vd., (1977)	FO	111	92,8	ABD	64-74	İmalat ve Perakende
3	Altman vd., (1994)	FO	1212	-	İtalya	85-92	Sanayi
4	Aziz vd., (1988)	NA**	98	88,8	ABD	71-82	Karışık
5	Back vd., (1996)	FO	74	85,14	Finlandiya	86-89	Karışık
6	Booth (1983)	Karışık	44	85	Avustralya	64-79	Karışık
7	Brockman & Turtle (2003)	Karışık	-	74,5	ABD	89-98	Karışık
8	Casey & Bartczak (1984)	FO	290	86	ABD	71-82	Karışık
9	Coats & Fant (1993)	FO	282	87,9	ABD	70-89	Karışık
10	Dimitras vd., (1999)	FO	80	90	Yunanistan	86-93	Karışık
11	El Hennawy & Morris (1983)	Karışık	44	97,72	B. Krallık	60-71	Karışık
12	Frydman vd., (1985)	FO	200	74	ABD	71-81	Karışık
13	Gombola vd., (1987)	FO	77	89	ABD	70-82	İmalat ve Perakende
14	Jo vd., (1997)	Karışık	542	82,22	Kore	91-93	Karışık
15	Kahya ve Theodossiou (1999)	FO	189	77,8	ABD	74-91	İmalat ve Perakende
16	McGurr & DeVaney (1998)	Karışık	112	74,1	ABD	89-93	Perakende
17	Moyer (1977)	Karışık	54	90,48	ABD	65-75	Belirtilmemiş
18	Neophytou vd., (2001)	FO	102	93,75	B. Krallık	88-94	Sanayi
19	Piesse & Wood (1992)	FO	48	NA	B. Krallık	73-86	Motor Parçaları
20	Pompe & Feelders (1997)	FO	288	70	Belçika	88-94	İnşaat
21	Sung vd., (1999)	FO	152	82,1	Kore	91-97	İmalat ve Perakende
22	Taffler (1982)	FO	43	90,7	B. Krallık	68-73	Karışık
23	Taffler (1983)	FO	92	97,8	B. Krallık	69-76	İmalat
24	Taffler & Tisshaw (1977)	FO	92	98,9	B. Krallık	69-76	İmalat
25	Theodossiou (1993)	FO	259	84,6	ABD	67-86	İmalat ve Perakende
26	Yang vd., (1999)	FO	122	71	ABD	84-89	Yağ ve gaz

**Kaynak:** (Aziz & Dar, 2006)

\* Finansal oran, \*\* Nakit akımı

Podhorska, Vrbka, Lazaroio, Kovacova (2020), 17 ülkeyi kapsayan çalışmalarında 2,359,731 adet işletmenin verilerini kullanmışlardır. CART karar ağacı algoritması ile yaptıkları çalışmada verilerin %80'i ile model eğitilmiş %20'si ile test edilmiştir. Firmaların finansal oranları, 3 adet kukla değişken ve çalışma kapsamındaki ülkelerin makro ekonomik değişkenleri olmak üzere toplam 37 adet bağımsız değişken kullanılmıştır. Oluşturulan modelin hem eğitim hem de test seti doğru sınıflandırma oranı %93,2 olarak hesaplanmıştır. CART karar ağacı ile kurulan modelde en önemli olan bağımsız değişkenin kaldıraç oranı olduğu tespit edilmiştir. Diğer önemli olan değişkenler, öz sermaye karlılık oranı, öz sermaye/toplam borçlar ve net gelir / öz sermaye oranı olarak bulunmuştur.

Türkiye'de firmaların finansal başarısızlık alanında diskriminant analizi ve karar ağaçları algoritmaları kullanılarak yapılmış olan bazı çalışmalar Tablo 2'de özet olarak sunulmuştur.

**Tablo 2. Türkiye'de Diskriminant Analizi ve Karar Ağaçları ile Yapılmış Bazı Çalışmalar**

Araştırmacı	Dönemi	Kullanılan Modeller
<b>Aktaş vd., (2003)</b>	1983-1997	Çoklu Regresyon, LRA, DA
Sinir ağlarının açıklama gücü, çoklu regresyon modellerinden daha iyidir.		
<b>Koyuncuğil &amp; Özgülbaş (2006)</b>	2000-2005	CHAID Karar Ağacı Algoritması
KOBİ ölçeğindeki firmaların finansal başarısızlığına etki eden finansal oranların öz sermaye karlılığı, net kâr marjı, alacakların tahsil süresinin, uzun vadeli yapancı kaynak/devamlı sermaye, varlık devir hızı vd. olduğu tespit edilmiştir.		
<b>Yazıcı (2007)</b>	1993-2004	YSA, LRA, DA
YSA'nın KOBİ'lerde başarısızlık sınıflandırılmasında kullanılabileceği sonucuna varılmıştır.		
<b>Vuran (2009)</b>	1997-2007	DA, LRA
Kârlılık oranları en önemli oran olarak belirlenmiştir.		
<b>Albayrak &amp; Yılmaz (2009)</b>	2004-2006	Karar Ağacı
Sanayi ve finans sektörlerinde faaliyet gösteren firmaları ayıran belli başlı oranlar tespit edilmiştir.		
<b>Kurtaran Çelik (2009)</b>	1992-2008	Altman Z skorları DA, YSA
Diskriminant modelinden sağlanan oranları kullandığı yapay sinir ağları modelinin tüm modeller içerisinde en başarılı model olduğu tespit edilmiştir.		
<b>Çelik (2010)</b>	1997-2002	DA, YSA
Her iki modelin %88,9'un üzerinde başarı sağlaması nedeniyle bankalar için yapılacak finansal başarısızlık tahmin çalışmaları nda her iki modelin de kullanılması mümkündür.		
<b>Yakut &amp; Elmas (2013)</b>	2005-2008	Veri madenciliği ve DA
Veri madenciliği diskriminant analizine göre daha iyi sonuç vermektedir.		
<b>Öcal &amp; Kadioğlu (2015b)</b>	2007-2013	C5.0 Karar Ağacı, CHAID Algoritmaları ve LRA
CHAID algoritması modelinin genel ve başarılı firmaları doğru sınıflama oranı daha yüksek bulunmuştur. C5.0 algoritması, başarısız firmaları CHAID algoritmasına göre daha yüksek oranda doğru sınıflandırdığından C5.0 algoritmasının daha başarılı sınıflandırma yaptığı tespit edilmiştir.		
<b>Selimoğlu &amp; Orhan (2015)</b>	2013	DA
Finansal başarılı ile başarısız firmalar arasında; duran varlıklar/özkaynaklar, faiz karşılama, faaliyet kâr marjı, net kâr marjı, özkaynak kârlılığı, aktif kârlılığı ve FVÖK/aktif toplamı oranlarının anlamlı farklılık bulunduğunu tespit etmişlerdir. Diskriminant modelinin doğru sınıflandırma başarısı %92 olarak bulunmuştur.		
<b>Yerdelen Kaygın, Tazegül, Yazarkan (2016)</b>	2010-2013	CHAID, C5.0, LRA
İşletmelerin sınıflandırılmasında en önemli değişkenlerin CHAID modelinde Aktif Kârlılık ve Brüt Kâr Marjı; C5.0 modelinde Net Kâr Marjı, Kaldıraç oranı, vd., LR modelinde Uzun Vadeli Yükümlülükler/Toplam Varlıklar ve Esas Faaliyet Kâr-Zararı / Toplam Varlıklar oranları olduğu tespit edilmiştir. Bir yıl öncesi için sınıflandırmada LRA %94,44; C5.0 %88,89; CHAID %83,33 başarılı bulunmuştur.		
<b>Akyüz, Yıldırım, Akyüz, Tuğay (2017)</b>	2015	DA
23 adet finansal oran ve Altman Z-skor testi kullanılmıştır. 7 adet finansal oranın sınıflandırma amacıyla kullanılabileceği tespit edilmiştir. Diskriminant modelinin sınıflandırma başarısı %93,8 olarak bulunmuştur.		
<b>Aksoy (2018)</b>	2006-2009	ÇDDA, LRA, YSA, C5.0, CART
Finansal başarısızlığı üç yıl önceden en başarılı tahmin eden model CART (%84,21), iki yıl önceden Lojistik Regresyon Analizi (%87,30), bir yıl önceden Lojistik Regresyon Analizi (%92,86) olarak hesaplanmıştır.		
<b>Aksoy &amp; Boztosun (2018)</b>	2006-2009	ÇDDA, LRA
Bilanço ve Gelir tablosu oranları ile birlikte 4 adet nitel veri kullanılmışlardır. Finansal başarısızlığı üç yıl önceden her iki model %80,16; iki ve bir yıl öncesinden ÇDDA %83,33 ve %81,75; LRA ise %87,30 ve %92,86 doğrulukla tahmin etmişlerdir.		
<b>Güngör (2019)</b>	2010-2018	DA
31 havayolu firması seçilmiş ve bu firmalara ait 7 yıllık Edward Altman'ın Hizmet İşletmeleri için geliştirdiği Z' Skoru kullanılmıştır. Diskriminant analizinde firmaların %78'inin doğru sınıflandırıldığı görülmüştür. Modelin havayolu firmalarının sektörel özelliklerinden dolayı finansal başarısızlığı tahminde yetersiz kaldığı sonucuna varılmıştır.		
<b>Arslantürk Çöllü, Akgün, Eydurcan (2020)</b>	2016-2018	CHAID, Exh-CHAID, CART, QUEST
Dokuma, giyim eşyası ve deri sektörü firmaları için yapılan finansal başarısızlık çalışmasında; Öz sermaye karlılığı, cari oran, duran varlıkların öz sermayeye oranı, ticari alacakların aktiflere oranı, stok devir hızı ve faiz karşılama oranının önemli oranlar oldukları tespit edilmiştir. CART algoritması başarısız firmaları %97,6; genel sınıflandırma başarısı ise %95 olarak bulunmuştur.		
<b>Demirhan (2021)</b>	2007-2019	DA, LRA
Üretim ve imalat sanayi sektörleri için yapılan finansal başarısızlık analizinde LRA kullanılmıştır. Firmaların finansal başarısızlık riskini azaltan bağımsız değişkenlerin Öz kaynak varlık oranı, kısa vadeli yabancı kaynak oranı ve aktif karlılık oranı; finansal başarısızlık riskini artıran bağımsız değişkenin BİST Sanayi Endeksi olduğu tespit edilmiştir. LRA'nın finansal başarısızlık doğru tahmin yüzdeleri eğitim modeli için bir yıl öncesi %72,5 iki yıl öncesi %81,7 üç yıl öncesi için %69,6 olarak bulunmuştur. Test seti doğru sınıflandırma başarısı bir yıl öncesi %68,9 iki yıl öncesi %70,4 üç yıl öncesi için %73 olarak hesaplanmıştır.		

**Kaynak:** (Öcal & Kadioğlu, 2015).

**Not:** Bu liste, yazarlar tarafından genişletilmiştir.

### III. ARAŞTIRMA

#### III.I. Araştırmanın Amacı

Araştırmanın amacı; BİST KOBİ sanayi endeksi kapsamında faaliyet gösteren firmaların finansal başarısızlıklarına etki eden finansal oranların tespit edilmesidir.

#### III.II. Araştırmanın Kapsamı ve Kısıtları

Araştırma, 2014-2020 yılları arasında BİST'te (Borsa İstanbul) BİST KOBİ sanayi endeksi kapsamında işlem görmüş/gören 40 sanayi işletmesinden oluşmaktadır. Çalışmada kullanılan veriler www.kap.gov.tr sitesinden sağlanmıştır. Finansal başarısızlık kriteri, 2014-2020 yılları arasında üst üste iki yıl veya daha fazla dönemi zararlı (Altman, Zhang, Yen, 2007; Özdemir, 2011; Yakut, 2012; Akay & Gökdemir, 2015; Yerdelen-Kaygın, Tazegül, Yazarkan, 2016; Aksoy & Boztosun, 2018; Yürük, 2019) kapatan firmalar finansal başarısız kabul edilmiştir. Bu kriteri sağlamayan diğer firmalar finansal başarılı olarak sınıflandırılmıştır. Yapılan inceleme sonunda 20 firmanın finansal başarılı, 20 firmanın da finansal başarısız oldukları anlaşılmıştır. Finansal başarılı firmalar “1”, finansal başarısız firmalar “0” olarak kodlanmıştır. Çalışma kapsamındaki firmaların listesi Tablo 3’de verilmiştir.

**Tablo 3. Veri Seti Kapsamındaki Firmalar**

NO	BAŞARILI FİRMALAR		BAŞARISIZ FİRMALAR	
	KODU	ŞİRKET ADI	KODU	ŞİRKET ADI
1	ACSEL	Acıpayam Selüloz	ATPET	Atlantik Petrol
2	BLCYT	Bilici Yatırım	AVOD	A.V.O.D. Kurutulmuş Gıda
3	BRKSN	Berkosan Yalıtım	BRMEN	Birlik Mensucat
4	BURVA	Burçelik Vana	BURCE	Burçelik Bursa
5	FMIZP	Federal-Mogul	DIRIT	Diriteks Diriliş Tekstil
6	GEDZA	Gediz Ambalaj	DOGUB	Doğusan
7	HZNDR	Haznedar Refrakter	EMNIS	Eminiş Ambalaj
8	IZFAS	İzmir Fırça	ERSU	Ersu Gıda
9	KRSTL	Kristal Kola ve Meşrubat	IHLGM	İhlas Gayrimenkul
10	MEGAP	Mega Polietilen	IZTAR	İz Hayvancılık Tarım
11	OZRDN	Özerden Plastik	LUKSK	Lüks Kadife
12	POLTK	Politeknik Metal	MAKTK	Makine Takım
13	PRZMA	Prizma Press Matbaacılık	NIBAS	Niğbaş Niğde Beton
14	RODRG	Rodrigo Tekstil	OYLUM	Oylum Sınai Yatırımlar
15	RTALB	RTA Laboratuvarları	SANFM	Sanifoam Sünger
16	SEKUR	Sekuro Plastik	SAYAS	Say Yenilebilir Enerji
17	SEYKM	Seyitler Kimya	TACTR	Taç Tarım Ürünleri
18	TMPOL	Temapol Polimer Plastik	TKURU	Taze Kuru Gıda
19	SNPAM	Sönmez Pamuklu	VANGD	Vanet Gıda
20	YAPRK	Yaprak Süt ve Besi	TRCAS	Turcas Petrol

### III.III. Araştırmanın Yöntemi

Tahmin modellerinin güvenilirliğinin artırılabilmesi için veri seti üç alt sete ayrılmıştır. Kullanılan program tarafından rastgele oluşturulan veri setinin %50'si ile eğitim seti eğitilmiştir. Modelin daha önce görmediği ve veri setinin %25'ini oluşturan test ve %25'ini oluşturan onaylama seti ile modelin geçerlilik analizi yapılmıştır. Alt setlerin yüzde payları için herhangi bir kriterin dikkate alınmasına ihtiyaç yoktur (Söylemez & Yılmaz Türkmen 2017: 279). Çalışmada SPSS Modeller ve Microsoft Excel paket programlarından faydalanılmıştır. Araştırmada literatürde yaygın olarak tercih edilen finansal oranlardan başka firmaların yaş ve personel sayıları da bağımsız değişken olarak kullanılmıştır. Araştırma yöntemi olarak diskriminant analizi ve C5.0 karar ağacı algoritması tercih edilmiştir. Diskriminant analizinin tercih edilmesi, finansal başarısızlık alanında sıklıkla kullanılması nedeniyle kaynaklanmaktadır. C5.0 karar ağacı algoritması tercih edilme nedeni ise karar ağacı sonuçlarının görsel, yorumlanmasının basit ve çeşitli kurallar neticesinde sonuçlara ulaşabilmenin mümkün olmasıdır.

**Tablo 4. Araştırmada Kullanılan Finansal Oranlar ve Formülleri**

I) LİKİDİTE ORANLARI		
KOD	ORAN ADI	FORMÜL
DV / KSB	Cari Oran	Dönen Varlıklar / Kısa Süreli Borçlar
LİKO	Asit Test Oranı	(Dönen Varlıklar – Stoklar) / Kısa Süreli Borçlar
NAKO	Nakit Oran	Dönen Varlıklar – (Stoklar + Alacaklar) / Kısa Süreli Borçlar
HZDEĞ	Hazır Değerler Oranı	Nakit ve Nakit Benzerleri / Kısa Süreli Borçlar
II) MALİ YAPI ORANLARI		
KSB/ÖS	Kısa Süreli Borçlar / Öz sermaye	Kısa Süreli Borçlar / Öz sermaye
DV/ÖS	Duran Varlıklar / Öz sermaye	Duran Varlıklar / Öz sermaye
KSB/TA	Kısa Süreli Borçlar / Toplam Aktifler	Kısa Süreli Borçlar / Toplam Aktifler
USB/TA	Uzun Süreli Borçlar / Toplam Aktifler	Uzun Süreli Borçlar / Toplam Aktifler
TB/TA	Kaldıraç Oranı	Toplam Borçlar / Toplam Aktifler
DV/TA	Çalışma Sermayesi Oranı	Dönen Varlıklar / Toplam Aktifler
FVÖK/TA	FVÖK/TA	Faiz ve Vergi Önceki Kâr / Toplam Aktifler
III) FAALİYET ORANLARI		
NS/TA	Aktif Devir Hızı	Net Satışlar / Toplam Aktifler
NS/MDV	Maddi Duran Varlık Devir Hızı	Net Satışlar / Maddi Duran Varlıklar
ADH	Alacak Devir Hızı	Net Satışlar/Ortalama Ticari Alacaklar (Dönem Başı Ticari Alacaklar + Dönem Sonu Ticari Alacaklar/2)
SDH	Stok Devir Hızı	Satılan Malın Maliyeti / Ortalama Stoklar (Dönem Başı Stoklar + Dönem Sonu Stoklar) /2
TİCAL/TV	Ticari Alacaklar / Toplam Aktifler	Ticari Alacaklar / Toplam Aktifler
FİNGİD/NS	Finansal Giderler / Net Satışlar	Finansal Giderler / Net Satışlar
FİNGİD/TA	Finansal Giderler / Toplam Aktifler	Finansal Giderler / Toplam Aktifler
IV) KARLILIK ORANLARI		
BRTK/NS	Brüt Kâr Marjı	Brüt Kâr / Net Satışlar
FALK/NS	Faaliyet Kâr Marjı	Faaliyet Kârı veya Zararı / Net Satışlar
NK/NS	Net Kâr Marjı	Net Kâr veya Zararı / Net Satışlar
NK/ÖS	Öz sermaye Karlılık Oranı	Net Kâr veya Zararı / Öz sermaye
NK/TA	Aktif Karlılık Oranı	Net Kâr veya Zararı / Toplam Aktifler
ESF/TA	Esas Faaliyet Kâr veya Zararı / Toplam Aktifler	Esas Faaliyet Kâr veya Zararı / Toplam Aktifler
Firmanın Yaşı		
Personel Sayısı		

#### a. Diskriminant analizi

Diskriminant Analizi, iki veya daha fazla sayıdaki gruba ait gözlemlerin hangi gruba ait olduğunun ayrımını amaçlayan çok değişkenli bir analiz tekniğidir. Buradaki amaç, önceden tanımlı olan veya olmayan gruplar arasında ayrımı yapacak iki veya daha fazla bağımsız değişkenden oluşan doğrusal bileşimi bulmaktır (Dikmen, 2007: 8). Bir gözlemin daha önceden özellikleri belirlenen gruplardan hangisine atanacağını belirlemesi işlemi diskriminant analizinin hedefidir. Diskriminant analizi, grup üyeliğinin tahmin edilmesi ile ilgili bir tekniktir. Diskriminant analizinin amaçları; gruplar arası ayrım etkisi olan değişkenleri tespit etmek, “hangi gruptan geldiği bilinmeyen bir birimin hangi gruba dâhil edileceğini belirlemektir” (Özhan Dedeoğlu, 2019: 28). Bağımlı değişken başarılı/başarısız,

doğru/yanlış, evet/hayır, kadın/erkek gibi özellikler taşır. Diskriminant analizi tek değişkenli veya çok değişkenli olabilir. Değişken sayısı veya grup sayısının ikiden fazla olması durumu Çoklu Diskriminant Analizi olarak tanımlanmaktadır. Doğrusal diskriminant fonksiyonu (Joy & Tollefson, 1975: 723):

$$Z_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2} \dots \dots \dots + \beta_m X_{im} \quad (1)$$

veya

$$Z_i = \beta_0 + \sum_{j=1}^m \beta_j X_{ij} \quad (2)$$

şeklinde ifade edilirler.

$Z_i$  = Diskriminat değerini,

$\beta_j$  = Diskriminant katsayılarını,

$\beta_0$  = Sabit terim,

$X_{ij}$  =Bağımsız değişkenleri temsil etmektedir.

Tüm istatistik ve matematiksel modellerde olduğu gibi diskriminant analizi de bazı varsayımlara dayanmaktadır. Varsayımların testi modelin tutarlılığını sağlayacaktır. Bu varsayımlar şunlardır (Jardin, 2012: 7):

- Her gruptaki bağımsız değişkenler normal dağılım özelliği taşımaktadırlar.
- Grupların varyans- kovaryans matrisleri eşittir.
- Bağımsız değişkenlerin birbirleriyle olan korelasyonu mümkün olduğunca düşüktür.

İşletme için hesaplanan Z skor değeri minimum hatayı sağlayan kopuş (kritik) değer ile karşılaştırılır. İşletme  $Z > Z^*$  ise finansal başarılı  $Z < Z^*$  ise finansal başarısız olduğu karar verilir.

## b. C5.0 karar ağacı algoritması

Makine Öğrenmesi, geçmiş verilere dayanarak doğru tahminler yapmayı öğrenmek için otomatik tekniklerin geliştirilmesi olarak tanımlanmaktadır (Schapire, 2002: 1). Sınıflama ve regresyon yöntemlerinin öğrenme stratejilerinden olan (Atalay & Çelik 2017: 161) denetimli öğrenme, bir veri setinde girdi ve bu girdilere atanmış hedef değişken arasında ilişki kurmaya dayanır. Denetimli öğrenmenin amacı, algoritmanın istenilen bir başarı düzeyine ulaşmasıdır. Gerçek veriler ile tahmin değerler arasındaki hata istenilen düzeyde değilse eğitime devam edilir. Hata değeri istenilen düzeye geldiğinde eğitim bitirilir. Denetimsiz öğrenmede, veri setinde bulunan girdilere atanmış hedef değişken veya sınıflar bulunmamaktadır. Algoritma, girdi değerleri arasında ilişkiyi-yapıyı-özellikleri bulmaya çalışır. Denetimsiz öğrenmenin amacı, girdiler arasındaki yakın ilişkileri tespit edip gruplara ayırmaktır. Dolayısı ile yeni bir girdi, oluşturulan gruplardan hangisi ile ilişkili ise o gruba ait olmaktadır.

Karar Ağaçları, hedef değişkeninin çeşidine göre; kategorik değişkenli ve sürekli değişkenli karar ağacı olarak iki çeşidi vardır. Karar ağaçlarının AID, CHAID, CART, ID3, C4.5, C5.0, MARS, E-CHAID, SLIQ, SPRINT ve QUEST gibi uygulamaları vardır. KA algoritmalarını farklı kılan özellik, kök, düğüm ve dallanma kurallarının farklı olmasıdır. C5.0 algoritması (1994), C4.5 (1992) algoritmasının geliştirilmiş bir versiyonu olup J. Ross Quinlan tarafından geliştirilmiştir.

KA, sınıflandırma analizlerinde yaygın kullanılan parametrik olmayan bir modeldir. KA, denetimli bir öğrenme modeli stratejisine sahiptir. KA, verileri analiz ederek verilerin yapısından kolayca anlaşılabilir kurallar üretir. Verilerden elde edilen bu kurallar, kök, dal ve yapraklardan oluşan bir ağaç şekli oluşturur. KA, hem kategorik hem de sayısal verileri işleyebilir. KA'nın unsurları şunlardır (Argüden & Erşahin, 2008: 48; Chauhan, 2019):



*Kök düğümü:* Veri setinin tümünü içerir. İki veya daha fazla alt homojen kümeyle bölünebilir.

*Bölme:* Bir düğümün iki veya daha çok alt düğüme ayrılması işlemidir.

*Karar düğümü:* Veriye uygulanacak test tanımlanır. Bir alt düğümün başka alt düğümlere ayrılmasıdır. Her bir düğüm bir özellikteki testi ifade eder. Ağacın dalları, testin bitiminde meydana gelirler. Veri kaybı olmaması adına dal sayısının artırılması yoluna gidilmelidir.

*Yaprak/Terminal düğümü:* Bölünemeyen, daha alt dallara ayrılamayan düğümü gösterir.

*Budama:* Bir karar düğümünün alt düğümlerinin kesilmesine denir.

*Dal:* Ağacın bir seviye alt bölümüdür. Dallanma sonrasında sınıflandırma tamamlanamıyorsa tekrar bir karar düğümü oluşur.

KA algoritma uygulaması üç aşamada gerçekleştirilmektedir:

*Öğrenme:* Sonuçları bilinen verilerden model oluşturulur (Eğitim testi).

*Sınıflama:* Test veri seti modele uygulanır. Test verisi modelinin başarısı, doğru olarak tahmin edilen sınıflama sayısının test verisindeki bütün sınıflara oranıdır. Daha sonra gerçek ile tahmin edilen karşılaştırılır.

*Uygulama:* Modelin başarısı, istenilen seviyede ise yeni verilerin sınıflandırılmasında kullanılabilir (Argüden & Erşahin, 2008: 49).

C5.0 algoritmasının özellikleri şunlardır (Nguyen, 2020): İkili ağaç veya çok dallı ağaç verir, bölünme kriteri olarak bilgi kazancı (Entropy) kullanır, budama tekniği Binom Güven Sınırı yöntemini benimser.

C5.0 algoritması optimal olarak düğümleri ayırmak için bilgi kazancı ve entropi azaltma kavramını kullanmaktadır. X değişkeni (attribute) için k adet olasılıklar  $P_1, P_2, P_3, \dots, P_k$  şeklinde ifade edilirler. X değişkeni ya da niteliği için entropi (8) nolu denklem eşitliği ile hesaplanır (Larose, 2005: 116);

$$H(X) = - \sum_{j=1}^k P_j \log_2(P_j) \quad (3)$$

“Eğitim seti içerisinde yer alan X niteliğine bağlı olarak hedef niteliği T alt kümelerinin  $T_1, T_2, \dots, T_k$  olarak alt bölmelere ayrıldığı varsayılmaktadır. Her bir T'nin sınıfını belirlemek için gerekli olan bilgilerin ağırlıklı ortalaması entropilerin ağırlıklandırılmış toplamları” olmaktadır. Bilgilerin ağırlıklı ortalaması (9) nolu denklem eşitliğinde verilmiştir.

$$H_s(T) = \sum_{i=1}^k p_i H_s(T_i) \quad (4)$$

Ayırma işlemi için bilgi kazancı hesaplanmaktadır. Böylelikle “C5.0 algoritması her bir karar verme düğümünde en büyük bilgi kazancına sahip olan ayırma ölçütünü belirleyerek optimal ayırma işlemi gerçekleştirilmektedir”. Bilgi kazancı şu şekilde formüle edilir (Larose, 2005: 116):

$$\text{Bilgi kazancı (Information Gain-S)} = H(T) - H_s(T) \quad (5)$$

Karar ağaçlarının üstün yönleri şunlardır (Zhang, 2020; Lantz, 2013: 125): Anlaşılabilir kurallar oluşturur, çok fazla hesaplama yapmadan sınıflandırma yapabilirler, sürekli ve kategorik değişkenler kullanılabilir, en önemli özellikleri kullanır, sınıflandırma ve tahmin için yaygın kullanılan güçlü bir tekniktir, karmaşık modellere göre daha verimlidir, nispeten az sayıda eğitim örneği veya çok sayıda veri üzerinde kullanılabilir. Karar ağaçlarının zayıf yönleri ise şunlardır: Hedef değişkenin sürekli olduğu durumlarda hedef değişkeninin tahmini için uygun değildir, veri sayısının az ve sınıf sayısının fazla olduğu veri setlerinde tahmin başarısı düşüktür; her düğümde, her aday bölme alanının en iyi bölünmesi bulunmadan önce sıralanması gerekir, büyük ağaçların yorumlanması zor olabilir ve

verdikleri kararlar mantıksız görünebilir, eğitim seti verilerindeki küçük değişiklikler, karar verme mantığında büyük değişikliklere neden olabilir.

#### IV. ANALİZ VE BULGULAR

20 adet finansal başarılı, 20 adet finansal başarısız toplam 40 firma, 276 dönem veri seti, 11.040 gözlem değeri ile tahmin modelleri kurulmuştur. Paket Programın değişken eleme özelliği (Feature Selection Node), 26 bağımsız değişkenden anlamlı olmayan 7 adet değişkeni elemiş ve analize 19 değişkenle devam edilmiştir. Değişkenlere ait istatistik değerler Tablo-’de verilmiştir.

**Tablo 5. Değişkenlere Ait Tanımlayıcı İstatistikler**

No	Finansal Oran	En Düşük	En Yüksek	Ortalama	Standart Sapma	Çarpıklık	Basıklık	Adet
1	FINGID/NS	0.00	6,08	0.23	0.78	6,03	37.59	276
2	FINGID/TA	0.00	1,74	0.06	0.11	11,61	167.70	276
3	BRTK/NS	-1.19	0.65	0.20	0.19	-2.88	18.66	276
4	FVÖK/TA	-0.68	0.67	0.06	0.13	0.05	6,38	276
5	NS/TA	0.00	2,01	0.62	0.38	0.60	0.26	276
6	HZDEĞ	0.00	14.95	0.55	1,4	6.00	48.31	276
7	DV/KSB	0.00	43.86	2,64	3,37	7,23	81.45	276
8	NK/NS	-47.80	3,22	-0.25	2,93	-15.62	253.62	276
9	KSB/TA	0.01	2,37	0.31	0.23	3,28	24.78	276
10	TB/TA	0.02	2,99	0.45	0.28	2,89	23,05	276
11	USB/TA	0.00	1,25	0.14	0.14	2,84	15.36	276
12	NK/TA	-2.05	0.51	0.01	0.18	-6.00	66.77	276
13	LİKO	0.03	35.68	1,95	2,81	7,01	76.39	276
14	NAKO	0.00	17.34	1,03	1,79	4,45	28.68	276
15	DURNV/ÖS	16.15	29.98	1,08	2,42	5,11	85.57	276
16	DÖNV/TA	0.02	0.94	0.50	0.23	0.03	-1.03	276
17	TİCAL/TV	0.00	0.63	0.19	0.14	0.94	0.57	276
18	ESF/TA	-0.68	0.47	0.05	0.12	-0.60	6,91	276
19	YAS	4.00	89.00	31.35	18.46	0.81	0.39	276

#### IV.I. Diskriminant Analizi ile Sınıflandırma

Test seti, eğitim seti verileri ile geliştirilen modelin değerlendirildiği settir. Diğer bir ifade ile test seti sonuçları, eğitim seti verileri ile oluşturulan modelin genelleştirilmesini sağlamaktadır (Torun 2007: 88). Eğitim seti verilerinin kullanılması ile kurulan modelin değerlendirilmesi, modelin kurulması aşamasında hiç görmediği verilerle değerlendirildiği için modele olan güvenilirlik yükselmektedir. Aşırı ezberleme sorununun giderildiği set onaylama seti olmaktadır. İleri yönlü adımsal (Forwards Stepwise) yöntem kullanılmıştır. Paket programın özellik seçme düğümünün (Feature Selection Node) kullanılması ile toplam 26 adet olan finansal oran 19'a indirilerek analiz yapılmıştır. Dört değişkenli bir diskriminant tahmin modeli kurulmuştur. Standardize edilmemiş kanonik diskriminant fonksiyonunun katsayıları Tablo-6'da verilmiştir:

**Tablo 6. Standartlaştırılmamış Kanonik Diskriminant Fonksiyonu Katsayıları**

Finansal Oranlar	Fonksiyon
	1
BRTK/NS	1,744
NS/TA	2,619
TB/TA	-3,075
YAS	-,018
(Sabit)	,015

Geliştirilen model ve modeldeki bağımsız değişkenler aşağıdaki gibidir:

$$Z = 0,015 + 1,744BRTK/NS + 2,619NS/TA - 3,075TB/TA - 0,018YAS \quad (6)$$

Z = Diskriminant skoru

BRTK/NS = Brüt Kâr Marjı

NS/TA = Aktif Kârlılık

TB/TA = Kaldıraç Oranı

YAS = Firmaların Yaşı

Geliştirilen diskriminant analizi modelinde dört bağımsız değişken bulunmaktadır. Firmaların diskriminant skorunun bulunmasında pozitif katkı sağlayan değişkenler aktif devir hızı ve brüt kâr marjı; negatif katkı sağlayan değişkenler ise kaldıraç oranı ile firmaların yaşı olduğu tespit edilmiştir. Her firma için hesaplanan finansal oranlar (6) nolu eşitlikte yerlerine konularak firmaların diskriminant skorları elde edilir. Diskriminant skorları, grup ortalama skorları ile karşılaştırılarak firmaların finansal başarılı veya başarısız olduklarına karar verilir. Tahmin değer ile gerçek durum karşılaştırılarak kurulan diskriminant tahmin modelinin doğruluk derecesi bulunur. Grup ortalama skorları Tablo 7'de verilmiştir.

**Tablo 7. Grupların Ortalama Diskriminant Skoru Değerleri**

BAŞARI/BAŞARISIZLIK	Function
	1
1.0	,892
0.0	-,991

Tablo 8'de diskriminant analizi sonuçları verilmiştir. Özdeğer istatistiği, bağımlı değişkendeki varyansın model tarafından açıklanan büyüklüğünü göstermektedir. Söz konusu değer 0,40'dan büyük olması ise modelin ayırıcılık gücünün iyi olduğunu göstermektedir. Çalışmada özdeğer 0,898 olarak bulunmuştur. Modelin ayırma gücünün yüksek olduğu söylenebilir. Kanonik korelasyon değeri 0,688 olarak çıkmıştır. Kanonik korelasyonun karesi 0,4733 olarak hesaplanmıştır. Bunun anlamı bağımlı değişkendeki varyansın %47,33'u kurulan model tarafından açıklanabilmektedir. Wilk's Lambda istatistiği ayırma skorlarındaki toplam varyansın gruplar arasındaki farklar tarafından açıklanamayan kısmını gösterir. Wilk's Lambda değeri 0,527 bulunmuştur. Kurulan model, toplam varyansın %52,7'sini açıklayamamaktadır.

**Tablo 8. Diskriminant Analizi Sonuçları**

Fonksiyon	Özdeğer	Kanonik Korelasyon	Wilks' Lambda	Sig.
1	0,898	0,688	0,527	0,000

**a. Diskriminant analizi varsayımlarının değerlendirilmesi**

Diskriminant analizinin varsayımları:

- Eşit kovaryans,
- Çoklu bağlantı,
- Normal dağılım.

Ho: İki grup firma arasında farklılık yoktur.

H<sub>1</sub> : İki grup firma arasında farklılık vardır.

Eşit kovaryans varsayımı için Box's M testi uygulanır. Box's M Tablosu Tablo 9'da verilmiştir.  $\alpha < 0,05$  anlamlılık düzeyinde sıfır hipotezi reddedilememektedir. Dolayısı ile kovaryans matrislerinin eşitliği varsayımı gerçekleşmiş olmaktadır.

**Tablo 9. Box-M Test Sonuçları**

Box's M		87,463
F	Approx.	8,457
	df1	10
	df2	79970,296
	Sig.	,000

İkinci önemli varsayım, çoklu bağlantı problemidir. Bağımsız değişkenler arasında %70'ten büyük bir korelasyon var ise değişkenlerden birinin analiz dışında tutulması gerekir. Tablo 10, değişkenler arasındaki korelasyon değerlerini göstermektedir.

**Tablo 10. Korelasyon Matrisi**

		BRTK/NS	NS/TA	TB/TA	TİCAL/TV	YAS
Korelasyon	BRTK/NS	1,000	,048	-,131	,108	,295
	NS/TA	,048	1,000	,347	,517	-,199
	TB/TA	-,131	,347	1,000	,272	-,180
	TİCAL/TV	,108	,517	,272	1,000	-,006
	YAS	,295	-,199	-,180	-,006	1,000

Korelasyon matrisi tablosundan görüldüğü gibi, en büyük korelasyon değeri 0,517 olarak hesaplanmıştır. Değişkenler arasındaki korelasyon 0,70'ten küçük olduğundan değişkenler arasında çoklu korelasyon bulunmamaktadır. Dolayısı ile değişkenlerin normal dağıldığı varsayımı sağlanmaktadır. Karışıklık matrisi de denilen sınıflandırma matrisi, tahminlerin gerçek değerle aynı olup olmadığını gösteren bir performans tablosudur. Diğer bir ifade ile karışıklık matrisi, diskriminant analizinin başarısını göstermektedir. Tablo 11, diskriminant analizi sınıflandırma sonuçlarını göstermektedir.

**Tablo 11. Diskriminant Analizi Sınıflandırma Sonuçları**

SETLER	BAŞARILI (%)	FİRMA SAYISI	BAŞARISIZ (%)	FİRMA SAYISI	TOPLAM (%)	TOPLAM FİRMA SAYISI
EĞİTİM	90,00	70	84,10	63	87,22	133
TEST	81,25	32	88,57	35	85,07	67
ONAYLAMA	87,20	39	89,20	37	88,16	76
TOPLAM	87,23	141	86,67	135	86,96	276

Diskriminant analizi eğitim setinde bulunan 133 firmanın 17'sini hatalı tahmin etmiştir. Geri kalan 116 firma doğru tahmin edilmiştir. Doğru tahmin başarısı %87,22 olarak bulunmuştur. Modelin daha önce hiç görmediği test veri seti ile yapılan analizde doğru tahmin başarısı %85,07; onaylama seti doğru tahmin başarısı %88,16 olarak hesaplanmıştır. Başarısız firmaları test ve onaylama seti daha başarılı tahmin etmişken eğitim veri seti, başarılı firmaları daha başarılı tahmin etmiştir.

Tahmin modeli performans ölçüm kriterlerinden biriside İşlem Karakteristik Eğrisi olarak bilinen ROC eğrisidir. ROC eğrisi, modelin doğru sınıflandırma yeteneğini göstermektedir. ROC eğrisi altındaki alan 0.50 ile 1.00 arasında değer alabilir. ROC eğrisi altındaki alan ne kadar büyük ise tahmin modelinin başarısı o kadar yüksek demektir. ROC eğrisinin altında kalan alan, AUC (Area Under Curve) ile ölçülmektedir. AUC değerlerine göre bir tahmin modelinin gerçek başarısız işletmelerle sahte başarısız işletmelerin tespitinde (Hosmer & Lemeshow 2000: 162; Lantz 2013: 313):

- 0,5 <AUC <0,6 Ayrım değeri yok
  - 0,6 <AUC <0,7 Zayıf
  - 0,7 <AUC <0,8 Kabul edilebilir
  - 0,8 <AUC <0,9 Mükemmel / İyi
  - 0,9 <AUC <1,0 Harikulade
- değerleri kullanılmaktadır.

**Tablo 12. Diskriminant Analizi ROC AUC Değerleri**

SETLER	EĞİTİM	TEST	ONAYLAMA
ROC AUC	0,94	0,93	0,93

Tablo 12'de aynı veri setinin uygulanması ile geliştirilen tahmin modellerinin ROC AUC değerleri verilmiştir. ROC AUC değerlerinin tümü  $0,9 < AUC < 1,0$  aralığında bulunduğundan çok iyi model oluşturulduğu düşünülmektedir.

#### IV.II. C5.0 Karar Ağacı Algoritması ile Sınıflandırma

Veri Madenciliği (VM) modellerinden olan karar ağaçları, sınıflandırma ve tahminleme için kullanılır. Karar ağacı teknikleri hangi değişkenlerin önemli olduğunu belirlemesi, parametrik olmayan modeller olması, varsayımlara ihtiyaç duymaması ve değişkenler arasındaki ilişkiyi görsel olarak sunması gibi çeşitli özelliklere sahiptirler (Tek, 2012: 35). Veri setinin %50'si eğitim, %25'i test ve %25'i onaylama seti için rastgele oluşturulmuştur. Tablo 13'e göre karar ağacı algoritmasının eğitim ve test seti sınıflandırma başarısı %100 iken onaylama seti için %96,05 olarak bulunmuştur. Onaylama setindeki 3 başarılı firma hatalı sınıflandırılmıştır.

**Tablo 13. C5.0 Karar Ağacı Analizi Sınıflandırma Sonuçları**

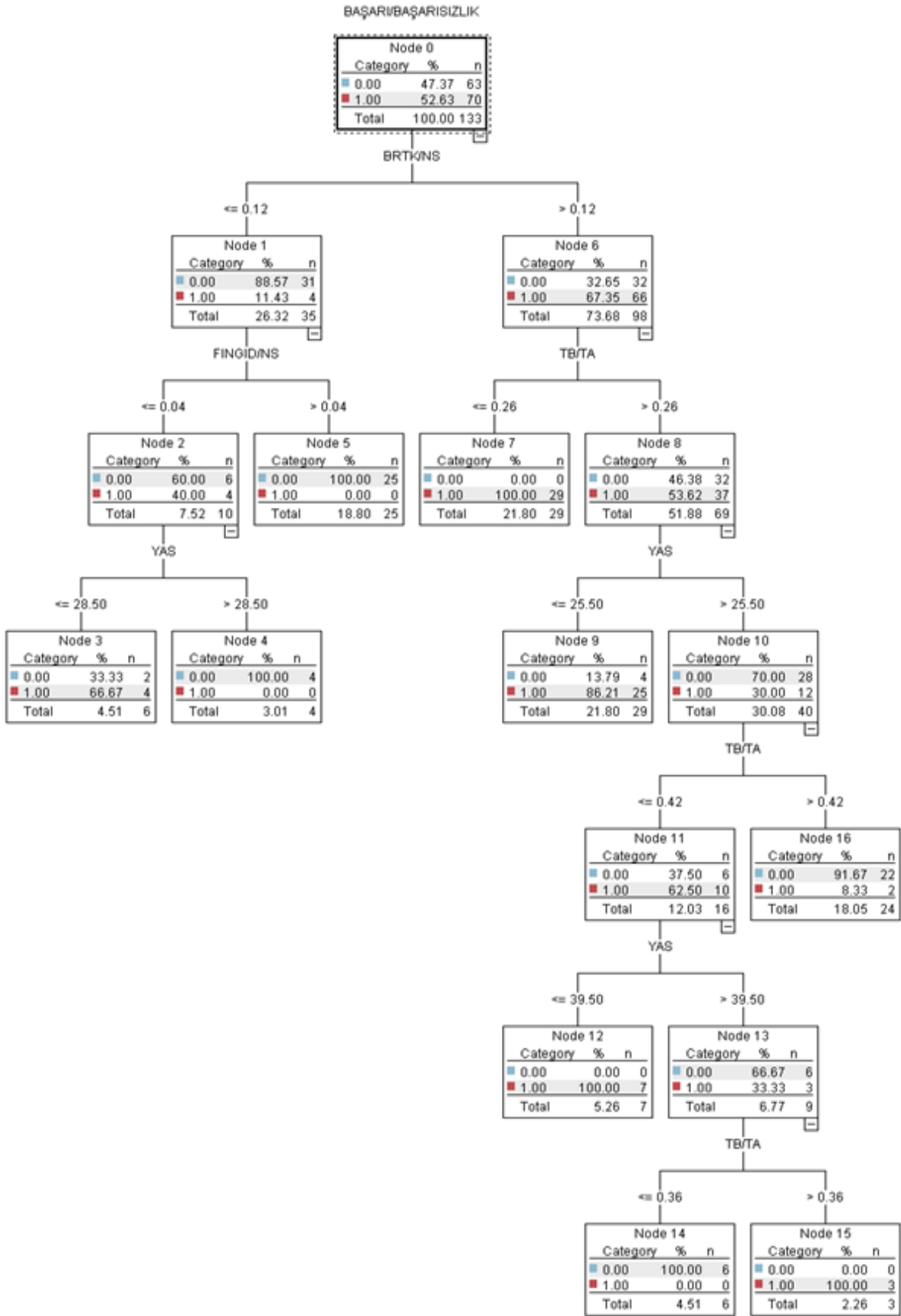
SETLER	BAŞARILI (%)	FİRMA SAYISI	BAŞARISIZ (%)	FİRMA SAYISI	TOPLAM (%)	TOPLAM FİRMA SAYISI
EĞİTİM	100,00	70	100,00	63	100,00	133
TEST	93,75	32	100,00	35	97,01	67
ONAYLAMA	94,87	39	100,00	37	97,36	76
TOPLAM	97,16	141	100,00	135	98,55	276

Tablo 14, C5.0 karar ağacı alt setlerinin ROC AUC değerleri verilmiştir. ROC eğrisi değerlerine göre C5.0 karar ağacı sınıflandırmasının başarılı olduğu söylenebilir.

**Tablo 14. C5.0 Karar Ağacı ROC AUC Değerleri**

SETLER	EĞİTİM	TEST	ONAYLAMA
ROC AUC	1,00	1,00	0,99

Şekil 1'de C5.0 algoritması eğitim veri setinde bulunan 133 firmanın 63'ü başarısız ve 70'i ise finansal başarılı firmalardır. Karar ağacı toplam 16 kural oluşturmuştur. Karar ağacının oluşturulmasında en güçlü etkiye sahip olan oran brüt kâr marjıdır. Brüt kâr marjı 0,12'den büyük olan 98 firmanın %67,35'i yani 66'sı finansal başarılı olmuştur. Brüt kâr marjı 0,12'den büyük ve kaldıraç oranı 0,26'ya eşit veya küçük olan 29 firmanın %100'u finansal başarılıdır. Brüt kâr marjı 0,12'ye eşit ve küçük olan 35 firmanın %88,57'si yani 31'i finansal başarısız olmuştur. Brüt kâr marjı 0,12'ye eşit ve küçük ve finansal giderlerin satışlara oranı 0,04'den yüksek olan 25 firmanın %100'u finansal başarısız olmuştur. C5.0 karar ağacının ürettiği bazı kurallar Tablo 15'de verilmiştir.



Şekil 1. C5.0 Karar Ağacı ile Firmaların Sınıflandırılması

**Tablo 15. C5.0 Karar Ağacı Algoritması Kuralları**

Düğüm	Koşul	Oran	Firma Sayısı	Finansal Başarılı/Başarısızlık Durumu
1	$BRTKR/NS \leq 0,12$	%88,57	31	Başarısız
5	$BRTKR/NS \leq 0,12$ ve $FG/NS > 0,04$	%100	25	Başarısız
6	$BRTKR/NS > 0,12$	%32,65	32	Başarısız
8	$BRTKR/NS > 0,12$ ve $TB/TA > 0,26$	%46,38	32	Başarısız
10	$BRTKR/NS > 0,12$ ve $TB/TA > 0,26$ ve $YAS > 25,50$	%70	28	Başarısız
16	$BRTKR/NS > 0,12$ ve $TB/TA > 0,26$ ve $YAS > 25,50$ ve $TB/TA > 0,42$	%91,67	22	Başarısız
6	$BRTKR/NS > 0,12$	%67,35	66	Başarılı
7	$BRTKR/NS > 0,12$ ve $TB/TA \leq 0,26$	%100	29	Başarılı
8	$BRTKR/NS > 0,12$ ve $TB/TA > 0,26$	%53,62	37	Başarılı
9	$BRTKR/NS > 0,12$ ve $TB/TA > 0,26$ ve $YAS \leq 25,50$	%86,21	25	Başarılı
10	$BRTKR/NS > 0,12$ ve $TB/TA > 0,26$ ve $YAS > 25,50$	%30,00	12	Başarılı
11	$BRTKR/NS > 0,12$ ve $TB/TA > 0,26$ ve $YAS > 25,50$ ve $TB/TA \leq 0,42$ ve $YAS \leq 39,50$	%100	7	Başarılı

C5.0 karar ağacı kuralları dikkate alındığında brüt kâr marjı düşük, finansal giderlerin satışlar içindeki payın yüksek ve kaldıraç derecesi yüksek olan firmaların finansal başarısızlık ile karşılaştıkları anlaşılmaktadır. Aynı şekilde brüt kâr marjı yüksek, finansman giderlerin satışlar içindeki payı ve kaldıraç oranı düşük olan firmaların finansal başarılı oldukları anlaşılmaktadır.

## SONUÇ VE DEĞERLENDİRME

Türkiye’de ve uluslararası finansal başarısızlık alanında pek çok çalışma yapılmaktadır. Çalışmalarda istatistiksel ve matematiksel yöntemlerin yanı sıra yapay zekayı kullanan modern yaklaşımlarda bulunmaktadır. Bu çalışmada BİST’te işlem gören küçük ve orta ölçekli imalat firmalarının oluşturduğu BİST Sanayi İndeksi kapsamındaki firmalar esas alınmıştır. Çalışmada çoklu diskriminant analizi ile C5.0 karar ağacı algoritması kullanılmıştır.

40 firma ve 276 dönemi kapsayan veri setinin %50’si eğitim, %25’i test ve %25’i doğrulama alt setlerine ayrılmıştır. Eğitim seti verilerinin kullanılması ile kurulan modelin değerlendirilmesi, modelin kurulması aşamasında hiç görmediği verilerle değerlendirildiği için modele olan güvenilirlik yükselmektedir.

Çalışmanın birinci bölümünde diskriminant analizi kullanılarak eğitim alt setinde bulunan 70 başarılı ve 63 başarısız toplam 133 firma ile model oluşturulmuştur. Eğitim alt seti ile kurulan model, 67 adet firma alt test seti ve 76 adet firma onaylama alt seti ile test edilmiştir. Eğitim seti verileri ile



kurulan modelin firmaları sınıflandırma başarısı %87,22; test seti için %85,07 onaylama seti için %88,16 olarak bulunmuştur. Tüm veri seti için sınıflandırma oranı %86,96 olarak hesaplanmıştır.

Diskriminant analizi sonuçlarına göre; firmaların gruplara ayrılmasında en büyük katkıyı -3,075 katsayı değeri ile kaldıraç oranı sağlamaktadır. Çalışma kapsamındaki firmaların kaldıraç oranından faydalanmadıkları söylenebilir. Yani kaldıraç oranının büyüklüğü firmaların maliyetlerini artırdığından kârlılıkları azaltmaktadır. Doğan & Topal (2016), Ersan & Çanakçıoğlu (2020), Küçükbay & Güler (2020) ve Büyükmert & Bilen (2021)'in çalışmalarında kaldıraç oranı ile firma kârlılıkları arasında negatif bir ilişkinin bulunduğu tespit edilmiştir. Kaldıraç derecesinin kriz dönemlerinde firmaların kârlılıkları üzerindeki olumsuz etkisinin daha fazla yükseldiği belirtilmiştir (Büyükmert & Bilen 2021: 303). Firmaların gruplara ayrılmasında önemli olan diğer finansal oranlar 2,619 katsayı değeri ile aktif devir hızı, 1,744 katsayı ile brüt kâr marjı ve -0,018 katsayı değeri ile firmaların yaşı gelmektedir.

C5.0 karar ağacı algoritması için 70 adet başarılı 63 başarısız toplam 133 firma ile model oluşturulmuştur. Her yaprakta üç adet firma kalana dek analiz yapılmıştır. Eğitim seti verileri ile kurulan modelin firmaları sınıflandırma başarısı %100; test seti için %97,01 onaylama seti için %97,36 olarak bulunmuştur. Tüm veri seti için sınıflandırma oranı %98,55 olarak hesaplanmıştır. Karar ağacının kökünde en güçlü etkiye sahip olan bağımsız değişken brüt kâr marjı olduğu görülmüştür. Karar ağacı brüt kâr marjı, finansman giderlerin satışa oranı, kaldıraç oranı ve firmaların yaşı olarak toplam 4 bağımsız değişken ile yüksek derecede sınıflandırma doğruluğu elde edilmiştir. Karar ağacı toplam 16 kural oluşturmuştur.

C5.0 karar ağacı algoritması sonuçlarına göre; C5.0 karar ağacı modeline göre en önemli bağımsız değişkenler brüt kâr marjı ve finansman giderlerinin satışlara oranı olduğu görülmüştür. Brüt kâr marjı 0,12'ye eşit veya düşük ve finansman giderlerinin satışlara oranı 0,04'den yüksek olan firmaların %100'u başarısız; brüt kâr marjı 0,12'den yüksek ve kaldıraç oranı 0,26'ya eşit veya düşük ise firmaların %100'u başarılı olmuştur. Firmaların yaşı yükseldikçe finansal başarısız oldukları karar ağacından görülebilir. Akpınar & Akpınar (2016), kaldıraç oranının finansal riski artırdığı; firma yaşının ise finansal başarısızlık riskini azalttığı sonucuna ulaşmışlardır.

Yedi yıllık veriler ile yapılan bu çalışmada, C5.0 karar ağacı diskriminant analizine göre daha yüksek oranda sınıflandırma başarısı gösterdiği görülmüştür. Her iki modelde bulunan dört bağımsız değişken ile yüksek oranda sınıflandırma başarısı elde edildiği söylenebilir. Her iki modelde de kaldıraç oranı, brüt kâr marjı ve firmaların yaşı gibi finansal oranlar firmaların gruplara ayrılmasında önemli bağımsız değişken oldukları tespit edilmiştir.

## KAYNAKLAR

- Akgüç, Ö., (1989). *Finansal yönetim*. İstanbul: Avcıol Matbaası.
- Akpınar, O., & Akpınar, G., (2016). Finansal başarısızlık riskinin belirleyicileri: Borsa İstanbul'da bir uygulama. Erişim adresi: <https://www.researchgate.net/publication/309136568>.
- Akyüz., K. C., Yıldırım, İ., Akyüz, İ., & Tugay, T., (2017). Borsa İstanbul'da işlem gören kâğıt ve kâğıt ürünleri sanayi işletmelerinin finansal başarısızlık düzeylerinin oran analizi ve diskriminant analizi yöntemleri kullanılarak ölçülmesi. *Journal of Forestry*, 13(1), 60–74.
- Altman, E.I. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The Journal of Finance*, 23(4), 589–609.
- Argüden Y., & Erşahin B., *Veri madenciliği*. İstanbul: ARGE Danışmanlık.
- Arslantürk Çöllü, D., Akgün, L., & Eyduran, E., (2020). Karar ağacı algoritmalarıyla finansal başarısızlık tahmini: Dokuma, giyim eşyası ve deri sektörü uygulaması. *Uluslararası Ekonomi ve Yenilik Dergisi*, 6(2), 225–246.
- Atalay, M., & Çelik, E., (2017). Büyük veri analizinde yapay zekâ ve makine öğrenmesi uygulamaları. *Mehmet Akif Ersoy Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*. 9(22), s.155–172.

- Aziz, A. M., & Dar, H. A. (2006) Predicting corporate bankruptcy: Where we stand? *Corporate Governance: The International Journal of Business in Society*, 6(1), 24–25.
- Bardi, Ş., (2021). *Finansal performans tahmini ve BİST KOBİ Sanayi Endeksi'ndeki işletmelere ilişkin bir araştırma*. (Doktora Tezi). Sakarya Üniversitesi İşletme Enstitüsü, Sakarya.
- Beaver, W. H., (1966). Financial ratios as predictors of failure. *Selected Studies*, 70–112.
- Büyükmert, N., & Bilen, A., (2021). İmalat sektöründe faaliyet gösteren işletmelerin ekonomik krizlere bağlı olarak finansal yapısı ve karlılığındaki Değişimler: 2008 krizi. *Dicle Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 13(26), 289–306.
- Chauhan, N. S., (2020, May 31). Decision tree algorithms-Explained. Erişim adresi: <https://towardsdatascience.com/decision-tree-algorithm-explained-83beb6e78ef4>.
- Dağlı, H., (1994). İşletme başarısızlıkları ve alınması gerekli önlemler. *Verimlilik Dergisi*, 1.
- Demirhan, H., (2021). *Borsa İstanbul'da işlem gören sanayi işletmelerinin finansal başarısızlıklarının öngörülmesi: 2007–2019*. (Doktora Tezi). Ankara Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Ankara.
- Dikmen, B., (2007). *Finansal başarısızlık tahminlerinde matematiksel model uygulamaları*. Ankara: Sermaye Piyasası Kurulu.
- Doğan, M., & Topal, Y., (2016). Karlılığı belirleyen finansal faktörler: BIST'te işlem gören imalat sanayi firmaları üzerine bir araştırma. *Optimum Ekonomi ve Yönetim Bilimleri Dergisi*, 3(1), 53–64.
- Ersan, O., & Çanakıoğlu, M., (2020). Şirket kârlılığının finansal belirleyicileri: Gıda Sektörü üzerine bir araştırma. *Mali Çözüm*, 30(159), 69–89.
- Hosmer, D. W., & Lemeshow, S. (2013). *Applied logistic regression*. CA: John Wiley & Sons.
- İçerli, M. Y., Akkaya, G. C., (2006). Finansal açıdan başarılı olan işletmelerle başarısız olan işletmeler arasında finansal oranlar yardımıyla farklılıkların tespiti. *Atatürk Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 20(1). 413–421.
- Jardin, P. D., (2019, June 2). The influence of variable selection methods on the accuracy of bankruptcy prediction models. *Edhec Business School*. Retrieved from: [https://mpra.ub.uni-muenchen.de/44383/1/MPRA\\_paper\\_44383.pdf](https://mpra.ub.uni-muenchen.de/44383/1/MPRA_paper_44383.pdf).
- Joy, O. M., & Tollefson, J. O. (1975). On the financial applications of discriminant analysis. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, (December-1975), 725–745.
- Karaa, İ. E., Geyikçi, U. B., (2016). Bist'e kote firmaların mali başarısızlıklarının diskriminant analizi ile tahminlenmesi. *ICEP 2016 2nd International Congress on Economics and Business*, Sarajevo/Bosna and Herzegovina.
- Koyuncugil, A. S., & Özgülbaş, N., (2006). İMKB'de işlem gören KOBİ'lerin finansal başarısızlığına etki eden faktörlerin veri madenciliği ile belirlenmesi. 3. *KOBİ'ler ve Verimlilik Kongresi*, İstanbul.
- Kulalı, İ., (2016). Altman Z Skor modelinin BİST şirketlerinin finansal başarısızlık riskinin tahmin edilmesinde uygulanması. *Uluslararası Yönetim İktisat ve İşletme Dergisi*, 12(27), 283–291.
- Kurtaran-Çelik, M., (2009). *Finansal başarısızlık tahmini modellerinin İMKB'deki firmalar için karşılaştırmalı analizi*. (Doktora Tezi). Karadeniz Teknik Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Trabzon.
- Küçükbay, F., & Güler, B., (2020). Firmaların sermaye yapısı kararları, kredi risk düzeyleri ve karlılık oranları arasındaki ilişkinin analizi: Panel veri analizi. *İzmir İktisat Dergisi*, 35(1), 19–31.
- Lantz, B., (2013). *Machine learning with R*, Birmingham. UK: Packt Publishing.
- Larose, D. T., (2005). *Discovering knowledge in data an introduction to data mining*. NY: John Wiley & Sons.
- Nguyen, A., (2020, May 31). *Comparative study of C5.0 and CART algorithms*. Retrieved from: <http://mercury.webster.edu/aleshunas/Support%20Materials/C4.5/Nguyen-Presentation%20Data%20mining.pdf>.
- Okka, O., (2009). *Analitik Finansal Yönetim*. Ankara: Nobel Yayın Dağıtım.
- Öcal, N., & Kadioğlu, E., (2015). Finansal başarısızlığın tahmini: Borsa İstanbul'da imalat sektörü için bir uygulaması. Erişim adresi: <https://www.researchgate.net/publication/283082007>.
- Özdemir, F. S., Choi, F. D. S., & Bayazıtlı, E., (2012). Finansal başarısızlık tahminleri yönüyle UFRS ve bilginin ihtiyaca uygunluğu. *Mali Çözüm*, 22(112), 17–52.

- Özhan-Dedeoğlu, A., (2019). *Çok değişkenli analiz yöntemleri*. Erişim adresi: <http://web.deu.edu.tr/upk15/docs/seminerSunumlari/COK%20DEGISKENLI%20ANALIZ%20YONTEMLERI-DOC.%20DR.%20AYLA%20OZHAN%20DEDEOGLU.pdf>
- Podhorska, I., Vrbka, J., Lazaroiu, G., & Kovacova, M., (2020). Innovations in Financial Management: Recursive Prediction Model Based on Decision Trees. *Marketing and Management of Innovations*, 3. Retrieved from: <https://doi.org/10.21272/mmi.2020.3-20>.
- Schapiro, R. E., (2003). The boosting approach to machine learning: An overview. In David D. Denison, Mark H. Hansen, Christopher C. Holmes, Bani Mallick, & Bin Yu (Eds.) *Nonlinear Estimation and Classification* (pp. 149–171). Switzerland: Springer
- Selimoğlu, S., & Orhan, A., (2015). Finansal başarısızlığın oran analizi ve diskriminant analizi kullanılarak ölçümlenmesi: BİST'te işlem gören dokuma, giyim eşyası ve deri işletmeleri üzerine bir araştırma. *Muhasebe ve Finansman Dergisi*, (66), 21–40.
- Söylemez, Y., & Yılmaz-Türkmen, S., (2017). Yapay sinir ağları modeli ile finansal başarısızlık tahmini. *Finans Ekonomi ve Sosyal Araştırmalar Dergisi*, 2(4), 270–284.
- Terzi, S. (2011). Finansal rasyolar yardımıyla finansal başarısızlık tahmini: Gıda sektöründe ampirik bir araştırma. *Çukurova Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 15(1), 1–18.
- Torun, T., (2007). *Finansal başarısızlık tahmininde geleneksel istatistikî yöntemlerle yapay sinir ağlarının karşılaştırılması ve sanayi işletmeleri üzerinde uygulama*. (Doktora Tezi). Erciyes Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü. Kayseri.
- Türk Ticaret Kanunu. (1956). Resmî Gazete, Nr.9353, Ankara.
- Uzun, E., (2005). İşletmelerde finansal başarısızlığın teorik olarak irdelenmesi. *Muhasebe ve Finansman Dergisi*, 27, 158–168.
- Xu, X., & Yu, W., (2009). Financial failure prediction using efficiency as a prediction. *Expert Systems with Applications*, 36(1), 366–373. Doi: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2007.09.040>
- Yerdelen-Kaygın, C., Tazegül, A., & Yazarkan, H., (2016). İşletmelerin finansal başarılı ve başarısız olma durumlarının veri madenciliği ve lojistik regresyon analizi ile tahmin edilebilirliği. *Ege Akademik Bakış*, 16(1). 147–159.
- Yılmaz, H., & Yıldırım M., (2015). Borsada işlem gören işletmelerde mali başarısızlık tahmini: Altman Modeli'nin BİST uygulaması. *Aksaray Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 7(3). 43–49.
- Zhang, K., (2020, April 26). *Decision tree algorithm*. Retrieved from: [https://www.cse.ust.hk/~twinsen/Decision\\_Tree.ppt](https://www.cse.ust.hk/~twinsen/Decision_Tree.ppt)

---

**Etik Beyanı** : Bu çalışmanın tüm hazırlanma süreçlerinde etik kurallara uyulduğunu yazarlar beyan eder. Aksi bir durumun tespiti halinde ÖHÜİBF Dergisinin hiçbir sorumluluğu olmayıp, tüm sorumluluk çalışmanın yazarlarına aittir.

**Yazar Katkıları** : 1. Yazarın katkı oranı %50, 2. yazarın katkı oranı %50.

**Çıkar Beyanı** : Yazarlar arasında çıkar çatışması yoktur.

**Ethics Statement** : The authors declare that ethical rules are followed in all preparation processes of this study. In case of detection of a contrary situation, ÖHÜİBF Journal does not have any responsibility and all responsibility belongs to the authors of the study.

**Author Contributions** : In this study 1st author's contribution rate: 50%, 2nd author's contribution rate: 50%

**Conflict of Interest** : There is no conflict of interest between the authors

---