



İSKENDERUN TEKNİK
ÜNİVERSİTESİ
LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ

**YÜKSEK
LİSANS
TEZİ**

**BİLİŞİM SEKTÖRÜNDE
FİNANSAL BAŞARISIZLIĞIN
MAKİNE ÖĞRENMESİ
YÖNTEMLERİ İLE TAHMİNİ**

Fatih ATEŞ

**EKONOMİ VE FİNANS
ANABİLİM DALI**

AĞUSTOS 2023



ISKENDERUN TEKNİK ÜNİVERSİTESİ



**BİLİŞİM SEKTÖRÜNDE FİNANSAL BAŞARISIZLIĞIN MAKİNE
ÖĞRENMESİ YÖNTEMLERİ İLE TAHMİNİ**

Fatih ATEŞ

YÜKSEK LİSANS TEZİ

EKONOMİ VE FİNANS ANABİLİM DALI

**İSKENDERUN TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ**

AĞUSTOS 2023

Fatih ATEŞ tarafından hazırlanan “BİLİŞİM SEKTÖRÜNDE FİNANSAL BAŞARISIZLIĞIN MAKİNE ÖĞRENMESİ YÖNTEMLERİ İLE TAHMİNİ” adlı tez çalışması aşağıdaki jüri tarafından OY BİRLİĞİ ile İskenderun Teknik Üniversitesi Ekonomi ve Finans Anabilim Dalında YÜKSEK LİSANS TEZİ olarak kabul edilmiştir.

Danışman: Doç. Dr. Emine UÇAR

İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Enformasyon Teknolojileri Anabilim Dalı, İzmir Bakırçay Üniversitesi

Bu tezin, kapsam ve kalite olarak Yüksek Lisans Tezi olduğunu onaylıyorum.

.....
.....

İkinci Danışman: Dr. Öğr. Üyesi İsa KILIÇ

İskenderun Meslek Yüksekokulu Muhasebe ve Vergi Uygulamaları Programı, İskenderun Teknik Üniversitesi

Bu tezin, kapsam ve kalite olarak Yüksek Lisans Tezi olduğunu onaylıyorum.

.....
.....

Başkan: Prof. Dr. Nazif ÇALIŞ

Ekonomi ve Finans Anabilim Dalı, İskenderun Teknik Üniversitesi

Bu tezin, kapsam ve kalite olarak Yüksek Lisans Tezi olduğunu onaylıyorum.

.....
.....

Üye: Dr. Öğr. Üyesi Servet ÖNAL

İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Muhasebe Finansman Anabilim Dalı, Osmaniye Korkut Ata Üniversitesi

Bu tezin, kapsam ve kalite olarak Yüksek Lisans Tezi olduğunu onaylıyorum.

.....
.....

Üye: Dr. Öğr. Üyesi Özlem DOĞAN

Barbaros Hayrettin Gemi İnşaatı ve Denizcilik Fakültesi Denizcilik İşletme Yönetimi Anabilim Dalı, İskenderun Teknik Üniversitesi

Bu tezin, kapsam ve kalite olarak Yüksek Lisans Tezi olduğunu onaylıyorum.

.....
.....

Tez Savunma Tarihi: 17/08/2023

Jüri tarafından kabul edilen bu tezin Yüksek Lisans Tezi olması için gerekli şartları yerine getirdiğini onaylıyorum.

.....

Doç. Dr. Ersin BAHÇECİ
Lisansüstü Eğitim Enstitüsü Müdürü

ETİK BEYAN

İskenderun Teknik Üniversitesi Lisansüstü Eğitim Enstitüsü Tez Yazım Kurallarına uygun olarak hazırladığım bu tez çalışmada;

- Tez üzerinde Yükseköğretim Kurulu tarafından hiçbir değişiklik yapılamayacağı için tezin bilgisayar ekranında görüntülendiğinde asıl nüsha ile aynı olması sorumluluğunun tarafıma ait olduğunu,
- Tez içinde sunduğum verileri, bilgileri ve dokümanları akademik ve etik kurallar çerçevesinde elde ettiğimi,
- Tüm bilgi, belge, değerlendirme ve sonuçları bilimsel etik ve ahlak kurallarına uygun olarak sunduğumu,
- Tez çalışmada yararlandığım eserlerin tümüne uygun atıfta bulunarak kaynak gösterdiğimi,
- Kullanılan verilerde herhangi bir değişiklik yapmadığımı,
- Bu tezde sunduğum çalışmanın özgün olduğunu,

bildirir, aksi bir durumda aleyhime doğabilecek tüm hak kayıplarını kabullendiğimi beyan ederim.

İmza
Fatih ATEŞ
17/08/2023

BİLİŞİM SEKTÖRÜNDE FİNANSAL BAŞARISIZLIĞIN MAKİNE ÖĞRENMESİ
YÖNTEMLERİ İLE TAHMİNİ
(Yüksek Lisans Tezi)

Fatih ATEŞ

İSKENDERUN TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ

AĞUSTOS 2023

ÖZET

Bilişim şirketleri, günümüzde hızla gelişen teknoloji sektöründe büyük bir öneme sahiptir. Bilgisayar, yazılım, telekomünikasyon, internet ve diğer dijital teknolojik hizmetler üzerine faaliyet gösteren bilişim şirketleri, inovasyon, veri işleme, iletişim ve dijital dönüşüm gibi alanlarda öncü rol oynamaktadır. Bu şirketler, iş dünyasında büyük bir etki oluşturmakta, katma değerli ürünler üreterek ülke ekonomisine katkıda bulunmaktadır. Şirketler her zaman başarılı olmayıp başarısız olduğu dönemler de olmaktadır. Bir şirketin finansal performansının beklenen veya istenen düzeyde olmadığı durumlarda oluşabilir. Bu durum, şirketin gelirleri, karlılığı, nakit akışı, borçluluk durumu ve diğer finansal göstergelerinin de olumsuz yönde etkilendiği kabul edilmektedir. Finansal başarısızlık, şirketin sürdürülebilirliğini, büyüme potansiyelini ve rekabetçiliğini olumsuz etkileyebilmektedir. Bilişim şirketlerinin finansal başarısızlığı, şirketlerin sektördeki; rekabet, teknolojik değişimler, müşteri talepleri, maliyetler, yönetim hataları ve diğer faktörlerle ilişkilidir. Bu nedenle, finansal başarısızlığı önceden tahmin etmek ve önlemek, şirketlerin sürdürülebilirliklerini sağlamak ve mali riskleri yönetmek için önemlidir. Bu doğrultuda makine öğrenmesi yöntemleri, büyük yığın veri kullanarak finansal başarısızlığı tahmin etmek için güçlü bir araç sunar. Bu yöntemler, finansal verileri analiz ederek, örüntüleri tanımlayarak ve risk faktörlerini belirleyerek şirketlerin finansal başarısızlık olasılığını tahmin etmeye yardımcı olur. Bu tahminler, şirketlerin erken aşamada önlem almasına ve uygun stratejileri geliştirmesine yardımcı olup finansal başarısızlık riskini azaltabilir. Bu çalışma, BİST'te işlem gören 29 bilişim şirketine ait finansal tablolar esas alınarak finansal başarısızlığı tahmin etmek için Karar Ağaçları, Lojistik Regresyon, Yapay Sinir Ağları, Destek Vektör Makinesi, Rastgele Orman ve Naive Bayes yöntemlerini kullanarak çeşitli analizler gerçekleştirilmiştir. Elde edilen sonuçlar, makine öğrenmesi yöntemlerinin finansal başarısızlığı tahmin etmede etkili bir araç olduğunu göstermiştir. Rastgele Orman yöntemi en yüksek doğruluk değeri (97,52%) ile öne çıkarken, Destek Vektör Makinesi yöntemi de (94,30%) başarılı sonuçlar elde etmiştir. Diğer yöntemlerin başarı değerleri: Karar Ağacı (89,48%), Yapay Sinir Ağları (90,79%), Lojistik Regresyon(82,75%) ve Naive Bayes(66,81%) şeklindedir. Bu bulgular, bilişim şirketlerinin finansal başarısızlığını önceden tahmin etmenin mümkün olduğunu ve makine öğrenmesi yöntemlerinin bu konuda değerli bir araç olduğunu göstermektedir. Bu çalışma, bilişim şirketlerinin stratejik kararlarını desteklemek, mali riskleri azaltmak ve sürdürülebilirliklerini sağlamak için daha fazla araştırmanın yapılmasını teşvik etmektedir.

Anahtar Kelimeler : Finansal başarısızlık, makine öğrenmesi, rastgele orman
Sayfa Adedi : 97
Danışman : Doç. Dr. Emine UÇAR
İkinci Danışman : Dr. Öğr. Üyesi İsa KILIÇ

PREDICTION OF FINANCIAL FAILURE IN INFORMATICS SECTOR WITH
MACHINE LEARNING METHODS
(M. Sc. Thesis)

Fatih ATEŞ

ISKENDERUN TECHNICAL UNIVERSITY
INSTITUTE OF GRADUATE STUDIES

AĞUSTOS 2023

ABSTRACT

Information technology companies have great importance in the rapidly evolving technology sector today. Operating in the fields of computers, software, telecommunications, the internet, and other digital technological services, IT companies play a pioneering role in innovation, data processing, communication, and digital transformation. These companies have a significant impact on the business world, creating value-added products and contributing to the country's economy. However, companies can also experience periods of failure. When a company's financial performance is not at the expected or desired level, it can be considered as a case of failure. This situation is assumed to have a negative impact on the company's revenues, profitability, cash flow, debt situation, and other financial indicators. Financial failure can adversely affect a company's sustainability, growth potential, and competitiveness. The financial failure of IT companies is related to factors such as competition in the industry, technological changes, customer demands, costs, management errors, and other factors. Therefore, predicting and preventing financial failure in advance is important for ensuring the sustainability of companies, managing financial risks, and developing appropriate strategies. In this regard, machine learning methods provide a powerful tool for predicting financial failure by using large datasets. These methods help predict the likelihood of financial failure for companies by analyzing financial data, identifying patterns, and determining risk factors. These predictions can assist companies in taking early action, developing appropriate strategies, and reducing the risk of financial failure. This study utilized Decision Trees, Logistic Regression, Artificial Neural Networks, Support Vector Machine, Random Forest, and Naive Bayes methods to predict financial failure based on the financial statements of 29 IT companies listed on BİST (Borsa Istanbul). The results showed that machine learning methods are effective tools for predicting financial failure. The Random Forest method stood out with the highest accuracy value (97.52%), while the Support Vector Machine method also achieved successful results (94.30%). The accuracy values of the other methods were as follows: Decision Tree (89.48%), Artificial Neural Networks (90.79%), Logistic Regression (82.75%), and Naive Bayes (66.81%). These findings demonstrate that it is possible to predict the financial failure of IT companies in advance and that machine learning methods are valuable tools in this regard. This study encourages further research to support the strategic decisions of IT companies, reduce financial risks, and ensure their sustainability.

Key Words : Financial failure, machine learning, random forest
Page Number : 97
Supervisor : Assoc. Prof. Emine UÇAR
Co-supervisor : Assist. Prof. İsa KILIÇ

TEŐEKKÜR

Esirgeyen ve bađıřlayan Allah'ın adıyla. Bu tez alıřmasının tamamlanması s¼recinde, birok kiřinin desteklerini almıř bulunmaktayım. Bu nedenle, tezimin tamamlanmasında katkıda bulunan herkese teőekk¼r etmek istiyorum.

Deđerli eřim Rumeysa'ya ve aileme sonsuz teőekk¼rlerimi sunmak istiyorum. Bana s¼rekli destek olan, tez alıřmamın her ařamasında beni cesaretlendiren ve motive eden aileme minnettarım.

Son olarak, bu tez alıřmasını inceleyen ve inceleyecek herkese teőekk¼r etmek istiyorum. Tezimi deđerlendiren ve geri bildirimlerde bulunan ve bulunacak herkesin katkısı, alıřmamın bir sonraki alıřmacılara rehber olacak ve kalitesini artıracaktır.



İÇİNDEKİLER

ÖZET	iv
TEŞEKKÜR	vi
İÇİNDEKİLER	vii
ÇİZELGELERİN LİSTESİ	ix
ŞEKİLLERİN LİSTESİ	x
KISALTMALAR	xi
1. GİRİŞ.....	1
2. İŞLETMELERDE FİNANSAL BAŞARISIZLIK ve FİNANSAL TABLOLAR.....	3
2.1. İşletmelerde Finansal Başarısızlık.....	3
2.1.1. Finansal başarısızlığa sebep olan faktörler	4
2.1.2. Finansal başarısızlığın ölçütleri	8
2.1.3. Finansal başarısızlığın tahmin edilmesi	9
2.2. Muhasebe Uygulamaları Genel Tebliğine Göre Finansal Tablolar	14
2.2.1. Temel finansal tablolar	15
2.2.2. Ek finansal tablolar	15
2.3. Türkiye Muhasebe Standartlarına Göre Finansal Tablolar	16
2.3.1. Genel amaçlı finansal tablolar	16
2.3.2. Özel amaçlı finansal tablolar	17
2.4. Finansal Tablolar Analizi	17
2.5. Finansal Analiz Yöntemleri	18
2.5.1. Yatay analiz (karşılaştırmalı tablolar analizi).....	18
2.5.2. Dikey analiz	19
2.5.3. Eğilim yüzdeleri analizi.....	20
2.5.4. Oran analizi (rasyo analizi).....	20
3. MAKİNE ÖĞRENMESİ YÖNTEMLERİ	28
3.1. Karar Ağaçları	30
3.2. Lojistik Regresyon	32
3.3. Yapay Sinir Ağları	33
3.4. Destek Vektör Makinesi.....	34
3.5. Rastgele Orman	35
3.6. Naive Bayes.....	35

4. LİTERATÜR.....	37
4.1. Uluslararası Literatür.....	37
4.2. Ulusal Literatür	42
5. ARAŞTIRMA	58
5.1. Araştırmada Kullanılan Veri Seti.....	58
5.1.1. Araştırmada kullanılan bağımlı değişkenler	58
5.1.2. Araştırmada kullanılan bağımsız değişkenler.....	60
5.2. Araştırmada Kullanılan Modellerin Uygulanması	62
5.3. Araştırmanın Bulguları ve Değerlendirme.....	63
5.3.1. Karar ağaçları test sonuçları.....	64
5.3.2. Lojistik regresyon test sonuçları.....	65
5.3.3. Yapay sinir ağları test sonuçları	66
5.3.4. Destek vektör makinesi test sonuçları	67
5.3.5. Rastgele orman test sonuçları	69
5.3.6. Naive bayes test sonuçları.....	71
5.5. Makine Öğrenmesi Algoritmalarının Karşılaştırılması.....	71
5.6. Makine Öğrenmesi Algoritmalarının Sonuçlarının Tartışılması.....	72
6. SONUÇ	74
KAYNAKLAR	76
EKLER.....	85
EK-1. Finansal oranlar	85
DİZİN.....	96

ÇİZELGELERİN LİSTESİ

Çizelge	Sayfa
Çizelge 2.1. Tamari'nin savunduğu oranlar ve katsayılar.....	11
Çizelge 2.2. Karşılaştırmalardan doğan farklar.....	19
Çizelge 4.1. Uluslararası özet literatür.....	40
Çizelge 4.2. Ulusal özet literatür.....	53
Çizelge 5.1. Bağımlı değişkenler (Başarısız işletmeler).....	59
Çizelge 5.2. Bağımlı değişkenler (Başarılı işletmeler).....	60
Çizelge 5.3. Karar ağaçları test sonuçları.....	64
Çizelge 5.4. Lojistik regresyon test sonuçları.....	65
Çizelge 5.5. Yapay sinir ağları test sonuçları.....	66
Çizelge 5.6. Destek vektör makinesi test sonuçları.....	67
Çizelge 5.7. Rastgele orman test sonuçları.....	79
Çizelge 5.8. Naive bayes test sonuçları.....	71
Çizelge 5.9. Modellerin en iyi test sonuçları.....	72

ŞEKİLLERİN LİSTESİ

Şekil	Sayfa
Şekil 3.1. Makine öğrenmesi işleyişi	28
Şekil 3.2. Makine öğrenmesi yöntemleri	29
Şekil 3.3. Karar ağacı algoritması örneği.....	31
Şekil 3.4. Doğrusal olan ve doğrusal olmayan destek vektör makinesi.....	34
Şekil 3.5. Rastgele orman çalışma sistemi.....	35



KISALTMALAR

Bu çalışmada kullanılmış kısaltmalar açıklamaları ile birlikte aşağıda sunulmuştur.

Kısaltmalar

Açıklamalar

BİST	Borsa İstanbul
DVM	Destek vektör makinesi
FN	False negative
FP	False positive
İMKB	İstanbul menkul kıymetler borsası
IT	Information technology
KAP	Kamuyu aydınlatma platformu
MLP	Çok katmanlı algılayıcı sinir ağı
SMOTE	Synthetic minority over-sampling technique
TFRS	Türkiye finansal raporlama standartları
TMS	Türkiye muhasebe standartları
TN	True negative
TP	True positive
TTK	Türk ticaret kanunu
UFRS	Uluslararası finansal raporlama standartları
UMS	Uluslararası muhasebe standartları
YSA	Yapay sinir ağları

1. GİRİŞ

Günümüzde küresel ölçekte olduğu gibi ülkemizde de çeşitli sektörlerde faaliyet gösteren işletmeler bulunmaktadır. Bu sektörler, ekonomik gelişmelere bağlı olarak farklı hızlarda büyüme gösterebilmektedir. Ancak, özellikle bilişim sektöründe faaliyet gösteren işletmeler, diğer sektörlerle göre daha belirgin bir büyüme ve ilgi artışı yaşamaktadır. Genç ve dinamik yapısıyla bilişim sektörü, teknolojik gelişmelerin öncüsü olarak öne çıkmaktadır. Bu sektörün yükselişi, sadece ekonomik değil aynı zamanda toplumsal dinamiklerde de etkiler yaratmaktadır.

Finansal başarısızlığın karmaşıklığı, işletmelerin içsel ve dışsal faktörlerden etkilenmesinden kaynaklanmaktadır. Kötü yönetim uygulamaları, yetersiz nakit akışı, aşırı borçlanma, düşük karlılık gibi nedenler işletmelerin finansal durumunu olumsuz etkileyebilir. Ayrıca, hızla değişen ekonomik koşullar, rekabet baskıları ve sektörel dengesizlikler gibi dışsal etkenler de finansal başarısızlığa yol açabilir. Bu nedenler, işletmelerin sürdürülebilirliklerini ve büyümelerini engelleyebilir.

Bu tez çalışması, BİST bilişim sektöründe faaliyet gösteren işletmelerin makine öğrenmesi yöntemlerini kullanarak finansal başarısızlıklarını tahmin etmektedir. Çalışmada kullanılan veriler, işlem gören 29 bilişim şirketinin finansal verilerinden oluşmaktadır. Makine öğrenmesi algoritmaları büyük veri setlerinin analiz edilmesinde etkili bir araç olarak kullanılmaktadır.

Çalışmada öncelikli olarak veri toplama süreci kapsamında BİST bilişim sektöründe faaliyet gösteren 29 işletmenin 1995-2022 tarihleri arasında KAP'ta paylaşılan, finansal tabloları derlenmiştir. İkinci aşamada işletmenin finansal performans göstergeleri belirlenmiştir. Uygulama bölümünde ise işletmenin finansal başarısızlıklarını öngörebilmek amacıyla modeller geliştirilmiştir.

Finansal başarısızlığı önlemek veya yönetmek için kullanılacak stratejileri ve yaklaşımları da değerlendirilmiştir. Elde edilen sonuçlar, bilişim sektöründe faaliyet gösteren şirketlerin finansal başarısızlık riskini daha iyi anlamamızı sağlayacak ve gelecekteki stratejik kararları destekleyecektir.

Sonuç olarak, bu tez çalışması bilişim sektöründe faaliyet gösteren şirketlerin finansal başarısızlık riskini öngörmek için makine öğrenmesi yöntemlerini kullanmanın önemini

vurgulamış ve işletmelerin finansal sürdürülebilirliklerini güçlendirmelerine yardımcı olacak önemli bulgular sunmuştur. Bu çalışma, finansal analiz ve risk yönetimi konularında akademik ve pratik alanda daha fazla anlayışa katkı sağlayacak ve gelecekteki araştırmalar için bir temel oluşturacaktır.



2. İŞLETMELERDE FİNANSAL BAŞARISIZLIK ve FİNANSAL TABLOLAR

Bu bölümde işletmelerde finansal başarısızlığın ve finansal tabloların üzerinde durulmuştur. İşletmelerde finansal başarısızlığa sebep olan faktörlerin işletme içi ve dışı etkileri, finansal başarısızlığın sebepleri, finansal başarısızlığın ölçütleri, finansal başarısızlığın tahmin edilme durumları anlatılmış olup, finansal tablolara da değinilmiştir. Muhasebe uygulamaları genel tebliğine göre finansal tablolar, TMS'ye göre finansal tablolar, finansal tabloların analizi ve finansal analiz yöntemleri incelenmiştir.

2.1. İşletmelerde Finansal Başarısızlık

İşletmelerde finansal başarısızlık, bir şirketin finansal performansının beklenen düzeyi karşılayamadığı veya finansal hedeflerini gerçekleştiremediği durumu ifade eder. Finansal başarısızlık, bir işletmenin kârlılık düzeyinin yetersiz olması, sürekli zarar etmesi, borç ödeme güçlüğü yaşaması, nakit akışı sorunlarıyla karşılaşması veya varlık değerinin azalması gibi çeşitli belirtilerle ortaya çıkabilir. Bu durumlar, işletmenin mali yapısı ve yönetim stratejileriyle ilgili sorunların olduğunu ve uzun vadeli sürdürülebilirlik konusunda riskler taşıdığını gösterir. Finansal başarısızlık, işletmenin rekabet gücünü, büyüme potansiyelini ve gelecekteki başarı şansını olumsuz etkilemektedir. Bu nedenle, işletmeler finansal başarısızlık belirtilerini başarısız olmadan önce tespit etmek ve gerekli önlemleri almak için düzenli finansal analiz ve değerlendirme işlemlerine ihtiyaç duymaktadır.

İşletmelerin kuruluş gayelerini yerine getirememeleri ya da hedeflerine erişmek amacıyla gerçekleştirmeyi tasarladıkları görevlerini sonlandırmak zorunda kalmaları finansal başarısızlık olarak adlandırılmaktadır (Büker, Sevil ve Aşıkoğlu, 2007: 567).

Kavram olarak, işletmelerde başarısızlık, finansal yapının bozulmasından, cari kaynaklarının sorumluluklarını yerine getirmemesi ya da cari olan borçlarını ödeyememesi sonuç olarak iflasına giden tüm durumları içermektedir (Yükçü, 1999).

İşletmenin nakit problemi içerisinde bulunduğu ve teknik likiditesini kaybettiği, cari yükümlülüklerini yerine getirememesi durumu başarısızlık manasına gelmektedir. İşletmeler süresi gelen borçlarını yerine getiremiyorsa teknik olarak başarısızlık içinde oldukları anlamına gelmektedir (İçerli ve Akkaya, 2006: 413-414).

İflas ile neredeyse bire bir ilişkilendirilen finansal başarısızlık aslında geniş bir kapsamı ifade etmektedir. Olumsuz süreç olarak ele alınıp geniş bir alanı kapsamaktadır. Bu süreç

içerisinde işletme ya da işletmeler iç ve dış etmenler sebebiyle verimliliğini yitirirler. Verimliliğini yitirmesine neden olan etmenler çözümlenerek bazı tedbirler alınabilmektedir. Zamanında müdahale edilememesi ya da yetersiz olması durumlarında işletme başarısızlık ile karşı karşıya gelecektir. Gerekli durumlarda önlem alınması işletmenin faaliyetlerini normal şekilde devam etmesini sağlayacaktır (Başar, 2007).

2.1.1. Finansal başarısızlığa sebep olan faktörler

İşletmelerin birbiriyle olan rekabetlerinin artması sonucunda bazı koşulların sertliğine uyum gösteremeyip finansal başarısızlığa uğramaktadır. İşletmelerde başarısızlık, kendi içindeki aksamalar ya da işletmelerden bağımsız şekilde gelişmekte olan dış etkenlerden kaynaklanmış olabilir. Finansal başarısızlığı bu bağlamda iki başlıkta inceleyebiliriz (Selimoğlu ve Orhan, 2015: 26):

- ✓ Finansal başarısızlığa sebep olan iç faktörler
- ✓ Finansal başarısızlığa sebep olan dış faktörler

Finansal başarısızlığa sebep olan iç faktörler

İşletmelerin yapmış oldukları çalışmalar sonucunda işletme içi finansal başarısızlık ortaya çıkmaktadır. İşletmeler faaliyetlerinden kaynaklanan başarısızlığa uğrama nedenlerini aşağıdaki gibi sıralamak mümkündür (Akgüç, 2010: 748);

- ✓ Satış miktarının gerekli aşamaya ulaşamaması,
- ✓ Alacakların zamanda tahsil edilememesi,
- ✓ Kuruluş konumunun yanlış seçilmesi,
- ✓ Doğal afetler,
- ✓ İşletmelerde grev ve endüstriyel anlamda uyuşmazlık,
- ✓ Rekabetin azalması ve fazla borçlanma,
- ✓ Stok devir hızının azalması,

Finansal başarısızlığa sebep olan iç faktörlerin de ortaya çıkış sebepleri; işletmenin yönetim yetersizliği, yetersiz işletme sermayesi ve nakit akımı ve işletme yaşam döngüsü olarak sınıflanmaktadır.

Yönetim yetersizliği

İşletmeyi değerlendirme ve yönetme de yetersiz kalınması, yönetim yetersizliği olarak adlandırılabilir. Bilgiye ulaşmadaki yetersizlik, iç kontrolün eksikliği, organize eksikliği, hatalı ve eksik personel politikası, karar alma sürecinin ve kıstasının ya da yönetsel

becerisizlikten kaynaklanan yetersizlikler yönetim yetersizliğidir. Bir işletme eğer sektördeki rakiplerinden daha kötü yönetiliyorsa performansı sonucunda ortaya çıkmaktadır (Gezer, 2021: 13).

İşletmenin yönetimini üzerine alan kişilerin beceri ve bilgi eksiliği yönetimin fonksiyonu açısından işletmelerin eksikliklerindedir. Eğitimi olmayan kişilerin yöneticilik vasfı yüklenmesi yönetim yetersizliği oluşturacaktır. Bu vasıfla yöneticilik yapan yöneticiler eğitim almamalarından kaynaklı maliyetleri aşağıya çekme konusunda başarısız olurlar, finansman ve muhasebecilerle ortak çalışma ortamı bulamazlar (Doğrul, 2019: 27).

Yöneticilerin işletmelerde yöneticilik adına yetersiz olmaları işletmelerin değerlerinin düşmesine neden olabilmektedir. Yönetim yanlışlarının işletmeye verdiği zarar ile başarısızlığı ortaya çıkaran hataları şu şekilde sıralayabiliriz (Vuran, 2008: 7);

- ✓ Kaynaklar ile finansman ihtiyacı arasındaki iletişimin kurulamaması, planlamanın yetersizliği, yatırılan varlıkların, kaynakların süreleri ile uyumsuz olması,
- ✓ Kapasite üzerinde büyüme ve bu büyüme ile gereksiz aşırı borçlanma ve özsermaye problemi ile karşılaşma,
- ✓ İşletme taşıma kabiliyetlerinin sabit giderlerin altında olması,
- ✓ Az sayıda firmaya bağlı kalarak girdinin oluşmaması,
- ✓ Yöneticilerin teknik olarak bilgisizliği,
- ✓ Yönetimin yaptığı faaliyetlerde eşgüdüm açısından yetersiz kalması,
- ✓ Çalışma çeşitliliği yetersizliği
- ✓ Endüstriyel gelişmeleri takip etmeme,
- ✓ Pazarlama, maliyet ve karlılığın ürün geliştirme faaliyetleri ve yeni ürün geliştirilmemesi çalışmalarından ayrı tutmaları,
- ✓ Yöneticiler arasında oluşan görüş ayrılıkları nedeniyle firmanın faaliyetlerinin yürütülememesi.

Yetersiz işletme sermayesi ve nakit akımı

Duran varlıkların likiditeye dönüştürülmesi uzun süreler gerektirir. Bu durum göz önünde bulundurularak kısa vadeli yükümlülük gücünün yükseltilmesi, çalışma sermayesinin kuvvetlendirilmesi gerekliliğinin önemini artırmaktadır. Ancak çalışma sermayesinin, uzun vadeli yükümlülük ya da özsermaye kullanılarak artması gerekir. Bir işletmenin finansal başarısızlığa uğrayıp kısa vadeli yükümlülük ile çalışma sermayesi arttırması saptırıcı bir

çözüm olabilmektedir. Çünkü bur tür finansmanlar, işletmeye finansman maliyet doğuracağı gibi işletmenin borçlarının vadesini de bir dönemden fazla erteleyememektedir (Selimoğlu ve Orhan, 2015: 26).

Şirketlerin, çalışmalarına devam etmesi ve günü gelen yükümlülüklerini yerine getirebilmesi için nakde ihtiyaçları vardır. Yeterli nakdi bulunmayan işletmeler, kâr etseler dahi yükümlülüklerini yerine getirmede ve faaliyetlerini sürdürmede bazı sorunlar yaşayabilmektedir. Bu nedenle, şirketlerin politikaları, ilaveten şirketlerin nakit oluşturması, ödemeler ya da önüne çıkan iş fırsatları gibi beklenmeyen durumlara tepki vermek açısından önemlidir (Karğın ve Aktaş, 2011: 2).

İşletme yaşam döngüsü

Finansal zorluklar bağlamında, işletmeler için en hassas aşamalardan biri başlangıç periyodudur. Daha önce belirtildiği gibi, yeni kurulan işletmelerin ilk beş yıl içinde finansal sorunlarla karşılaşma olasılığı yaklaşık %50'dir. Bu olgu, işletmelerin bu dönemde yeni bir pazara adım atmaları ve henüz düşük satış hacimlerine sahip olmaları nedeniyle nakit akışlarının oldukça kısıtlı olmasından kaynaklanır. Başlangıç aşamasını başarıyla aşan işletmeler ise büyüme ve olgunluk dönemlerinde daha yüksek kar elde ettikleri için finansal zorluklarla karşılaşma riski çok daha düşüktür. Ancak, gerileme dönemi olarak adlandırılan aşama, finansal başarısızlıkların en yaygın görüldüğü zamandır. Bu dönemde, rekabet yoğundur ve yeni ürünler piyasaya sürülerek işletmelerin nakit akışlarını olumsuz etkilemektedir. Sonuç olarak, işletmeler borç yükümlülüklerini yerine getirmekte zorlanabilirler (Doğrul, 2009: 36-37).

Finansal başarısızlığa sebep olan dış faktörler

İşletmelerin dış faktör olarak yaşayacağı başarısızlık, yönetimin elinde olmayan nedenlerden kaynaklanmaktadır. Dış faktörler bazı noktalarda tedbir alınıp engellenebilir olabilmekle beraber bazı noktalarda yöneticilerin elinde olmayıp engellenemez faktörlerdir.

Şirketler, çevrenin koşulları ve faaliyetlerini düzenledikleri çevre ile etkileşim halindedir. İşletmelerin varlığını sürdürebilmek ve hedeflerini gerçekleştirebilmek adına çevresel koşullara uyum sağlaması başarı yolunda önemli bir koşuldur (Türko, 2002).

İşletme dışı başarısızlık nedenleri yönetim kaynaklı olmayan ve yönetimin kontrolü dışında olan nedenlerdir. Bu nedenler şu şekilde sıralanabilir (Uzun, 2005);

- ✓ Sosyal çevrenin isteklerini karşılayamama, kalitenin arttırılamaması, tüketicinin korunamaması, üretimde niteliğin gelişmemesi, pazarlama ve değişen dünyaya ayak uyduramama,
- ✓ Faiz oranlarının ekonomide hızlı bir şekilde yükselmesi, uzun vadeli borç bulma olasılığının enflasyonun etkisiyle azalması. Yine enflasyona bağlı olarak fiyatların artması ve arzın düşmesi,
- ✓ Ham maddeyi dışarıdan temin eden işletmelerin, hızlı değişen ve dalgalanan döviz kurları nedeniyle zor duruma düşmesi,
- ✓ Ücret ve nakit mevzularındaki değişiklikler,
- ✓ Doğal afet, savaş ve hastalık durumları.

Bu hususta finansal başarısızlığa sebep olan dış faktörlerin sebeplerini teknolojik nedenler, hukuki ve politik nedenler, doğal nedenler, toplumsal nedenler ve ekonomik nedenler olarak dört başlık altında açıklayabiliriz.

Teknolojik nedenler

Teknoloji tüm alanlarda olduğu gibi işletmelerin de önemli bir ögesidir. İşletmecilikte teknoloji hem iç hem de dış çevre ögesi olarak kabul edilmektedir. Sürekli değişiyor olması işletme için kritik bir unsur olmasının temel nedenidir. İşletmelerin değişen teknolojiye uyum sağlaması işletmelerin sürekliliği için önem taşımaktadır (Aksu, 2000).

Şirketlerin günümüz teknolojisine ayak uyduramaması durumunda çağımız gelişmelerini yakalayamayacak ve başarısızlık kaçınılmaz hale gelecektir.

Hukuki ve politik nedenler

Şirketlerin kuruluş aşamalarında ve sonrasında çalışmalarını devam ettirirken ki ilişkilerinde, uluslararası ilişkilerde ve borç alacak ilişkisinde, çalışanları ve yöneticilerin kişiler ve kurumlarla olan ilişkilerinde, devlet ve tüketicilerle olan ilişkisinde uyması gereken yasal hükümler bulunmaktadır (Büker, Sevil ve Aşıkoğlu, 2007).

Devletlerin hukuki ve politik eğilimleri sıkça değişebilmektedir. Bu değişim hem ulusal hem uluslararası aynı zamanda mahalli seviyede değişebilmektedir. Milletlerin birbirleriyle hem politik hem ekonomik yönden bağlantı kurup işbirliği yapmaları, şirketler üzerinde verimli olmaktadır. Mali destek, yardımlar, dış yatırımlar, dış ticaret, işgücü talebi ve arzı gibi konular özellikle politik yakınlığa göre gelişmektedir. Organize sanayi bölgeleri, işçi sağlığı

ve iş güvenliği, asgari ücret ve teşvik politikaları gibi alanlarda sıkça politik ve hukuki ayarlamalara başvurulmaktadır (Akgün, 2013).

Doğal nedenler

Doğal nedenler firmaların finansal başarısızlığına giden yolda dış faktörlerdendir. Doğal nedenler iki farklı biçimde ele alınabilir. Birincisi üretim için kullanılan su, iklim, toprak, hava yeraltı kaynakları vb. dünyamızdaki kaynakları ifade eder. Bu kaynaklara firmalar muhtaçlardır. Bu kapsamda çevrenin değişmesi, gelişmesi şirketler için imkânlar sunarken başarısızlığa da neden olabilmektedir. Değişen çevre, firmalara baskı uygularken bu değişime ayak uyduramayan firmalar başarısızlık ile burun buruna gelebilmektedir (Büker, Aşıkoğlu ve Sevil, 1997).

Toplumsal nedenler

Dış faktör olarak ele alınan toplumsal neden, firmaların faaliyet gösterdiği çevrenin tüketici davranış ve alışkanlık biçimini etkileyen unsurdur. Firmalar başarısızlığa uğramamak için toplumsal çevrenin beklentilerinden haberdar olmalı ve beklentilerine karşı çalışmalar yapmalıdırlar. Uygulamalarında tekelcilikten kaçınmak, kalite olarak iyi mal üretmek, tüketicilerin haklarına saygılı olmak toplumun beklentilerindedir (Vuran, 2008: 8).

2.1.2. Finansal başarısızlığın ölçütleri

Finansal başarısızlık, işletmelerin finansal durumlarında belirli ölçütlerin karşılanamaması ve beklenen performansın elde edilememesi sonucu ortaya çıkan bir durumdur. Bu ölçütler, işletmenin finansal sağlığı hakkında önemli ipuçları verir ve işletmenin potansiyel finansal risklerini önceden belirlemeye yardımcı olur.

Finansal başarısızlık, işletmenin kronik ve ciddi kayıpları olduğunda ya da firma, varlıklarla orantısız borçlarla iflas ettiğinde ortaya çıkar. Finansal başarısızlığın yaygın olarak tanımlanmış nedenleri ve belirtileri arasında zayıf yönetim, otokratik liderlik ve piyasada başarılı bir şekilde faaliyet göstermedeki zorluklar yer alır. İflas tahmininin altında yatan ortak varsayım, bir firmanın mali tablolarının tüm bu özellikleri uygun şekilde yansıttığıdır (Gestel, 2006: 980).

Finansal açıdan başarısızlığı anlayabilmenin birden çok göstergesi vardır. Örnek olarak aşağıdaki göstergeleri gösterebiliriz (Aktaş, Doğanay ve Yıldız, 2003: 12);

- ✓ Kaynakların yarısının kaybedilmesi,

- ✓ İflas etmiş olması,
- ✓ İşletmenin varlığının %10'unun kaybedilmesi,
- ✓ Üst üste 3 yıl ya da üst üste 2 yıl zarar etme,
- ✓ İşletmenin borçlarını ödemede zorluk çekmesi,
- ✓ Üretimin durdurulması,
- ✓ Varlık toplamının borçlarından düşük olması.

Aktaş, Doğanay, Yıldız'a ve literatüre ek olarak 6102 sayılı TTK'de belirtilen ve BİST'te işlem gören işletmelerin geçirmiş olduğu bağımsız denetim sonucunda "olumlu" dışında denetim görüşü olan işletmelerde, finansal açıdan başarısız kabul edilmiştir.

2.1.3. Finansal başarısızlığın tahmin edilmesi

Finansal başarısızlığın nedeninin bilinmesi ve önceden tahmin edilmesi, işletmelerin uğrayacağı zararın etkilerini en aza indirmek için alınacak önlemlerin çoğalmasını sağlayacaktır. Bahsedilen durum ile paralel olarak kredi verenler ile şirket yatırımcıları da kredi verme ve yatırım yapmayı değerlendirirken şirketin başarısızlık riskini dikkate alacaklardır. Bu sayede yatırımcı ve kredi veren bu riski dikkate alarak alacakların tahsili ve yatırımın değer kaybetmesi risklerini en aza indireceklerdir (Selimoğlu ve Orhan, 2015: 22).

Finansal açıdan başarısızlığın gerek makro gerekse mikro düzeyde yükselen önemi çalışmacıları işletmelerin başarısızlık durumlarını tahmin noktasında farklı modeller ortaya atıp geliştirmeye yöneltmiştir (Gezer, 2021: 29).

İşletmeler, finansal başarısızlık riskinden korunmak ve istenmeyen sonuçları engellemek amacıyla çeşitli önlemler almakta ve faaliyetlerini buna göre planlamaktadır. Finansal başarısızlık riskinin önceden tahmin edilmesi, işletmeler için kritik bir konu haline gelmiştir. Bu nedenle, literatürde mevcut olan modeller kullanılarak finansal başarısızlık tahmini yapılmaktadır. Bu tahmin modelleri, işletmelerin finansal başarısızlık riskini azaltmalarına ve önceden önlemler almalarına yardımcı olmaktadır. Bu şekilde, işletmeler finansal başarısızlık riskini minimize etmekte ve daha sağlam bir temele dayalı kararlar alabilmektedir (Güriş, Akay, Turgut ve Kızılarıslan, 2017: 200).

Finansal başarısızlık tahmini literatürde genişçe yer almaktadır ve bu durumda araştırmacıların ilgisini artırmaktadır. Şirketlerin başarısızlık durumu devlet, işveren, çalışan, yatırımcı başta olmak üzere toplumun her kesimini etkilemektedir. Başarısızlığın önceden tahmini istatistiksel modeller ile mümkün olup, bu tahminler başarısızlık öncesi

işletme yöneticilerini tedbir almaya yönlendirmekte veya iflas noktasına sürüklenirken bu istatistiksel tekniklerin kullanılması ile başarılı tahmin yapmak mümkün olacaktır. Literatürde finansal başarısızlık tahmini ile ilgili kullanılan finansal başarısızlık modellerinin bazılarında aşağıda yer verilmiştir;

- ✓ *Altman Z score modeli:* Altman'ın (1968) ilk örnekleme, toplamda 66 şirketten oluşan iki grupta yer alan şirketlerden oluşmaktaydı. İflas grubu (Grup 1), 1946-1965 döneminde Ulusal İflas Kanunu'nun X. Bölümü kapsamında iflas başvurusunda bulunan imalat şirketlerini içermektedir. Bu şirketlerin ortalama varlık büyüklüğü 6.4 milyon Amerikan Doları olup ve 0.7 ile 25.9 milyon Amerikan Doları arasında değişmektedir. Altman, bu grup içindeki şirketlerin boyut ve endüstri açısından homojen olmadığını fark etti, ancak tüm firmalar nispeten küçük ve imalat sektöründen gelmekteydi. Altman, iflas olmamış firmaları (Grup 2) dikkatlice seçmeye çalışmıştır. Grup 2, imalat sektöründeki şirketler arasından endüstri ve büyüklük açısından tabakalı bir rastgele örnekleme yöntemiyle seçilen eşleştirilmiş bir örneği içermektedir. Varlık büyüklüğü aralığı 1-25 milyon Amerikan Doları olarak sınırlanmıştır. Altman, veri eksikliği nedeniyle küçük firmaları (toplam varlıkları 1 milyon Amerikan Dolarından az olanları) ve bu dönemde bu firmalar arasında iflasların nadir olması nedeniyle çok büyük firmaları dikkate almamıştır. İki grup arasındaki varlık büyüklükleri tam olarak eşleştirilmediği için, Grup 2'deki firmalar Grup 1'dekilere göre biraz daha büyüktü. Her iki grup için toplanan veriler aynı yıllardan elde edildi. Grup 1 için veriler, iflas öncesindeki bir mali döneme ait mali tablolardan elde edildi (Altman, Drozdowska, Laitinen ve Suvas, 2017: 135).

Altman, finansal tabloları kullanarak değerlendirme için potansiyel olarak önemli olan 22 finansal oranın bir listesini oluşturdu. Bu değişkenleri, likidite, karlılık, kaldıraç, özsermaye ve faaliyet olmak üzere beş standart oran kategorisine sınıflandırdı. Bu oranlar, literatürdeki popülerlikleri ve çalışma ile ilgili potansiyel ilgileri dikkate alınarak seçildi. Altman (1968)'in tahmin ettiği nihai ayırt edici fonksiyon aşağıdaki gibidir:

$$Z = 0.012X_1 + 0.014X_2 + 0.033X_3 + 0.006X_4 + 0.999X_5 \quad (2.1)$$

X₁, Net İşletme sermayesi / Aktif toplamı

X₂, Dağıtılmayan kar / Aktif toplamı

X3, Vergi öncesi kar / Aktif toplamı

X4, Özkaynakların piyasa değeri / Toplam yükümlülükler

X5, Net satışlar / Aktif toplamı

Altman, Z-skorunun değerlendirilmesi için yukarıdaki denklemi kullanarak aşağıdaki referans aralıklarını belirlemiştir (Göker ve Aksoy, 2018: 421).

$Z > 2.99$ ise finansal başarılı

$1.8 < Z < 2.99$ ise gri bölge

$Z < 1.8$ ise finansal başarısız

Yukarıda görüldüğü gibi Altman'ın koyduğu sınırlara göre; 1.8'den düşük oran finansal başarısız, 1.8'den büyük 2.99'dan küçük oran gri bölgede ve 2.99'dan büyük oran finansal açıdan başarılı sayılmaktadır.

- ✓ *Tamari modeli:* Meir Tamari, 1966 yılında yaptığı bir çalışma ile geleneksel tek değişkenli istatistiksel yöntemin yerine birden fazla oranın aynı anda kullanılmasını önermiştir. Tamari, şirketlerin risk durumunu tek bir değişken yerine çok sayıda orandan oluşan bir indeksle değerlendirmenin daha etkin olduğunu savunmuş ve Risk İndeksini önermiştir. Bu yaklaşım, birden fazla oranın bir arada kullanılmasıyla daha kapsamlı ve doğru bir risk değerlendirmesi sağlamaktadır (Tamari, 1966: 15-21). Tamari'nin savunduğu oranlar ve katsayılar çizelge 2.1'de verilmiştir.

Çizelge 2.1. Tamari'nin savunduğu oranlar ve katsayılar

Oran	Katsayı
Özkaynaklar/Toplam borç	25
Net gelir/Satışlar	20
Dönen varlıklar/Kısa vadeli yabancı kaynaklar	20
Üretim değeri/Stoklar	10
Satışlar/Kısa vadeli alacaklar	10

Tamari'nin bulgularına göre, 30'dan daha az puan alan firmaların %50'sinin iflas ettiği, ancak 30'dan daha fazla puan alan firmaların yalnızca %3'ünün iflas ettiği görülmüştür. Tamari'nin modelinin avantajı, kolayca uygulanabilir olmasıdır. Bununla birlikte, dezavantajı, yöntemin belirlenmemiş ve subjektif olarak belirlenmiş olmasıdır (İloğlu, 2020: 40).

- ✓ *Springate modeli:* Springate (1978) tarafından geliştirilen model, amacı işletmelerin finansal başarısızlık riskini tahmin etmektir. Bu model, 40 Kanada şirketinin verileri üzerinde yapılan çeşitli analizler sonucunda oluşturulmuştur. Başarı derecesi %92,5 olarak belirlenen modelde, finansal başarısızlık kriteri de tanımlanmıştır. Model,

işletmelerin S skorunu kullanarak değerlendirme yapmaktadır. 0,862'den düşük S skoruna sahip işletmeler başarısız olarak kabul edilirken, 0,862'den büyük S skoruna sahip işletmeler başarılı olarak değerlendirilmektedir. Bu değerlerime yapılırken kullanılan denklem aşağıdaki gibidir.

$$S \text{ Skor} = (1,03 \times X) + (3,07 \times Y) + (0,66 \times Z) + (0,4 \times Q) \quad (2.2)$$

X= Çalışma sermayesi/Toplam varlıklar

Y= Faiz ve vergi öncesi kâr/Toplam varlıklar

Z= Vergi öncesi kâr/Kısa vadeli yabancı kaynaklar

Q= Satışlar/Toplam varlıklar

- ✓ *Fulmer H skor modeli:* Fulmer (Fulmer, Moon, Gavin ve Erwin,1984) tarafından geliştirilen H skor modeli, işletmeler için öngörülebilir bir yapı oluşturmayı hedeflemektedir. Çalışmada, ortalama aktif büyüklüğü 455 milyon dolar olan 60 işletmenin verileri kullanılmıştır. Bu örnekte, başarılı ve başarısız işletmeler arasından seçilen 30'ar işletme yer almaktadır. Fulmer H skor modelinde belirli bir aralık bulunmakta ve işletmeler bu aralığa göre başarılı veya başarısız olarak nitelendirilmektedir. H skoru 0'dan küçük olan işletmeler başarısız olarak değerlendirilirken, 0'dan büyük olan işletmeler ise başarılı olarak sınıflandırılmaktadır. Değişkenler ve Fulmer H skor modeli aşağıdaki gibidir.

$$H \text{ Skor} = (5,528 \times Y1) + (0,212 \times Y2) + (0,073 \times Y3) + (1,270 \times Y4) - (0,120 \times Y5) + (2,335 \times Y6) + (0,575 \times Y7) + (1,083 \times Y8) + (0,894 \times Y9) - (6,075) \quad (2.3)$$

Y1 = Dağıtılmamış kâr/Toplam varlıklar

Y2 = Satışlar/Toplam varlıklar

Y3 = Vergi öncesi kâr/Öz sermaye

Y4 = Nakit tutarı/Toplam borçlar

Y5 = Toplam borçlar/Toplam varlıklar

Y6 = Kısa vadeli yabancı kaynaklar/Toplam varlıklar

Y7 = Log (Maddi duran varlıklar)

Y8 = Çalışma sermayesi/Toplam borçlar

Y9 = Log (Faiz ve vergi öncesi kâr/Faiz)

- ✓ *Ohlson O skoru*: 1980 yılında Ohlson tarafından geliştirilen O skor modeli, iflas riskini tahmin etmek için kullanılmıştır. Ohlson'un çalışmasında, Amerika'da 1970-1976 yılları arasında iflas başvurusunda bulunmuş 105 işletme ve başarılı 2.058 işletme verileri analiz edilmiştir. Geliştirdiği analiz ile Ohlson, 0.5'in altında kalması durumunda şirketin iflas etme riski taşıdığını öngörmektedir (Ohlson, 1980). Ohlson'un geliştirdiği model ve değişkenler aşağıdaki gibidir:

$$O = -1,32 - 0,407.X1 + 6,03.X2 - 1,43.X3 + 0,0757.X4 - 1,72.X5 - 2,37.X6 - 1,83.X7 + 0,285.X8 - 0,521.X9 \quad (2.4)$$

X1 = Log (Toplam varlıklar / GSMH endeksi)

X2 = Toplam borçlar / Toplam varlıklar

X3 = Çalışma sermayesi / Toplam varlıklar

X4 = Kısa vadeli borçlar / Dönen varlıklar

X5 = Toplam borçlar > Toplam varlıklar ise 1;0

X6 = Net kâr / Toplam varlıklar

X7 = Faiz vergi öncesi kâr / Toplam borçlar

X8 = Son iki yılın net kârı negatifse 1;0

X9 = Cari dönem ile önceki dönem net kâr farkı

$$[(N.Kt - N.Kt - 1) / (|N.Kt| + |N.Kt - 1|)] \quad (2.5)$$

- ✓ *Zmijewski J skor modeli*: Zmijewski (1984)'nin çalışması Amerika'da 1972-1978 yılları arasında faaliyet gösteren toplam 2.241 işletmeyi kapsayarak finansal açıdan başarısız olan 129 işletme üzerinde analizler gerçekleştirmiştir. Bu analizlerde, işletmeler J-Score olarak adlandırılan bir ölçüt kullanılarak değerlendirilmiştir. J skoru 0.5'ten küçük olan işletmeler finansal açıdan başarısız olarak kabul edilmiştir. J skor modeli aşağıdaki gibidir

$$J = -4,3 - (4,5.X1) + (5,7.X2) + (0,04.X3) \quad (2.6)$$

X1 = Net kâr / Toplam varlıklar

X2 = Toplam borçlar / Toplam varlıklar

X3 = Dönen varlıklar / Kısa vadeli yükümlülükler

- ✓ *Beaver modeli*: Beaver (1966) çalışmasında, finansal başarısızlık tahmininde literatürdeki ilk örnek olarak ön plana çıkmaktadır. Bu çalışmada, 79 başarısız ve 79

başarılı işletmenin 30 farklı finansal oranı analiz edilmiştir. Yapılan analizler sonucunda, nakit akımı/toplam borç, net dönem karı/toplam varlıklar, toplam borç/toplam varlıklar, net işletme sermayesi/toplam varlıklar ve cari oranın işletmelerin başarı ve başarısızlıklarını etkilediği belirlenmiştir. Beaver, bu finansal oranları kullanarak işletmelerin başarısızlık durumunu 1, 2, 3, 4 ve 5 yıl öncesinden %87, %79, %77, %76 ve %78 gibi yüksek oranlarda doğru bir şekilde tahmin etmiştir (Ersan, 2017: 16). Beaver'in uyguladığı model sonucu oluşan oranlar aşağıdaki gibidir.

Nakit akış / Toplam borçlar

Net kâr / Toplam varlıklar

Toplam borçlar / Toplam varlıklar

Dönen varlıklar/Kısa vadeli yabancı kaynaklar

Çalışma sermayesi / Toplam varlıklar

Net çalışma sermayesi / Faaliyet giderleri

Çalışmanın bu bölümünde, finansal başarısızlık riskini belirlemek için kullanılan geleneksel skorlama modelleri olan Altman Z skoru, Fulmer skoru, Tamari modeli, Springate modeli, Ohlson O skoru, Zmijewski J skor modeli ve Beaver model gibi yöntemler detaylı bir şekilde incelenmiştir. Bu modeller, işletmelerin mali sağlığını değerlendirmek ve potansiyel başarısızlık riskini tahmin etmek amacıyla kullanılan güçlü araçlardır. Ancak, finansal başarısızlık riskini belirleme alanında daha yeni bir yaklaşım olan makine öğrenmesi tabanlı skorlama yöntemlerinin de önemli bir potansiyele sahip olduğunu belirtmek gerekir. Bu nedenle, bu bölümde, finansal oranların analizine ek olarak 3. bölümde daha ayrıntılı olarak ele alınacak olan makine öğrenmesi tabanlı skorlama yöntemlerine odaklanılmamıştır. Makine öğrenmesi, büyük veri analizi ve örüntü tanıma gibi güçlü algoritmaları kullanarak işletmelerin finansal verilerinden derinlemesine bilgi çıkarabilir ve gelecekteki başarısızlık risklerini tahmin edebilir. Bu şekilde, tezin 2. ve 3. bölümleri, geleneksel skorlama modelleri ve makine öğrenmesi tabanlı skorlama yöntemleri arasındaki farkları ve potansiyel avantajları ortaya koyarak, finansal başarısızlık riskinin belirlenmesinde yeni bir perspektif sunmayı amaçlamaktadır.

2.2. Muhasebe Uygulamaları Genel Tebliğine Göre Finansal Tablolar

Muhasebe Uygulamaları Genel Tebliği, Türkiye'de faaliyet gösteren şirketlerin finansal raporlama standartlarını belirlemektedir. Bu tebliğe göre, şirketler belirli standartlara uygun

olarak finansal tablolarını hazırlamak ve yayınlamak zorundadır. Bu tabloları Muhasebe Uygulamaları Tebliği, Temel Finansal Tablolar ve Ek Finansal tablolar şeklinde iki alt başlıkta düzenlenmiştir.

2.2.1. Temel finansal tablolar

Temel finansal tablolar, bir şirketin finansal durumunu ve performansını ölçmek için kullanılan önemli araçlardır. Bu tablolar, bir şirketin varlıklarını, borçlarını, özkaynaklarını, gelirlerini, giderlerini, net karını, nakit akışını ve özkaynaklarında meydana gelen değişiklikleri gösterir. Bilanço ve gelir tablosu gibi temel finansal tablolar, yasal olarak düzenli olarak hazırlanması ve yayınlanması gereken belgelerdir.

Bilanço: Bir şirketin belirli bir tarihte varlıklarını, borçlarını ve özkaynaklarını gösteren finansal tablodur. Bilanço, bir şirketin finansal durumunu ölçmenin yanı sıra, şirketin özkaynakları ile borçları arasındaki ilişkiyi de gösterir. Varlıklar, şirketin sahip olduğu fiziksel veya maddi olmayan varlıkları temsil ederken, borçlar şirketin taahhütleri ve borç yükümlülüklerini ifade eder. Özkaynak ise şirketin sahiplerine ait olan payı temsil eder.

Bilançonun sağ tarafında pasifler bulunurken sol tarafında aktifler bulunmaktadır. Sırasıyla Dönen varlıklar ve duran varlıklar aktifler kalemleri arasında en hızlı nakde dönebilene göre sıralanmıştır. Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar, Uzun Vadeli Yabancı Kaynaklar, Özkaynaklar ise pasifler bölümünde en kısa vadeden en uzun vadeye göre sıralanmıştır (Gülbiten, 2017: 4).

Gelir tablosu: Bir şirketin belirli bir dönemdeki gelirlerini, giderlerini ve net karını gösteren finansal tablodur. Gelir tablosu, şirketin faaliyetlerinden kaynaklanan gelirleri, faaliyet giderlerini, amortisman giderlerini, finansman giderlerini ve net karını içerir. Gelir tablosu, şirketin gelirlerinin giderlerine oranı olan kar marjını da gösterir.

Gelir tablosu dönem kârına ya da zararına brüt satış kârı bölümü, faaliyet kârı bölümü, olağan kâr bölümü, dönem kârı bölümü ve dönem net kârı bölümleriyle ulaşır (Toroslu ve Durmuş, 2017: 59).

2.2.2. Ek finansal tablolar

Ek finansal tablolar, temel finansal tablolara ek olarak, bir şirketin finansal durumunu ve performansını ölçmek için kullanılan diğer finansal tablolardır. Bu tablolar, bir şirketin

varlıklarının değerlemesi, vergi ödemeleri, sermaye bütçelemesi ve işletme faaliyetlerinin analizi gibi konularda daha ayrıntılı bilgi sağlayabilir.

İşletmelerin hazırladıkları ek finansal tablolar şunlardır (Toroslu ve Durmuş, 2017: 30-31):

Fon akım tablosu: İşletmenin yatırımlarını ve faaliyetlerini belirli bir dönemde finanse etmek amacıyla sağladıkları kaynakları ve kaynakların kullanıldıkları yerleri özetleyen, finansal değişimleri açıklayan finansal bir tablodur.

Nakit akış tablosu: İşletmelerin bir çalışma dönemi içerisinde ortaya çıkan nakit akışlarının; kullanım yerlerine ve kaynaklarına göre gösteren tablodur.

Kâr dağıtım tablosu: Dönem kârının dağıtım şeklini gösteren tablolara kâr dağıtım tablosu denmektedir. Kâr dağıtım tablosu vergiden önceki kardan başlayıp, dönem kârının ne şekilde ve nasıl kullanıldığını gösterir.

Özkaynakların değişim tablosu: Dönem içerisinde işletmelerin özkaynaklarını oluşturan kalemlerde gerçekleşen artış veya azalışı bütün olarak gösteren bir tablodur.

Net işletme sermayesi değişim tablosu: İşletmelerin bir çalışma döneminde kullanım net işletme sermayesinin yerlerini ve kaynaklarının yerlerini gösteren tablodur.

2.3. Türkiye Muhasebe Standartlarına Göre Finansal Tablolar

Uluslararası muhasebe sistemi ile ülkemizdeki muhasebe sistemini birbirine entegre edebilmek için UFRS ve UMS'nin tercümesi yapılarak tercüme yapılan standartlar TFRS ve TMS adı ile ülkemizde yayımlanmaktadır. Farklı kurumlar daha önce bu entegre misyonunu üstlenmiş olsa da 2012 yılından günümüze Türkiye Cumhuriyeti Kamu Gözetimi Kurumu yürütmektedir (Kılıç ve Önal, 2021:28).

2.3.1. Genel amaçlı finansal tablolar

Genel amaçlı finansal tablolar, özel bilgi gereksinimlerini karşılamak amacıyla isteklere uygun olarak hazırlanmış raporları talep etme durumunda olmayanların ihtiyaçlarını karşılamaya yönelik tablolardır. Tam bir finansal tablolar TMS 1'e göre aşağıdakileri içerir (Önce, 2019: 4):

- ✓ Dönem sonu finansal durum tablosu
- ✓ Dönemin zarar veya kârı ve diğer kapsamlı gelir tablosu

- ✓ Dönemin özkaynak değişim tablosu
- ✓ Dönemin nakit akış tablosu
- ✓ Diğer açıklayıcı notlar ile beraber önemli muhasebe politikalarını özetleyen dipnotlardır.

2.3.2. Özel amaçlı finansal tablolar

Özel amaçlı finansal tablolar, bilgi kullanıcılarının özel talepleri doğrultusunda ve kullanıcıların özel bilgi ihtiyaçlarını karşılamak amacıyla hazırlanmış raporlardır. Bu raporların düzenlenmesi zorunlu değildir (Özdemir, 2019: 586).

Özel amaçlı finansal tablolar, genellikle UFRS veya Yerel Muhasebe Standartlarına uygun olarak hazırlanır.

2.4. Finansal Tablolar Analizi

Finansal tablolar analizi, bir şirketin mali durumunu, performansını ve nakit akışını anlamak için kullanılan bir yöntemdir. Bu analiz, finansal tablolardan elde edilen verileri finansal oranlar ve sayısal veriler aracılığıyla değerlendirerek, şirketin likidite, kârlılık, borç ödeme gücü gibi önemli konularda bilgi sağlar. Finansal tablolar analizi; yatırımcılar, kredi verenler ve diğer ilgili taraflar tarafından şirketin finansal sağlığı hakkında bilinçli kararlar vermek için kullanılır.

Finansal analiz, işletmelerin mevcut durumlarını ve finansal açıdan geçmiş performanslarını tespit etmek için finansal tablolarda bulunan birbirleriyle alakalı kalemlerin farklı yöntemlerle incelenmesidir. Finansal analiz ayrıyeten şirketin faaliyette bulunduğu sektördeki farklı şirketler ve sektör ortalaması ile yorumlanması ve karşılaştırılması, etkili yönlerinin desteklenmesi ve etkisiz yönlerinin güçlendirilmesi sürecidir. Finansal analizin yapılmasındaki amaç geçmiş ya da şimdiki dönemlerin durum tespiti ve analizi olmayıp geleceğe yönelik stratejiler ve kararlar alabilmektir (Karasioğlu, vd. 2019: 35).

Finansal tablolar analizi, işletmenin mali durumunu anlamak için gerçekleştirilen bir süreçtir. Bu analizde, genellikle bir dönemi ya da bazen birkaç dönemi kapsayan finansal tablolardaki kalemler ve bu kalemler arasındaki ilişkiler incelenir. Bu inceleme, çeşitli analiz yöntemleri kullanılarak gerçekleştirilir. Bu sayede işletmenin mali sağlığı, kârlılığı, borç ödeme kabiliyeti ve diğer finansal konulardaki durumu daha iyi anlaşılabilir (Akdoğan ve Tenker, 2007: 549).

Türkiye’de finansal analiz ile ilgili ilk çalışmalar II. Dünya Savaşı öncesi Başbakanlık Yüksek Denetleme Kurulu tarafından 1939 yılında İsviçre hükümetine müracaat edilerek başlanmıştır. İsviçre hükümeti tarafından görevlendirilen müşavirlik şirketi rapor hazırlamış ve raporun bir bölümü Mali Durum İncelemesi ile ilgili olmuştur. Rapora göre bilançoların yeniden düzenlenmesi ve dört tür oranın finansal analiz için yeterli olduğunu ifade etmişlerdir (Toroslu ve Durmuş, 2017: 93).

2.5. Finansal Analiz Yöntemleri

Finansal analiz yöntemleri, işletmelerin mali performansını, sağlığını ve değerini değerlendirmek için kullanılan araçlar ve tekniklerdir. Finansal analiz, işletmelerin mali verilerini derinlemesine inceleyerek gelir, likidite, kârlılık, borç ödeme kabiliyeti gibi önemli unsurları değerlendirir. Bu sayede işletmeler, finansal güçlü ve zayıf yönlerini belirleyebilir, riskleri yönetebilir ve gelecekteki kararlarını destekleyecek stratejiler geliştirebilir. Finansal analiz yöntemleri, yatırımcılar, kredi verenler, finansal analistler ve şirket yönetimi tarafından işletmelerin finansal sağlığını anlamak ve kararlarını bilinçli bir şekilde yönlendirmek için aktif olarak kullanılabilir. Bu yöntemler, işletmelerin sürdürülebilir büyüme ve başarı elde etmelerine yardımcı olurken, finansal riskleri minimize etmeye de katkı sağlar.

Finansal analiz yöntemleri muhasebe sisteminin ürettiği verilerden yararlanarak finansal tabloların daha açık, anlaşılır ve yorumlanabilir konuma gelmesinde öncü olur. Finansal analiz yöntemleri sayesinde yapılan analizler daha anlamlı hale gelir. Anlamlı hale gelen veriler ve analiz sonuçlarının önceki yıllarla karşılaştırılması ya da sektör ortalamaları ile birlikte değerlendirilmesi mümkün hale gelebilecektir. Finansal analiz yöntemlerini muhasebe ilkelerine uygun formda yapılması analizi kullanışlı ve anlamlı konuma getirecektir (Şamiloğlu ve Akgün, 2010: 405).

Finansal tablolar, farklı analiz yöntemleri kullanılarak analiz edilebilir. Finansal analizde çoğu zaman birden çok analiz yöntemi kullanmak tek bir analiz yöntemi kullanmaktan daha faydalı olmaktadır (Aydın, Başar ve Coşkun, 2015: 107). Finansal analizde kullanılan başlıca yöntemler sırasıyla aşağıda açıklanarak verilmiştir.

2.5.1. Yatay analiz (Karşılaştırmalı tablolar analizi)

Yatay analiz bir diğer adıyla karşılaştırmalı tablolar analizidir. Birbirini takip eden farklı zamanlarda hazırlanmış finansal tablolarda bulunan kalemlerde rastlanan değişimlerin yüzde

ve tutar olarak hesaplanıp, incelenip yorumlanması işlemi olarak tanımlanmaktadır. Yatay analizde yönteminde işletmenin birbirini takip eden birçok faaliyet dönemine ait finansal tabloların yan yan konulmasıyla işletmenin finansal ve iktisadi açıdan gelişmeler hakkında önemli veriler elde edilmesi mümkündür (Dalak, Günay, Beyazgül ve Karadeniz, 2018: 3).

Yatay analiz ikiden daha fazla yıl için yapılırsa başlangıç yılı baz olarak alınır ya da her yıl baz yıl olarak ele alınır. Karşılaştırmalı tablolar analizi yapılırken gerek gelir tablosu gerekse bilanço karşılaştırmalarından doğan farklar aşağıdaki çizelge 2.2'deki gibi hesaplanır (Lazol, 2000: 15).

Çizelge 2.2. Karşılaştırmalardan doğan farklar (Toroslu ve Durmuş, 2017: 114).

HESAP ADI	TUTAR		DEĞİŞİM	
	1.YIL	2.YIL	Tutar	%
ISTE	X	Y	(X - Y)	$((Y - X)/X) * 100$

Karşılaştırmalı bilançolar ve gelir tablolarının analizi ve yorumu, bir işletmenin geçmiş ve şimdiki mali durumunu ve faaliyet sonuçlarını öğrenmek için kullanılan bir yöntemdir. Bu analiz sayesinde, geçmişle bugün arasındaki farkları gözlemlemek ve böyle bir durumun gelecekte nasıl bir etki yapabileceğini tahmin etmek daha kolaylaşır. Bu amaçla, kalemlerdeki değişiklikler ve gelişmeler ayrıntılı bir şekilde incelenmelidir (Böktöre, Çömlekçi ve Sözbilir, 2013: 57-58).

2.5.2. Dikey analiz

Bir işletmenin değerlendirilebilmesi için, aynı sektörde faaliyet gösteren diğer işletmelerle karşılaştırılması gerekmektedir. Karşılaştırmalı tablolar, işletmenin mali tablolarını yan yana getirerek bu imkânı sağlamaz. Bunun yerine, tablodaki kalemleri nispi önemlerine göre sıralayarak diğer işletmelerle karşılaştırırız. Bu aynı zamanda işletmenin kendi içinde analiz edilmesini de mümkün kılar. Dikey analiz, işletmenin varlık ve kaynak yapısını ve dönem net karının nasıl oluştuğunu açıklayan bir analiz tekniğidir. Bu analiz tekniği tek bir yıla ilişkin muhasebe bilgilerine uygulanır. Ayrıca birden çok yılın dikey yüzdeleri karşılaştırılarak yapısal değişim ve gelişim analizi yapılabilir. Dikey analiz, hem işletmenin içerisindeki durumu anlamaya yardımcı olur hem de diğer işletmelerle karşılaştırma imkânı sağlar (Aktaş, Doğanay, Gökmen ve Somuncu, 2017: 24).

2.5.3. Eğilim yüzdeleri analizi

Firmanın faaliyet raporlarının daha uzun süreler boyunca analiz edilmesi gerektiğinde kullanılan bir yöntem, eğilim yüzdeleri analizi olarak da bilinir. Bu yöntemle, birden fazla takip eden yıla ait gelir tablosu ve bilanço kalemleri karşılaştırılabilir. Bu analizde, baz dönem olarak herhangi bir yıl seçilmemekte ve diğer yıllar, kendi kalemlerini baz dönemdeki aynı kalemlerle karşılaştırılmaktadır. Böylece işletmenin gelişimi olumlu veya olumsuz yönde tespit edilebilir. Bu yöntem, işletmenin dinamik analizini sağlar. Ancak dikkat edilmesi gereken noktalar da vardır. Örneğin, ilgili kalemin negatif olduğu bir baz yıl için trend hesaplaması yapılmaz ve sıfır ise değişim yüzde yüz olarak kabul edilir. Bu yöntemle mali tablolar daha anlaşılır bir şekilde sunulabilir ve ayrıca sadeleştirilmiş tablolar sayesinde regresyon analizi daha kolay bir şekilde yapılabilir (Karasioğlu ve Erdemir, 2019: 37-38).

2.5.4. Oran analizi (Rasyo analizi)

Finansal tablolar analiziyle ilgili çalışmalarda kullanılan "rasyo" terimi, matematikteki "oran" anlamını taşır ve homojen kıymetler arasındaki oransal ilişkileri yansıtır. Bu ilişkiler, matematikte olduğu gibi doğru orantılı veya ters orantılı olabilir. Rasyo, analiz tekniği açısından firmaların yönetiminde kullanılmak üzere birbirleriyle karşılaştırılabilen kıymetler veya kıymet grupları arasında kurulan matematiksel bağlantıları ifade eder. Bu analiz yöntemi, işletmelerin finansal performansını değerlendirmek, karşılaştırmalar yapmak ve işletmenin sağlığı hakkında bilgi edinmek için kullanılır (Hiçşaşmaz, 1977: 59).

Bilanço kalemleri arasındaki ilişkilerin analiz edilmesi ve işletmenin mali yapısının anlaşılması için en uygun yöntem oran analizidir. Özellikle ardışık yıllara ait oranların karşılaştırılması, finansal analiz yapanlara işletmenin mali durumu ve bilanço kalemlerindeki eğilim hakkında fikir verir (Toroslu ve Durmuş, 2017: 133). Finansal tablolardan çeşitli oranlar elde etmek mümkündür. Ancak, analizin amacına uygun olarak, belirli kalemleri seçmek ve bu kalemler arasındaki ilişkileri araştırmak önemlidir (Aydın, Başar ve Coşkun, 2015: 107).

Rasyo analizi, belirli finansal oranların hesaplanması ve yorumlanmasıyla gerçekleştirilir. Oran analizinde öncelikle finansal tablolardan veri toplanarak işlenir. Toplanan veriler kullanılarak çeşitli finansal oranlar hesaplandıktan sonra çıkan sonuçların yorumlanması ve analiz edilmesi sürecine devam edilir. Son olarak sonuçların değerlendirilmesi ve işletmelerin karar verme stratejilerini veya operasyonlarını geliştirme süreci ile devam eder. Rasyo analizi sürekli bir süreçtir ve işletmenin finansal durumunda meydana gelen

değişimleri izlemek ve analiz etmek için düzenli olarak tekrarlanması gerekir. Tüm bu hesaplamalar literatürde genel olarak likidite oranları, mali yapı oranları, faaliyet oranları, karlılık oranları ve büyüme oranları ile analiz edilmektedir.

Likidite oranları

Likidite, genel anlamda varlıkların nakde dönüşebilme kabiliyetini ifade eder. İşletmede yeterli miktarda nakit bulunması, işletmenin kısa vadeli borçlarını ödeme olasılığını artırır. Bu nedenle, likit pozisyon işletmenin kısa vadeli borçlarını ne ölçüde karşılayabileceği ile ilgilidir. İşletmenin likidite durumunu analiz etmek için likidite oranları kullanılır, yani işletmenin güncel durumunu belirlemek için bu oranlardan faydalanılır (Toroslu ve Durmuş, 2017: 144).

Likidite oranları, bir işletmenin kısa vadeli borçlarını ödeme kabiliyetini ölçmek için kullanılır. Bu oranlar, işletmenin nakit elde etme kolaylığı ve olumsuz durumlarda likiditeyi koruma yeteneği hakkında bilgi sağlar. Cari oran, asit test oranı ve nakit oranı gibi üç önemli orana odaklanarak, likidite oranları analiz edilir (Aydın, Başar ve Coşkun, 2015: 109).

- ✓ *Cari oran:* Cari oran, işletmenin dönen varlıklarının kısa vadeli yabancı kaynaklara bölünmesiyle hesaplanır. Cari oranın hesaplanmasında, dönen varlıklardan şüpheli alacak karşılığı, stok değer düşüş karşılığı, menkul değerler değer düşüş karşılığı gibi düzeltici hesapların çıkarılması gerekmektedir. Genellikle üretim işletmeleri için cari oranın 2 olması uygun kabul edilir. Ancak, gelişmekte olan ülkelerde likiditenin düşük olması ve bankaların kısa vadeli krediler vermesi nedeniyle cari oran genellikle 2'nin altında olmaktadır. Bu tür ülkelerde cari oranın yaklaşık olarak 1,5 olarak kabul edilmesi tavsiye edilir.

$$Cari\ Oran = \frac{Dönen\ Varlıklar}{Kısa\ vadeli\ Yabancı\ Kaynaklar}$$

- ✓ *Likidite oranı(Asit-test):* Çabuk oran, hassas oran veya asit-test oranı olarak da bilinen bir oran, likiditenin daha doğru bir şekilde değerlendirilmesinde kullanılan bir ölçüdür. Genellikle üretim işletmeleri için cari oranın 2, asit test oranının ise 1 olması uygun kabul edilir. Ancak, bu oranlara kesin bir kural koymak gerçekte pek anlamlı değildir. İşletmelerin özelliklerine, sektörün ve ekonominin genel koşullarına bağlı olarak, bu oranlar söylenen değerlerin altında veya üstünde olabilir.

$$Asit - Test\ Oranı = \frac{Dönen\ Varlıklar - Stoklar}{Kısa\ Vadeli\ Yabancı\ Kaynaklar}$$

- ✓ *Nakit oran:* Bir işletme için menkul kıymetler ile hazır değerleri en likit varlıklardır. Bu sebeple analistler likiditeyi analiz ederken nakit orana da bakarlar.

$$\text{Nakit Oran} = \frac{\text{Hazır Değerler} + \text{Menkul Kıymetler}}{\text{Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar}}$$

Mali yapı oranları

Mali yapı oranları, işletmenin finansmanında ne ölçüde yabancı kaynaklardan faydalandığını gösteren oranlardır. Bu oranlar, yabancı kaynaklar ile özkaynaklar arasındaki ilişkiyi analiz eder ve işletmenin olumlu bir şekilde finanse edilip edilmediği, kredi verenlerin güvenliğini sağlayıp sağlamadığı gibi sorulara yanıt verir. Aynı zamanda, işletmenin zarar etmesi durumunda veya gelecek dönemlerde beklenen nakit akışlarının gerçekleşmemesi durumunda, işletmenin borçlarını ödeyip ödeyemeyeceği konusunda ipuçları sağlar. Özkaynaklar, kredi verenler için bir güvenlik payı olarak kabul edilir (Toroslu ve Durmuş, 2017: 144).

- ✓ *Finansal kaldıraç oranı:* Finansal kaldıraç oranı, varlıkların ne kadarının borçlarla finanse edildiğini gösteren bir orandır ve aynı zamanda kaynak toplamı içerisinde yabancı kaynakların payını ifade eder. İşletmeler genellikle kaldıraç etkisinden yararlanarak firma değerini artırmaya çalışırlar. Firma değerinin maksimum olduğu borç seviyesine ise optimal borç seviyesi denir. Optimal borç seviyesinden sonra borçlanmaya devam etmek, işletmenin karlılığını etkileyebilir ve hatta iflasa doğru sürükleyebilir. Genel olarak bu oranın 0,50 olması kabul edilebilir. Ancak Türkiye gibi sermayesi yetersiz olan ülkelerde bu oranın 0,60 olarak kabul edilmesi mümkündür. Ancak bu seviyeden sonra borç yükünün artırılması, işletmenin riskini artırarak finansal zorluklarla karşılaşmasına neden olabilir.

$$\text{Finansal Kaldıraç Oranı} = \frac{\text{Toplam Yabancı Kaynaklar}}{\text{Kaynaklar(Pasif) Toplamı}}$$

- ✓ *Borçların özsermayeye oranı:* Gelişmiş ülkelerde, borçların özsermayeye oranının en az 1 olması kabul edilir. Bu durum, işletmenin finansmanında daha fazla yabancı kaynak kullanıldığını ve işletmenin ağır bir faiz yükü altına girdiğini gösterir, aynı zamanda alacaklılar için emniyet payının az olduğunu ifade eder. Oranın 1'den büyük olması ise toplam kaynaklar içerisinde özsermayenin daha fazla olduğunu gösterir ve bu durum faiz ve uzun vadeli borçların ödenmeme riskinin az olduğu anlamına gelir. Ancak, bu durum aynı zamanda işletmenin düşük maliyetli uzun vadeli kredilerden yararlanmadığını gösterir. Özkaynakların fazla olması her zaman

en iyi politikadır. Ancak düşük maliyetli yabancı kaynak kullanarak bu kaynağın maliyetinden daha yüksek kâr oranı elde edilebiliyorsa, borçlanma yolunu tercih etmek daha mantıklı olabilir.

$$Oran = \frac{\text{Özsermaye}}{\text{Yabancı Kaynaklar Toplamı}}$$

- ✓ *Özsermaye oranı:* Bu oran, işletme sahiplerince finanse edilen aktiflerin yüzdesini gösteren bir orandır. Zaman içinde bu oranın yükselme eğilimi göstermesi genellikle iyi bir yönetimin göstergesi olarak değerlendirilir. Oranın düşük olması ise spekülatif bir finansman şeklini işaret eder. Bu durumda işletme büyük karlar elde edebilirken, durgunluk dönemlerinde fiyatların düşmesi halinde faiz ve ana para taksitlerini ödemekte zorluklarla karşılaşabilir, hatta ağır zararlara uğrayabilir ve varlığını sürdüremeyerek iflas edebilir. Bu nedenle, işletmelerin finansman yapısında denge ve sağlıklı bir oranı korumak önemlidir.

$$\text{Özsermaye Oranı} = \frac{\text{Özsermaye}}{\text{Aktif Toplamı}}$$

- ✓ *Kısa vadeli yabancı kaynakların toplam kaynaklara oranı:* Bu oran, işletmenin kısa vadeli yabancı kaynaklarla finanse ettiği varlıkların oranını gösterir.

$$Oran = \frac{\text{Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar}}{\text{Kaynaklar(Pasif)Toplamı}}$$

- ✓ *Uzun vadeli yabancı kaynakların toplam kaynaklara oranı:* Bu oran, işletmenin varlıklarının ne kadarlık kısmının uzun vadeli yabancı kaynaklarla finanse edildiğini gösterir.

$$Oran = \frac{\text{Uzun Vadeli Yabancı Kaynaklar}}{\text{Kaynaklar (Pasif)Toplamı}}$$

- ✓ *Maddi duran varlıklar/Özsermaye oranı:* Özkaynakların maddi duran varlıkların tutarına oranı, işletmenin maddi duran varlıklarının ne kadarlık kısmının özkaynaklarla finanse edildiğini gösterir

$$Oran = \frac{\text{Maddi Duran Varlıklar}}{\text{Özkaynaklar}}$$

- ✓ *Maddi duran varlıklar/Uzun vadeli yabancı kaynaklar:* Maddi duran varlıkların uzun vadeli yabancı kaynaklara oranı, işletmenin uzun vadeli fon sağlayıcılarının sundukları fonların karşılığında sahip olduğu sabit maddi duran varlıkların ne kadarlık kısmını temsil etmektedir

$$\text{Oran} = \frac{\text{Maddi Duran Varlıklar}}{\text{Uzun Vadeli Yabancı Kaynaklar}}$$

- ✓ *Duran varlıklar/Devamlı sermaye oranı:* Bu hesaplamayla işletmelerde duran varlıkların uzun vadeli yabancı kaynaklar tarafından ne kadarlık kısmının finanse edildiğini görebiliriz.

$$\text{Oran} = \frac{\text{Duran Varlıklar}}{\text{Uzun Vadeli Yabancı Kaynaklar} + \text{Özkaynaklar}}$$

- ✓ *Maddi duran varlıklar/Devamlı sermaye oranı:* Bu hesaplama, işletmelerde maddi duran varlıkların ne kadarlık kısmının uzun vadeli yabancı kaynaklarla finanse edildiğini belirlememizi sağlar.

$$\text{Oran} = \frac{\text{Maddi Duran Varlıklar}}{\text{Uzun Vadeli Yabancı Kaynaklar} + \text{Özkaynaklar}}$$

- ✓ *Duran varlıklar/Özkaynaklar oranı:* Bu oranı kullanırken amacımız özkaynakların duran varlıkların ne kadarlık kısmını kullandığını görmektir.

$$\text{Oran} = \frac{\text{Duran Varlıklar}}{\text{Özkaynaklar}}$$

- ✓ *Duran varlıklar/Uzun vadeli yabancı kaynaklar oranı:* Bu oranın bize verdiği sonuç ile işletmelerin sahip oldukları sabit duran varlıkları görürüz.

$$\text{Oran} = \frac{\text{Duran Varlıklar}}{\text{Uzun Vadeli Yabancı Kaynaklar}}$$

Faaliyet oranları

Faaliyet oranları, şirketin varlıklarını ne kadar verimli kullandığını gösteren bir gösterge olarak bilinir. Daha verimli varlık kullanımı, güçlü bir yönetimi işaret eder ve genellikle işletmenin öz sermaye sahiplerine daha yüksek değer sağlar. Ayrıca, faaliyet oranları şirketin faaliyet seviyesi ile sürdürmek için gereken varlıklar arasındaki ilişkiyi açıklar (Hitchner, 2017: 116).

- ✓ *Stok devir hızı oranı:* Belirli bir dönem içerisinde işletmenin stoklarının kaç defa yenilendiğini göstermektedir.

$$\text{Stok Devir Hızı Oranı} = \frac{\text{Satışların Maliyeti}}{\text{Ortalama Stok}}$$

- ✓ *Stokların ortalama tüketilme süresi(Stok tutma oranı):* Bir diğer adıyla stok tutma oranı olan stokların ortalama tüketilme süresi, stokların ne kadar sürede tüketildiğini gösteren bir ölçüdür ve stok devir hızıyla aynı sonuçları verir.

$$\text{Stok Tutma Süresi} = \frac{360 \text{ veya } 365}{\text{Stok Devir Hızı}}$$

- ✓ *Alacak devir hızı oranı:* Bu oran, alacakların tahsil edilme hızını gösteren bir ölçüdür.

$$\text{Alacak Devir Hızı Oranı} = \frac{\text{Kredili Net Satışlar Tutarı}}{\text{Ortalama Ticari Alacaklar}}$$

- ✓ *Alacakların ortalama tahsilatı süresi:* Bu hesaplama alacakların gün bazında ortalama tahsilat sürelerini gösterir.

$$\text{Alacakların Ortalama Tahsilat Süresi} = \frac{360 \text{ veya } 365}{\text{Alacak Devir Hızı}}$$

- ✓ *Ticari borçlar devir hızı oranı:* Belirli bir dönemdeki kredili alımların, hesap dönemi sonundaki ticari borçlarla olan ilişkisini gösteren bir orandır ve hesap dönemi boyunca ortalama ticari borçlar tutarı da kullanılabilir.

$$\text{Ticari Borçlar Devir Hızı Oranı} = \frac{360 \text{ veya } 365}{\text{Ortalama Ticari Borçlar}}$$

- ✓ *Ticari borçların ortalama ödenme süresi:* Ticari borçların ortalama ödeme süresi, bir yıl içerisinde ticari borçların ödeme döneminin ortalama olarak kaç gün olduğunu veya kaç günde bir ödeme yapıldığını belirlemeye yardımcı olan bir orandır.

$$\text{Ticari Borçların Ortalama Süresi} = \frac{360 \text{ veya } 365}{\text{Ticari Borçlar Devir Hızı}}$$

- ✓ *Dönen varlıklar devir hızı oranı:* Dönen varlıkların işletme için verimliliğini ölçen orandır.

$$\text{Dönen Varlıklar Devir Hızı Oranı} = \frac{\text{Net Satışlar}}{\text{Ortalama Dönen Varlıklar}}$$

- ✓ *Duran varlıklar devir hızı oranı:* Duran varlıkların işletme için verimliliğini ölçen orandır.

$$\text{Duran Varlıklar Devir Hızı Oranı} = \frac{\text{Net Satışlar}}{\text{Ortalama Duran Varlıklar}}$$

- ✓ *Aktif devir hızı oranı:* İşletmenin sahip olduğu bütün verimliliğini ölçen orandır.

$$\text{Aktif Devir Hızı Oranı} = \frac{\text{Net Satışlar}}{\text{Ortalama Toplam Aktif}}$$

- ✓ *Özsermaye devir hızı oranı*: Özsermayenin işletme için verimliliğini ölçen orandır.

$$\text{Özsermaye Devir Hızı Oranı} = \frac{\text{Net Satışlar}}{\text{Özsermaye}}$$

- ✓ *Net işletme sermayesi devir hızı*: Net işletme sermayesinin ne oranda yeterli olup olmadığını ölçen orandır.

$$\text{Net İşletme Sermayesi Devir Hızı} = \frac{\text{Net Satışlar}}{\text{Ortalama Net İşletme Sermayesi}}$$

- ✓ *Devamlı sermaye devir hızı*: İşletmede bulunan yönetimin uzun vadeli kaynakları ne ölçüde etkin kullandığını gösteren orandır.

$$\text{Devamlı Sermaye Devir Hızı} = \frac{\text{Net Satışlar}}{\text{Ortalama Devamlı Sermaye}}$$

- ✓ *Ödenmiş sermaye devir hızı*: İşletmede bulunan yönetimin sermayeyi ne ölçüde efektif kullandığını gösteren orandır.

$$\text{Ödenmiş Sermaye Devir Hızı} = \frac{\text{Net Satışlar}}{\text{Ortalama Ödenmiş Sermaye}}$$

Karlılık oranları

Kârlılık oranları, bir işletmenin yatırım ve finansman kararlarının ne ölçüde uygun olduğunu gösteren oranlardır. Bu oranlar, işletmenin satışlar ve yatırımlar üzerinden elde ettiği karlılığı göstererek, yönetimin etkinliğini değerlendiren önemli ölçütlerdir. Bu nedenle, işletmenin uzun vadeli yaşamına bağlı olan araştırmacılar, kârlılık oranlarına daha fazla ilgi gösterecek ve kullanabileceklerdir (Aydın, Başar ve Coşkun, 2015: 125).

- ✓ *Brüt satış karlılığı oranı*: Satılan malın maliyeti düşüldükten sonra işletme satışlarının nispi kârını ölçer.

$$\text{Brüt Satış Karlılığı} = \frac{\text{Brüt Satış Karı}}{\text{Net Satışlar}}$$

- ✓ *Esas faaliyet karlılığı oranı*: İşletmelerin satış politikalarının kesin sonuçlarına ilişkin bilgi verir.

$$\text{Esas Faaliyet Karlılığı} = \frac{\text{Esas Faaliyet Karı}}{\text{Net Satışlar}}$$

- ✓ *Faaliyet karlılığı oranı*: İşletmelerin hem yatırım hem de satış ve finansman politikalarının hakkında bilgi vermektedir.

$$\text{Faaliyet Karlılığı Oranı} = \frac{\text{Faaliyet Karı}}{\text{Net Satışlar}}$$

- ✓ *Net karlılık oranı:* Net karlılık oranı vergiden ve tüm masraflardan sonra hangi oranda karlılık gösterdiğini ölçen orandır.

$$\text{Net Karlılık Oranı} = \frac{\text{Net Kar}}{\text{Net Satışlar}}$$

- ✓ *Özkaynakların karlılığı oranı:* İşletme sahiplerinin yatırdıkları sermayenin her bir birimine düşen kar oranı, bu oranlarla ölçülebilir.

$$\text{Özkaynakların Karlılığı Oranı} = \frac{\text{Net Kar}}{\text{Özkaynaklar}}$$

- ✓ *Devamlı sermaye karlılığı oranı:* İşletme sahiplerinin uzun vadeli yükümlülükleri ile ne oranda kârlı çalıştıklarını ölçümlemede kullanmaya yarayan orandır.

$$\text{Devamlı Sermaye Karlılığı Oranı} = \frac{\text{Net Kar}}{\text{Ortalama Devamlı Sermaye}}$$

- ✓ *Aktif karlılığı oranı:* Yatırımların karlılık oranını göstermede kullanılan orandır.

$$\text{Aktif Karlılığı Oranı} = \frac{\text{Net Kar}}{\text{Ortalama Toplam Aktifler}}$$

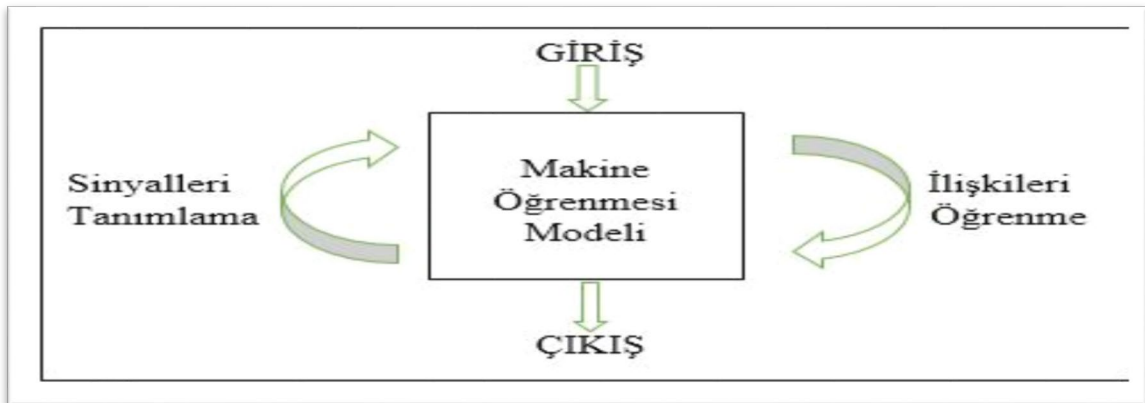
- ✓ *Ekonomik rentabilite oranı:* Bir işletmenin toplam varlıklarının hangi ölçüde kârlı kullanabildiğini gösterir.

$$\text{Ekonomik Rentabilite Oranı} = \frac{\text{Vergi Öncesi Kar} + \text{Faiz Giderleri}}{\text{Toplam Kaynaklar}}$$

3. MAKİNE ÖĞRENMESİ YÖNTEMLERİ

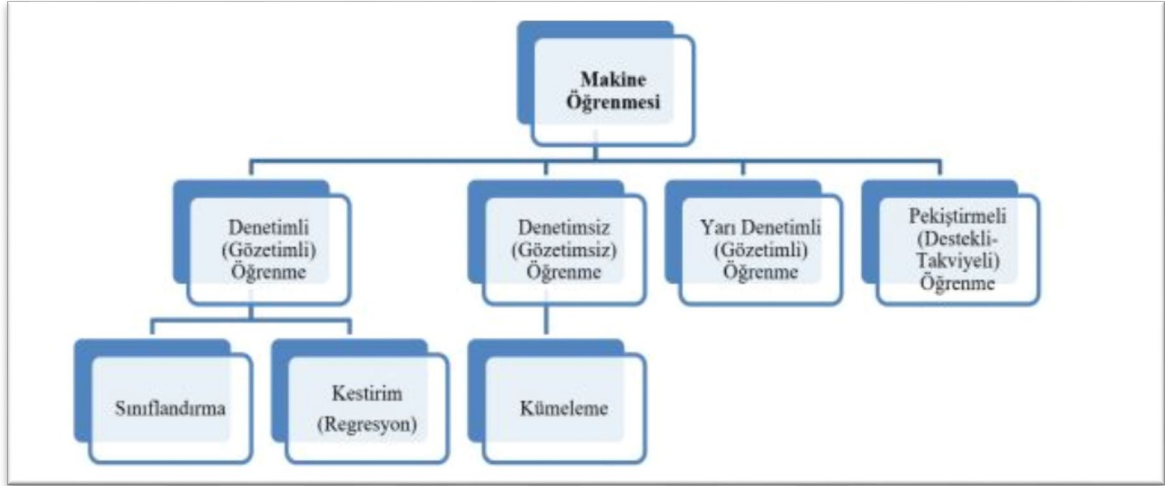
Makine öğrenmesi, yüksek hacimli verilerin analiz edilerek anlamlı kalıpların ve kuralların keşfedildiği bir süreçtir. Veri bilimiyle ilişkilendirilen tahmin ve önerilere dayalı analitiklerden farklılık gösteren veri madenciliği, gelecekteki sonuçları tahmin etmeyi amaçlar. Makine öğrenmesi, yapay zekâ uygulamaları ve makine öğrenimi modelleriyle birlikte kullanılarak işletmelerin ve kuruluşların daha iyi stratejik kararlar almasına yardımcı olur. Verilerin etkili bir şekilde toplanması, depolanması ve bilgisayar ortamında işlenmesi de veri madenciliğinin önemli bir parçasını oluşturur. Kompleks matematiksel algoritmalar kullanılarak mevcut verilerin segmentlere ayrılması ve gelecekteki olayların öngörüsünün değerlendirilmesi yoluyla veri madenciliği sonuçlar üretir (Poyraz, 2020: 2). Makine öğrenmesinin temel amacı, mevcut bilgileri kullanarak çıkarımlar yapmak ve bu çıkarımları gelecekte tahmin etmek veya gerektiğinde kullanıma hazır hale getirmektir. Makine öğrenmesi, sürekli olarak devam eden bir öğrenme sürecidir ve sürekli olarak performansı artırmaya yöneliktir (Türkmen, 2021: 7).

Makine öğrenimi, istatistiksel yöntemleri kullanarak belirli sonuçlar elde etmeyi amaçlayan bir disiplindir. Bilgisayarların, makine öğrenmesi algoritmalarını kullanarak verilerden öğrenerek belirli kuralları ortaya çıkarması beklenir. Makine öğrenmesi ile geleneksel yaklaşımlar arasında önemli bir fark vardır. Geleneksel yaklaşımların aksine, makine öğrenmesi verilerden programlanmış belirli kurallar kullanarak çıktılar oluşturmaz; bunun yerine bilgisayarları bu kurallar içinde programlar, makine öğrenmesi algoritmalarına göre bilgisayar, matematiksel modeller kullanarak verileri karşılaştırır ve onlardan öğrenir. Ardından oluşturduğu desen sayesinde yeni bir veri kümesi geldiğinde çıktıları tahmin eder. Makine öğrenmesinin genel işleyişi şekil 3.1’de gösterilmiştir (Aksaç, 2022: 23).



Şekil 3.1. Makine öğrenmesi işleyişi (Aksaç, 2022)

Bir makine öğrenmesi yaklaşımı seçerken, sorunun durumu ve veri kümesi dikkate alınır. Makine öğrenmesi modelleri öğrenme türleri şekil 3.2’de görüldüğü gibi dört gruba ayrılır (Altun, Nacar ve Çakar, 2022: 70).



Şekil 3.2. Makine öğrenmesi yöntemleri (Altun, Nacar ve Çakar, 2022: 70)

- ✓ *Denetimli (Gözetimli) öğrenme*: Denetimli öğrenme yöntemi, bir grup girdi değeriyle ilişkili hedef değerlerin verildiği durumlarda, modelin bu ilişkiyi öğrenmesi ve yeni girdi değerleri için en yakın çıktıları üretebilmesi amacıyla kullanılır. Bu süreçte, en iyi model elde edildiğinde, yeni girdi değerleri için en uygun çıktıları sağlayabilecektir (Atalay ve Çelik, 2017: 161). Denetimli makine öğrenimi, kategorik veya sürekli etiketli veri örnekleriyle çalışmayı içerir. Kategorik değerlere sahip olan veri örnekleri için, denetimli öğrenme yöntemleri süreç verilerinin sınıflandırılmasında kullanılabilir. Diğer bir durumda, veri örneklerinin etiketi sürekli bir değer ise, regresyon modelleri oluşturularak tahminler yapılabilir (Ge, Song, Ding ve Huang, 2017: 20594).
- ✓ *Denetimsiz (Gözetimsiz) öğrenme*: Veriye en uygun temsili bulma amacıyla girdi değerlerine dayalı olarak gerçekleştirilen bir öğrenme yöntemidir (Grapel, 1998 aktaran Özdamar, 2002: 10). Denetimsiz öğrenimin çeşitli uygulamaları, veri sıkıştırma, dağılım tahmini, veri kaynağının ayrımı ve veri görselleştirme gibi alanlarda kullanılabilir. Kümeleme, denetimsiz öğrenmenin en temel yöntemlerinden biridir (Akbulut, 2006: 16).
- ✓ *Yarı denetimli öğrenme*: Yarı denetimli öğrenme, etiketlenmiş ve etiketlenmemiş verilerin birlikte bulunduğu veri kümeleri için kullanılan bir öğrenme yöntemidir. Bu

yöntem, sınıflandırma, regresyon ve tahmin gibi problemler için kullanılabilir. Etiketlenmiş verilerden elde edilen bilgiler, etiketlenmemiş veriler üzerindeki kümeleri tanımlamak için denetimsiz öğrenme kullanılarak kullanılabilir. Kümeler tanımlandıktan sonra, sözde etiketlenmiş veriler ve etiketli veriler kullanılarak model denetimli öğrenme ile tekrar eğitilir. Yarı denetimli öğrenme, bilgisayarlı görü, doğal dil işleme gibi alanlarda, sınırlı sayıda etiketlenmiş veri ve çok sayıda etiketlenmemiş veri bulunduğu sıkça kullanılan bir yöntemdir (Altun, Nacar ve Çakar, 2022: 73).

- ✓ *Pekiştirmeli (Destekli-takviyeli) öğrenme:* Takviyeli öğrenme (Reinforcement Learning), çevresini algılayabilen ve kendi başına kararlar alabilen bir sistemin, hedeflerini gerçekleştirmek için doğru kararları nasıl vereceğini öğrenebildiği bir öğrenme yöntemidir. Diğer bir deyişle, takviyeli öğrenme, önceden bilgiye ihtiyaç duyulmayan, yani eğitim verileri olmadan ve kesin yöntemlerin işe yaramadığı süreçlerde kullanılır. Bu yöntem sıklıkla robotik, oyun programlaması, hastalık tespiti ve fabrika otomasyonu gibi alanlarda kullanılır. Takviyeli öğrenmede bir eğiticinin olduğu ancak denetimli öğrenmedeki gibi sistem üzerinde çok detaylı talimatlar veremediği bir yapı vardır. Bunun yerine, öğrenme sistemi bir karar verdiğinde, doğru olduğu durumlar için sistemi ödüllendirirken hatalar için cezalandırır. Amaç, öğrenme sisteminin olası durumların hedefine uygun olup olmadığını kontrol etmek ve tüm doğru veya yanlış durumları hatırlamaktır (Keçeçi, 2019: 13).

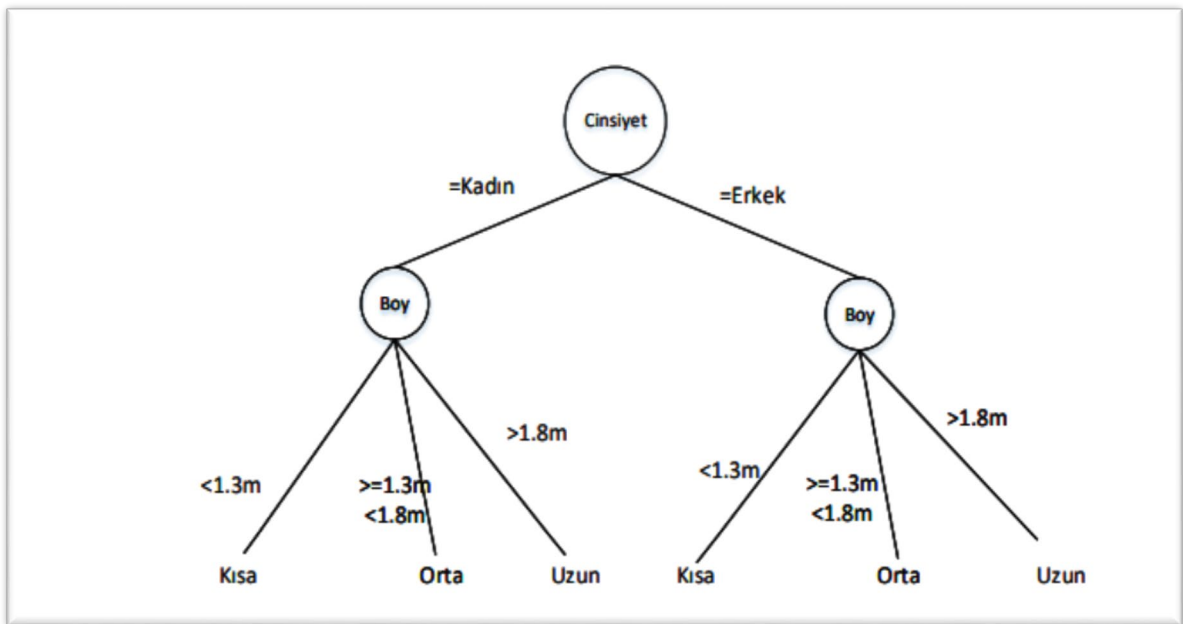
Makine Öğrenimi, matematiksel işlemler gerçekleştirerek bir veri kümesi üzerinde belirli algoritmalarla yararlanarak çıkarımlar yapabilen ve tahminlerde bulunabilen bilgisayarlarla sistemlerin modellenmesidir. Makine öğrenimi algoritmaları, bir veri kümesini bir modele dönüştüren algoritmalarlardır. Yapay Sinir Ağları, Lineer Regresyon, Lojistik Regresyon, Karar Ağacı, DVM, Naive Bayes, kNN, K-Means ve Random Forest, makine öğreniminde yaygın olarak kullanılan algoritmalarlardır. Tez çalışmamızda ise altı algoritmaya yer verilmiştir. Bunlar Karar Ağaçları, Lojistik Regresyon, Yapay Sinir Ağları, Destek Vektör Makinesi, Rastgele Orman ve Naive Bayes'dir. Algoritmalar hakkında detaylı açıklamalar başlıklar halinde verilmiştir (Bestem, 2021: 13).

3.1. Karar Ağaçları

Karar Ağaçları, tahmin ve sınıflandırma için genel amaçlı mekanizmalar olarak kabul edilen, 20. yüzyılın sonlarında elektronik hesaplamalarda dijital devrelerin kullanılmasıyla

elektronik formda uygulanan ilk istatistiksel algoritmalarından biridir. Zamanla, tahmin ve sınıflandırma, yapay zekâ, makine öğrenimi, bilgi keşfi ve indüktif kural oluşturucu gibi çeşitli veri madenciliği, bilgi keşfi, makine öğrenimi ve yapay zekâ görevlerinde kullanılan, disiplinlerarası, genel amaçlı ve hesaplama yoğun yöntemler haline gelmiştir (Villa, 2013:448).

Karar Ağacı, seçimleri ve sonuçlarını ağaç şeklinde temsil eden bir grafikdir. Grafikteki düğümler bir olayı veya seçimi temsil ederken, grafikteki kenarlar karar kurallarını veya koşulları temsil eder. Her ağaç düğüm ve dallardan oluşur. Her düğüm, sınıflandırılacak bir grup özneliği temsil ederken, her dal düğümün alabileceği bir değeri temsil eder (Mahesh, 2020: 382). Her yaprak, en uygun hedef değerini temsil eden bir sınıfa atanır. Alternatif olarak, yaprak, hedef özneliğin belirli bir değere sahip olma olasılığını gösteren bir olasılık vektörüne sahip olabilir. Örneğin kökten başlayarak ağacın yaprağına doğru ilerleyerek, yol boyunca yapılan testlerin sonuçlarına göre sınıflandırılır. Şekil 3.3'de, potansiyel bir müşterinin doğrudan postaya cevap verip vermeyeceğini belirleyen bir Karar Ağacını açıklar. İç düğümler daire olarak, yapraklar ise üçgen olarak gösterilir. Bu Karar Ağacı, hem nominal hem de sayısal öznelikleri içerir. Bu sınıflandırıcıya dayanarak analist, bir potansiyel müşterinin tepkisini tahmin edebilir (ağacın altına doğru sıralayarak) ve doğrudan posta ile ilgili potansiyel müşteri popülasyonunun davranışsal özelliklerini anlayabilir. Her düğüm, test ettiği öznelikle etiketlenir ve dalları, ilgili değerleriyle etiketlenir (Rokach ve Maimon, 2005: 166). Şekil 3.3'de Karar Ağacının yapısı gösterilmiştir.



Şekil 3.3. Karar ağacı algoritması örneği (Karabina, 2017).

3.2. Lojistik Regresyon

Lojistik Regresyon analizi, diğer analiz yöntemlerinden farklı olarak bazı varsayımlara ihtiyaç duymadan ve regresyon modelinin oluşturulmasında daha esnek bir yaklaşım sunarak kullanılan birçok değişkenli analiz yöntemidir (Şenel ve Alatl, 2014: 35). Lojistik Regresyon, hipotezlerin tanımlanması ve test edilmesi için oldukça uygun olan bir yöntemdir. Bu analiz yöntemi, kategorik bir bağımlı değişken ile bir veya daha fazla kategorik ya da sürekli bağımsız değişken arasındaki ilişkileri incelemek için kullanılır (Peng, Lee ve Ingersoll, 2002: 4). Lojistik Regresyon analizi, başarılı ve esnek bir analiz yöntemi olarak kullanılan modeller arasındadır. Esnek olmasının nedeni, diğer analiz yöntemlerine kıyasla daha az varsayım gerektirmesidir. Lojistik Regresyon analizi, bağımlı değişkenin hem kesikli (0-1) hem de sürekli değişken olabileceği durumlarda uygulanabilir (Kuruçay, 2022: 47).

Lojistik Regresyon, bir olayın gerçekleşme ihtimalinin logaritması olarak tanımlanır ve genellikle işletmenin başarılı veya başarısız olma durumları gibi ikili bağımlı değişkenler üzerinde kullanılır. İşletmenin başarılı olma ihtimaline "P" dersek, başarısız olma ihtimali doğal olarak "1-P" olacaktır. Bu durumda, işletmenin başarılı olma ihtimalinin başarısız olma ihtimaline oranı "Odds oranı" olarak adlandırılır. Lojistik Regresyonda ise bu oranın doğal logaritması alınarak "lojistik dönüşüm" elde edilir. Böylece, Lojistik Regresyon modeli, başarılı olma ihtimalinin bağımsız değişkenlere bağlı olarak nasıl değiştiğini tahmin etmeye yardımcı olur. Odds oranının formüle edilmiş hali aşağıda eşitlik 3.1'de ve eşitlik 3.2'deki gibidir:

$$\text{Odds oranı} = P / (1 - P) \quad (3.1)$$

$$\text{Ln(odds)} = \text{Ln} [P / (1 - P)] \quad (3.2)$$

Yukarıdaki denklem, bağımlı değişkenin genelleştirilmiş doğrusal model çerçevesinde bir bağlantı fonksiyonu olarak ele alındığında ve bağımsız değişkenlerin X'ler olduğunu varsayarsak, aşağıdaki logit modeli elde ederiz:

$$L = \ln \left[\frac{P_i}{1-P} \right] = Z = \beta_1 + \beta_2 X_i + e_i \quad (3.3)$$

Eşitlik 3.3'de, logit olarak adlandırılan L kullanılır. Bu nedenle, Logit veya Lojistik Regresyon modeli terimi bu formülden türetilmiştir (Grunjati, 2001: 555).

3.3. Yapay Sinir Ağları

YSA, insana benzer şekilde öğrenme yeteneği olan denetimli bir makine öğrenme yöntemidir. Yapay Sinir Ağı modeli, nöronların bir katmandan diğer katmana bağlanmasıyla oluşturulur. En sık kullanılan Yapay Sinir Ağı modeli olan Çok Katmanlı Algılayıcı Sinir Ağı (MLP) modeli, girdi, gizli ve çıktı olmak üzere üç farklı katmandan oluşur. Girdi katmanı verilerin okunduğu katmandır ve her nöron bir özelliği temsil eder. Çıktı katmanı ise sınıflandırmanın yapıldığı katmandır ve tek bir nöron veya sınıf sayısı kadar nöron içerebilir. Gizli katman ise verilerin ara işleme tabi tutulduğu katmandır ve gizli katman sayısı ile nöron sayısı eğitimin kalitesini etkiler. MLP modelinde öğrenme, bir önceki katmandan takip eden katmana doğru ilerler, bu nedenle ileri beslemeli YSA olarak da bilinir. Kullanılan eğitim algoritması, hata karesini en aza indirmek için ağırlıkları güncellemeyi amaçlar. YSA, denetimli bir makine öğrenme yöntemi olup insana benzer öğrenme yeteneğine sahiptir. YSA modeli, nöronların bir katmandan diğerine bağlanmasıyla oluşturulur. En yaygın kullanılan Yapay Sinir Ağı modeli olan Çok Katmanlı Algılayıcı Sinir Ağı (MLP) modeli, giriş, gizli ve çıkış olmak üzere üç farklı katmandan oluşur. Giriş katmanı, verilerin okunduğu katmandır ve her nöron bir özelliği temsil eder. Çıkış katmanı ise sınıflandırmanın yapıldığı katmandır ve tek bir nöron veya sınıf sayısı kadar nöron içerebilir. Gizli katman, verilerin ara işlemlere tabi tutulduğu katmandır ve gizli katman sayısı ile nöron sayısı, eğitimin kalitesini etkiler. MLP modelinde öğrenme, bir önceki katmandan takip eden katmana doğru ilerler, bu nedenle ileri beslemeli YSA olarak da bilinir. Kullanılan eğitim algoritması, ağırlıkları güncellemeyi hata karesini en aza indirmek amacıyla gerçekleştirir.

$$y_i = f\left(\sum_{j=1}^n x_j * w_{ji}\right) \quad (3.4)$$

$$E(w) = \frac{1}{2} \sum_{k \in \text{output}} (t_k - o_k)^2 \quad (3.5)$$

Eşitlik (3.4) MLP modelinde ileri beslemeyi, yani bilgilerin girdi katmanından çıktı katmanına doğru ilerlemesini, eşitlik (3.5) ise geri beslemeyi, yani hatanın çıktı katmanından giriş katmanına doğru geri iletilmesini ifade etmektedir. Eşitlik (3.4) üzerindeki semboller şu şekilde açıklanabilir:

- ✓ x_j , mevcut katmandaki j . nöronun değerini temsil eder,
- ✓ y_i , takip eden katmandaki nörona iletilen değeri ifade eder,
- ✓ n , mevcut katmandaki nöron sayısını belirtir,

- ✓ w_{ji} , mevcut katmandaki j . nöronun i . nörona giden ağırlığı temsil eder
- ✓ f aktivasyon fonksiyonunu gösterir.

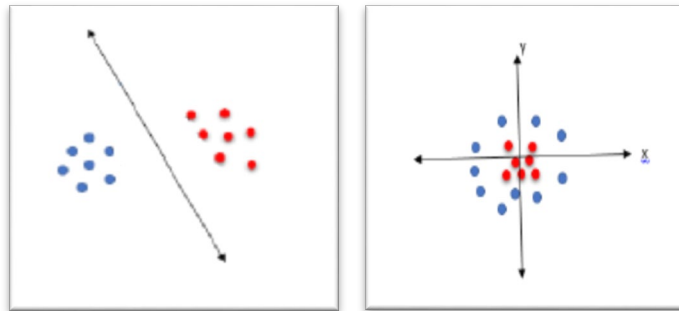
Eşitlik (3.5) üzerindeki semboller şu şekilde açıklanabilir:

- ✓ k veri setindeki örnek sayısını,
- ✓ t_k verilerin gerçek sınıfını
- ✓ o_k modelin ürettiği sınıf değerini ifade eder (Kaynar, Tuna, Dönmez ve Deveci, 2017:5).

3.4. Destek Vektör Makinesi

DVM, istatistiksel öğrenme teorisine dayanan bir kontrol edilen sınıflandırma algoritmasıdır. DVM'nin matematiksel algoritmaları başlangıçta iki sınıflı doğrusal veri sınıflandırma problemi için tasarlanmış, daha sonra çok sınıflı ve doğrusal olmayan veri sınıflandırma için genelleştirilmiştir. DVM'nin çalışma prensibi, iki sınıfı birbirinden en uygun şekilde ayırabilen en uygun karar fonksiyonunu tahmin etmeye, yani iki sınıfı birbirinden ayırabilen hiper düzlemin tanımlanmasına dayanır (Cortes ve Vapnik, 1995; Vapnik, 2000).

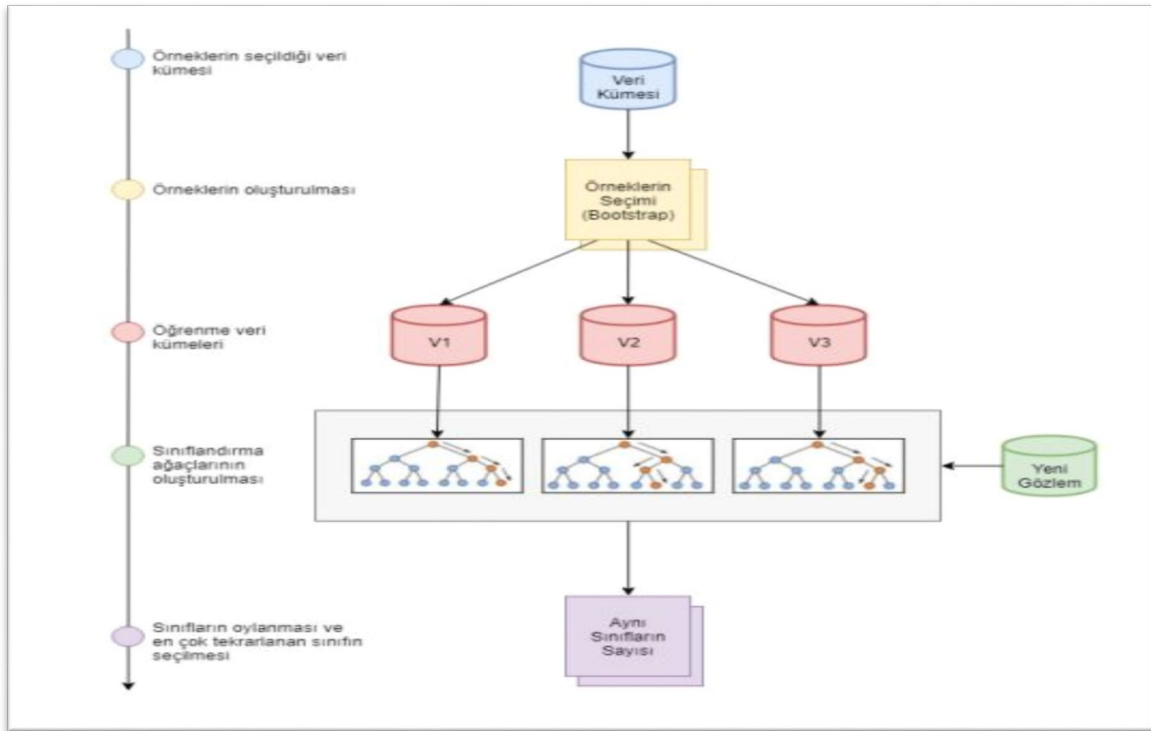
DVM, değişkenler arasındaki desenlerin bilinmediği veri setlerinde sınıflandırma ve regresyon problemleri için önerilen bir makine öğrenme yöntemidir. DVM, öncelikle eğitim verilerinde öğrenerek yeni verilerin doğru tahminini ve genelleme yapmayı hedefler. DVM, parametrik olmayan bir sınıflandırıcıdır, yani verinin dağılımı hakkında bir önsel varsayım yapılmaz. Girişler ve çıktılar eğitim setlerinde eşleştirilir. DVM, veri setinin doğrusallığına göre temelde iki kategoriye ayrılır. Veri doğrusal olarak ayrılabilirse, buna doğrusal DVM denir. Veri doğrusal olarak ayrılamazsa, buna doğrusal olmayan DVM denir (Cüvitoğlu, 2017: 17).



Şekil 3.4. Doğrusal olan ve doğrusal olmayan destek vektör makinesi (Cüvitoğlu, 2017).

3.5. Rastgele Orman

Rastgele Orman (RO) algoritması, topluluk öğrenmesine dayanan bir algoritmadır. Bu algoritma, Torbalama (Bootstrap Aggregation) tekniği kullanarak seçilen rastgele örneklemeler ve değişkenlerle inşa edilen Karar Ağaçlarının bir topluluğunu oluşturur. Rastgele Orman, torbalama tekniğiyle seçilen rastgele örneklemelerin yanı sıra, her düğümde rastgele seçilen değişkenlerle Karar Ağacını oluşturur. Bu nedenle Rastgele Orman, torbalama yönteminin gelişmiş bir versiyonu olarak kabul edilebilir (Breiman, 2001:28).



Şekil 3.5 Rastgele orman çalışma sistemi (Fidan, 2020: 44).

3.6. Naive Bayes

Naive Bayes sınıflandırıcısı, Bayes Teoremi'ne dayanan ve adını Thomas Bayes'ten alan bir modeldir. Bu model, olasılık prensiplerine dayalı bir dizi hesaplama yöntemi kullanarak verilerin kategorisini belirler. Bayes Teoremi, değişkenler arasındaki ilişkileri koşullu olasılıklar kullanarak gösteren grafiksel bir modeldir. Modelde, değişkenler düğüm olarak temsil edilirken olası ilişkiler düğümler arasında çizgilerle gösterilir. Bağımsız düğüm, diğer değişkenlerden bağımsız olduğunu ifade eder. Bayes Teoremi aşağıdaki denklemle ifade edilir:

$$P(X|Y) = (P(Y|X)P(X))/P(Y) \quad (3.6)$$

Naive Bayes sınıflandırıcısında, $P(X|Y)$ Y olayının gerçekleştiğinde X olayının meydana gelme olasılığını, $P(Y|X)$ ise X olayının gerçekleştiğinde Y olayının meydana gelme olasılığını temsil eder. $P(X)$ ve $P(Y)$ ise X ve Y olaylarının önsel olasılıklarıdır. Bu şekilde, Naive Bayes sınıflandırıcısı verilerin kategorisini belirlerken bu olasılıkları kullanır (Castanon, Gonzales, Castanon ve Menendez, 2008: 1000 aktaran Haltaş ve Alkan, 2013: 55-56).

Bu algoritmaların her biri, finansal başarısızlığı tespit etmek amacıyla literatür esas alınarak seçilmiştir. Karar Ağacı, veri setindeki karmaşık ilişkileri basit bir şekilde açıklayarak anlaşılır sonuçlar sunar; Lojistik Regresyon, ikili sınıflandırma problemlerinde etkili sonuçlar üretmek için tercih edilmiştir. YSA, veri setindeki karmaşık yapıları ve ilişkileri yakalamada yüksek esneklik sağlayarak problemi daha derinlemesine inceleme olanağı sunar. DVM, ayrık hiper düzlemler kullanarak sınıfları net bir şekilde ayırmak için kullanılmıştır. Rastgele Orman, ensemble öğrenme yaklaşımıyla birden fazla karar ağacını birleştirerek daha güvenilir ve dengeli sonuçlar üretirken; Naive Bayes, varsayılan bağımsızlık prensibini kullanarak sınıflandırma yaparken veri setindeki bağımsız özelliklerin etkilerini yansıtmaktadır. Bu seçilen algoritmaların çeşitli güçlü yönleri, finansal başarısızlık tespitinde daha sağlam ve güvenilir sonuçlar elde etmek amacıyla bir araya getirilmiştir

4. LİTERATÜR

Finansal başarısızlığın önceden tahmin edilmesi şirketlere ve yöneticilere önemli bir yol göstermektedir. Aynı zamanda bu tür önceden uyarı sistemleri yatırımcılar için de önem arz etmektedir. Finansal başarısızlık konusunda uluslararası ve ulusal alanda yapılmış birçok çalışma bulunmaktadır. Çalışma kapsamında literatürde yer alan çalışmalar incelenmiş olup araştırmanın mahiyeti de dikkate alınarak son on yılda gerçekleştirilen çalışmaların bazılarını aşağıda yer verilmiştir.

4.1. Uluslararası Literatür

Zainudin, Hassan, Jaafar ve Zaini (2023)'nin çalışmasında, Covid-19 salgını döneminde Malezya Hükümete Bağlı Plantasyon Şirketleri (GLC-P)'nin mali zorluklarını önceden tahmin etmeyi hedefleyen bir Pro-teknik yaklaşım geliştirmeyi amaçlamaktadırlar. Bu amaç doğrultusunda, Altman Z-Score Modeli kullanılmaktadır. 2012-2021 yılları arasındaki on yıllık bir dönemi kapsamaktadır ve bu dönemdeki finansal veriler kullanılarak analizler yapmışlardır. Araştırmacılara göre araştırmanın temel katkısı, Altman Z-Score Modelinin GLC-P şirketlerinin finansal istikrarını değerlendirmek için gelişmiş bir gösterge olarak kullanılabilmesidir. Bu modelin, kaldıraç, likidite, faaliyet ve karlılık gibi finansal göstergelerin zamanında uygulanmasıyla mali zorlukları önceden tahmin etmede etkili bir araç olduğu düşünülmektedir. Altman Z-Score Modelinin finansal zorluk tahmininde önemli bir rol oynadığını ve karlılık ile kaldıraçın en etkili tahmin araçları olduğunu göstermektedir. Bu bulgular, GLC-P şirketlerinin mali durumunu değerlendirmek ve potansiyel finansal zorlukları önceden belirlemek için Altman Z-Score Modelinin kullanımının önemini vurgulamaktadırlar. Araştırma GLC-P şirketlerinin mali zorluklarını tahmin etmek için Altman Z-Score Modelinin kullanılabilirliğini ve etkinliğini göstermektedir. Bu bulgular, şirketlerin sürdürülebilirliğini artırmak ve yatırımcıların yatırım getirisini korumak için erken uyarı sistemlerinin önemini vurgulamaktadırlar (Zainudin, Hassan, Jaafar ve Zaini, 2023).

Newport (2015), Amerika'da hastane iflaslarını belirleme ve ölçme konusundaki çelişkili bilgi boşluğuna dikkat çekmektedir. Çalışmacı, finansal ölçütlerin hastane başarısızlığını tahmin etmedeki uygulanabilirliğini incelemektedir. Başarısız ve başarılı hastaneler arasında Toplam Borç/Toplam Gelir oranının iflas olasılığını önemli ölçüde belirlediği vurgulanmıştır. Bu bulgular, hastane iflasıyla ilgili bilgi boşluklarını doldurmada ve sağlık sisteminin korunması için önerilen değişikliklere katkıda bulunmuştur (Newport, 2023).

Zhai, Choi ve Kawans bu çalışmasında, başarısız otel firmalarını benzersiz bir şekilde tanımlayan finansal oranları bulmak ve Kore otel endüstrisinde işletme başarısını tahmin edebilen çoklu ayırıcı model geliştirmeyi amaçlamıştır. 86 otel firmasını başarısız ve başarılı olarak sınıflandıran dokuz finansal oran belirlemiştir. Bu dokuz oran arasında borç oranı ve sabit varlık dönüş oranı gibi ikisi çıkarılmıştır ve bu oranların isabet oranı açısından tahmin doğruluğu %91.9 olarak belirlemiştir. Modele göre, düşük sabit varlık dönüş oranına sahip borç yükü altındaki firmaların daha fazla başarısız olma eğiliminde olduğunu göstermektedir. Bu da işletme başarısızlığından kaçınmak için tedbirli bir borç finansman politikasının gerekliliğini ve sağlam bir işletmeyi sürdürmek için sabit varlıkların etkili bir şekilde kullanılması gerektiğini göstermektedir. Otel yatırımcıları ve alacaklıları, başarısız olan firmaları eleme ve yatırım riskini azaltma konusunda bu modele dayanarak fayda sağlayabileceklerini aktarmışlardır (Zhai, Choi ve Kawans, 2015).

Widyanty ve Oktasari (2019), Endonezya'da banka iflasını tahmin etmek için bankaların finansal oranlarını analiz etmiştir. Yedi banka finansal oranı olan sermaye yeterlilik oranı, krediye dayalı mevduat oranı, sorunlu kredi oranı, işletme giderlerinin işletme gelirlerine oranı, aktif karlılık oranı, özsermaye karlılık oranı ve net faiz marjı değişkenleri kullanılmıştır. Araştırma verileri, 2018 yılında 33 bankayı kapsayan bir nüfus sayımıyla elde edilmiştir. Analiz aracı olarak logit regresyon kullanılmıştır. Çoklu değişken testi sonuçları, krediye dayalı mevduat oranı değişkeninin Endonezya'daki bankaların iflas karlılığı üzerinde anlamlı bir etkisi olduğunu göstermiştir ($\alpha > 5\%$), ancak tahmin edilen yönde olmadığı tespit edilmiştir. Sermaye yeterlilik oranı, sorunlu kredi oranı, işletme giderlerinin işletme gelirlerine oranı, özsermaye karlılık oranı ve net faiz marjı değişkenleri tahmin edilen yönde hareket etmiş, ancak anlamlı olmamıştır. Aktif karlılık oranı değişkeni anlamlı değildir ve tahmin edilen yönden farklı sonuçlanmıştır. Genel olarak, sonuçlar tüm araştırma hipotezini kabul etmemektedir. 2018 yılında banka iflası tahminlerinin doğruluk oranı %94,7 olarak belirlenmiştir. Bu nedenle, iflas edeceği tahmin edilen bankaların iflas etmediği hataları içeren tip II hataları yapma düzeyi vardır (Widyanty ve Oktasari, 2019).

Mohamed ve Salama (2013), finansal başarısızlığı tespit etmek konusunda ticari bankalarda yaşanan zorluklara dikkat çekmeyi amaçlamaktadır. Makine öğrenimi tekniklerinden bulanık mantık, YSA olaya dayalı akıl yürütme ve kural tabanlı sistem kullanılmıştır. Çalışma, bir ticari bankadaki finansal başarısızlık düzeyini belirlemek için karar vericiye yardımcı olabilecek bir bulanık mantık tabanlı bir model önermektedir. Model, Mısır'daki ticari bankalarda kullanılan finansal oran kurallarını kullanarak bankanın sermaye yeterliliği,

varlık kalitesi, likidite ve kazanç gibi finansal performans göstergelerini ölçmektedir. MATLAB'de bulanık mantık kullanılarak finansal oranların üyelik fonksiyonları oluşturulmuştur. Ayrıca, kullanıcılar için grafiksel bir kullanıcı arayüzü oluşturmak için Visual Studio 2010 kullanılmıştır. Model, iki Mısır ticari bankasında test edilmiştir. Uygulanan modelin finansal başarısızlığı tespit etmede etkili, ölçeklenebilir ve güvenilir olduğu kanıtlanmıştır (Mohamed ve Salama, 2013).

Huang ve Yen (2019), finansal sıkıntıları öngörmek için makine öğrenimi yaklaşımlarını içeren denetimli, denetimsiz ve hibrit denetimli-denetimsiz öğrenme algoritmalarını kullanmıştır. Geleneksel DVM, yeni geliştirilen çeviri ile hibrit ilişkisel bellek (HACT), hibrit GA-bulanık kümeleme ve aşırı gradyan artırma dahil olmak üzere dört denetimli makine öğrenmesi modeli, denetimsiz sınıflandırıcı derin inanç ağı ve hibrit Derin İnanç Ağı-DVM modeli ile karşılaştırılmıştır. Bu altı yöntem giriş olarak, Tayvan'da halka açık olan şirketlerin mali tablolarından toplamda on altı finansal değişken seçmişlerdir. 2010-2016 örneklem dönemini kapsayan ampirik bulgular, dört denetimli algoritma arasında en doğru finansal sıkıntı öngörüsünün gradyan artırma tarafından sağlandığını göstermiştir. Ayrıca, hibrit Derin İnanç Ağı-DVM modeli, DVM veya Derin İnanç Ağı sınıflandırıcının tek başına kullanımından daha doğru tahminler üretilmiştir (Huang ve Yen, 2019).

Alamsyah, Kristanti ve Kristanti (2021), Endonezya'da Endonezya Borsası'nda listelenen 2015-2018 yılları arasında 90 şirketin finansal verilerini inceleyerek finansal sıkıntının erken uyarı modelini oluşturmaktır. Karlılık, likidite ve özsermaye gibi finansal göstergeleri girdi olarak kullanarak Yapay Sinir Ağı geri yayılım metodolojisini uygulamıştır. Çalışmacılar YSA modelini t-2, t-3 ve t-4 zaman kategorilerine bölmüştür. YSA modelini oluştururken, eğitim ve test verilerini dört farklı şekilde bölmüşlerdir. Sonuçlar, t-4 kategorisindeki %90 eğitim verisi ve %10 test verisiyle yapılandırılan 30 nöronlu YSA geri yayılım modelinin Endonezya'da finansal sıkıntı tahmininde %95,6 doğrulukla çalıştığını göstermektedir (Alamsyah, Kristanti ve Kristanti, 2021).

Rahman, Sultana, Jahan ve Fariha (2020) çalışmasında, Bangladeş gibi gelişmekte olan bir ülkedeki banka iflaslarını incelemeyi ve öngörmeyi amaçlamaktadır. Araştırmada Yapay Sinir Ağı, Bayesyen sinir ağı ve DVM gibi farklı makine öğrenimi yöntemleri kullanılmıştır. Çalışma, bu yöntemlerin sonuçlarının hassasiyetini karşılaştırmayı hedeflemiştir. Temel olarak, bilgi madenciliğinin banka sektöründeki sıkıntıları öngörmek için kullanımının genişletilmesine yardımcı olmayı amaçlamaktadır. Araştırma, 18 Bangladeş bankasından

elde edilen bilgileri kullanarak önemli özellikleri veya finansal oranları belirlemiş ve bu makine öğrenimi yöntemlerinin her birinde performans hassasiyetini test etmişlerdir. Sonuçlar, Yapay Sinir Ağı ve Bayesyen sinir ağının, destek vektör makinesine göre sıkıntıyı daha iyi öngördüğünü göstermektedir (Rahman, Sultana, Jahan ve Fariha, 2020).

Tanted ve Pathak (2015) çalışmasında, finansal oranların karlılık ve zarar arasında ayırım yapma yeteneğini değerlendirmeyi amaçlamaktadır. İkincil veriler kullanılarak 95 şirketin oranları analiz etmişlerdir. Diskriminant analizi yöntemi kullanmışlardır. Analiz sonucunda, oranların kar ve zararı ayırt etmede başarılı olduğu tespit etmişlerdir. Modelin doğruluk oranı %100 olarak bulunmuş ve bağımlı değişkenin toplam varyansının %65.61'ini açıklamaktadırlar. En yüksek korelasyona sahip olan değişkenlerin dağıtım oranı (%0.968) ve hisse başına kazanç (%0.387) olduğunu görmüşlerdir. Çalışmacılar sonuç olarak, bu çalışmada yer alan oranların kar ve zararı ayırtmada etkili olduğu ve özellikle dağıtım oranı ve hisse başına kazancın önemli bir tahmin gücüne sahip olduğu belirlemişlerdir (Tanted ve Pathak, 2015).

Le ve Viviani (2018), bankaların başarısızlık riskini tahmin etmeye yönelik iki yaklaşımı benimsemişlerdir. Bunlar; geleneksel istatistiksel teknikler ve makine öğrenmesi teknikleri. 3000 Amerikan bankasının (1438 başarısızlık ve 1562 faal banka) örneği, iki geleneksel istatistiksel yaklaşım (Diskriminant analizi ve Lojistik Regresyon) ve üç makine öğrenmesi yaklaşımı (Yapay Sinir Ağları, DVM ve k-en yakın komşu) ile incelenmişlerdir. Her banka için, pasif hale gelmeden önceki 5 yıllık döneme ilişkin verileri toplamışlardır. Banka mali raporlarından elde edilen 31 finansal oran, Kredi kalitesi, Sermaye kalitesi, Operasyonel verimlilik, Karlılık ve Likidite olmak üzere 5 ana yönü kapsama almışlardır. Çalışmacılar, Yapay Sinir Ağı ve k-en yakın komşu yöntemlerinin en doğru sonuçları verdiği sonucuna varmışlardır (Le ve Viviani, 2018).

Çizelge 4.1'de, uluslararası literatürdeki finansal başarısızlık konusundaki ana eğilimleri ve bulguları özetleyen bilgilere yer verilmiştir.

Çizelge 4.1. Uluslararası özet literatür

Yazar ve Yıl	Yöntem (Model)	Kullanılan Finansal Oranlar	Sektör	Sonuç
Zainudin, Hassan, Jaafar ve Zaini, 2023	Altman Z skor	Net İşletme Sermayesi / Aktif Toplamı, Dağıtılmamış Karlar / Aktif Toplam Faiz ve Vergi Öncesi Kar / Aktif Toplamı, Özkaynakların DD / Borç Toplamı	Malezya Hükümete Bağlı Plantasyon Şirketleri	Şirketlerinin mali zorluklarını tahmin etmek için Altman Z-Score Modelinin kullanılabilirliğini ve etkinliğini göstermişlerdir.

Çizelge 4.1. (Devam) Uluslararası özet literatür

Newport, 2023	Lojistik Regresyon	Kısa Vadeli Borçlarını Karşılama Oranı, Borç/Net Varlık Oranı, Nakit Boşluğu, Ortalama İşletme Yaşı, Eldeki Nakit Gün Sayısı, Faiz ve Vergi Öncesi Karın Toplam Varlıklara Oranı, Özkaynakların Toplam Yükümlülüklerine Oranı, Saklanan Kazançların Toplam Varlıklara Oranı, Öz Sermaye Getiri Oranı, Borç/Gelir Oranı, Toplam Marj Oranı ve İşletme Sermayesi/Toplam Varlık Oranı	Sağlık	Başarısız ve başarılı hastaneler arasında Toplam Borç/Toplam Gelir oranının iflas olasılığını önemli ölçüde belirlediği vurgulanmıştır.
Zhai, Choi ve Kawans, 2015	Altman Z skor	Cari Oran, Hız Oranı, Borç Oranı, Net Gelirin Net Satışlara Oranı, Öz Sermaye Getirisi, Toplam Olağan Kar Oranı, Net Değere Göre Normal Kar Oranı, Sabit Varlık Devir Hızı ve Toplam Varlık Büyüme Oranı	Otel	Modele göre, düşük sabit varlık dönüş oranına sahip borç yükü altındaki firmaların daha fazla başarısız olma eğiliminde olduğunu göstermektedir.
Widyanty ve Oktasari, 2019	Logit Regresyon	Sermaye yeterlilik oranı, krediye dayalı mevduat oranı, sorunlu kredi oranı, işletme giderlerinin işletme gelirlerine oranı, aktif karlılık oranı, özsermaye karlılık oranı ve net faiz marjı.	Bankacılık	2018 yılında banka iflası tahminlerinin doğruluk oranı %94,7 olarak belirlenmiştir.
Mohamed ve Salama, 2013	Bulanık Mantık, Yapay Sinir Ağı, Olaya Dayalı Akıl Yürütme ve Kural Tabanlı Sistem	Sermaye Yeterliliği Oranları, Varlık Kalitesi Oranları, Kazanç Oranları ve Likidite Oranları.	Bankacılık	. Uygulanan modelin finansal başarısızlığı tespit etmede etkili, ölçeklenebilir ve güvenilir olduğu kanıtlanmıştır
Huang ve Yen, 2019	Makine Öğrenmesi Yöntemleri	Cari oran, Nakit akışı/toplam borç, Nakit akışı/toplam varlık, Nakit akışı/satış, Borç oranı, İşletme sermayesi/toplam varlık, Piyasa değeri özkaynak/toplam borç, Cari varlık/toplam varlık, Hızlı varlık/toplam varlık, Satış/toplam varlık, Cari borç/satış, Hızlı varlık/satış, İşletme sermayesi/satış, Net gelir/toplam varlık, Saklanan kazançlar/toplam varlık, Faiz ve vergi öncesi gelir/toplam varlık.	Tayvan Halka Açık Firmalar	Dört denetimli algoritma arasında en doğru finansal sıkıntı öngörüsünün gradyan artırma tarafından sağlandığı sonucuna varmışlardır.
Alamsyah, Kristanti ve Kristanti, 2021	Yapay Sinir Ağı	Karlılık, likidite ve özsermaye	Endonezya Borsası 90 Şirket	t-4 kategorisindeki %90 eğitim verisi ve %10 test verisiyle yapılandırılan 30 nöronlu YSA geri yayılım modelinin Endonezya'da finansal sıkıntı tahmininde %95,6 doğrulukla çalıştığı sonucuna varmışlardır.
Rahman, Sultana, Jahan ve Fariha, 2020	Naive Bayes, Yapay Sinir Ağı ve Destek Vektör Makinesi	İşletme Sermayesi / Toplam Varlık, Kazançlar / Toplam Varlık, Faiz ve Vergi Öncesi Gelir ve Piyasa Değeri / Toplam Borç	Bankacılık	Yapay Sinir Ağı ve Bayesyen sinir ağının, destek vektör makinesine göre sıkıntıyı daha iyi öngördüğünü göstermektedir
Tanted ve Pathak, 2015	Diskriminant	Hisse Başına Kar, Karlılık, Likidite, Kaldıraç ve Dağıtım Oranları.	S&P 500 Endeksinde İşlem Gören Hisseler	Çalışmada yer alan oranların kar ve zararı ayırtmada etkili olduğu ve özellikle dağıtım oranı ve hisse başına kazancın önemli bir tahmin gücüne sahip olduğunu belirlemişlerdir.
Lee ve Viviani, 2019	Diskriminant, Lojistik Regresyon, Yapay Sinir Ağları, Destek Vektör Makinesi ve k-en Yakın Komşu	Kredi kalitesi, Sermaye kalitesi, Operasyonel verimlilik, Karlılık ve Likidite Oranları.	Bankacılık	Yapay Sinir Ağı ve k-en yakın komşu yöntemlerinin en doğru sonuçları verdiği sonucuna varmışlardır

4.2. Ulusal Literatür

Özdemir, Choi ve Beyazıtli (2012), 2006–2009 yılları arasında dört hesap dönemi boyunca İMKB sınai endeksinde sürekli olarak işlem gören 136 şirket içinde, tam pekiştirme yapan ve bağlı ortaklıklardaki sermaye payı tam olan 80 şirketi, araştırmanın örnekleme olarak belirlemişlerdir. Altman Z skor (diskriminant) ve Lojistik Regresyon yöntemlerinden yararlanarak model oluşturularak analiz yapmışlardır. Tahmin sonucunda Tek Düzen Muhasebe Sistemi'ne göre raporlanmış finansal bilgilerin defter değeri esaslı finansal başarısızlık tahmin modellerindeki tutarlı açıklama kabiliyetinin, PD (Piyasa değeri) esaslı finansal başarısızlık tahmin modellerindeki tutarlı açıklama kabiliyetine göre daha yüksek olduğu ifade edilmiştir. UFRS setine göre raporlanmış finansal bilgilerin, PD esaslı finansal başarısızlık tahmin modellerindeki istikrarlı açıklama kapasitesinin, DD (Defter değeri) esaslı finansal başarısızlık tahmin modellerindeki istikrarlı açıklama kabiliyetine göre daha yüksek olduğunu ifade etmişlerdir (Özdemir, Choi ve Beyazıtli, 2012).

Büyükarıkın ve Büyükarıkın (2014) yaptıkları çalışmalarında 2008-2013 yılları arasında BİST'te işlem gören 6 bilişim sektörünün ANOVA testi, Altman Z-Score, Springate ve daha sonra regresyon analizi kullanarak finansal başarısızlığını tespit etmişlerdir. Analize göre her iki modelde de iflas öngörüsünün gerçekleşmediğini saptamışlardır. Finansal tablo bileşenlerinin Z-Score ve S-Score ile korelasyon ilişkilerini incelemiş, bazı bileşenler ile her iki model arasında istatistiki olarak pozitif yönlü ilişkiler tespit etmişlerdir (Büyükarıkın ve Büyükarıkın, 2014).

Karadeniz ve Kahiloğulları araştırmalarında (2014), 2011-2013 yılları arasında BİST'te işlem gören 4 spor şirketinin Altman Z değerlerinin hesaplanarak finansal performansının oran analizi yöntemiyle ölçülmesi ve iflas risklerini belirlemişlerdir. Yaptıkları analiz sonucunda şirketlerin finansal yapılarının daha güçlü olabileceği ve firma değerlerinin en üst hedefe ulaşarak varlıklarını devam ettirebileceklerini düşünmektedirler (Karadeniz ve Kahiloğulları, 2014).

Ege, Topaloğlu ve Erkol (2017) çalışmalarında Fulmer H-Skoru kullanarak BİST'te 2011-2015 yıllarında faaliyet gösteren 19 imalat sanayi firmasının finansal başarısızlıkları ile finansal performansları arasındaki ilişkiyi incelemiştir. Yapılan analizler neticesinde finansal performans ile finansal başarısızlık arasındaki ilişki, sabit etkiler modeli ile tahmin etmişlerdir. Çalışma sonucunda, Tobin's Q ile Fulmer H-Skoru oranı arasında anlamlı ayrıca pozitif bir ilişki tespit etmişlerdir (Ege, Topaloğlu ve Erkol, 2017).

Kaplan (2017), yaptığı çalışmada banka borçlarını özel görüşme yoluyla yapılandırılan 109 firmanın başarılı borç yapılanmasında bankanın katkıları ve sorun karmaşalarının etkisini incelemiştir. Başarılı borç düzenlenmesinde alacaklı bankaların sürece yardımını ve finansal sorunlarının şiddetinin etkisini Lojistik Regresyon modelini kullanarak ölçmüştür. Kaplan, çalışmasının sonucunda başarısız düzenleme yapan firmalarda bankanın olumsuz tesirinin daha açık olduğunu elde etmiştir (Kaplan, 2017).

Hesarı (2018), çalışmasında BİST'te kote olmuş işletmelere finansal başarısızlık tahmin modeli geliştirmiş ve başarısızlığın bir yıl öncesinden tahminlenmesini amaçlamıştır. 2009-2014 yılları arasında kote olmuş şirketler arasından seçilmiş toplamda 176 işletme çalışmada yer almıştır. C&R, QUEST ve CHAID Karar Ağaçları, Yapay Sinir Ağı, diskriminant ve Lojistik Regresyon analizini kullanarak tahmin geliştirmişlerdir. Finansal başarısızlığı bir yıl önceden tahmin etmeyi geliştirdikleri analize göre yapmışlardır. Ayrıca SPSS Clementine 12.0 yazılımından da yararlanmışlardır. Sonuç olarak belirsizlikle mücadelede esnek planlara sahip işletmeler rekabet şartlarını iyi çözümlyerek bu süreçte başarılı olarak yer almıştır. Toplam 176 işletme için 104 başarılı, 72 başarısız işletmelerden meydana gelmiştir. Analiz sonucunda C&R Karar Ağacı modeli ile maksimum doğruluk tahmini, minimum tahmin de diskriminant model olarak belirlenmiştir (Hesarı, 2018).

İslamoğlu ve Çankaya (2018), yaptıkları çalışmada elektrik enerjisi üreten BİST XELKT endeksinde bulunan firmaların finansal başarısızlık modeli kullanılarak şirketlerin başarılarının finansal oranlarından ararlanılarak ölçülmesi ve finansal performansları ile finansal başarıları arasındaki bağlantının ölçülmesidir. 2012-2016 yılları arasında işlem gören 6 şirketin finansal başarıları Fulmer, Altman, Springate modelleri ile Tobin's Q modeli ile de finansal performansları arasındaki ilişkilerin belirlenmesi analiz edilmiştir. Analiz sonucunda finansal başarıları temsil eden skorların şirketlerin borçlanmasında yaşanan yükselişle beraber düştüğü görülmüştür. Modelde bağımsız değişkenler Tobin's Q değerinin yaklaşık olarak %47'si açıklanmıştır. Tobin's Q ile Fulmer H skor ikilisi arasında pozitif ve anlamlı ilişki saptayıp, bu üç araştırma modelini de kabul etmişlerdir (İslamoğlu ve Çankaya, 2018).

Demirtepe (2019) tarafından gerçekleştirilen çalışma BİST 100 Endeksinde hisse senetleri ile imalat sektöründe faaliyet gösteren ve işlem gören işletmeler üstüne araştırma olup farklı iki döneme aittir. Bu dönemler 2008-2013 ve 2014-2018 dönemleridir. Finansal başarısızlığı panel lojistik ve Lojistik Regresyon analizleri ile tespit etmişlerdir. 2008 – 2013 dönemleri

için 51 başarılı ve 39 başarısız işletmenin, 2014 -2018 dönemleri için 42 başarılı ve 42 başarısız işletmenin çıktılarında yararlanmışlardır. Her iki dönemin verisini karşılaştırıp sonuç alınmıştır. Her iki araştırmanın analizleri beraber bakıldığında her iki araştırmada da işletmelerin finansal başarılı olma şansı özsermaye karlılığı, net kar payı ve duran varlık devir hızı yükseldikçe çoğalmaktadır. İşletmelerin finansal açıdan başarılı olma şansı stokların toplam varlıklara oranı uzun vadeli yabancı kaynakların toplam varlıklara oranı yükseldikçe düştüğü görülmektedir (Demirtepe, 2019).

Van (2019), iflasa yol açan faktörleri ve finansal başarısızlıkları belirlemek amacıyla araştırma yapmıştır. 2017 yılına ait 139 imalat sanayi sektörü araştırmaya dahil edilmiştir. Yapılacak analiz için Altman-Z skor değerleri logit modelle tahminlenen kısmında stata paket programı kullanılmıştır. İflas risklerine göre şirketler tehlikeli, gri ve güvenli olarak kategorilere ayırılmış olup genelleştirilmiş sıralı logit modeli ile analiz elde etmiştir. Finansal temelde finansal kaldıraç oranı, borçların ne kadarının yabancı kaynaklarla ödendiğini göstermektedir ve bu oranın şirketin kendi kaynaklarından karşılanabilir olması için düşük olması istenmektedir (Van, 2019).

Gör (2019), çalışmasında BİST 100 Endeksinde, 2009 ve 2016 yılları arasında yer alan firmalar için finansal başarısızlıklarını etkileyen risk modeli oluşturulmasını amaçlarken bu risk modelini F-testi, diskriminant analizi ve Z skor ile çözümlemesini yapmıştır. Sonucun birinci adımında bulunan adimsal diskriminant analizi sonucuna göre net kar payı, aktif karlılık ve öz kaynak karlılığı oranları için en olumlu katkıyı finansal başarısızlığın tespit edilmesinde yapmıştır. Diğer adım olan başarısız şirketlerin Z skor ile tespit edilmesinde %6'nın altında hata payı gerçekleştiğini görmüştür. Bu adımlara göre karar alıcılarının ve yatırımcıların doğru karar almaları için aktif karlılık oranı, öz kaynak karlılığı ve net kar marjı oranlarına dikkat etmeleri gerektiğini çalışmasında anlamıştır (Gör, 2019).

Karadeniz ve Öcek (2019), BİST'te işlem gören turizm işletmeleri içerisinde finansal başarısızlık riski taşımayanlar ile taşıyanların arasında finansal oranları istatistiksel açıdan bakılarak anlamlı farklılık olup olmadığını karşılaştırmalı olarak belirlemişlerdir. 2012 ve 2017 yıllarında işlem gören 11 turizm şirketinin MYSA Whitney U Testi ve Altman Z skoru ile finansal başarısızlık riski analiz edilmiştir. Finansal başarısızlık risklerine göre işletmelerin ayrışması yapıp daha sonra bu işletmelerin mali yapı, faaliyet, piyasa performansı ve likiditelerini ölçen 13 önemli finansal oranlarını hesaplayarak bu oranlar açısından da istatistiksel açıdan anlamlı bir ayrımın var olup olmadığı saptanmıştır. Sonuca

göre finansal başarısızlık riski taşımayan işletmeler ile finansal başarısızlık riski taşıyan işletmeler arasında asit-test oranı, kaldıraç oranı, özsermaye karlılığı, fiyat/kazanç oranı, cari oran, nakit oran, aktif karlılığı ve net kar marjı bağlamında anlamlı farklılık olduğu istatistiksel olarak saptanmıştır (Karadeniz ve Öcek, 2019).

Akyüz (2020), yaptığı çalışmada 2014-2018 yılları arasında hisseleri BİST'te işlem gören taş ve toprak alanlarında faaliyet gösterip finansal başarısızlık riski taşıyıp taşımadıklarının sonuçları Fulmer ve Altman Z skoru-Springate ile karşılaştırılmalı olarak analiz etmiştir. Analizin sonucu olarak riskli olan şirketlere çözüm için önerilerini dile getirmiştir (Akyüz, 2020).

İloğlu (2020), 2014-2018 yılları arasında 3 ülke de bulunan 6 havayolu şirketinin finansal başarısızlığını tahmin etmiştir. Yıllık finansal tablolar her şirket için kullanılarak finansal başarısızlığı bulmada Altman(1993) modeli kullanılmıştır. İloğlu'nun yaptığı bu çalışmasında üç ülkede de ulusal uçuşlara eğilim gösteren havayolu şirketlerinin uluslararası uçuşlara eğilim gösteren şirketlerden daha kârlı olduğu ortaya çıkmıştır (İloğlu, 2020).

Doğan (2020), yaptığı finansal başarısızlık çalışmasında DVM ile kullanışlı, güçlü bir tahmin modeli geliştirebilmek ardından yöntemin tahmin başarısını artırabilmesi hedeflenmiştir. BİST'te işlem gören 172 imalat firması analize dahil edilmiş olup Lojistik Regresyon Analizi, t-testi ile Temel Bileşenler Analizini istatistiksel yöntem olarak kabul etmiştir. Bunların tahmin başarısına katkıları irdelenmiştir. İstatistiksel olarak anlamlı bir farklılıkla bir yöntem öne çıkmamıştır. Kullanıcının kıstası uygulama kolaylığı ve sonuca hemen ulaşmak ise t testini seçilebileceği, eğer daha yüksek veri çıkarma becerisine sahip bir yöntem aranıyorsa Lojistik Regresyon Analizi tercih edilmesi önerilmiştir (Doğan, 2020).

Erkılıç ve Aksoy (2020), finansal başarısızlığı en iyi açıklayan tahmin edici değişkenleri kamu hastaneleri üzerine model geliştirmişlerdir. 2014-2016 yılları arasında hizmet veren 92 kamu hastaneleri üzerinde çalışmışlardır. Üç yıllık verileri ele alan Erkılıç ve Aksoy, Lojistik Regresyon Analizi yöntemini kullanarak analiz sonucuna ulaşmıştır. Aldığı sonuç doğrultusunda stok miktarının dönen varlıklar içerisinde fazla olduğunu, stok ağırlıklı faaliyetlerin yapıldığı ve yükümlülüklerin kısa vadeli karşılanmasında stoklara bağımlı olduğunu kamu hastaneleri bakımından görmüşlerdir (Erkılıç ve Aksoy, 2020).

Çöllü, Akgün ve Eyduran (2020), yaptıkları çalışmada şirketlerin finansal başarısızlığını araştırmak amacıyla 2016 ve 2018 yılları arasında BİST’te listelenen 20 şirketin 3 yıllık finansal durumunu ele almışlardır. Giyim eşyası, deri ve dokuma sektörlerindeki durumu etkileyen finansal oranların tespit edilmesi ve ardından finansal başarısızlığı veri madenciliği algoritmalarının tahmin etmedeki güçlerinin test edilmesini sağlamak için çalışma gerçekleştirilmiştir. Başarılı ve başarısız şirketler Altman Z skoru kullanılarak tespit edilmiştir. Veri madenciliği algoritmalarından CHAID, CART, QUEST ve Exh-CHAID’ı kullanarak şirketleri finansal başarısızlık açısından ne kadar doğru sınıflandırdığı ve finansal başarısızlığı maksimum derecede etkileyen etmenlerin neler olduğunu tespit etmeye çalışmışlardır. Yapılan çalışma sonucunda en uygun yöntem CART algoritması olarak başarısız şirket %97.6, genel şirket sınıflandırma %95 oranında gerçekleşmiştir. Finansal başarıyı başta özsermaye karlılığı olmak üzere, duran varlıkların özsermayeye oranı, cari oran, ticari alacakların aktiflere oranı, faiz karşılama oranı ve stok devir hızı etkilemiştir (Çöllü, Akgün ve Eyduran, 2020).

Alicı (2021), yaptığı çalışmasında finansal başarısızlık riskinin havayolu işletmelerinde operasyonel belirleyicilerinin tespit edilmesi için 2009-2019 yılları arasında 11 geleneksel havayolu şirketine ait verileri kullanmıştır. Finansal başarısızlığı Altman Z Score kullanarak tespit etmiştir. Ardından havayolu sektörüne özgü Ücretli Yolcu Kilometre (RPK), Uçak Koltuk Doluluk Oranı (LF), Arz Edilen Koltuk Kilometre Başına Maliyet (CASK) operasyonel oranlar kullanılarak hesaplanmıştır. Panel veri analizi yöntemiyle son olarak finansal başarısızlığa etki eden operasyonel oranların analizi ortaya koyulmuştur. Bunun sonucunda finansal başarısızlık etkilerinden kurtulmak isteyen havayolu işletmeleri için en önemli maliyet kalemi olan yakıt ve işçilik maliyetlerini küçültmeleri gerektiği sonucuna varmıştır (Alicı, 2021).

Aker (2021), makine öğrenmesi ile finansal başarısızlık tahmininin bir diğeri de Türkiye’deki KOBİ’ler üzerine bir çalışmadır. Çalışmada Türkiye sınırları içerisinde faaliyet gösteren 392 KOBİ’den 173 başarılı ve 219 başarısız olmak üzere 2015 ve 2018 arası dönemlerindeki finansal mali tablolarına bakılmıştır. Modeller kullanılarak finansal başarısızlıktan 1, 2 ve 3 yıl önce geçerli olabilecek maksimum tahmin gücüne sahip modelin bulunması hedeflenmiştir. Diğer hedef ise hangi finansal oranların finansal başarısızlığı tahmin etmede daha etkili olduğunu tespit etmektir. Tahmin analizi k en yakın komşu, Lojistik Regresyon, Rastgele Ormanlar, DVM ve Karar Ağacı yöntemleri kullanılarak yapılmıştır. Analize bakıldığında yüksek tahmin öngörüsü finansal başarısızlıktan uzaklaştıkça gelişmiştir.

Finansal başarısızlığa en yakın dönem T-1 yılı olmasına rağmen daha düşük doğruluğa sahip olması faaliyette bulunan işletmelerin Türkiye ekonomisindeki dinamikleri daha derinlemesine araştırmaya sevk etmiştir. Türkiye'nin genel ekonomik yapısında 2015 ve 2016 yıllarında sıkıntı olmadığını görmüştür. Bozulma 2017 yılı ile başlamış ardından 2018 yılı ile yüksek noktaya ulaştıkları tespit edilmiştir. Başarısız işletmeler hızla büyümeyi yüksek banka kredileri ile gerçekleştirip yüksek faaliyet karları elde etmişlerdir. Bu işletmeler düşük öz kaynağa sahip olduklarından finansman giderlerini yönetememişlerdir. 2018 yılı içerisinde işletmelerini finansal olarak çeviremedikleri için yüksek banka borçluluğu ve yüksek finansman gideri ile kar da elde edemeyen işletmelerin başarısız olduğu tespit edilmiştir (Aker, 2021).

Gürkan ve Yıldız (2022) yaptığı çalışmada 2011-2010 dönemleri arasında BİST'te işlem görmekte olan 10 adet turizm şirketleri özelinde finansal başarısızlık modellerinden farklılıklarının ve benzerliklerinin karşılaştırmasıdır. Bu finansal başarısızlık ölçümünde sık sık kullanılan Altman Z Skorunun versiyonları, Fulmer Modeli, Springate Modeli kullanılmıştır. Çalışmacılar araştırma kapsamında birbirinden farklı sonuçları elde etmişlerdir (Gürkan ve Yıldız, 2022).

Korkmaz ve Karan (2022), yaptıkları araştırma makalesinde BİST'te işlem gören 27 teknoloji şirketinin verilerini alınarak rasyo oluşturmuşlardır. 2021 yılı ile beraber son üç yıllık finansal veriler ele alınarak Lojistik Regresyonu kullanılmış ve finansal başarısızlık tahmin edilme amaçlanmıştır. Korkmaz ve Karan bu çalışmada 60 farklı rasyo kullanmışlardır. Finansal başarısızlığı 3 yıl öncesinde tahmin etmede Duran Varlıklar/Maddi Öz kaynak, Net Borç/FAVÖK(Faiz Amortisman Vergi Öncesi Kar) ve Toplam Borç/Özsermaye, 2 yıl öncesinde tahmin etmede FAVÖK/Büyüme, Kısa Vade Borç/Toplam Borç rasyoları ve 1 yıl öncesinden tahmin etmede Özsermaye Karlılığı/ROE(Özsermaye Karlılığı) ve Kısa Vade Borç/Büyüme rasyolarının başarılı olduklarının sonucu ortaya çıkarmışlardır (Korkmaz ve Karan, 2022).

Kendirli ve Çıtak (2022), bu çalışmada işletmelerin finansal başarısızlıklarını tahmin etmede kullanılan ve Altman tarafından geliştirilen Altman Z skor uygulanmıştır. BİST'te Orman, Kâğıt ve Basım Endeksinde faaliyet gösteren şirketleri ele almışlardır. Şirketlerin finansal başarısızlığının ölçülmesinde 2016-2020 yılları esas alınmış, bilançolarından ve gelir tablolarından faydalanılmış çalışma için gerekli finansal oranları hesaplanmıştır.

Çalışmacılar 7 şirketin 15 şirket arasında iflas etme riskinin yüksek olduğunu sonucuna varmışlardır (Kendirli ve Çıtak, 2022).

Öcek, Beyazgül ve Karadeniz (2022), çalışmada restoran zincirlerinin finansal başarısızlık açısından risk düzeylerini ve salgının (Covid-19) finansal başarısızlık riskini ortaya koymaya amaçlamışlardır. Bu doğrultuda bu çalışma için 2020 yılı itibari ile Brand Finance sıralamasında 17 yüksek değerli restoran zincirinin 2016-2020 yılları arasındaki oranları ile finansal başarısızlıklarını ölçmeyi hedeflemişlerdir. Bu ölçmeyi Altman Z skorun 3 versiyonu, Fulmer, Springate, ve Ohlson modelleriyle yapmışlardır. Restoran sayısının analiz sonucuna göre günümüze geldikçe finansal başarısızlık riskinin artış eğiliminde olduğunu saptamışlardır. Covid-19 ve öncesi risk skorları anlamında sayısal olarak anlamlı bir farkın olup olmadığını Wilcoxon Sıra Testi ile çalışmışlardır. Sonuca göre Ohlson modeli haricindeki modellerde salgın dönemi ve öncesi arasında finansal başarısızlığın değerleri anlamında sayısal olarak anlamlı farklılıklar tespit etmişlerdir (Öcek, Beyazgül ve Karadeniz, 2022).

Sayıl ve Emir (2022), Türkiye ve BRICS (Brezilya, Rusya, Hindistan, Çin ve Güney Afrika Cumhuriyeti) ülkelerinde faaliyet göstermekte olan bankaların finansal başarısızlığa neden olan etkenlerin tahmin edilmeye yönelik çalışma yapmışlardır. 2002-2019 dönemini ele alan çalışmacılar borsada işlem görmekte olan bankaların senelik finansal verilerinin yanında faaliyette buldukları makroekonomik çevreye ve sektör ait farklı bağımsız değişkenlerin etkilerini de araştırmışlardır. Çalışmacılar bağımlı değişken olarak daha geniş sonuç elde edebilmek amacı ile birbirinden farklı dört model kurmuşlardır. Finansal rasyoları gruplamak amacıyla faktör analizini, finansal başarısızlık riskini açıklayacak değişkenler panel logit regresyon analiziyle araştırmışlardır. Araştırma sonucunda ekonomik büyüme göstergelerinin ve karlılık ile ilgili finansal değişkenlerin bankaların başarısızlık ihtimalini azaltan önemli değişkenler olduğunu görmüşlerdir (Sayıl ve Emir, 2022).

Neşeli (2022), yaptığı çalışmasında firmaların finansal başarı ve başarısızlık riskleri ilişkisini entegre raporlama sunmayan ile entegre raporlama sunan şirketler üzerine inceleme amaçlamıştır. BİST'te yer alan imalat sektörlerinden şirketlerin 2017-2021 yılları arasına ait finansal verilerini alarak Altman Z skor ile finansal başarısızlık risklerini öngörmeyi hedeflemiştir. Altman Z skor ortalamaları arasında fark olup olmadığının tespiti için Tek Faktörlü Varyans Analizi ve Korelasyon Testleri, Post Hoc'dan yararlanmıştır. Sonuç olarak Z skor ortalaması entegre raporlama yapan firmalar bulunmuştur. Finansal başarısızlık

ihtimali entegre raporlama yapan firmaların yapmayan firmalara oranla daha düşük olduğu sonucuna varmıştır (Neşeli, 2022).

Takin ve Gör (2022), Türk Bankacılık sektöründe çalışmakta olan bankaların iflas ve finansal başarısızlık tahmini amaçlamışlardır. Bu çalışmada 2010'un birinci çeyreği ve 2019'un 4. Çeyreğini esas almışlardır. Çalışmacılar verileri KAP ve FINNET (Financial Information News Network)'in veri altyapısından tedarik etmişlerdir. Çalışmada finansal başarısızlığın tespiti için Springate S skoru ve Altman Z skoru modellerini kullanmışlardır. Çalışmacılar sonuç olarak finansal başarısızlığın ölçülmesinde Altman Z skorun bankacılık sektörüne uygun olmadığını saptamışlardır. Bununla birlikte revize edilmiş modelin kullanılabilirliğini görmüşlerdir. Bankaların finansal başarısızlık riskinin düşük olduğunu ise Springate S skor ile saptamışlardır (Tekin ve Gör, 2022).

Aker ve Karadavar (2022), yaptıkları çalışmada finansal başarısızlığı 2015-2018 yılları arasında faaliyet gösteren 150 başarılı ve 178 başarısız toplamda 328 KOBİ (Küçük ve Orta Büyüklükteki İşletmeler)'nin gelir tablosu ve bilançolarından yaralanmışlardır. Yaptıkları çalışmanın amacı başarısızlığı 1 yıldan 3 yıla kadar tespit edip en başarılı modeli belirlemesidir. Analizde Yapay Sinir Ağı, Z skor ve S skoru kullanmışlardır. Çalışmanın sonucunda Yapay Sinir Ağı için 1, 2 ve 3 yıl öncesinde sırasıyla %92-%94-%94 doğru sınıflandırma, S skor için 1, 2 ve 3 yıl öncesinde sırasıyla %59-%61-%64 doğru sınıflandırma, Z skor için %60-%63-%61 olarak sonuçlandırmışlardır. Oranlara bakıldığında Yapay Sinir Ağının diğer modellere göre daha yüksek başarıya sahip olduğunu tespit etmişlerdir. Ayrıca çalışmacılar daha başarılı sonuç için modern finansal oranları önermişlerdir (Aker ve Karadavar, 2022).

Öcek, Beyazgül ve Karadeniz (2022), Türkiye'de havayolu, deniz ve kara yolcu taşımacılığında bulunan sektörlerin finansal başarısızlık ve likidite riskine etkisini karşılaştırılmalı olarak analiz etmişlerdir. Çalışmada 2019-2020 yıllarına ait verilerini kullanmışlardır. Çalışmacı sektör bilançolarını Türkiye Cumhuriyet Merkez Bankası'ndan elde etmiştir. Elde edilen verilerden likidite risklerini dokuz adet finansal oranlar ile finansal başarısızlık risklerini ise Altman Z skor versiyonları, Ohlson ve Fulmer modellerini kullanarak elde etmişlerdir. Yaptıkları analiz sonucuna göre finansal başarısızlık ve likidite risklerinin yüksek olduğunu saptamışlardır (Öcek, Beyazgül ve Karadeniz, 2022).

Ünay ve Timur (2022), BİST'te işlem görmekte olan 48 adet işletmenin başarısızlık durumunu ele almışlardır. Çalışmacılar bu çalışma için 2001-2019 yılları dönemine ait

finansal verilerden yararlanmışlardır. Bu verileri sınanması Lojistik Regresyon ile yapılmıştır. Çalışmada ayrıca bir, iki yıl gecikmeli Z skorlarının aksiyonlarına yönelik panel veri analizi yönetimi kullanmışlardır. Analiz sonuçlarına göre işletmelerin başarısını arttıran değişkenlerin vergi öncesi kar/aktif toplam oranı, aktif devir hızı, cari oran ve duran varlık devir hızı olarak belirlemişlerdir. Başarıyı azaltan değişkenler ise nakit dönüşüm süresi, toplam kaldıraç oranı ve özsermaye karlılığının olduğunu saptamışlardır. Panel veri analizine göre değişkenlerin bir yıl gecikmeli Z skorun yaklaşık yüzde 20 oranında, iki yıl gecikmeli Z skorun yaklaşık yüzde 19 oranında açıklandığını belirtmişlerdir (Ünay ve Timur, 2022).

Büyük ve Yıldırım (2022), yapmış oldukları çalışmada BİST imalat sektöründe faaliyet göstermekte olan 40 adet şirketin verilerini kullanmışlardır. Bu şirketlerin 2015-2019 yılları arasındaki bilanço ve kar zarar tablolarından elde edilen çeyreklik verilerinden yararlanmışlardır. Model Panel veri analizine uygun olarak oluşturmuşlardır ve başarısızlık kriteri olarak S skor modelini tercih etmişlerdir. Sonuç olarak anlamlı bir model oluşturan çalışmacılar S skorun değerini açıklama gücü olarak yüzde 93 ve tahmin edilen değerlerle hesaplanan değerlerin arasındaki korelasyon katsayısını yüzde 96 olarak hesaplamışlardır (Büyük ve Yıldırım, 2022).

Tutar ve Medetoğlu (2022), yaptıkları çalışma ile BİST Spor Endeksinde işlem görmekte olan 4 şirketin finansal başarısızlık riskini ölçmeyi hedeflemişlerdir. Şirketin 2017-2020 yılları arasındaki finansal tablo verilerini kullanmışlardır. Çalışmada Altman Z skor ile işletmelerin finansal başarı durumlarını analiz etmişlerdir ve çalışmanın sonucuna göre BJKAS işletmesi 2020'de belirsiz alanda kaldığını belirtmişlerdir. Ayrıca diğer işletmelerin dönemleri başarısız ya da sıkıntılı olarak nitelendirmişlerdir (Tutar ve Medetoğlu, 2022).

Karadeniz, İskenderoğlu ve Öcek (2022), finansal başarısızlık ile firma değerleri arasındaki bağlantıyı belirlemeyi amaçlamışlardır. Bu bağlantı için Avrupa konaklama sektörleri seçilmiştir. Genelleştirilmiş Momentler Yöntemi ile finansal başarısızlık riskinin firma değeri üzerindeki etkisini test etmişlerdir. Analiz sonucuna göre Springate skoru, Fulmer H skoru ve Ohlson skoru modellerine göre işletmelerin finansal başarısızlık riskinin azaldığı durumlarda firma değerlerinin arttığını tespit etmişlerdir (Karadeniz, İskenderoğlu ve Öcek, 2022).

Kuruçay (2022), finansal başarısızlığın gelişmekte olan ülkelerin ekonomisinde ölçmeyi amaçlayan araştırmacı, çalışma için 70 gıda üreticisini dâhil etmişlerdir. Çalışma

Bulgaristan, Brezilya, Yunanistan, Polonya, İsrail, Türkiye ve Romanya ülkelerini kapsayacak şekilde 2017 ve 2018 yıllık finansal verilerini kullanmışlardır. Çalışmacının kullandığı analiz yöntemi Lojistik Regresyondur. Sonuç olarak finansal stres yaşayan ya da yaşamayan işletmelerin bir ve iki yıl öncesinde doğruluk oranını %94 olarak belirlemişlerdir (Kuruçay, 2022).

Bağcı ve Sağlam (2022), BİST'te işlem gören 2 sağlık ve 4 spor işletmesini içerisine alan 2014-2018 yıllarını kapsayan finansal başarısızlık tahmininde bulunmuşlardır. Tahmin için Fulmer, Springate ve Altman modellerini kullanmışlardır. Yapılan araştırmanın sonucuna bakıldığında sağlık işletmelerinin finansal performansları ve finansal yapısının iyi olduğu, iflas riskiyle karşılaşma olasılıklarının düşük olduğu, spor şirketlerinin ise finansal yapılarının kötü olduğunu ve finansal başarısızlık riski taşıdıkları bulgularına rastlamışlardır. Çalışmacılar finansal başarısızlığı önlemek, iflastan kurtarmak ve işletmelerin varlığını devam etmesini sağlamak için sermaye yapısını düzenleme, yeniden yapılandırma ve tasfiye gibi çözüm önerileri sunmuşlardır (Bağcı ve Sağlam, 2022).

Kaygın (2020), yaptığı çalışmada BİST'te işlem görmekte olan Bilişim sektörlerinin finansal performanslarını incelemiştir. 15 şirketi ele alan çalışmacı Multimoora yöntemi ile analiz etmiştir. Çalışmacı yaptığı analizin sonucuna göre en iyi finansal performansın; Lınk, Kfein, Lınk, Lınk; Karel, Netas, Arena ve Karel ise yıllar itibariyle en düşük performansa sahip olduğunu tespit etmiştir (Kaygın, 2020).

Yüksel (2022), bu çalışmada, finansal başarısızlık tahmin yöntemlerinin tek değişkenli ve çok değişkenli yöntemler olmak üzere iki grupta karşılaştırmalı olarak sunulduğu ifade edilmiştir. Altman Z modelinin çalışma mekanizması, parametreleri ve katsayılarına dair detaylı bilgi verilmiştir. Uygulama aşamasında, BİST 100 endeksinde yer alan imalat işletmelerinin KAP'a sunduğu bilanço ve gelir tablosu verilerinden hareketle, 2019, 2020 ve 2021 yılları için Altman Z skorları hesaplanmış ve işletmeler ile alt sektörler bazında sunulmuştur. Çalışmanın diğer bir odak noktası, COVID-19 pandemisinin işletmelerin finansal başarısızlıkları üzerindeki etkilerini ölçmek olmuştur. Örneklemeye dahil edilen işletmeler için hesaplanan Altman Z skorlarına göre, pandeminin taş ve toprağa dayalı sanayi, tekstil giyim eşyası deri, metal eşya elektrikli cihaz ve ulaşım alt sektörlerinde hissedilebilir bir etkiye sahip olduğu, ancak kimya-ilaç-petrol ve gıda-içecek-tütün alt sektörlerinde büyük bir etki tespit edilemediği belirtilmiştir (Yüksel, 2022).

Kılıç (2022) çalışmasında 2016 yılındaki finansal sıkıntılar, küresel sermaye akışındaki değişiklikler, faiz oranlarındaki yükseliş ve kur riskindeki hızlı artış gibi etmenlerin Türkiye ekonomisi üzerindeki etkisi incelenmiştir. Araştırma, finansal başarısızlık durumlarının analiz edilmesi ve türev ürün kullanımı ile başarısızlık riski arasındaki ilişkinin belirlenmesi amacıyla 2016-2021 yılları arasında BİST-100 endeksinde yer alan farklı karakteristik özelliklere sahip firmaların seçildiği bir çalışma dönemini kapsamaktadır. Kılıç verileri, firmaların internet sayfaları, faaliyet raporları ve Kamuyu Aydınlatma Platformu'ndan elde etmiştir. Altman Z skor modeli kullanılarak firmaların finansal başarısızlık risklerini tespit etmiştir. Analiz sonuçlarına göre, türev ürün kullanımının finansal başarısızlık üzerinde doğrudan bir etkisinin olmadığını belirlemiştir. Ancak türev ürün kullanımının zaman içinde arttığı ve bu artışın Z skor değerlerinin de yükselmesiyle ilişkili olduğu gözlemlenmiştir. Ayrıca, başarısızlık riskinin yüksek olduğu kırmızı bölgede ve başarısızlık olasılığının düşük olduğu yeşil bölgede yer alan firmaların sayısının benzer olduğunu tespit etmiştir. Satışları olumsuz etkileyebilecek finansal risklere karşı türev ürün kullanımının, işletmelerin satışlarını artırarak başarıya ulaşmasına katkıda bulunabileceği sonucuna varmıştır (Kılıç, 2022).

Süsler (2022) çalışmasında, Lojistik Regresyon analizi ve Yapay Sinir Ağları yöntemini kullanarak BİST'te işlem gören imalat sektöründeki işletmelerin finansal başarısızlıklarını bir yıl önceden tahmin edebilen modeller geliştirmek ve bu modellerin tahmin güçlerini karşılaştırarak uygun bir model belirlemiştir. Araştırmacı, BİST'te işlem gören 140 imalat sektörü işletmesinin 2015-2020 dönemine ait gelir tablosu ve bilançolarından elde edilen finansal oranları bağımsız değişken olarak kullanarak gerçekleştirmiştir. Lojistik Regresyon analizi için IBM SPSS Statistics 21 ve Yapay Sinir Ağları yöntemi için MATLAB (R2021b) programı kullanmıştır. Araştırma sonucunda, Yapay Sinir Ağları modelinin (%95.7), Lojistik Regresyon modeline (%92.1) göre finansal başarısızlığı bir yıl önceden tahmin etme gücünün daha yüksek olduğunu tespit etmiştir (Süsler, 2022).

Ayvaz ve Erkan (2023) çalışmasında, mevcut finansal başarısızlık ve iflas tahmini modellerini BİST'te işlem gören 45 imalat işletmesinin finansal verilerine uygulamayı ve tahmin sonuçlarının karşılaştırmalı analiz çerçevesini oluşturmayı amaçlamaktadır. Finansal başarısızlık ve iflas riskini açıklamak için, 2011-2020 yıllarını kapsayan işletmelerin mali tabloları bir veri seti olarak kullanılmıştır. Bu 45 işletmenin Altman Z-Skoru, Springate S-Skoru ve Zmijevski J-Skoru değerleri hesaplanmış ve bu değerlere dayanarak işletmelerin finansal sağlamlığı hakkında tahminler yapmışlardır. Çalışmacıların bulgularına göre,

Altman Z-Skoru ve Springate S-Skoru benzer sonuçlar gösterirken, Zmijevski J-Skoru sonuçlarıyla benzerlik göstermemektedir (Ayvaz ve Erkan, 2023).

Demirkese (2023) bu çalışmada, finansal başarısızlık olasılığı yüksek olan şirketlerin aynı dönemde sürdürülebilirlik raporu yayımlayıp yayınlamadığı üzerinden sürdürülebilirlik ve finansal başarısızlık kavramları arasındaki ilişki analiz etmiştir. Finansal başarısızlık göstergesi olarak imalat dışı sektörler ve belirli endüstriler için geliştirilen Z" skoru kullanmıştır. Sürdürülebilirlik Muhasebe Standartları Kurulu raporları yayımlayan şirketler arasından ulaşım sektörünü seçen çalışmacı bu sektörde uluslararası ve çeşitli ülkelerden 43 şirket ve 40 şirketin finansal verileri kullanılmıştır. Şirketlerin 2016-2020 yılları arasında yayınladıkları beş yıllık finansal tablolarına dayanarak Altman Z" skoru hesaplanmış ve 4.35 altında şirketler (sıkıntılı alan) ile 4.35-5.85 arasında olan şirketlerin (gri/belirsiz alan) sürdürülebilirlik raporu yayınlama durumunu incelemiştir. Sonuç olarak, sıkıntılı veya belirsiz alanda olan şirketlerin bile son yıllarda sürdürülebilirlik raporu yayınlama eğiliminde artış olduğu gözlemlenmiştir. Yapılan çalışmanın özeti finansal sıkıntı yaşayan şirketlerin bile sürdürülebilirlik raporu yayınlama konusunda ilerleme kaydettiğini belirlemiştir (Demirkese, 2023).

Çizelge 4.2'de, ulusal literatürdeki finansal başarısızlık konusundaki ana eğilimleri ve bulguları özetleyen bilgilere yer verilmiştir.

Çizelge 4.2. Ulusal özet literatür

Yazar ve Yıl	Yöntem (Model)	Kullanılan Finansal Oranlar	Sektör	Sonuç
Özdemir, Choi ve Beyazıt, 2012	Altman-Z skor ve Lojistik Regresyon	Net İşletme Sermayesi / Aktif Toplamı, Dağıtılmamış Karlar / Aktif Toplamı Faiz ve Vergi Öncesi Kar / Aktif Toplamı Özkaynakların DD / Borç Toplamı	Sanayi	PD esaslı finansal başarısızlık tahmin modellerindeki istikrarlı açıklama kapasitesinin, DD esaslı finansal başarısızlık tahmin modellerindeki istikrarlı açıklama kabiliyetine göre daha yüksek olduğu sonucuna varmıştır.
Büyükarıkan ve Büyükarıkan, 2014	ANOVA testi, Altman-Z skor, Springate S skor ve daha sonra regresyon analizi	İşletme Sermayesi (Çalışma Sermayesi) / Aktif Toplamı, Dağıtılmamış Kârlar / Aktif Toplamı, Faiz ve Vergi Öncesi Kâr / Aktif Toplamı, Öz Sermayenin Cari Değeri / Borçların Defter Değeri, Satışlar / Aktif Toplamı	Bilişim	Modelden elde edilen verilerin şirketlerin kredibilitesinin ölçülmesinde önemli bir araç olduğu ifade edilebilir.
Karadeniz ve Kahiloğulları, 2014	Altman Z skor	Net İşletme Sermayesi / Aktif Toplamı, Dağıtılmamış Karlar / Aktif Toplamı, Faiz ve Vergi Öncesi Kar / Aktif Toplamı, Özkaynaklar / Borç Toplamı	Spor	Yaptıkları analiz sonucunda şirketlerin finansal yapılarının daha güçlü olabileceği ve firma değerlerinin en üst hedefe ulaşarak varlıklarını devam ettirebileceklerini düşünmektedirler
Ege, Topaloğlu ve Erkol, 2017	Fulmer H skor	Dağıtılmamış Kar/T. Varlık, Satış/T. Varlık, Vergi Öncesi Kar/Özsermaye, Nakit/Toplam Borç, Toplam Borç/T. Varlık, Kısa Vadeli Borç/T. Varlık, Log(Maddi Duran Varlık), Çalışma Sermayesi/Toplam Borç, Log Faiz ve Vergi Öncesi K./Faiz	İmalat	Tobin's Q ile Fulmer H-skoru oranı arasında anlamlı ayrıca pozitif bir ilişki tespit etmişlerdir

Çizelge 4.2. (Devam) Ulusal özet literatür

Kaplan, 2017	Lojistik Regresyon	Yapılanma Öncesi Limit Doluluk Oranı, Yapılanma Dönemi Limit Doluluk Oranı, Yapılanma Öncesi Faiz Ödeme Performansı, Yapılanma Dönemi Faiz Ödeme Performansı	Likidite yetersizliği hafif şiddette olan, etkinliğine devam eden ve alacaklıların yasal süreç başlatmadığı firmalar.	Çalışmasının sonucunda başarısız düzenlenme yapan firmalarda bankanın olumsuz tesirinin daha açık olduğunu elde etmiştir.
Hesari, 2018	C&R, QUEST ve CHAID Karar Ağaçları, Yapay Sınır Ağı, Diskriminant ve Lojistik Regresyon	Cari Oran, Asit- Test Oran, Finansman Oranı, Kısa Vadeli borçlar / Toplam Borçlar, Faaliyet Kar Marjı, Faiz Karşılama Oranı, Alacak Devir Hızı	Kote olmuş şirketler.	Belirsizlikle mücadelede esnek planlara sahip işletmeler rekabet şartlarını iyi çözümlenerek bu süreçte başarılı olarak yer almıştır.
İslamoğlu ve Çankaya, 2018	Fulmer H skor, Altman-Z skor, Springate	Fulmer, Altman, Springate'de kullanılan oranlar.	XELKT endeksinde bulunan firmalar	Analiz sonucunda finansal başarıları temsil eden skorların şirketlerin borçlanmasında yaşanan yükselişle beraber düştüğü görülmüştür
Demirtepe, 2019	Panel lojistik ve Lojistik Regresyon	Toplam Varlık Devir Hızı, Özkaynak Karlılığı, Duran Varlıkların Özsermayeye Oranı, Dönen Varlık Devir Hızı, Stokların Toplam Varlıklara Oranı, Cari Oran, Faiz Ve Vergiden Önceki Karın Toplam Kaynaklara Oranı, Stok Devir Hızı, Net Kar Marjı, Duran Varlıkdevir Hızı, Kısa Vadeli Alacakların Toplam Varlıklara Oranı, Hazır Değerler Hızı, Uzun Vadeli Yabancı Devamlı Sermayeye Oranı, Finansal Kaldıraç Oranı	İmalat	İşletmelerin finansal açıdan başarılı olma şansı stokların toplam varlıklara oranı uzun vadeli yabancı kaynakların toplam varlıklara oranı yükseldikçe düştüğü görülmektedir
Van, 2019	Altman Z skor	Net İşletme Sermayesi / Aktif Toplamı, Dağıtılmamış Karlar / Aktif Toplam, Faiz ve Vergi Öncesi Kar / Aktif Toplamı, Özkaynaklar / Borç Toplamı	İmalat	Faaliyet kâr marjı, aktif devir hızı, net kâr marjı, asit-test oranlarında meydana gelecek bir artış şirketin güvenli bölgede olma olasılığını arttıracığının sonucuna varmıştır.
Gör, 2019	F-testi, Diskriminant analizi ve Altman-Z skor	Cari Oran, Asit-Test Oran, Nakit Oran, Toplam Borç/Özkaynak, KV Borç/Toplam Borç, Duran Varlık/Özkaynak, Faiz Karşılama	Sanayi	Net kar marjı, aktif karlılık ve özkaynak karlılığı oranları finansal başarısızlığın tespit edilmesinde en olumlu katkı yaptığının sonucuna varmıştır.
Karadeniz ve Öcek, 2019	MYSA Whitney U Testi ve Altman-Z skor	Mali yapı, Faaliyet, Piyasa Performansı ve Likidite oranları.	Turizm	Finansal başarısızlık riski taşımayan işletmeler ile finansal başarısızlık riski taşıyan işletmeler arasında asit-test oranı, kaldıraç oranı, özsermaye karlılığı, fiyat/kazanç oranı, cari oran, nakit oran, aktif karlılığı ve net kar marjı bağlamında anlamlı farklılık olduğu istatistiksel olarak sonucuna varmıştır.
Akyüz, 2019	Fulmer H skor ve Altman-Z skor ve Springate S skor	Fulmer, Altman, Springate'de kullanılan oranlar	İmalat ve Sanayi	Çalışmada ele alınan yıl bazında ve finansal başarısızlık riski belirleme modelleri açısından birbirleriyle karşılaştırmalarda yapılmıştır.
İloğlu, 2020	Altman-Z skor	Net İşletme Sermayesi / Aktif Toplamı, Dağıtılmamış Karlar / Aktif Toplam, Faiz ve Vergi Öncesi Kar / Aktif Toplamı, Özkaynaklar / Borç Toplamı	Havayolu	Ulusal uçuşlara eğilim gösteren havayolu şirketlerinin uluslararası uçuşlara eğilim gösteren şirketlerden daha kârlı olduğu ortaya çıkmıştır.
Doğan, 2020	DVM, Lojistik Regresyon Analizi, t-testi ile Temel Bileşenler Analizi	Büyüme Oranları, Değerleme Oranları, Faaliyet Oranları, Finansal Yapı Oranları, Karlılık Oranları, Likidite Oranları.	İmalat	Kullanıcının kıstası uygulama kolaylığı ve sonuca hemen ulaşmak ise t testini seçilebileceği, eğer daha yüksek veri çıkarma becerisine sahip bir yöntem aranıyorsa Lojistik Regresyon Analizi tercih edilmesi önerilmiştir.

Çizelge 4.2. (Devam) Ulusal özet literatür

Erkılıç ve Aksoy, 2020	Lojistik Regresyon	Likidite, Faaliyet, Finansal Yapı, Karlılık, Büyüme ve Büyüklük	Hastane	Stok miktarının dönen varlıklar içerisinde fazla olduğunu, stok ağırlıklı faaliyetlerin yapıldığı ve yükümlülüklerin kısa vadeli karşılmasında stoklara bağımlı olduğunu kamu hastaneleri bakımından görmüşlerdir.
Çöllü, Akgün ve Eydur, 2020	Altman-Z skor	Net İşletme Sermayesi / Aktif Toplamı, Dağıtılmamış Karlar / Aktif Toplam, Faiz ve Vergi Öncesi Kar / Aktif Toplamı, Özkaynaklar / Borç Toplamı	İmalat	Finansal başarıyı başta özsermaye karlılığı olmak üzere, duran varlıkların özsermayeye oranı, cari oran, ticari alacakların aktiflere oranı, faiz karşılama oranı ve stok devir hızı etkilemiştir
Alıcı, 2021	Altman-Z skor	Net İşletme Sermayesi / Aktif Toplamı, Dağıtılmamış Karlar / Aktif Toplam, Faiz ve Vergi Öncesi Kar / Aktif Toplamı, Özkaynaklar / Borç Toplamı	Havayolu	Finansal başarısızlık etkilerinden kurtulmak isteyen havayolu işletmeleri için en önemli maliyet kalemi olan yakıt ve işçilik maliyetlerini küçültmeleri gerektiği sonucuna varmıştır.
Aker, 2021	k en yakın komşu, Lojistik Regresyon, Rastgele Ormanlar, Destek Vektör Makinesi ve Karar Ağacı.	Likidite Oranları, Finansal Yapı Oranları, Karlılık Oranları ve Devir Hızları	KOBİ	2017 yılından sonra bozulma görmüş olup, 2018 yılı ile yüksek noktaya ulaşmıştır. Başarısız işletmeler hızla büyümeyi yüksek banka kredileri ile gerçekleştirip yüksek faaliyet karları elde etmişlerdir. Bu işletmeler düşük öz kaynağa sahip olduklarından finansman giderlerini yönetememişlerdir. 2018 yılı içerisinde işletmelerini finansal olarak çeviremedikleri için yüksek banka borçluluğu ve yüksek finansman gideri ile kar da elde edemeyen işletmelerin başarısız olduğu tespit edilmiştir
Gürkan ve Yıldız, 2022	Altman-Z skor, Fulmer H skor, Springate S skor	Fulmer, Altman, Springate'de kullanılan oranlar	Turizm	Altman Z' skor için finansal başarısızlığa sebep olma noktasında en önemli faktörlerden biri işletmenin net çalışma sermaye eksikliği olarak değerlendirilmiş olup, Springate modeli açısından finansal başarısızlığa sebep olma noktasında en önemli faktörlerden biri faiz ve vergiden önceki kar / toplam varlıklar oranının düşük olmasıdır. Fulmer modeline göre işletmenin borç ödeme yeterliliğinin düşük olması ve kaynak yapısının kısa vadeli borç ağırlıklı olması, işletmeyi zora sokacak başlıca etmen olarak sonuca varmıştır.
Korkmaz ve Karan, 2022	Lojistik Regresyon	Rasyo Analizi	Teknoloji	Finansal başarısızlığı 3 yıl öncesinde tahmin etmede Duran Varlıklar/Maddi Öz kaynak, Net Borç/FAVÖK(Faiz Amortisman Vergi Öncesi Kar) ve Toplam Borç/Özsermaye, 2 yıl öncesinde tahmin etmede FAVOK/Büyüme, Kısa Vade Borç/Toplam Borç rasyoları ve 1 yıl öncesinden tahmin etmede Özsermaye Karlılığı/ROE(Özsermaye Karlılığı) ve Kısa Vade Borç/Büyüme rasyolarının başarılı olduklarının sonucu ortaya çıkarmışlardır
Kendirli ve Çıtak, 2022	Altman-Z skor	Net İşletme Sermayesi / Aktif Toplamı, Dağıtılmamış Karlar / Aktif Toplam, Faiz ve Vergi Öncesi Kar / Aktif Toplamı, Özkaynaklar / Borç Toplamı	Orman, Kağıt ve Basım Endeksi	Çalışmacılar 7 şirketin 15 şirket arasında iflas etme riskinin yüksek olduğunu sonucuna varmışlardır.
Öcek, Beyazgül ve Karadeniz, 2022	Altman-Z skor, Fulmer H skor, Springate S skor ve Ohlson O skor	Altman, Fulmer, Springate ve Ohlson'da kullanılan oranlar.	Restoran	Ohlson modeli haricindeki modellerde salgın dönemi ve öncesi arasında finansal başarısızlığın değerleri anlamında sayısal olarak anlamlı farklılıklar tespit etmişlerdir.

Çizelge 4.2. (Devam) Ulusal özet literatür

Sayı ve Emir, 2022	Panel Veri Analizi	CAMELS Oranları	Bankacılık	Araştırma sonucunda ekonomik büyüme göstergelerinin ve karlılık ile ilgili finansal değişkenlerin bankaların başarısızlık ihtimalini azaltan önemli değişkenler olduğunu görmüşlerdir.
Neşeli, 2022	Altman-Z skor	Net İşletme Sermayesi / Aktif Toplamı, Dağıtılmamış Karlar / Aktif Toplam, Faiz ve Vergi Öncesi Kar / Aktif Toplamı, Özkaynaklar / Borç Toplamı	İmalat	Finansal başarısızlık ihtimali entegre raporlama yapan firmaların yapmayan firmalara oranla daha düşük olduğu sonucuna varmıştr
Tekin ve Gör, 2022	Altman-Z skor ve Springate S skor	Altman, ve Springate kullanılan oranlar.	Bankacılık	Çalışmacılar sonuç olarak finansal başarısızlığın ölçülmesinde Altman Z skorun bankacılık sektörüne uygun olmadığını saptamışlardır
Aker ve Karadavar, 2022	Yapay Sinir Ağı, Altman Z skor ve Springate S skor	Altman, ve Springate kullanılan oranlar.	KOBİ	Yapay Sinir Ağı'nın diğer modellere göre daha yüksek başarıya sahip olduğunu tespit etmişlerdir
Öcek, Beyazgül ve Karadeniz, 2022	Altman Z skor, Ohlson O skor ve Fulmer H skor	Altman, Ohlson ve Fulmer'de kullanılan oranlar.	Hava, Deniz ve Karayolu Taşımacılığı	Yaptıkları analiz sonucuna göre finansal başarısızlık ve likidite risklerinin yüksek olduğunu saptamışlardır
Günay ve Timur, 2022	Lojistik Regresyon, Altman-Z skor ve Panel Veri Analizi	Stoklar/Dönen Varlıklar, Toplam Kaldıraç Oranı, Dönen Varlıklar/Aktif Toplam, Duran Varlık Devir Hızı, Aktif Devir Hızı, Nakit Dönüşüm Süresi, Aktif Karlılık, Öz Sermaye Karlılığı, Brüt Esas Faaliyet Kâr Marjı, FVÖK/Aktif Toplam	48 Adet Farklı İşletme.	Analiz sonuçlarına göre işletmelerin başarısını arttıran değişkenlerin vergi öncesi kar/aktif toplam oranı, aktif devir hızı, cari oran ve duran varlık devir hızı olarak belirlemişlerdir.
Büyük ve Yıldırım, 2022	Springate S skor	Çalışma Sermayesi/Toplam Varlıklar Faiz ve Vergi Öncesi Kâr (FVÖK)/Toplam Varlıklar Vergi Öncesi Kâr (VÖK)/Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar Satışlar/Toplam Varlıklar	İmalat	S skorun değerini açıklama gücü olarak yüzde 93 ve tahmin edilen değerlerle hesaplanan değerlerin arasındaki korelasyon katsayısını yüzde 96 olarak hesaplamışlardır
Tutar ve Medetoğlu, 2022	Altman Z skor	Net İşletme Sermayesi / Aktif Toplamı, Dağıtılmamış Karlar / Aktif Toplam, Faiz ve Vergi Öncesi Kar / Aktif Toplamı, Özkaynaklar / Borç Toplamı	Spor	Çalışmanın sonucuna göre BJKAS işletmesi 2020'de belirsiz alanda kaldığını belirtmişlerdir.
Karadeniz, İskenderoğlu ve Öcek, 2022	Springate S skor, Ohlson O skor ve Fulmer H skor	Fulmer, Springate ve Ohlson'da kullanılan oranlar.	Konaklama	İşletmelerin finansal başarısızlık riskinin azaldığı durumlarda firma değerlerinin arttığını tespit etmişlerdir.
Kuruçay, 2022	Lojistik Regresyon	Cari Oran, Likidite Oranı, Uzun Vadeli Borç / Özkaynak Oranı, Toplam Borç / Özkaynak Oranı, Nakit Akış / Hasılat Oranı, Stok Devir Hızı, Alacak Tahsil Süresi, Varlık Devir Hızı, Hasılat / Maddi Duran Varlık Oranı, Hasılat / Çalışma Sermayesi Oranı, Yönetmel Giderler / Hasılat Oranı, Net Kar Marjı, Brüt Kar Marjı, Faaliyet Karı Marjı, Özkaynak Karlılığı, Yatırım Karlılığı, Aktif Karlılığı, Vergi Öncesi Kar / Finansman Gideri Oranı, Önceki Döneme Göre Hasılat Değişimi, Önceki Döneme Göre Aktif Toplamı Değişimi	Gıda	Finansal stres yaşayan ya da yaşamayan işletmelerin bir ve iki yıl öncesinde doğruluk oranını %94 olarak belirlemişlerdir.
Bağcı ve Sağlam, 2022	Fulmer H skor, Springate S skor ve Altman Z skor	Fulmer, Springate ve Altman'da kullanılan oranlar.	Sağlık ve Spor	Sağlık işletmelerinin finansal performansları ve finansal yapısının iyi olduğu, iflas riskiyle karşılaşma olasılıklarının düşük olduğu, spor şirketlerinin ise finansal yapılarının kötü olduğunu ve finansal başarısızlık riski taşıdıkları bulgularına rastlamışlardır.

Çizelge 4.2. (Devam) Ulusal özet literatür

Kaygın, 2020	Multimoora	Cari Oran, Asit Test Oranı, Alacak Devir Hızı, Öz Sermaye Devir Hızı, Alacak Devir Hızı, Aktif Karlılığı, Net Kar Marjı, Toplam Borçların Aktiflere Oranı, Toplam Borçların Aktiflere Oranı, Toplam Borçların Öz Sermayeye Oranı, Kısa Vadeli Borçların Aktiflere Oranı	Bilişim	Analizin sonucuna göre en iyi finansal performansını; Link, Kfein, Link, Link; Karel, Netas, Arena ve Karel ise yıllar itibariyle en düşük performansa sahip olduğunu tespit etmiştir.
Yüksel, 2022	Altman Z skor	Net İşletme Sermayesi / Aktif Toplamı, Dağıtılmamış Karlar / Aktif Toplam, Faiz ve Vergi Öncesi Kar / Aktif Toplamı, Özkaynaklar / Borç Toplamı	İmalat	Pandeminin taş ve toprağa dayalı sanayi, tekstil giyim eşyası deri, metal eşya elektrikli cihaz ve ulaşım alt sektörlerinde hissedilebilir bir etkiye sahip olduğu, ancak kimya-ilaç-petrol ve gıda-içecek-tütün alt sektörlerinde büyük bir etki tespit edilemediği belirtilmiştir.
Kılıç, 2022	Altman Z skor	Net İşletme Sermayesi / Aktif Toplamı, Dağıtılmamış Karlar / Aktif Toplam, Faiz ve Vergi Öncesi Kar / Aktif Toplamı, Özkaynaklar / Borç Toplamı	Farklı Karakteristik Firmalar	Analiz sonuçlarına göre, türev ürün kullanımının finansal başarısızlık üzerinde doğrudan bir etkisinin olmadığını belirlemiştir
Süsler, 2022	Lojistik Regresyon ve Yapay Sinir Ağları	Likidite, finansal yapı ve kârlılık oranları.	İmalat	Araştırma sonucunda, Yapay Sinir Ağları modelinin (%95.7), Lojistik Regresyon modeline (%92.1) göre finansal başarısızlığı bir yıl önceden tahmin etme gücünün daha yüksek olduğunu tespit etmiştir
Ayaz ve Erkan, 2023	Altman Z skoru, Springate S skor ve Zmijevski J skoru	Altman Z-Skoru, Springate S-Skoru ve Zmijevski J-Skorunda kullanılan oranlar.	İmalat	Altman Z-skoru ve Springate S-skoru benzer sonuçlar gösterirken, Zmijevski J-skoru sonuçlarıyla benzerlik göstermiştir.
Demirkesen, 2023	Altman Z skor	Net İşletme Sermayesi / Aktif Toplamı, Dağıtılmamış Karlar / Aktif Toplam, Faiz ve Vergi Öncesi Kar / Aktif Toplamı, Özkaynaklar / Borç Toplamı	Ulaşım	Sıkıntılı veya belirsiz alanda olan şirketlerin bile son yıllarda sürdürülebilirlik raporu yayınlama eğiliminde artış olduğu gözlemlenmiştir.

Görüldüğü gibi, finansal başarısızlığın önceden tahmin edilmesi hususu birçok araştırmacı ve finansal bilgi kullanıcısı tarafından merak edilmiş olup hem uluslararası hem de ulusal literatürde genişçe yer bulmuştur. Yapılan araştırmalarda, ağırlıklı olarak Altman Z skor, Springate, Ohlson, Beaver, Zmijewski, Fulmer H skor, Lojistik Regresyon ve Yapay Sinir Ağları genel kabul görmüş oranlar ve yöntemler ile finansal başarısızlık tahmin edilmeye çalışılmıştır. Kurulan modeller ve geliştirilen yöntemlerin finansal başarısızlığı tahmininde yüksek oranlı sonuçlar verdiği görülmektedir. Bu çalışma da literatürde yer alan çalışmalardan esinlenerek finansal başarısızlıkta kullanılan makine öğrenmesi yöntemlerinin büyük bir çoğunluğunun aynı veriler üzerinde yer aldığı modeller kurularak makine öğrenmesi yöntemlerini kendi içerisinde sınıflandırılması fikri ile hazırlanmıştır. Yapılan çalışmanın makine öğrenmesi yöntemlerinin finansal başarısızlığı tahminlemede kendi içerisinde bir kategorilendirme oluşturarak literatüre katkı sağlayacağı düşünülmektedir.

5. ARAŞTIRMA

Bu bölümde, finansal başarısızlığın makine öğrenmesi yöntemleri ile önceden tahmin edilmesi üzerine yapılan araştırmanın analizi yapılacak olup elde edilen veriler ile geliştirilen farklı makine öğrenmesi yöntemleri ile oluşturulan modeller değerlendirilmiştir. Değerlendirilen modeller arasında finansal başarısızlığı en yüksek oranda tahmin eden makine öğrenmesi yöntemi ve geliştirilen model üzerinde durulacaktır.

5.1. Araştırmada Kullanılan Veri Seti

Bu çalışmanın amacı, finansal başarısızlığın makine öğrenmesi yöntemleri ile önceden tahmin edilmesidir. Araştırma, 1995-2022 yılları arasında İMKB ve BİST'te işlem gören ve uygun verisi sağlanabilen 29 bilişim şirketini kapsamaktadır. Çalışmada söz konusu yılların kullanılmasının temel nedeni makine öğrenmesi yöntemleri için sağlanacak verilerin ilgili dönemlerdeki verilerine ulaşılabilir olmasıdır. Araştırma sonuçlarının sektörel bir değerlendirmeye uygun olması ve finansal tablo verilerinde birliğin sağlanması için çalışmada sadece bilişim sektöründe faaliyet gösteren işletmelerin verileri kullanılmıştır.

Araştırmada kullanılan veri seti KAP üzerinden elde edilmiş olup, deneysel modelin geliştirilmesi çerçevesinde, modelde kullanılan değişkenler derinleştirilmiş bir literatür taraması yoluyla incelenmiştir. Araştırmada kullanılan bağımlı ve bağımsız değişkenler, konuyla ilgili literatür çalışmalarından derlenmiş ve bu çalışmalardaki ilişkilerin incelendiği genel olarak kabul gören değişkenleri içermektedir. Söz konusu literatür taraması, araştırmada kullanılan değişkenlerin belirlenmesinde önemli bir rol oynamaktadır. Bu araştırmalar, değişkenlerin ilişkileri üzerine yapılan çalışmaları kapsamaktadır ve bu çalışmaların sonuçlarından esinlenilerek değişkenler seçilmiştir.

5.1.1. Araştırmada kullanılan bağımlı değişkenler

Uygulama kapsamında kullanılan bağımlı değişkenler, toplamda 29 işletmeyi içermektedir. Bu işletmeler, 'Finansal Başarısızlığın Ölçütleri' başlığı altında belirtilen kriterlere göre başarılı ve başarısız olarak sınıflandırılmıştır. Toplamda 16 işletme başarılı, 13 işletme ise başarısız olarak kabul edilmiştir.

Araştırma sürecinde bir işletmenin başarısız olarak kabul edilmesi için literatürde kabul gören kriterlere ek olarak bazı özel koşullar da dikkate alınmıştır. *İşletmenin varlığının %10'unu kaybetme ile üst üste 2 veya 3 yıl boyunca zarar etme kriterlerine* sahip olan

işletmelerin yanı sıra, daha fazla veri elde edebilmek amacıyla, yasal olarak bağımsız bir denetimden geçmeleri gerekmekte ve bu denetim sonucunda *olumlu görüş dışında denetim görüşü olan işletmeler* de başarısız kategorisine dâhil edilmiştir.

Bu 3 finansal başarısızlık kriterine göre, araştırmanın veri seti oluşturulmuştur. Bağımlı değişkenlerini oluşturan işletmeler, BİST kodları ve ticaret unvanlarına göre kategorilere ayrılmıştır. Başarısız işletmeler çizelge 5.1'de, başarılı işletmeler ise çizelge 5.2'de görülebilir.

Çizelge 5.1. Bağımlı değişkenler (Başarısız işletmeler)

Başarısız Olma Nedeni	Başarısız İşletmeler	BİST Kodu
İşletmenin Varlığının %10'unu Kaybetme Durumu	Armada Bilgisayar Sistemleri Sanayi ve Ticaret A.Ş.	ARMADA
	Datagate Bilgisayar Malzemeleri Ticaret A.Ş.	DGATE
	Escort Teknoloji Yatırım A.Ş.	ESCOM
	İndeks Bilgisayar Sistemleri Mühendislik Sanayi ve Ticaret A.Ş.	İNDES
	Karel Elektronik Sanayi ve Ticaret A.Ş.	KAREL
	Kron Telekomünikasyon Hizmetleri A.Ş.	KRONT
	Matriks Bilgi Dağıtım Hizmetleri A.Ş.	MTRKS
Üst Üste 2 Yıl ya da 3 Yıl Zarar Etme Durumu	Alcatel Lucent Teletaş Telekomünikasyon A.Ş.	ALCTL
	Escort Teknoloji Yatırım A.Ş.	ESCOM
	Link Bilgisayar Sistemleri Yazılımı Ve Donanımı Sanayi ve Ticaret A.Ş.	LINK
	Logo Yazılım Sanayi ve Ticaret A.Ş.	LOGO
	Netaş Telekomünikasyon A.Ş.	NETAS
Olumlu Görüş Dışında Görüş Bildirme	Arena Bilgisayar Sanayi ve Ticaret A.Ş.	ARENA
	Mobitel İletişim Hizmetleri Sanayi ve Ticaret A.Ş.	MOBTL
	Escort Teknoloji Yatırım A.Ş.	ESCOM

Çizelge 5.1'de görüldüğü üzere ESCOM şirketi işletmenin varlığının %10'unu kaybetme durumu, üst üste 2 yıl ya da 3 yıl zarar etme durumu ve olumlu görüş dışında görüş bildirme durumlarının hepsinde başarısız olarak kabul edilmiştir ancak finansal tablolardan elde edilen oranlar bir defa hesaplanmıştır.

Çizelge 5.2. Bağımlı değişkenler (Başarılı işletmeler)

Başarılı İşletmeler	BİST Kodu
Ard Grup Bilişim Teknolojileri A.Ş.	ARDYZ
Atp Ticari Bilgisayar Ağı ve Elektrik Güç Kaynakları Üretim Pazarlama ve Ticaret A.Ş.	ATATP
Aztek Teknoloji Ürünleri Ticaret A.Ş.	AZTEK
Despec Bilgisayar Pazarlama ve Ticaret A.Ş.	DESPC
E-Data Teknoloji Pazarlama A.Ş.	EDATA
Fonet Bilgi Teknolojileri A.Ş.	FONET
Hitit Bilgisayar Hizmetleri A.Ş.	HTTBT
Kafein Yazılım Hizmetleri Ticaret A.Ş.	KFEIN
Manas Enerji Yönetimi Sanayi ve Ticaret A.Ş.	MANAS
Mia Teknoloji A.Ş.	MIATK
Obase Bilgisayar ve Danışmanlık Hizmetleri Ticaret A.Ş.	OBASE
Papilon Savunma Teknoloji ve Ticaret A.Ş.	PAPIL
Penta Teknoloji Ürünleri Dağıtım Ticaret A.Ş.	PENTA
Plastikkart Akıllı Kart İletişim Sistemleri Sanayi ve Ticaret A.Ş.	PKART
Smartiks Yazılım A.Ş.	SMART
Vbt Yazılım A.Ş.	VBTYZ

5.1.2. Araştırmada kullanılan bağımsız değişkenler

Modelin bağımsız değişkenleri ise işletmelere ait finansal tablolardan alınan likidite, mali yapı, faaliyet ve karlılık oranlarına ilişkin literatürde işletmelerin finansal performansını ve başarısızlık öçütlerinde sıkça kullanılan 35 oran bağımsız değişkenlerden seçilmiştir. Bu oranlar şu şekildedir:

Likidite Oranları:

- ✓ Cari oran
- ✓ Asit-test oranı

- ✓ Nakit oran

Mali Yapı Oranları:

- ✓ Finansal kaldıraç oranı
- ✓ Borçların özsermayeye oranı
- ✓ Özsermaye oranı
- ✓ Kısa vadeli yabancı kaynakları toplam kaynaklara oranı
- ✓ Uzun vadeli yabancı kaynakların toplam kaynaklara oranı
- ✓ Maddi duran varlıkların özsermayeye oranı
- ✓ Maddi duran varlıkların uzun vadeli yabancı kaynaklara oranı
- ✓ Duran varlıkların devamlı sermayeye oranı
- ✓ Maddi duran varlıkların devamlı sermayeye oranı
- ✓ Duran varlıkların özkaynaklara oranı
- ✓ Duran varlıkların uzun vadeli yabancı kaynaklara oranı

Faaliyet oranları:

- ✓ Stok devir hızı oranı
- ✓ Stokların ortalama tüketilme süresi
- ✓ Alacak devir hızı oranı
- ✓ Alacakların ortalama tahsilat Süresi
- ✓ Ticari borçlar devir hızı oranı
- ✓ Ticari borçların ortalama ödeme süresi
- ✓ Dönen varlıklar devir hızı oranı
- ✓ Aktif devir hızı oranı
- ✓ Özsermaye devir hızı oranı
- ✓ Net işletme sermayesi devir hızı
- ✓ Devamlı sermaye devir hızı
- ✓ Ödenmiş sermaye devir hızı

Karlılık oranları:

- ✓ Brüt satış karlılığı oranı
- ✓ Esas faaliyet karlılığı oranı
- ✓ Faaliyet karlılığı oranı
- ✓ Net karlılık oranı
- ✓ Özkaynakların karlılığı oranı
- ✓ Devamlı sermaye karlılığı oranı
- ✓ Aktif karlılığı oranı

- ✓ Ekonomik rantabilite oranı

5.2. Araştırmada Kullanılan Modellerin Uygulanması

Çalışmada finansal başarısızlığın ölçülmesi amacıyla RapidMiner Studio programının 9.10 versiyonu kullanılmıştır. İlk olarak, şirketlerin 1995-2022 yılları arasındaki finansal tablolarından elde edilen 29 şirketin 230 hesap dönemine ait veriler, Microsoft Excel çalışma kitabına aktarılmış olup şirketlerin finansal tablolarından elde edilerek hesaplanan ve araştırmada veri olarak kullanılan finansal oranlar ek 1’de sunulmuştur. Şirketlerin başarılı oldukları yıllara ait kayıtlara 1, başarısız oldukları yıllara ait kayıtlara 0 değeri verilmiştir. Ardından, bu Excel dosyası RapidMiner Studio’da 3 numaralı başlıkta açıklanan makine öğrenmesi yöntemleriyle işleme tabi tutulmuştur.

Başlangıçta, 1995-2022 yılları arasında 29 farklı şirketin 230 hesap dönemine ait veri elde edilmiş olup bu veriler işletme bazında ek 1’de yer almaktadır. Bu veri seti, başarısızlık üzerine çalışma yapmak için başlangıçta yeterli gibi görünse de, makine öğrenmesi yöntemlerini uygulamak için yeterli olmayabilir. Daha anlamlı sonuçlar elde etmek için daha geniş veri setlerinin kullanılması gerekmektedir.

İlk denemede, makine öğrenmesi yöntemleri başarısız durumları tespit etmede yeterli sonuçlar vermemiştir. Bu durum, veri setindeki başarılı ve başarısız yıllara ait kayıt sayılarının dengesizliğinden kaynaklanmaktadır. Bu nedenle, veri setinin dengesizliğini gidermek ve başarısızlık durumlarını daha iyi öngörmek amacıyla, SMOTE tekniği kullanılmıştır.

SMOTE tekniği uygulandıktan sonra, başarılı ve başarısız kayıtlar arasında daha dengeli bir dağılım sağlanmıştır. İlk aşamada 19 başarısız ve 342 başarılı kayıt araştırmaya dâhil edilirken, SMOTE tekniği sonrasında başarısız kayıtlarda yapay veri artırımı gerçekleştirilerek toplamda 342 başarılı ve 342 başarısız kayıt araştırmaya dâhil edilmiştir. Bu verilerle, daha dengeli bir veri seti elde edilerek makine öğrenimi yöntemlerinin başarısız durumları tespit etmede daha etkili sonuçlar elde etmesi amaçlanmıştır.

SMOTE tekniği, literatürde yer almış, veri setinin dengesizliğini gidermekte ve özellikle az sayıda veri içeren sınıfların performansını artırmada etkili bir yöntemdir. Tekniğin işleyişi şu şekildedir; öncelikle, azınlık sınıfına ait bir örnek seçilir. Ardından, bu örneğe komşu olan örnekler tespit edilir. Bu komşu örnekler arasından rastgele seçilen bir veya daha fazla örnek,

orijinal örneğe benzerlik taşıyacak şekilde kullanılır. Bu işlem sonucunda yeni yapay örnekler elde edilir. Bu yapay örnekler, azınlık sınıfının özelliklerini yansıtarak, veri setinin boyutunu artırır ve böylece dengesizlik sorunu giderilir.

5.3. Araştırmanın Bulguları ve Değerlendirme

Bu bölümde, finansal başarısızlık tahmini için farklı makine öğrenimi algoritmaları kullanılarak derinlemesine bir analiz gerçekleştirilmiştir. Bu algoritmalar, finansal riskin öngörülmesi ve şirketlerin gelecekteki başarısızlık durumlarının tahmin edilmesi gibi kritik konularda önemli bir rol oynamaktadır. Karar Ağaçları, Lojistik Regresyon, Yapay Sinir Ağları, Destek Vektör Makinesi, Rastgele Orman ve Naive Bayes gibi önde gelen algoritmalar, çalışmanın odak noktasını oluşturmaktadır.

Karar Ağaçları, veri tabanlı kuralların hiyerarşik bir yapıda ifade edilmesini sağlayarak anlaşılabilir bir karar yapısı sunar. Lojistik Regresyon ise doğrusal olmayan ilişkileri modelleyerek finansal verilerin sınıflandırılması için kullanılır. Yapay Sinir Ağları, biyolojik sinir sistemlerinden esinlenerek karmaşık ilişkileri yakalamak için kullanılırken, Destek Vektör Makinesi sınıflandırma problemlerini çözmek için optimal bir ayırıştırma hiper düzlemi oluşturur. Rastgele Orman, farklı ağaçları birleştirerek daha doğru ve güvenilir sonuçlar elde etmeyi sağlar. Son olarak, Naive Bayes algoritması, sınıflandırma problemlerinde basit bir olasılık temelini kullanarak etkili sonuçlar sunar.

Elde edilen sonuçlar, kullanılan algoritmaların finansal başarısızlığı tespit etme kabiliyetini derinlemesine değerlendirmek adına bir dizi kritik performans ölçütü ile analiz edilmiştir. Bu kapsamlı ölçütler seti, her bir algoritmanın finansal başarısızlık durumlarını ne kadar başarılı bir şekilde tespit edebildiğini, finansal başarılı ve başarısız durumları ne kadar doğru bir şekilde ayırt edebildiğini ve hangi özel durumlarda hangi algoritmanın finansal başarısızlık tespitinde daha üstün performans gösterdiğini aydınlatmaktadır. Duyarlılık oranları, finansal başarısızlık durumlarını doğru bir şekilde tespit etme yeteneğini yansıtırken; doğruluk oranları, genel olarak finansal başarısızlık tahminlerinin ne kadar kesin olduğunu göstermektedir. Ayrıca, yanlış FN ve FP gibi ölçütler de detaylı bir şekilde değerlendirilmiştir. FN, gerçek finansal başarısız durumlarının kaçırılma oranını yansıtırken; FP, gerçek finansal başarılı durumların yanlışlıkla finansal başarısız olarak tahmin edilme oranını gösterir. Bunun yanı sıra, TP ve TN kavramları da ayrıntılı bir şekilde incelenmiştir. TP, finansal başarısızlık tahminlerinde doğru pozitif sonuçları temsil ederken; TN, finansal başarılı tahminlerinde doğru negatif sonuçları ifade eder.

Bu çalışmada, her bir algoritma farklı parametrelerle test edilmiş ve performansları karşılaştırılmıştır. Elde edilen sonuçlar, finansal başarısızlık tahmininde en iyi performansı gösteren algoritmanın belirlenmesine olanak sağlamıştır. Bulguların değerlendirilmesi, her bir algoritmanın başarı ölçütleri üzerinden yapılmıştır. Her bir makine öğrenmesindeki finansal başarısızlık tahmin modelleri aşağıda ayrı ayrı gösterilmiştir.

5.3.1. Karar ağaçları test sonuçları

Çizelge 5.3'de Karar Ağaçları algoritmasının finansal başarısızlık tahmini için kullanılan farklı kriterlerin performansı sunulmuştur.

Çizelge 5.3. Karar ağaçları test sonuçları

Yöntem	Kriter	Azami Derinlik	TN	FN	FP	TP	Doğruluk Oranı	Duyarlılık Oranı
Karar Ağacı	Accuracy	10	301	41	60	282	85,23%	87,30%
		20	300	42	55	287	85,81%	87,23%
		30	300	42	55	287	85,81%	87,23%
	Gain Ratio	10	330	12	142	200	77,49%	94,33%
		20	320	22	92	250	83,34%	91,91%
		30	327	15	95	247	83,92%	94,27%
	Gini Index	10	312	30	45	297	89,03%	90,83%
		20	310	32	45	297	88,74%	90,27%
		30	310	32	45	297	88,74%	90,27%
	Information Gain	10	315	27	47	295	89,18%	91,61%
		20	314	28	44	298	89,48%	91,41%
		30	314	28	44	298	89,48%	91,41%

Araştırmada kullanılan Karar Ağacı algoritmasının performansını değerlendirmek üzere, farklı kriterler ve azami derinlik değerleri kullanıldı. Kriterler, algoritmanın bölünme ve sınıflandırma işlemlerinde hangi ölçütlere dayandığını belirtirken; azami derinlik değeri, ağacın maksimum dallanma seviyesini ifade eder.

İlk olarak, Accuracy kriteri altında yapılan analizlerde, azami derinlik değerleri 10, 20 ve 30 olarak değiştirildiğinde benzer sonuçlar elde edildi. Bu durumda, doğruluk oranı yaklaşık olarak %85 civarında sabit kaldı. Ancak, duyarlılık oranı düşük düzeyde kalmıştır.

Gain ratio kriteri altında yapılan analizlerde, azami derinlik değerinin artmasıyla birlikte doğruluk oranı yükseldi. En yüksek doğruluk oranı %83,92 olarak gözlemlendi. Aynı zamanda duyarlılık oranı da arttı, yani FN sonuçların oranı azaldı.

Gini index kriteri altında yapılan analizlerde, azami derinlik değeri değişimine bağlı olarak doğruluk oranı ve duyarlılık oranı benzer şekilde değişti. Bu durumda, en yüksek doğruluk oranı %89,03 olarak elde edildi.

Information gain kriteri altında yapılan analizlerde, azami derinlik değeri arttıkça doğruluk oranı arttı. En yüksek doğruluk oranı %89,48 olarak gözlemlendi ve aynı şekilde duyarlılık oranı da arttı.

Genel olarak, farklı kriterler ve azami derinlik değerleri kullanılarak gerçekleştirilen analizlerde, Information gain kriteri altında daha yüksek doğruluk oranları elde edildi. Bu özellikle azami derinlik değeri arttıkça daha belirgin hale geldi ve daha iyi performans sağlanmıştır.

5.3.2. Lojistik regresyon test sonuçları

Çizelge 5.4'deki verilere dayanarak finansal başarısızlık tahmininde kullanılan Lojistik Regresyon yöntemi incelendiğinde, farklı Solver (Çözücü) değerlerinin sonuçlarına göre, üç senaryoda da benzer sonuçlar elde edilmiştir.

Çizelge 5.4. Lojistik regresyon test sonuçları

Yöntem	Solver(Çözücü)	TN	FN	FP	TP	Doğruluk	Duyarlılık
Logistic Regression(Lojistik Regresyon)	AUTO	298	44	74	268	82,75%	85,90%
	IRLSM	298	44	74	268	82,75%	85,90%
	L_BFGS	298	44	74	268	82,75%	85,90%

Çizelge 5.4'e dayanarak, Lojistik Regresyon yönteminin finansal başarısızlık tahmini konusunda orta düzeyde bir doğruluk oranı sağladığını söyleyebiliriz. Ancak, duyarlılık oranının düşük olması, finansal başarısızlık durumlarının doğru bir şekilde tahmin edilmesinde iyileştirmelerin yapılması gerektiğini göstermektedir. Bu durum, modelin daha hassas hale getirilmesi veya farklı bir algoritmanın kullanılması gibi stratejilerin değerlendirilmesini gerektirebilir.

5.3.3. Yapay Sinir Ağları Test Sonuçları

Çizelge 5.5’de, farklı Yapay Sinir Ağı yapıları ve eğitim parametreleri kullanılarak gerçekleştirilen deneylerin sonuçları incelendiğinde, finansal başarısızlık tespiti konusunda değişen performans düzeyleri görülmektedir.

Çizelge 5.5 Yapay sinir ağları test sonuçları

Yöntem	Gizli Katman 1	Gizli Katman 2	Eğitim Döngüleri	Öğrenme Oranı	İvme Oranı	Epsilon Hatası	TN	FN	FP	TP	Doğruluk Oranı	Duyarlılık Oranı
Neural Net(Yapay Sinir Ağları)	10	10	100	0,01	0,9	1.0E-4	152	190	61	281	63,30%	59,66%
	20	20	100	0,01	0,9	1.0E-4	273	69	159	193	68,13%	73,66%
	30	30	100	0,01	0,9	1.0E-4	296	46	156	186	70,47%	80,17%
	40	40	100	0,01	0,9	1.0E-4	221	121	92	250	68,85%	67,39%
	50	50	100	0,01	0,9	1.0E-4	258	84	119	223	70,32%	72,64%
	60	60	100	0,01	0,9	1.0E-4	254	88	131	211	67,98%	70,57%
	70	70	100	0,01	0,9	1.0E-4	253	89	125	217	68,71%	70,92%
	80	80	100	0,01	0,9	1.0E-4	285	57	147	195	70,17%	77,38%
	90	90	100	0,01	0,9	1.0E-4	202	140	74	268	68,71%	65,69%
	100	100	100	0,01	0,9	1.0E-4	269	73	144	198	68,27%	73,06%
	100	100	200	0,01	0,9	1.0E-4	293	49	118	224	75,58%	82,05%
	100	100	300	0,01	0,9	1.0E-4	294	48	102	240	78,07%	83,33%
	100	100	400	0,01	0,9	1.0E-4	286	56	91	251	78,51%	81,76%
	100	100	500	0,02	0,9	1.0E-4	299	43	83	259	81,58%	85,76%
	100	100	600	0,03	0,9	1.0E-4	321	21	73	269	86,26%	92,76%
	100	100	700	0,07	0,9	1.0E-4	329	13	52	290	90,49%	95,71%
	100	100	700	0,04	0,9	1.0E-4	318	24	62	280	87,42%	92,11%
100	100	800	0,05	0,9	1.0E-4	319	23	54	288	88,74%	92,60%	
100	100	900	0,06	0,9	1.0E-4	329	13	50	292	90,79%	95,74%	
100	100	1000	0,07	0,9	1.0E-4	323	19	50	292	89,91%	93,89%	

Finansal başarısızlık tespiti amacıyla yapılan analizlerde, YSA yöntemi altında incelenen parametreler şunlardır: Gizli katman boyutları, modelin yapısal karmaşıklığını ifade eder ve daha büyük boyutlar genellikle daha fazla öğrenme kapasitesi sağlayarak finansal başarısızlık tespiti performansını artırır. Eğitim döngüleri, modelin veri üzerinde ne kadar süreyle eğitildiğini belirler ve daha uzun eğitim döngüleri genellikle daha iyi tahmin yeteneği kazandırır. Öğrenme oranı, modelin güncellenme hızını temsil ederken, daha düşük oranlar daha istikrarlı bir şekilde öğrenmeyi sağlayarak genel performansı artırır. İvme oranı, modelin hareket ivmesini kontrol eder ve daha yüksek ivme değerleri daha hızlı yakınsama ve daha iyi sonuçlar elde eder. Epsilon hatası, modelin tahminlerinin gerçek değerlere ne kadar yakın olduğunu ifade eder ve düşük epsilon hatası, daha hassas tahmin yeteneği sağlayarak performansı artırır.

Çizelge 5.5’deki performans metriklerine göre, doğruluk oranı genellikle %60 ile %90 arasında değişmektedir. Duyarlılık oranı da genel anlamda %55 ile %95 arasındadır. Bu, modelin finansal başarısızlık tespiti konusunda iyi bir performans sergilediğini

göstermektedir. Bununla birlikte, diğer performans metrikleri göz önünde bulundurularak daha kapsamlı bir değerlendirme yapılması önemlidir.

Sonuç olarak, çizelge 5.5'deki verilere dayanarak, farklı Yapay Sinir Ağı yapıları ve farklı parametreleri kullanılarak elde edilen modellerin finansal başarısızlık tespiti konusunda değişen performanslar sergilediği görülmektedir. Bu bilgiler, finansal başarısızlığı tespit etmek için Yapay Sinir Ağı modellerinin potansiyelini göstermektedir.

5.3.4. Destek Vektör Makinesi Test Sonuçları

Finansal başarısızlığı tespit etmek amacıyla DVM algoritmasını kullanarak farklı çekirdek türleri ve parametre değerleri üzerinde deneyler gerçekleştirilmiştir. Bu deney sonuçlarını çizelge 5.6'da gösterilmiştir.

Çizelge 5.6. Destek vektör makinesi test sonuçları

Yöntem	DVM Tipi	Çekirdek Türü	Nu Değeri	Derece	Gamma Değeri	Katsayı	C Değeri	Epsilon Değeri	TN	FN	FP	TP	Doğruluk Oran	Duyarlılık Oran
DVM	C-SVC	LINEAR	-	-	-	-	0	0,001	94	248	15	327	61,55%	56,87%
			-	-	-	-	1	0,001	291	51	73	269	81,87%	84,06%
			-	-	-	-	2	0,001	285	57	78	264	80,26%	82,24%
			-	-	-	-	2	0,002	285	57	77	265	80,41%	82,30%
			-	-	-	-	3	0,001	295	47	77	265	81,87%	84,94%
			-	-	-	-	4	0,001	295	47	77	265	81,87%	84,94%
		-	1	0	0	0	0,1	95	247	15	327	61,69%	56,97%	
		-	1	1	0	0	0,1	95	247	14	328	61,84%	57,04%	
		-	1	1	1	1	0,1	303	39	77	265	83,04%	87,17%	
		-	1	1	1	2	0,1	305	37	81	261	82,75%	87,58%	
		-	1	1	1	3	1	314	28	86	256	83,34%	90,14%	
		-	1	1	1	4	2	318	24	84	258	84,22%	91,49%	
		-	1	1	1	5	3	342	0	342	0	50%	0,00%	
		-	1	1	1	0	0,1	95	247	14	328	61,84%	57,04%	
		-	2	2	2	5	2	337	5	34	308	94,3%	98,4%	
		-	-	0	-	0	0,01	303	39	102	240	79,39%	86,02%	
		-	-	0	-	0	0,02	302	40	102	240	79,24%	85,71%	
		-	-	1	-	0	0,02	179	163	1	341	76,02%	67,66%	
	-	-	1	-	1	0,02	179	163	1	341	76,02%	67,66%		
	-	-	2	-	0	0,02	154	188	0	342	72,51%	64,53%		
	NU-SVC	LINEAR	0,5	-	-	-	-	1	294	48	83	259	80,85%	84,36%
			0,5	-	-	-	-	2	297	45	84	258	81,14%	85,15%
			0,5	-	-	-	-	3	297	45	83	259	81,29%	85,20%
			0,5	-	-	-	-	4	300	42	84	258	81,58%	86,00%
			0,5	-	-	-	-	5	268	74	65	277	79,68%	78,92%
			0,5	1	0	0	-	1	197	145	49	293	71,65%	66,89%
		POLY	0,5	1	1	0	-	1	284	58	72	270	81,00%	82,32%
			0,5	1	2	0	-	1	269	73	63	279	80,12%	79,26%
			0,5	-	0	-	-	1	258	84	34	308	82,75%	78,57%
		RBF	0,5	-	0	-	-	2	255	87	150	192	65,37%	68,82%
			0,5	-	1	-	-	1	204	138	2	340	79,53%	71,13%
			0,5	-	2	-	-	1	168	174	2	340	74,26%	66,15%

Finansal başarısızlık tespiti analizlerinde DVM yöntemi altında incelenen bazı önemli parametreler bulunmaktadır. Bu parametreler, DVM yönteminin etkili bir şekilde kullanılabilmesi için dikkate alınması gereken unsurları içermektedir. DVM Tipi,

sınıflandırma türünü belirler ve C-SVC veya NU-SVC gibi farklı tipler içerebilir. Çekirdek Türü, veri noktalarını yüksek boyutlu uzaylara taşıyan işlemi tanımlar ve linear(doğrusal), poly ve radyal baz fonksiyon (rbf) gibi çeşitli türleri içerebilir. Nu Değeri, destek vektörleri yönteminde kullanılan bir parametredir ve destek vektörlerinin yüzdesini belirler. Derece, poly çekirdeği kullanıldığında poly derecesini ifade ederken, Gamma Değeri RBF çekirdeğinde veri noktalarının uzaklık hesaplamasındaki etkisini kontrol eder. Katsayı, çekirdek fonksiyonunun serbest parametresini ifade ederken, C Değeri hatalara verilen ceza parametresini belirler ve aşırı öğrenmeyi kontrol eder. Epsilon Değeri ise regresyon problemlerinde hata toleransını temsil eder. Bu parametreler, DVM yöntemiyle finansal başarısızlık tespiti yapılırken kullanılan temel faktörlerdir ve bu parametrelerin doğru şekilde ayarlanması, modelin başarısını önemli ölçüde etkiler.

Parametrelerin değiştirilmesiyle elde edilen sonuçlar incelendiğinde, NU Değeri, Derece, Gamma Değeri, Katsayı ve Epsilon Değeri gibi parametrelerin farklı kombinasyonlarının finansal başarısızlık tespitine olan etkileri gözlemlenmiştir.

İlk olarak, linear çekirdek türünü kullanan C-SVC modellerine odaklanılmıştır. Linear çekirdek türü, basit bir model olmasına rağmen finansal başarısızlık tespiti için makul bir performans gösterip, doğruluk oranları %61.55 ile %81.29 arasında değişmiştir.

Daha sonra, polinom çekirdek türünü kullanan C-SVC modellerine geçilmiştir. Polinom çekirdek türü, non-linear ilişkileri yakalamak için kullanılan bir çekirdek türüdür. Derece (degree) parametresini farklı değerlerde deneydik. Elde ettiğimiz sonuçlar, polinom çekirdek türünün finansal başarısızlık tespiti için etkili bir seçenek olduğunu gösterdi. En yüksek doğruluk oranı %94.3 olarak elde edilmiştir.

RBF çekirdek türünü kullanan C-SVC modellerine de değindik. RBF çekirdek türü, non-linear ilişkileri yakalamak için kullanılan bir diğer çekirdek türüdür. Gamma değeri ve C değeri gibi parametreleri ayarladık. RBF çekirdek türü, diğer çekirdek türlerine kıyasla ortalama doğruluk oranlarına sahiptir. Elde ettiğimiz sonuçlar doğruluk oranlarının %65.37 ile %82.75 arasında değiştiğini gösterdi.

Son olarak, nu-SVC modeli kullanılmış ve linear, polinom ve RBF çekirdek türlerini değerlendirilmiştir. Bu modelde nu değeri 0.5 olarak ayarlandı. Nu-SVC modeli, finansal başarısızlık tespiti için oldukça iyi bir performans sergiledi. Doğruluk oranları %80.85 ile %81.58 arasında değişmiştir.

Bu sonuçlar, DVM yönteminin finansal başarısızlık tespiti konusunda kullanılabilir farklı parametre kombinasyonlarının performansını göstermektedir. Her bir parametrenin etkisi analiz edilerek en uygun parametre değerleri belirlenebilir ve modelin daha iyi bir tahmin yeteneği kazanması sağlanabilir.

5.3.5. Rastgele Orman Test Sonuçları

Çizelge 5.7'deki verilere dayanarak Rastgele Orman, farklı kriterler ve ağaç sayılarıyla yapılan testlerde yüksek doğruluk oranları elde etmiştir, bu da modelin finansal başarısızlığı doğru bir şekilde tahmin edebilme kabiliyetini göstermektedir.

Çizelge 5.7. Rastgele orman test sonuçları

Yöntem	Kriter	Ağaç Sayısı	Azami Derinlik	TN	FN	FP	TP	Doğruluk Oranı	Duyarlılık Oranı
RASTGELE ORMAN	ACCURACY	100	50	316	26	15	327	94,01%	92,63%
		200	50	316	26	14	328	94,15%	92,66%
		300	50	316	26	15	327	94,01%	92,63%
		400	50	315	27	13	329	94,15%	92,42%
		500	50	317	25	13	329	82,31%	94,94%
	GAIN RATIO	100	50	329	13	108	234	85,82%	95,74%
		100	50	330	12	85	257	92,98%	95,54%
		100	50	326	16	32	310	95,47%	95,09%
		100	50	326	16	15	327	95,94%	95,34%
		100	50	326	16	12	330	95,94%	95,38%
		200	50	326	16	14	328	95,61%	95,35%
		300	50	326	16	13	329	95,76%	95,36%
		400	50	326	16	13	329	95,76%	95,36%
	GINI INDEX	100	50	332	10	9	333	97,22%	97,08%
		200	50	334	8	9	333	97,52%	97,65%
		300	50	333	9	11	331	97,08%	97,35%
		400	50	334	8	10	332	97,37%	97,65%
	INFORMATION GAIN	100	50	334	8	16	326	96,49%	97,60%
		100	50	334	8	13	329	96,93%	97,63%
		200	50	334	8	17	325	96,35%	97,60%
		200	550	335	7	13	329	97,08%	97,92%
		300	50	334	8	16	326	96,49%	97,60%
		300	50	335	7	15	327	96,78%	97,90%
		400	50	333	9	16	326	96,35%	97,31%
		400	50	335	7	13	329	97,08%	97,92%

Rastgele Orman modeli altında yapılan analizlerde farklı kriterler ve parametreler kullanılmıştır. Kriterler, modelin ağaçları oluştururken hangi özellikleri kullanacağını belirler. Ağaç sayısı, modelin içerisinde bulunan ağaç sayısını ifade eder ve bu parametre arttıkça genelde daha iyi bir performans elde edilir. Azami derinlik, her ağacın maksimum derinliğini belirler ve bu, ağaçların ne kadar derin ve karmaşık olacağını kontrol eder. Bu

parametreler, Rastgele Orman modelinin yapısal özelliklerini ve performansını belirlemek açısından kritik öneme sahiptir.

Accuracy kriteri altında yapılan testlerde, farklı ağaç sayıları ve azami derinlikler kullanılmıştır. Sonuçlar incelendiğinde, genel olarak yüksek doğruluk oranları elde edildiği görülmektedir. Örneğin, 100 ağaç ve 50 azami derinlik kullanılarak yapılan testte doğruluk oranı %94,01 olarak hesaplanmıştır. Aynı şekilde, 200 ağaç kullanıldığında doğruluk oranı %94,15 olarak ölçülmüştür. Bu sonuçlar, Rastgele Orman modelinin finansal başarısızlık tespiti konusunda güvenilir ve tutarlı sonuçlar sağladığını göstermektedir.

Çizelgede ayrıca farklı kriterlerin etkisi de değerlendirilmiştir. Gain Ratio, Gini Index ve Information Gain kriterleri altında yapılan testlerde doğruluk oranları ve diğer performans metrikleri incelenmiştir. Bu testlerde de yüksek doğruluk oranları elde edildiği görülmektedir. Gain Ratio kriteri altında yapılan testlerde doğruluk oranı %85,82 ile %95,76 arasında değişirken, gini index kriterinde %97,22 ile %97,52 ve information gain kriteri altında %96,35 ile %97,08 arasında değişmektedir.

Duyarlılık oranı da önemli bir metrik olarak değerlendirilmektedir. Çizelgedeki verilere göre, Rastgele Orman modeli finansal başarısızlık tespiti konusunda yüksek duyarlılık oranlarına sahiptir. Duyarlılık oranı, olumlu durumların doğru şekilde tanınma oranını temsil eder. Test sonuçları incelendiğinde, çoğu durumda duyarlılık oranlarının %90'ın üzerinde olduğu görülmektedir. Bu da, Rastgele Orman modelinin finansal başarısızlığı tanıma konusunda yüksek hassasiyet sergilediğini göstermektedir.

Sonuç olarak, Rastgele Orman algoritması finansal başarısızlık tespiti için etkili bir araç olarak görülmektedir. Yüksek doğruluk ve duyarlılık oranları, modelin finansal başarısızlık belirleme konusunda güçlü bir performans sergilediğini göstermektedir. Farklı kriterlerin ve ağaç sayılarının kullanılması, modelin performansını etkileyebilmektedir. Çizelge 5.7'de finansal analistlere ve karar vericilere, Rastgele Orman modelinin finansal başarısızlık tespiti için kullanma konusunda önemli bir bilgi kaynağı sunmaktadır.

5.3.6. Naive bayes test sonuçları

Naive Bayes yöntemi kullanılarak elde edilen sonuç çizelge 5.8’de sunulmuştur.

Çizelge 5.8. Naive bayes test sonuçları

Yöntem	TN	FN	FP	TP	Doğruluk Oranı	Duyarlılık Oranı
Naive Bayes	332	10	217	125	66,81%	92,59%

Naive Bayes yöntemi altında gerçekleştirilen analizlerde, elde edilen sonuçlar dikkate alındığında, modelin finansal başarısızlık tespiti konusunda belirli bir performans sergilediği görülmektedir. Çizelgedeki verilere göre, TN 332, FN 10, FP 217 ve TP 125 olarak kaydedilmiştir.

Bu sonuçlarla birlikte, Naive Bayes modelinin doğruluk oranının %66,81 ve duyarlılık oranının ise %92,59 olduğu görülmektedir.

Naive Bayes yöntemi, basit ve hızlı bir şekilde çalışabilen bir sınıflandırma algoritmasıdır. Ancak, bu sonuçlar incelendiğinde, modelin özellikle FP’nin zayıf bir performans sergilediği görülmektedir. Bu durum, yanlış alarm verme ihtimalinin yüksek olduğunu göstermektedir. Modelin daha dengeli bir hassasiyet elde etmek için iyileştirme adımları gerektirebileceği düşünülmektedir.

5.5. Makine Öğrenmesi Algoritmalarının Karşılaştırılması

Bu bölümde 5 farklı algoritma (Lojistik Regresyon, Karar Ağaçları, Destek Vektör Makinesi, Rastgele Orman ve Naive Bayes) arasında karşılaştırma yaparak en iyi sonuçlar değerlendirilmiştir.

En yüksek doğruluk oranını gösteren algoritma Rastgele Orman’dır. Rastgele Orman, 97,52% ile Gini Index kriterine göre 200 ağaç ve 50 azami derinlik kullanılarak elde edilen sonuçla en yüksek doğruluk oranını göstermektedir. Bu sonuç, Rastgele Orman’ın veri setindeki doğru sınıflandırılan örneklerin yüksek bir oranını sağladığını göstermektedir.

Duyarlılık oranı açısından değerlendirildiğinde, DVM yöntemi, özellikle C-SVC ve RBF çekirdek türleri kullanılarak elde edilen sonuçlarla ön plana çıkmaktadır. DVM’nin bu çekirdek türleri, finansal başarısızlık tespitinde yüksek bir duyarlılık oranı sergilemektedir. Örneğin, C-SVC ve RBF çekirdek türleri kullanılarak elde edilen sonuçlarda duyarlılık oranı

%64,53 ile %86,02 arasında değişmektedir. Bu sonuçlar, DVM'nin finansal başarısızlık tespiti konusunda potansiyel olarak güçlü bir performans sergileyebileceğini göstermektedir.

Lojistik Regresyon ve Karar Ağaçları yöntemleri de kabul edilebilir doğruluk ve duyarlılık oranlarına sahiptir, ancak Rastgele Orman ve DVM'nin başarılarının biraz gerisinde kalmaktadır.

Naive Bayes yöntemi ise en düşük doğruluk ve duyarlılık oranlarına sahip olan algoritmadır. Bu sonuçlar, Naive Bayes'in finansal başarısızlık tespiti konusunda diğer yöntemlere göre daha sınırlı bir performans sergilediğini göstermektedir.

Sonuç olarak, Rastgele Orman ve Destek Vektör Makinesi (özellikle C-SVC ve RBF çekirdek türleri) yöntemleri, veri setindeki doğruluk ve duyarlılık oranları açısından daha iyi performans göstermektedir. Bu algoritmalar, finansal başarısızlık tespiti konusunda daha etkili sonuçlar elde etmek için dikkate alınabilir.

5.6. Makine Öğrenmesi Algoritmalarının Sonuçlarının Tartışılması

Çizelge 5.9'da yer alan sonuçlara dayanarak, altı farklı makine öğrenimi yöntemini kullanarak finansal başarısızlık tahmini gerçekleştirildi. Modellerin performansı TN, FN, FP, TP, doğruluk ve duyarlılık değerleri üzerinden tartışılmıştır.

Çizelge 5.9. Modellerin en iyi test sonuçları

Yöntem Adı	TN	FN	FP	TP	Doğruluk Değeri	Duyarlılık Değeri
Karar Ağacı	314	28	44	298	89,48%	91,41%
Lojistik Regresyon	298	44	74	268	82,75%	85,90%
YSA	329	13	50	292	90,79%	95,74%
DVM	337	5	34	308	94,30%	98,40%
Rastgele Orman	334	8	9	333	97,52%	97,65%
Naive Bayes	332	10	217	128	66,81%	92,59%

Finansal başarısızlık tahmini için kullanılan altı farklı makine öğrenimi yöntemi arasında performans açısından farklılıklar görülmektedir. DVM ve Rastgele Orman modelleri, yüksek doğruluk ve duyarlılık değerleriyle daha iyi sonuç vermektedir. Bu modellerin finansal başarısızlığı tahmin etme konusunda yüksek bir doğruluk oranına sahip olmaları, şirketlerin gelecekteki mali durumunu belirlemede güvenilir bir araç olarak kullanılabileceklerini göstermektedir.

Yapay Sinir Ağları modeli de iyi bir performans sergilemektedir ve finansal başarısızlık tahmini için etkili bir seçenek olabilir. Bu modelin çok katmanlı yapısı, veri setindeki karmaşık ilişkileri yakalama konusunda avantaj sağlamaktadır.

Karar Ağacı modeli, diğer modellere kıyasla biraz daha düşük bir performans sergilemektedir, ancak yine de finansal başarısızlık tahmininde kullanılabilir geçerli bir seçenektir.

Lojistik Regresyon ve Naive Bayes modelleri ise daha düşük doğruluk ve duyarlılık değerlerine sahiptir. Bu modellerin tahmin performansı, diğer modellere göre daha zayıf olabilir ve finansal başarısızlık tahmini için tercih edilmemelidir.

Genel olarak, DVM, Rastgele Orman ve Yapay Sinir Ağları modelleri, finansal başarısızlık tahmini için daha iyi sonuçlar veren modeller olarak öne çıkmaktadır. Bu modellerin yüksek doğruluk ve duyarlılık değerleri, şirketlerin gelecekteki mali durumunu öngörmek için güvenilir bir temel sağlamaktadır. Ancak, seçilecek modelin uygulanacağı duruma bağlı olarak dikkate alınması gereken faktörler bulunmaktadır, bu nedenle model seçimi yaparken dikkatli bir değerlendirme yapılmalıdır.

6. SONUÇ

Son yıllarda, hem ülkemizde hem de uluslararası alanda işletmelerin finansal başarısızlığı giderek daha fazla tartışılan bir konu haline gelmiştir. İşletmelerin finansal başarısızlıkları, sadece işletme ortakları ve hisse senedi yatırımcıları için değil, aynı zamanda ekonomik göstergeler gibi faktörler de bağlantılı olarak gayri safi milli hâsıla ve işsizlik gibi konuları da doğrudan etkilemektedir. Ayrıca, bankalar ve kredi veren finansal kuruluşlar da bu başarısızlıkların sonuçlarını önemli ölçüde hissetmektedir. Ancak, işletmelerin başarısızlıklarının önceden tahmin edilebilmesi ve bu durumlara karşı önlem alınabilmesi, işletmelerin hedeflerine ulaşması, doğru yatırım kararları alınması ve karşılaşılan risklere çözüm bulunması açısından büyük fayda sağlamaktadır. Bu noktada, analizler ve değerlendirmeler yaparak işletmelerin gelecekteki performanslarını öngörmek ve gerekli adımları atmak, işletmelerin sürdürülebilirliklerini artırmak ve potansiyel sorunlara daha etkin bir şekilde müdahale etmek için finansal başarısızlığın önceden tahmin edilebilmesi tüm finansal bilgi kullanıcıları için kritik bir rol oynamaktadır. Yani, işletme başarısızlığına ilişkin başarısızlığı önceden tahmin etmek, işletmelerin gelecekteki performansını iyileştirmek ve risklerle başa çıkmak için hayati bir araçtır. Bu nedenle, işletmelerin finansal durumlarını sürekli olarak izlemek, verileri analiz etmek ve doğru yatırım kararları almak, işletmelerin sürdürülebilir büyüme ve başarı elde etmeleri için önemli bir unsur olup en önemlisi de finansal başarısızlığı tahmin ederek önceden tedbir almayı sağlayacaktır.

Bu çalışmanın temel amacı, işletmelerin finansal başarısızlıklarını tahmin etmek için finansal oranlar kullanarak bir model geliştirmektir. İşletmelerin gelecekteki finansal durumlarını öngörmek ve potansiyel başarısızlık risklerini tespit etmek için makine öğrenmesi yöntemleri kullanılmıştır. Çalışmada, işletmelerin finansal performansını değerlendirmek için çeşitli finansal oranlar ve göstergeler kullanılmıştır. Finansal oranlar, işletmelerin likidite, mali yapı, faaliyet ve karlılık gibi alanlardaki performansını ölçmek için kullanılan önemli araçlardır. Makine öğrenmesi yöntemleri, büyük miktarda veriyi analiz ederek, örüntüleri ve ilişkileri belirlemek için kullanılan bir yaklaşımdır. Çalışmada, işletmelerin finansal verileri üzerinde makine öğrenmesi algoritmaları kullanılarak bir model geliştirilmiştir. Bu model, işletmelerin finansal başarısızlığa yönelik potansiyel belirteçleri belirlemek ve işletme performansını değerlendirmek için kullanılabilir. Bu araştırma, işletmelere gelecekteki riskleri ve zorlukları önceden tespit etme fırsatı sunarak, işletme yöneticilerine doğru yatırım kararları almak ve stratejileri uyarlamak konusunda yardımcı olacaktır. Ayrıca, finansal kurumlar ve yatırımcılar için de önemli bir bilgi kaynağı olabilir,

çünkü işletmelerin finansal sağlığını değerlendirerek risklerini minimize etmelerine yardımcı olabilir.

Araştırma Türkiye'de ve BİST'te işlem gören, bilişim sektöründe faaliyet gösteren işletmelerin finansal başarısızlıklarını tahmin etmeyi hedeflemektedir. Bu hedef doğrultusunda, 1995-2022 yılları arasında belirlenen 16 başarılı ve 13 başarısız toplam 29 bilişim işletmesinin dönem sonu finansal tablolarından elde edilen veriler kullanılmıştır. Bu veriler, RapidMiner programına aktararak makine öğrenmesi yöntemleriyle bir model oluşturmak için kullanılmıştır. Ancak bu hesaplamalar sonucunda elde edilen sonuçlar makine öğrenmesi yöntemiyle yeterince sağlıklı olmamıştır. Bu nedenle, literatürde sıkça kullanılan SMOTE tekniği kullanılarak veri artırımı yapılmıştır ve toplamda 684 adet veri kullanılarak daha anlamlı sonuçlar elde edilmiştir. Bu artırılmış veri setiyle yapılan analizlere göre Karar Ağaçları yöntemi %89,48, Lojistik Regresyon %82,75, Yapay Sinir Ağları %90,79, DVM %94,3, Rastgele Orman %97,52 ve Naive Bayes %66,81 doğruluk oranlarına sahip olmuştur.

Sonuçlara göre, Rastgele Orman yöntemi en yüksek doğruluk oranını göstermektedir, ardından DVM ve YSA gelmektedir. Karar Ağaçları ve Lojistik Regresyon yöntemleri de kabul edilebilir düzeyde doğruluk oranlarına sahiptir. Ancak Naive Bayes yöntemi diğerlerine kıyasla daha düşük bir doğruluk oranı göstermektedir.

Bu bulgular, işletmelerin finansal başarısızlıklarını tahmin etmek için makine öğrenmesi yöntemlerinin etkili olabileceğini göstermektedir. Rastgele Orman yöntemi, veri setinin genişletilmesiyle birlikte en yüksek doğruluk oranını sağlamış ve bu nedenle tercih edilebilir bir yöntem olarak görülmektedir. Bu çalışma, finansal başarısızlığın önceden tahmin edilmesinde kullanılan makine öğrenimi algoritmalarının etkinliği ve karşılaştırmalı analizi üzerinde önemli bir katkı sağlamaktadır. Sonuçlar, şirketlerin risk yönetimi ve karar verme süreçlerinde daha bilinçli ve doğru adımlar atmalarına yardımcı olabilir.

KAYNAKLAR

- Ağca, K. (2022). Evrişimsel Sinir Ağları Kullanarak Diyabetik Retinopati Hastalığının Tespiti. Yüksek Lisans Tezi, *Sivas Cumhuriyet Üniversitesi, Fen Bilimleri Üniversitesi, Sivas*.
- Aker, Y. (2021). Finansal Başarısızlık Tahmininde Makine Öğrenmesi Yöntemlerinin Kullanımı: Türkiye'deki Kobi'ler Üzerine Bir Uygulama, *Doktora Tezi, Giresun, 2021*.
- Aker, Y., & Karavardar, A. (2022). Türkiye'deki Kobilerin Finansal Başarılı Ve Başarısız Olma Durumlarının Altman, Springate Ve Yapay Sinir Ağları Modeli İle Tahmin Edilebilirliği. *Mali Cözüm Dergisi*, 32, 151-169., 2022.
- Akgün, A. (2013). Firmalarda Finansal Başarısızlığın Tahmini Ve İstanbul Menkul Kıymetler Borsası'nda Bir Uygulama (*Doctoral Dissertation, Doktora Tezi, Konya: Selçuk Üniversitesi*).
- Aksaç, K. (2022). Prediction Of The Future Success Of Candidates Before Recruitment With Machine Learning: A Case Study In The Banking Sector. *Yüksek Lisans Tezi, Galatasaray Üniversitesi, Fen Bilimleri Üniversitesi, İstanbul*.
- Aksoy, E. E. A., & Göker, İ. E. K. (2018). Bankacılık Sektöründe Finansal Risklerin Z-Skor Ve Bankometer Metodları İle Tespiti, BİST'te İşlem Gören Ticari Bankalar Üzerine Bir Araştırma. *Muhasebe Bilim Dünyası Dergisi*, 20(2), 418-438.
- Aksu, A. A. (2000). Otel İşletmelerinin Başarısını Etkileyen Dış Çevre Faktörleri. Balıkesir Üniversitesi *Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 3(4), 269-281.
- Aktaş, R. (1993). Endüstri İşletmeleri İçin Mali Başarısızlık Tahmini, *Ankara, İş Bankası Kültür Yayınları*
- Aktaş, R., Doğanay, M., Gökmen, Y., & Somuncu, K. (2017). *Finansal Yönetim*. İstanbul, Beta Yayınları.
- Aktaş, Ramazan.- Doğanay, Mete.- Yıldız, Birol (2003). "Mali Başarısızlığın Öngörülmesi: İstatistiksel Yöntemler Ve Yapay Sinir Ağı Karşılaştırması", *Ankara Üniversitesi Siyasal Bilgiler Fakültesi Dergisi*, Cilt 58, Sayı 4, S. 1-24
- Akyüz, F. (2020). Taş Ve Toprağa Dayalı Sektörde Faaliyet Gösteren Şirketlerin Finansal Başarısızlık Risklerinin Tahmin Edilmesi. *Ömer Halisdemir Üniversitesi İktisadi Ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 13(1), 40-51.
- Alamsyah, A., Kristanti, N., & Kristanti, F. T. (2021, March). Early Warning Model For Financial Distress Using Artificial Neural Network. *In Iop Conference Series: Materials Science And Engineering (Vol. 1098, No. 5, P. 052103)*. Iop Publishing.
- Alıcı, A. (2021). Havayolu İşletmelerinde Finansal Başarısızlık Riskinin Belirleyicileri. *International Journal Of Aeronautics And Astronautics*, 2(2), 28-40.
- Altman, E. (1968). Financial Ratios, Discriminant Analysis And The Prediction Corporate Bankruptcy. *The Journal Of Finance*, 23(4), 589-609

- Altman, E. I., Iwanicz-Drozdowska, M., Laitinen, E. K., & Suvas, A. (2017). Financial Distress Prediction In An International Context: A Review And Empirical Analysis Of Altman's Z-Score Model. *Journal Of International Financial Management & Accounting*, 28(2), 131-171.
- Altun, M., Nacar, M. Ve Çakar, O. (2020). Mesleki Ve Teknik Anadolu Lisesi Bilişim Teknolojileri Alanı Yapay Zekâ Ve Makine Öğrenmesi 11-12 Ders Materyali(2020) *Milli Eğitim Bakanlığı*
- Atalay, M., & Çelik, E. (2017). Büyük Veri Analizinde Yapay Zekâ Ve Makine Öğrenmesi Uygulamaları-Artificial Intelligence And Machine Learning Applications In Big Data Analysis. *Mehmet Akif Ersoy Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 9(22), 155-172.
- Aydın, N., Başar, M., & Çoşkun, M. (2015). *Finansal Yönetim, Yenilenmiş 2. Baskı*. Detay Yayıncılık, Ankara.
- Ayvaz, R. N., & Erkan, M. K. (2023). A Review On Financial Failure Models-The Case Of Manufacturing Industry. *Business & Management Studies: An International Journal*, 11(1), 375-399.
- Bağcı, H., Sağlam, Ş. (2020). Sağlık Ve Spor Kuruluşlarında Finansal Başarısızlık Tahmini: Altman, Springate Ve Fulmer Modeli Uygulaması. *Hacettepe Sağlık İdaresi Dergisi*, 23(1): 149-164
- Bastem, H. N. (2021). *Student Academic Performance Prediction Via Artificial Intelligence Using Machine Learning Algorithms* (Master's Thesis).
- Başar, M.(2007). „*Finansal Yönetim*“. Ankara: Avcıoğlu Basım, S:24.
- Beaver, W. 1966, ‘Financial Ratios As Predictors Of Failures’ *Journal Of Accounting Research*, Vol. 4, No. 3, Ss. 71–111.
- Bektöre, S., Çömlekçi, F., & Sözbilir, H. (2013). *Mali Tablolar Analizi*. Nisan Kitabevi.
- Beyazgül, M., Cemile, Ö. C. E. K., & Karadeniz, E. Covid-19 Salgınının Kara, Deniz Ve Havayolu Yolcu Taşımacılığı Sektörlerinin Likidite Ve Finansal Başarısızlık Risklerine Etkisinin Analizi. *Güncel Turizm Araştırmaları Dergisi*, 6(1), 282-300.
- Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine learning*, 45, 5-32.
- Büker, S., Aşıkoğlu, R., & Sevil, G. (2007). *Finansal Yönetim*,(3. Baskı). Özkan Matbaacılık, Ankara.
- Büker, Semih, Aşıkoğlu, Rıza ve Sevil, Güven (1997). *Finansal Yönetim* (2. Baskı). *Eskişehir: Anadolu Üniversitesi*.
- Büyük, H. F., & Yıldırım, H. Finansal Başarısızlığın Modellenmesi Üzerine Bir İnceleme. *Dokuz Eylül Üniversitesi İşletme Fakültesi Dergisi*, 23(2), 25-46.

- Büyükarıkan, U. (2014). Bilişim Sektöründe Faaliyet Gösteren Firmaların Finansal Başarısızlık Tahmin Modelleriyle İncelenmesi. *Akademik Bakış Uluslararası Hakemli Sosyal Bilimler Dergisi*, (46), 160-172.
- Castañón, L. E. G., Nieto González, J. P., Castañón, M. A. G., & Morales-Menéndez, R. (2008). Fault diagnosis of industrial systems with Bayesian networks and neural networks. In *MICAI 2008: Advances in Artificial Intelligence: 7th Mexican International Conference on Artificial Intelligence, Atizapán de Zaragoza, Mexico, October 27-31, 2008 Proceedings 7* (pp. 998-1008). Springer Berlin Heidelberg.
- Cemile, Ö. C. E. K., Beyaz, F. S., & Karadeniz, E. (2022). Restoran Zincirlerinin Finansal Başarısızlık Riskleri Ve Covid-19'un Etkisi. *Anatolia: Turizm Araştırmaları Dergisi*, 33(2-Ön Yayımdaki Makaleler), 65-76.
- Cortes, C., & Vapnik, V. (1995). Support-vector networks. *Machine learning*, 20, 273-297.
- Cüvitoğlu, A. (2017). *Prediction Of Synergistic Drug Combinations By Using Machine-Learning Methods* (Master's Thesis, Fen Bilimleri Enstitüsü).
- Çöllü, D. A., 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.
- Dalak, S., Günay, F., Beyazgül, M., & Karadeniz, E. (2018). Türkiye'de Faaliyet Gösteren Havayolu Şirketlerinde Finansal Analiz Tekniklerinin Kullanımı Üzerine Bir Araştırma. *İşletme Ve İktisat Çalışmaları Dergisi*, 6(2), 1-14.
- De Ville, B. (2013). Decision Trees. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Computational Statistics*, 5(6), 448-455.
- Demirel, S. (2023). Makine Öğrenme Algoritmalarıyla Akciğer X-Ray Görüntü Özniteliklerini Kullanarak Pnömoni Tespiti Ve Sınıflandırılması. *Kütühya Dumlupınar Üniversitesi, Lisansüstü Eğitim Enstitüsü, Kütahya*.
- Demirtepe, Y. (2019). Finansal Başarısızlık Tahmini Ve Bir Araştırma (Master's Thesis, Sosyal Bilimler Enstitüsü). *Niğde Ömer Halisdemir Üniversitesi, Sosyal Bilimler Üniversitesi, Niğde*.
- Doğan, S. (2020). Optimal Parametre Ve Özellik Seçimi İle Destek Vektör Makinesi Kullanılarak Finansal Başarısızlık Tahmini. *Gazi Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, Ankara*.
- Doğrul, Ü. (2009). Finansal Başarısızlık Ve Finansal Başarısızlığın Tahmini: Hisse Senetleri İstanbul Menkul Kıymetler Borsasında İşlem Gören Sınai İşletmeler Üzerinde Bir Uygulama. *Mersin Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, Mersin*.
- Dumysaeşeli, C. (2022). Entegre Raporlamanın Finansal Başarısızlık Öngörüsündeki Etkileri: Altman Z Skoru Modeli Temelli Bir Analiz. *İstanbul Medeniyet Üniversitesi, Lisansüstü Eğitim Enstitüsü, İstanbul*.
- Erbildemirkesen, F. (2023). Ar-Ge Harcamaları İle Finansal Başarısızlık Riski Arasındaki Nedensellik İlişkisi. *Bahçeşehir Üniversitesi, Lisansüstü Eğitim Enstitüsü, İstanbul*.

- Erkılıç, C. E., & Aksoy, A. (2020). Hastanelerde Finansal Başarısızlık Tahmini: Lojistik Regresyon Modeli İle Kamu Hastaneleri Üzerine Bir Uygulama. *İşletme Araştırmaları Dergisi*, 12(2), 1415-1433.
- Ersan, Ö. (2017). İşletme Başarısızlığını Belirleyen Etkenler: Türkiye İmalat Sektörü Örneği. *Kadir Has Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, İstanbul*.
- Fidan, H. (2020). Random Forest (Rastgele Orman) Algoritması Temelli Süreç İzleme Yönteminin Ambulatuvar Kan Basıncı İzlemede Hipertansiyonun Erken Tanısı İçin Kullanımı. *Muğla Sıtkı Koçman Üniversitesi / Fen Bilimleri Enstitüsü, Muğla*.
- Fulmer, J., Moon, J., Gavin, T., & Erwin, J. (1984). A Bankruptcy Classification Model For Small Firms. *Journal Of Commercial Bank Lending*, 66(11), 25-37.
- Ge, Z., Song, Z., Ding, S. X., & Huang, B. (2017). Data Mining And Analytics In The Process Industry: *The Role Of Machine Learning. Ieee Access*, 5, 20590-20616.
- Gezer, F. (2021). BİST 100 İçerisinde Bilişim Firmalarının Finansal Başarısızlıklarının Altman-Z Ohlson Springate Ve Fulmer Yöntemleriyle Tahmin Edilmesi. *İstanbul Okan Üniversitesi, Lisansüstü Eğitim Enstitüsü, İstanbul*.
- Gör, Ö. Ü. Y. (2019). Finansal Başarısızlık Üzerine Bir Araştırma: BİST-100 Örneği. *Full Text Book*, 29.
- Graepel, T. (1998). Statistical Physics Of Clustering Algorithms. *Technical Report*, 171822.
- Gülbiten, R. *Finansal Tabloların Bağımsız Denetiminde Hilelerin Tespit Edilmesine Yönelik Analitik Prosedürlerin İncelenmesi* (Master's Thesis, Sosyal Bilimler Enstitüsü).
- Gürüş, S., Akay, E. Ç., Turgut, Ü. N., & Kızılarıslan, Ş. (2017). Multivariate Probit Modeli İle Finansal Başarısızlığın Yeniden İncelenmesi: Borsa İstanbul Örneği. *Sosyal Bilimler Araştırma Dergisi*, 6(3), 199-210.
- Hesarı, S. (2018). „*Finansal Başarısızlık Tahmini: Yapay Sinir Ağı Ve Karar Ağacı Yöntemleri Üzerine Bir İnceleme*” (Doctoral Dissertation, Yüksek Lisans Tezi, Dokuz Eylül Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, İzmir, Türkiye).
- Hiçşaşmaz, M. (1977). Bilanço Ve Gelir Tabloları Analizi. *Ankara İktisadi Ve Ticari İlimler Akademisi Yayını*.
- Hitchner, J. R. (2010). *Financial Valuation, + Website: Applications And Models (Vol. 545)*. John Wiley & Sons.
- Huang, Y. P., & Yen, M. F. (2019). A New Perspective Of Performance Comparison Among Machine Learning Algorithms For Financial Distress Prediction. *Applied Soft Computing*, 83, 105663.
- İçerli, M.Y. Ve Akkaya, G.C. (2006). Finansal Açından Başarılı Olan İşletmelerle Başarısız Olan İşletmeler Arasında Finansal Oranlar Yardımıyla Farklılıkların Tespiti. *Atatürk Üniversitesi, -İktisadi Ve İdari Bilimler Dergisi*, 20(1).

- İlhan, E. G. E., Topaloğlu, E. E., & Erkol, A. Y. (2017). Fulmer Modeline Dayalı Finansal Başarısızlık İle Finansal Performans İlişkisi: İmalat Sanayi Üzerine Bir Uygulama. *Muhasebe Ve Finansman Dergisi*, (74), 119-132.
- İlker, P. O. Y. R. A. Z. (2020). *Makine Öğrenmesi Algoritmaları İle Eczaneler İçin İlaç Talep Tahmini* (Doctoral Dissertation, Yüksek Lisans Tezi, İstanbul Aydın Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü).
- İloğlu, H. S. (2020). *Altman Z" Skor Yöntemi İle Havayolu Şirketlerinde Finansal Başarısızlık Tahmini* (Master's Thesis, Başkent Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü).
- İslamoğlu, M., & Çankaya, S. (2018). Finansal Başarının Tahmininde Finansal Başarısızlık Modellerinin Kullanılması: BİST Xelkt Endeksine Dahil Firmalar Üzerine Bir Uygulama. *Maliye Ve Finans Yazıları*, (110), 111-134.
- Kaplan, S. Bankalara Olan Borçlarını Yeniden Yapılandıran Firmaların Başarısında, Banka Kredilerine Erişim Yeteneğinin Ve Finansal Başarısızlık Derecesinin Etkisi. *Alanya Akademik Bakış*, 1(2), 25-38.
- Karabina, A. (2017). *Konuşmacı Tanımada Makine Öğrenmesi Tekniklerinin Kullanımı* (Master's Thesis, Ondokuz Mayıs Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü)
- Karadeniz, E., & Cemile, Ö. C. E. K. (2019). Finansal Başarısızlık Riski Taşıyan İle Taşımayan İşletmelerin Finansal Oranlarının Karşılaştırmalı Analizi: Borsa İstanbul Turizm İşletmelerinde Bir Araştırma. *Seyahat Ve Otel İşletmeciliği Dergisi*, 16(2), 191-206.
- Karadeniz, E., & Kahiloğulları, S. (2014). Borsa İstanbul'da İşlem Gören Spor Şirketlerinin Finansal Performansının Oran Yöntemiyle Analizi. *Çukurova Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 23(2), 129-144.
- Karadeniz, E., İskenderoğlu, Ö., & Cemile, Ö. C. E. K. (2022). Financial Failure Risk-Firm Value Nexus: Evidence From The European Lodging Companies. *Sosyoekonomi*, 30(54), 179-198.
- Karasioğlu, F., & Erdemir, Ö. Ü. N. K. (2019). *Mali Tablolar Analizi*. Eğitim Yayınevi.
- Karğın, M., & Aktaş, R. (2011). Türkiye Muhasebe Standartlarına Göre Raporlanmış Nakit Akış Tablosu Ve Analizi. *Muhasebe Ve Finansman Dergisi*, (52), 1-24.
- Kaygın, C. Y. (2020). BİST Bilişim Sektöründe İşlem Gören Şirketlerin Finansal Performanslarının Multimoora Yöntemleri İle Ölçümü. *Muhasebe Bilim Dünyası Dergisi*, 22(3), 529-546.
- Kaynar, O., Tuna, M. F., Görmez, Y., & Deveci, M. A. (2017). Makine Öğrenmesi Yöntemleriyle Müşteri Kaybı Analizi. *Cumhuriyet Üniversitesi İktisadi Ve İdari Bilimler Dergisi*, 18(1), 1-14.
- Keçeci, A. (2019). An İmplementation Of Machine Learning Algorithms For Hand Gesture Recognition.

- Kendirli, S., & Çıtak, F. (2022). Altman Modeli İle Finansal Başarısızlık Tahmini: BİST Orman, Kağıt Ve Basım Endeksinde Faaliyet Gösteren Şirketlerde Bir Uygulama. *Econder International Academic Journal*, 6(1), 86-97.
- Kılıç, H. (2022). *Firmaların Türev Ürün Kullanım Düzeyleri İle Finansal Başarısızlık Durumlarının Belirlenmesine Yönelik BİST 100 Endeksi'nde Bir Araştırma* (Master's Thesis, Karamanoğlu Mehmetbey Üniversitesi).
- Kılıç, İ.&Önal,S. *Finansal Hilelerin Yapay Sinir Ağları Yöntemi İle Tespit Edilmesi*. İksad Yayınevi, 2021
- Korkmaz, P. Borsa İstanbul'da Faaliyet Gösteren Teknoloji Şirketlerinde Lojistik Regresyon Modeli İle Finansal Başarısızlık Tahminlemesi. *Aurum Journal Of Engineering Systems And Architecture*, 6(2), 207-224., 2022
- Kuruçay, S. C. (2022). *Gıda Üretim Şirketlerinde Finansal Başarısızlık Tahmini İçin Model Önerisi* (Doctoral Dissertation).
- Lazol, İ. (2000). *Mali Analiz Ve Enflasyon Muhasebesi Uygulamaları*. Bursa: Ekin Kitabevi.
- Le, H. H., & Viviani, J. L. (2018). Predicting Bank Failure: An Improvement By Implementing A Machine-Learning Approach To Classical Financial Ratios. *Research In International Business And Finance*, 44, 16-25.
- Mahesh, B. (2020). Machine Learning Algorithms-A Review. *International Journal Of Science And Research (Ijsr)*. [Internet], 9, 381-386.
- Mohamed, A. A., & Salama, A. S. (2013). A Fuzzy Logic Based Model For Predicting Commercial Banks Financial Failure. *International Journal Of Computer Applications*, 79(11), 16-21.
- Nalan, A., & Tenker, N. (2007). *Finansal Tablolar Ve Mali Analiz Teknikleri*. Ankara, Gazi Kitabevi.
- Newport, P. (2023). *Strategic Solvency: Ranking Predictors Of Us Hospital Failure And Success* (Doctoral Dissertation, Northcentral University).
- Nurarslan, N. (2022). Alzheimer Hastalığının Teşhisi İçin Demxnet Model Önerisi Ve Derin Transfer Öğrenme Yöntemleri ile Karşılaştırılması. *Kütahya Dumlupınar Üniversitesi, Lisansüstü Eğitim Enstitüsü, Kütahya*.
- Ohlson, J. A. (1980). Financial Ratios And The Probabilistic Prediction Of Bankruptcy. *Journal Of Accounting Research*, 109-131.
- Önce, S. (2013). *Finansal Tablolar Analizi. (2. Baskı)*. T.C. Anadolu Üniversitesi Yayını No: 2996. Açıköğretim Fakültesi Yayını, No. 1949. Eskişehir
- Özdamar, E. Ö. (2002). *Veri Madenciliğinde Kullanılan Teknikler Ve Bir Uygulama* (Master's Thesis, Fen Bilimleri Enstitüsü).
- Özdemir, F. S. (2019). Finansal Raporlama Standartlarının Bilgi Asimetrisini Azaltıcı Rolüne Dair Teorik İnceleme. *Muhasebe Bilim Dünyası Dergisi*, 21(3), 581-602.

- Özdemir, F. S., Choi, F. D., & Bayazıtlı, E. (2012). Finansal Başarısızlık Tahminleri Yönüyle Ufrs Ve Bilginin İhtiyaca Uygunluğu. *Mali Çözüm Dergisi*, 112(2012), 17-52.
- Peng, C. Y. J., Lee, K. L., & Ingersoll, G. M. (2002). An Introduction To Logistic Regression Analysis And Reporting. *The Journal Of Educational Research*, 96(1), 3-14.
- Rahman, M. M., Sultana, Z., Jahan, M., & Fariha, R. (2020). Prediction Of Financial Distress İn Bangladesh's Banking Sector Using Data Mining And Machine-Learning Technique. *In Proceedings Of International Joint Conference On Computational Intelligence: Ijcci 2019 (Pp. 151-162)*. Springer Singapore.
- Rokach, L., & Maimon, O. (2005). Decision Trees. *Data Mining And Knowledge Discovery Handbook*, 165-192.
- Sayı, G. B., & Mustafa, E. M. İ. R. Brics-T Ülkelerinde Bankaların Finansal Başarısızlığın Tahmin Edilmesi. *Finans Ekonomi Ve Sosyal Araştırmalar Dergisi*, 7(3), 307-326.
- Selimoğlu, S., & Orhan, A. (2015). Finansal Başarısızlığın Oran Analizi Ve Diskriminant Analizi Kullanılarak Ölçümlenmesi: BİST'te İşlem Gören Dokuma, Giyim Eşyası Ve Deri İşletmeleri Üzerine Bir Araştırma. *Muhasebe Ve Finansman Dergisi*, (66), 21-40.
- Springate, G. (1978). Predicting The Possibility Of Failure İn A Canadian Firm. *Unpublished M.B.A. Research Project*. Simon Fraser University
- Süsler, B. (2022). *Finansal Başarısızlığın Yapay Sinir Ağları Ve Çok Değişkenli İstatistiksel Analiz Teknikleri İle Tahmin Edilmesi: Borsa İstanbul'da Bir Uygulama* (Doctoral Dissertation, Bursa Uludag University (Turkey)).
- Şamiloğlu, F., & Akgün, A. İ. (2010). Finansal Raporlama Standartlarına Uygun Finansal Tablolar Analizi. *Ekin Yayınevi*.
- Şenel, S. Ve Alatl, B. (2014). Lojistik Regresyon Analizinin Kullanıldığı Makaleler Üzerine Bir İnceleme. *Journal Of Measurement And Evaluation İn Education And Psychology*. 5(1), 35-52.
- Tamari, M. (1966). Financial Ratios As A Means Of Forecasting Bankruptcy. *Management International Review*, 15-21.
- Tanted, N., & Pathak, Y. (2015). The Effect Of Financial Ratios On The Financial Situation Of Indian Enterprises: A Discriminant Analysis. *International Journal of Research in Engineering, Social Sciences (ISSN 2249-9482) â...ð ad Fa^ r, 4*.
- Tekin, B., & Yusuf, G. Ö. R. Finansal Başarısızlık Tahmin Modelleri Ve Bankacılık Sektörü Mali Tabloları Üzerinden Bir Uygulama: Altman Ve Springate Modelleri. *Adıyaman Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, (40), 373-404., 2022
- Toroslu, V. M., & Durmuş, N. C. (2016). Finansal tablolar analizi. *Ankara: Seçkin Yayıncılık*.

- Tutar, E. A., & Medetođlu, B. Altman Z Skor Modeli İle BİST Spor Endeksinde İşlem Gören İşletmelerin Finansal Durumların Deđerlendirilmesi. *Bandırma Onyedi Eylül Üniversitesi Sosyal Bilimler Araştırmaları Dergisi*, 5(1), 15-26.
- Türkmen, E. (2021). Makine Öğrenmesi Yöntemleri İle Banka Pazarlama Tahmini (Master's Thesis, İstanbul Kültür Üniversitesi/Lisansüstü Eğitim Enstitüsü/Bilgisayar Mühendisliği Ana Bilim Dalı/Bilgisayar Mühendisliği Bilim Dalı).
- Türko, M. (2002). Finansal Yönetim(2. Basım). *İstanbul: Alfa Yayınları*.
- Uzun, E. (2005). İşletmelerde Finansal Başarısızlığın Teorik Olarak İrdelenmesi. *Mufad Dergisi*.
- Ünay, B., & Timur, E. (2022). Altman Z Skoru Belirlenen Firmaların Başarılı Ve Başarısız Olma Durumlarını Etkileyen Faktörlerin Lojistik Regresyon Ve Panel Veri Analizi Yöntemleri İle Belirlenmesi: BİST 100 Endeksinde Bir Uygulama. *The Journal Of Academic Social Sciences*.
- Van Gestel, T., Baesens, B., Suykens, J. A., Van Den Poel, D., Baestaens, D. E., & Willekens, M. (2006). Bayesian Kernel Based Classification For Financial Distress Detection. *European Journal Of Operational Research*, 172(3), 979-1003.
- Van, M. G. (2019). Finansal Başarısızlık Ve İflası Etkileyen Faktörlerin Genelleştirilmiş Sıralı Logit Modeli İle Analizi, *Yüksek Lisans Tezi, Van*.
- Vapnik, V. N., & Vapnik, V. (1998). Statistical Learning Theory, *Vol. 1. Hoboken*.
- Vapnik, V., & Chapelle, O. (2000). Bounds On Error Expectation For Support Vector Machines. *Neural Computation*, 12(9), 2013-2036.
- Vuran, B. (2008). *Şirketlerin Finansal Açından Sorunlu Olmasına İlişkin Model Çalışması: Türkiye Üzerine Bir Araştırma*.
- Widyanty, W., & Oktasari, D. P. (2020, February). Financial Ratio Analysis as a Prediction Tool of Bankruptcy on Banking Companies Listed in Indonesia Stock Exchange. In *4th International Conference on Management, Economics and Business (ICMEB 2019)* (pp. 180-184). Atlantis Press.
- Yıldız, Ş., & Gürkan, S. Finansal Başarısızlık Tahmin Modellerinin Karşılaştırılması: Borsa İstanbul Turizm Şirketlerinde Bir Araştırma. *Ekonomi İşletme Ve Yönetim Dergisi*, 6(2), 235-262.
- Yükçü, Süleyman. 1999. Finansal Yönetim, *Vizyon Yayınları, İzmir*.
- Yüksel, U. (2022). Altman Z skoru ile finansal başarısızlık tahmini ve COVID 19 pandemisinin finansal başarısızlık üzerindeki etkileri: BİST 100 imalat sektöründe bir uygulama (Master's thesis, Bursa Uludağ Üniversitesi).

Zainudin, Z., Hassan, H., Jaafar Sidik, M. H., & Zaini, S. M. (2023). Prediction Financial Distress: The Pro-Technology Technique of Altman Z-Score Model. *Journal of Information Technology Management*, 15(2), 25-45.

Zhai, S. S., Choi, J. G., & Kwansa, F. (2015). A financial ratio-based predicting model for hotel business failure. *Global Business & Finance Review (GBFR)*, 20(1), 71-86.

Zmijewski, M. E. (1984). Methodological issues related to the estimation of financial distress prediction models. *Journal of Accounting research*, 59-82.



EKLER

EK-1. Finansal oranlar

ŞİRKET	BLI-SIZ	CARI ORAN	LİKİTDE ORANI(AŞİT-TEST ORANI)	NAKİT ORAN	FINANSAL KALDIRAÇ ORANI	BORÇLARIN ÖZSERMAYEYE ORANI	ÖZSERMAYE ORANI	KISA VADELİ YABANCI KAYNAKLARIN TOPLAMI	UZUN VADELİ YABANCI KAYNAKLARIN TOPLAMI	MADDİ DURAN VARLIKLAR/ÖZSERMAYE ORANI	MADDİ DURAN VARLIKLAR/UZUN VADELİ YABANCI KAYNAKLAR ORANI	DURAN VARLIKLAR/DEVAMLİ SERMAYE ORANI (DURAN)	MADDİ DURAN VARLIKLAR/DEVAMLİ SERMAYE ORANI	DURAN VARLIKLAR/ÖZKAYNAKLAR ORANI	DURAN VARLIKLAR/UZUN VADELİ YABANCI KAYNAKLAR ORANI	STOK DEVİR HIZ ORANI	STOKLARIN ORTALAMA TÜKETİLME SÜRESİ(STOK TUTMA SÜRESİ)	ALACAK DEVİR HIZ ORANI	ALACAKLARIN ORTALAMA TAHSİLAT SÜRESİ	TİCARİ BORÇLAR DEVİR HIZI ORANI	TİCARİ BORÇLARIN ORTALAMA ÖDEME SÜRESİ	DÖNEN VARLIKLAR DEVİR HIZI ORANI	DURAN VARLIKLAR DEVİR HIZI ORANI	AKTİF DEVİR HIZI ORANI	ÖZSERMAYE DEVİR HIZI ORANI	NET İŞLETME SERMAYESİ DEVİR HIZI	DEVAMLİ SERMAYE DEVİR HIZI	ÖDENMİŞ SERMAYE DEVİR HIZI	BRÜT SATIŞ KARLILIĞI ORANI	ESAS FAALİYET KARLILIĞI ORANI	FAALİYET KARLILIĞI ORANI	NET KARLILIK ORANI	ÖZKAYNAKLARIN KARLILIĞI ORANI	DEVAMLİ SERMAYE KARLILIĞI ORANI	AKTİF KARLILIĞI ORANI	EKONOMİK RENTABİLİTE ORANI
ALCTL	1	1,43	1,02	0,16	0,61	0,63	0,39	0,54	0,08	0,58	2,92	0,50	0,48	0,60	3,03	2,63	138,56	3,12	117,05	5,98	61,06	1,44	4,76	1,11	2,85	4,76	2,38	20,16	0,47	0,11	0,13	0,14	0,39	0,33	0,15	0,30
ALCTL	1	1,34	1,13	0,14	0,58	0,73	0,42	0,54	0,04	0,48	5,15	0,60	0,44	0,66	7,06	7,31	49,91	2,98	122,34	4,08	89,43	1,91	4,99	1,38	3,27	7,50	3,00	12,58	0,39	0,17	0,16	0,14	0,44	0,41	0,19	0,27
ALCTL	1	2,01	1,88	0,65	0,45	1,22	0,55	0,41	0,04	0,30	3,84	0,31	0,28	0,33	4,24	13,32	27,39	4,11	88,74	7,03	51,89	1,71	7,72	1,40	2,55	3,42	2,37	12,40	0,52	0,30	0,33	0,23	0,58	0,54	0,32	0,56
ALCTL	1	1,69	1,62	0,29	0,58	0,72	0,42	0,53	0,05	0,20	1,80	0,22	0,18	0,24	2,22	21,45	17,02	2,05	178,36	2,95	123,88	1,43	12,77	1,29	3,08	3,50	2,78	25,35	0,39	0,18	0,23	0,13	0,41	0,37	0,17	0,33
ALCTL	1	1,43	1,32	0,42	0,70	0,43	0,30	0,61	0,09	0,32	1,08	0,33	0,25	0,43	1,43	9,65	37,83	2,18	167,06	2,98	122,35	1,16	7,92	1,01	3,37	3,87	2,60	35,44	0,39	0,08	0,09	0,06	0,21	0,16	0,06	0,25
ALCTL	1	1,16	0,98	0,16	0,75	0,33	0,25	0,63	0,12	0,62	1,30	0,72	0,42	1,07	2,22	8,28	44,09	2,79	130,71	3,78	96,56	1,87	5,17	1,37	5,50	13,28	3,72	13,47	0,30	0,02	0,07	0,05	0,30	0,20	0,08	0,24
ALCTL	1	1,22	1,06	0,19	0,93	0,08	0,07	0,70	0,23	1,18	0,37	0,50	0,28	2,08	0,65	7,58	48,14	2,63	138,58	1,72	212,09	1,56	8,77	1,33	18,24	8,67	4,36	27,07	0,38	0,12	0,06	0,05	0,98	0,23	0,07	0,57
ALCTL	1	1,23	0,74	0,06	0,90	0,11	0,10	0,69	0,21	0,94	0,46	0,50	0,31	1,53	0,75	1,69	215,76	2,62	139,58	1,19	305,72	0,97	5,17	0,82	7,92	5,22	2,60	16,89	0,31	0,01	0,03	0,01	0,10	0,03	0,01	0,20
ALCTL	1	1,21	0,94	0,15	0,99	0,23	0,23	0,68	0,30	0,86	0,65	0,50	0,37	1,17	0,89	10,82	33,73	3,86	94,68	4,43	82,48	2,49	7,64	2,06	8,93	14,33	3,85	35,55	0,15	0,10	0,09	0,06	0,53	0,23	0,12	0,21
ALCTL	1	1,21	0,84	0,00	0,88	0,14	0,12	0,73	0,14	0,87	0,75	0,42	0,40	0,92	0,79	4,54	80,35	2,62	139,43	2,43	150,42	1,43	11,09	1,26	10,16	8,13	4,69	10,77	0,03	0,11	0,13	0,09	0,96	0,44	0,12	0,20
ALCTL	1	1,14	0,98	0,01	0,89	0,13	0,11	0,75	0,14	0,98	0,80	0,59	0,44	1,32	1,08	8,70	41,94	2,00	182,05	15,47	23,59	1,36	7,78	1,15	10,25	11,39	4,62	11,24	0,12	0,00	0,00	0,00	0,03	0,01	0,00	0,01
ALCTL	1	1,33	0,99	0,13	0,77	0,29	0,23	0,72	0,05	0,12	0,54	0,13	0,10	0,17	0,72	5,33	68,51	3,06	119,20	23,53	15,51	1,60	41,13	1,54	6,81	6,40	5,54	9,75	0,15	0,00	0,08	0,08	0,56	0,45	0,13	0,16
ALCTL	1	1,25	0,99	0,19	0,81	0,24	0,19	0,77	0,03	0,13	0,72	0,14	0,11	0,16	0,90	7,73	47,24	2,95	123,84	4,07	89,76	1,80	56,99	1,75	9,14	8,98	7,76	7,21	0,11	0,02	0,02	0,01	0,05	0,04	0,01	0,01
ALCTL	1	1,30	1,01	0,30	0,77	0,30	0,23	0,73	0,04	0,10	0,52	0,09	0,08	0,10	0,54	6,52	56,00	3,22	113,34	3,71	98,37	1,69	68,61	1,60	7,00	7,25	5,89	8,25	0,12	0,04	0,04	0,02	0,14	0,12	0,03	0,05
ALCTL	1	1,33	1,18	0,23	0,72	0,38	0,28	0,69	0,03	0,19	1,56	0,27	0,17	0,31	2,54	15,61	23,39	2,69	135,93	4,81	75,86	1,91	20,39	1,75	6,29	7,73	5,61	9,12	0,10	0,03	0,03	0,03	0,20	0,18	0,06	0,07
ALCTL	1	1,32	1,13	0,12	0,74	0,35	0,26	0,71	0,03	0,21	1,86	0,21	0,19	0,23	2,06	8,72	41,86	2,06	176,91	3,49	104,69	1,34	20,77	1,26	4,87	5,53	4,37	6,81	0,08	0,00	0,00	0,00	0,01	0,01	0,00	0,01
ALCTL	1	1,56	1,44	0,36	0,82	0,22	0,18	0,60	0,22	0,31	0,26	0,14	0,14	0,32	0,26	14,86	24,56	2,63	138,97	5,06	72,20	1,29	21,31	1,22	6,73	3,58	3,06	7,55	0,07	0,03	0,02	0,04	0,29	0,13	0,05	0,08
ALCTL	1	1,78	1,60	0,23	0,74	0,35	0,26	0,53	0,21	0,19	0,23	0,13	0,11	0,24	0,30	14,83	24,61	2,88	126,80	5,34	68,29	1,68	24,82	1,57	6,06	3,83	3,32	9,41	0,12	0,05	0,05	0,05	0,30	0,16	0,08	0,10
ALCTL	0	1,44	1,18	0,28	0,78	0,27	0,22	0,61	0,18	0,22	0,27	0,32	0,12	0,58	0,70	8,00	45,62	2,94	123,99	5,10	71,60	1,60	11,27	1,40	6,50	5,22	3,57	9,20	0,08	0,01	0,03	0,05	0,34	0,19	0,07	0,08
ALCTL	1	1,32	1,19	0,56	0,84	0,19	0,16	0,70	0,14	0,19	0,22	0,26	0,10	0,49	0,56	11,62	31,41	2,98	122,35	3,76	97,19	1,26	14,67	1,16	7,22	5,18	3,83	9,66	0,09	0,01	0,02	0,00	0,01	0,01	0,00	0,03
ALCTL	1	1,27	1,15	0,26	0,75	0,34	0,25	0,65	0,10	0,10	0,27	0,50	0,07	0,69	1,80	11,68	31,24	1,82	200,40	3,82	95,58	1,21	5,79	1,00	3,97	5,71	2,87	8,54	0,12	0,01	0,01	0,08	0,30	0,22	0,08	0,02
ALCTL	1	1,54	1,39	0,20	0,64	0,56	0,36	0,56	0,08	0,07	0,30	0,31	0,05	0,37	1,70	11,44	31,91	1,90	192,38	6,61	55,19	1,34	8,69	1,16	3,24	3,83	2,66	11,38	0,20	0,11	0,12	0,08	0,26	0,21	0,09	0,14
ALCTL	1	2,18	1,90	0,36	0,60	0,68	0,40	0,38	0,21	0,04	0,07	0,26	0,02	0,40	0,76	8,07	45,24	1,96	185,75	5,61	65,10	1,24	6,45	1,04	2,58	2,29	1,69	12,79	0,14	0,06	0,07	0,05	0,12	0,08	0,05	0,07

EK-1. (Devam) Finansal oranlar

ALCTL	1	2,83	2,42	0,53	0,25	0,85	0,46	0,30	0,24	0,01	0,02	0,22	0,01	0,34	0,64	5,11	71,36	1,72	212,72	5,99	60,90	1,00	5,51	0,85	1,84	1,55	1,21	14,28	0,26	0,18	0,11	0,07	0,13	0,08	0,06	0,09
ALCTL	1	2,08	1,72	0,69	0,42	0,58	0,37	0,42	0,21	0,02	0,03	0,21	0,01	0,33	0,58	5,29	69,05	2,29	159,09	4,00	91,33	1,02	7,39	0,90	2,44	1,96	1,55	18,83	0,10	0,04	0,02	0,04	0,10	0,06	0,04	0,02
ALCTL	1	1,82	1,40	0,48	0,97	0,55	0,35	0,49	0,15	0,01	0,03	0,20	0,01	0,29	0,67	3,95	92,48	2,12	171,87	3,02	121,01	1,05	9,25	0,94	2,67	2,33	1,86	29,53	0,14	0,09	0,03	0,02	0,05	0,03	0,02	0,03
ALCTL	1	3,59	2,72	0,90	0,94	1,29	0,56	0,25	0,18	0,01	0,03	0,12	0,01	0,16	0,51	4,09	89,14	2,11	172,68	7,71	47,36	1,03	10,01	0,93	1,65	1,42	1,25	33,82	0,04	0,02	0,05	0,04	0,07	0,05	0,04	0,05
ALCTL	1	2,58	2,12	0,73	0,43	1,32	0,57	0,36	0,07	0,01	0,05	0,10	0,01	0,11	0,93	4,46	81,80	2,01	181,70	3,47	105,07	1,06	15,34	0,99	1,75	1,73	1,56	58,94	0,24	0,20	0,17	0,10	0,18	0,16	0,10	0,17
ARDYZ	1	1,13	0,88	0,11	0,53	0,89	0,47	0,50	0,03	0,20	3,25	0,87	0,19	0,93	15,04	1,07	341,69	1,71	213,10	0,43	857,38	1,02	1,32	0,58	1,22	9,05	1,15	10,52	0,77	0,18	0,20	0,13	0,16	0,15	0,08	0,12
ARDYZ	1	1,26	0,72	0,04	0,54	0,85	0,46	0,45	0,10	0,10	0,46	0,79	0,08	0,96	4,60	1,93	189,45	3,49	104,54	1,45	251,93	1,36	1,74	0,76	1,66	6,64	1,38	30,78	0,40	0,29	0,35	0,32	0,54	0,44	0,25	0,26
ARDYZ	1	1,81	1,77	0,01	0,25	2,22	0,69	0,25	0,06	0,07	0,80	0,73	0,06	0,79	9,24	31,07	11,75	2,05	177,76	1,98	184,51	1,69	1,41	0,77	1,11	3,78	1,03	2,85	0,59	0,48	0,48	0,44	0,49	0,45	0,34	0,37
ARDYZ	1	3,86	3,83	0,16	0,42	5,24	0,84	0,13	0,03	0,03	0,91	0,58	0,03	0,60	16,04	82,39	4,43	1,39	262,74	7,29	50,05	1,32	1,31	0,66	0,78	1,78	0,75	3,15	0,59	0,51	0,49	0,47	0,36	0,35	0,31	0,33
ARDYZ	1	6,17	5,94	1,79	0,97	8,40	0,89	0,08	0,03	0,04	1,15	0,56	0,03	0,58	18,54	10,43	35,01	2,00	182,36	3,89	93,72	1,33	1,25	0,64	0,72	1,59	0,70	5,24	0,70	0,53	0,53	0,52	0,38	0,37	0,34	0,35
ARDYZ	1	5,53	5,40	1,89	0,94	8,89	0,90	0,09	0,01	0,02	1,93	0,53	0,02	0,54	64,05	14,23	25,66	2,40	152,31	2,40	151,94	1,49	1,60	0,77	0,86	1,81	0,85	1,64	0,78	0,54	0,54	0,54	0,47	0,46	0,42	0,44
ARDYZ	1	2,24	2,19	0,10	0,29	2,41	0,71	0,28	0,01	0,01	0,57	0,51	0,01	0,52	33,66	16,86	21,65	1,20	303,70	1,10	333,28	0,98	1,70	0,62	0,88	1,78	0,87	3,27	0,63	0,54	0,53	0,63	0,55	0,55	0,39	0,35
ARENA	1	1,31	0,78	0,04	0,76	0,83	0,63	0,74	0,02	0,02	0,58	0,04	0,02	0,04	1,44	8,44	43,25	7,32	49,84	5,19	70,38	3,95	138,68	3,84	6,09	16,75	5,91	70,38	0,14	0,06	0,02	0,02	0,11	0,11	0,07	0,21
ARENA	1	1,26	0,85	0,08	0,78	0,57	0,45	0,78	0,00	0,02	2,11	0,03	0,02	0,04	4,74	13,53	26,97	8,18	44,62	6,40	57,04	4,75	298,46	4,68	10,51	22,86	10,43	119,58	0,07	0,03	0,01	0,01	0,11	0,11	0,05	0,07
ARENA	1	1,92	1,36	0,12	0,51	0,43	0,22	0,51	0,00	0,04	2,13	0,09	0,04	0,10	5,53	15,25	23,93	7,90	46,20	7,31	49,90	4,68	216,46	4,58	20,89	9,74	20,53	30,96	0,05	0,02	0,02	0,01	0,14	0,14	0,03	0,07
ARENA	1	1,35	0,93	0,07	0,74	0,35	0,26	0,74	0,00	0,02	1,34	0,03	0,02	0,03	1,94	12,96	28,17	7,12	51,30	7,10	51,42	4,26	492,77	4,22	16,31	16,58	16,04	174,65	0,06	0,03	0,02	0,02	0,38	0,37	0,10	0,13
ARENA	1	1,36	0,92	0,06	0,75	0,33	0,25	0,73	0,02	0,02	0,18	0,05	0,02	0,05	0,53	13,20	27,64	7,39	49,38	7,50	48,65	4,49	335,80	4,44	17,96	17,14	16,31	29,61	0,06	0,03	0,02	0,02	0,31	0,28	0,08	0,12
ARENA	1	1,27	0,87	0,06	0,78	0,27	0,22	0,77	0,02	0,07	0,76	0,11	0,06	0,12	1,32	11,80	30,94	6,70	54,48	7,26	50,26	3,98	154,95	3,88	17,99	18,51	16,54	37,83	0,06	0,03	0,02	0,01	0,27	0,25	0,06	0,10
ARENA	1	1,19	0,73	0,05	0,81	0,23	0,19	0,80	0,01	0,18	2,51	0,22	0,17	0,24	3,25	9,54	38,27	7,79	46,86	9,07	40,24	3,95	85,03	3,78	20,40	24,46	19,00	43,91	0,06	0,02	0,02	0,02	0,31	0,29	0,06	0,09
ARENA	1	1,31	0,88	0,15	0,72	0,39	0,28	0,71	0,01	0,19	9,14	0,23	0,19	0,24	11,36	13,03	28,02	8,23	44,36	10,77	33,88	4,54	64,13	4,24	15,13	19,28	14,82	40,24	0,06	0,02	0,03	0,00	0,05	0,05	0,01	0,11
ARENA	1	1,46	0,84	0,07	0,65	0,54	0,35	0,65	0,00	0,12	45,98	0,15	0,12	0,15	56,98	9,47	38,55	9,16	39,84	9,26	39,41	4,32	77,78	4,09	11,74	13,78	11,71	21,79	0,08	0,04	0,04	0,03	0,29	0,29	0,10	0,17
ARENA	1	1,50	0,89	0,04	0,65	0,54	0,35	0,63	0,02	0,10	2,15	0,15	0,09	0,15	3,40	8,70	41,96	7,41	49,28	9,83	37,12	3,83	67,32	3,63	10,30	11,55	9,86	22,17	0,07	0,04	0,04	0,02	0,21	0,20	0,07	0,13
ARENA	1	1,56	1,05	0,12	0,63	0,60	0,37	0,61	0,02	0,09	2,08	0,13	0,09	0,13	3,01	10,80	33,79	6,44	56,68	10,64	34,31	3,75	72,44	3,57	9,56	10,48	9,16	26,40	0,07	0,03	0,03	0,01	0,11	0,11	0,04	0,11
ARENA	1	1,37	0,99	0,17	0,71	0,41	0,29	0,71	0,00	0,07	6,55	0,09	0,06	0,09	9,49	9,21	39,64	4,94	73,91	5,97	61,09	2,79	98,68	2,71	9,37	10,24	9,28	28,28	0,07	0,03	0,03	0,02	0,16	0,16	0,05	0,08
ARENA	1	1,47	1,06	0,24	0,66	0,51	0,34	0,65	0,01	0,05	1,93	0,10	0,05	0,10	3,98	8,91	40,95	5,39	67,72	6,79	53,78	2,70	75,59	2,61	7,75	8,40	7,56	31,48	0,07	0,03	0,03	0,02	0,12	0,11	0,04	0,08
ARENA	1	1,44	0,96	0,14	0,68	0,46	0,32	0,68	0,01	0,04	2,09	0,07	0,04	0,07	4,07	7,13	51,16	4,66	78,30	5,15	70,82	2,54	106,63	2,48	7,83	8,29	7,69	38,54	0,07	0,03	0,03	0,02	0,13	0,12	0,04	0,08
ARENA	1	1,58	1,10	0,10	0,63	0,59	0,37	0,62	0,01	0,03	1,37	0,05	0,03	0,06	2,90	8,17	44,68	4,30	84,95	6,69	54,52	2,67	125,80	2,61	7,00	7,27	6,87	44,21	0,06	0,03	0,03	0,01	0,06	0,06	0,02	0,08
ARENA	1	1,56	1,13	0,05	0,64	0,56	0,36	0,63	0,01	0,02	0,73	0,03	0,02	0,03	1,41	7,45	48,96	3,17	115,16	5,30	68,92	2,18	175,35	2,15	6,02	6,08	5,87	47,99	0,06	0,03	0,03	0,01	0,06	0,05	0,02	0,06
ARENA	0	1,44	1,07	0,13	0,68	0,47	0,32	0,68	0,00	0,01	0,85	0,06	0,01	0,06	5,26	8,00	45,62	3,35	109,07	5,52	66,14	2,18	105,58	2,14	6,73	7,09	6,65	56,99	0,05	0,01	0,01	0,00	0,01	0,01	0,00	0,03
ARENA	1	1,64	1,25	0,09	0,25	0,68	0,41	0,59	0,00	0,01	0,85	0,08	0,01	0,08	7,57	9,93	36,76	3,64	100,27	5,54	65,94	2,51	76,77	2,43	6,00	6,44	5,94	69,09	0,05	0,01	0,01	0,00	0,00	0,00	0,00	0,04
ARENA	1	1,59	1,22	0,19	0,42	0,59	0,37	0,61	0,02	0,01	0,16	0,08	0,01	0,08	1,94	11,00	33,17	4,21	86,71	5,73	63,72	2,66	81,63	2,58	6,91	7,21	6,62	96,07	0,05	0,02	0,02	0,01	0,07	0,07	0,03	0,06
ARENA	1	1,53	1,15	0,21	0,97	0,54	0,35	0,64	0,01	0,01	0,18	0,08	0,01	0,08	2,10	12,12	30,12	5,36	68,05	8,37	43,59	3,16	103,13	3,06	8,74	9,15	8,40	159,45	0,05	0,03	0,03	0,01	0,11	0,11	0,04	0,10
ARENA	1	1,26	0,95	0,17	0,94	0,26	0,21	0,74	0,05	0,01	0,05	0,25	0,01	0,31	1,25	6,40	57,04	2,71	134,79	2,94	124,20	1,63	23,87	1,53	7,45	7,95	5,96	60,71	0,05	0,03	0,03	0,01	0,08	0,07	0,02	0,05
ARENA	1	1,15	0,90	0,20	0,86	0,16	0,14	0,83	0,03	0,01	0,07	0,29	0,01	0,30	1,62	11,16	32,71	4,65	78,55	4,47	81,68	2,55	59,03	2,45	17,54	19,79	14,82	172,59	0,06	0,03	0,03	0,01	0,11	0,09	0,02	0,09
ARMADA	1	1,18	0,71	0,02	0,82	0,00	0,18	0,82	0,00	0,05	1,79	0,18	0,05	0,18	6,49	7,38	49,48	5,79	63,02	5,04	72,41	3,13	95,20	3,03	17,24	20,35	16,77	26,29	0,94	0,01	0,01	0,01	0,24	0,28	0,04	0,04

EK-1. (Devam) Finansal oranlar

ARMADA	1	1,48	1,04	0,12	0,67	0,00	0,33	0,66	0,00	0,02	2,26	0,06	0,02	0,06	5,66	12,65	28,86	7,01	52,06	6,86	53,22	4,02	193,83	3,93	11,78	12,40	11,65	23,26	0,94	0,02	0,01	0,01	0,08	0,08	0,03	0,07
ARMADA	1	1,56	0,97	0,12	0,64	0,49	0,31	0,63	0,00	0,03	2,77	0,04	0,02	0,04	4,65	9,42	38,73	6,91	52,84	6,37	57,27	3,78	286,63	3,73	12,08	10,54	11,97	19,21	0,94	0,01	0,01	0,01	0,16	0,14	0,05	0,06
ARMADA	1	1,40	0,95	0,18	0,69	0,45	0,31	0,69	0,01	0,12	6,45	0,12	0,11	0,12	6,69	9,71	37,59	6,15	59,32	5,25	69,50	3,35	87,31	3,23	10,44	11,62	10,26	19,05	0,94	0,00	0,01	0,01	0,07	0,07	0,02	0,06
ARMADA	1	1,50	0,96	0,10	0,65	0,53	0,35	0,65	0,00	0,09	8,13	0,09	0,09	0,09	8,19	8,03	45,43	5,50	66,34	5,07	72,03	3,10	96,38	3,01	8,63	9,37	8,54	18,02	0,92	0,02	0,02	0,01	0,13	0,14	0,04	0,07
ARMADA	1	1,30	0,99	0,13	0,76	0,31	0,24	0,76	0,00	0,06	5,99	0,06	0,06	0,06	6,10	9,14	39,95	3,62	100,94	4,00	91,19	2,36	153,95	2,33	9,81	10,36	9,71	24,92	0,93	0,03	0,03	0,02	0,19	0,20	0,04	0,07
ARMADA	1	1,25	0,99	0,19	0,79	0,26	0,21	0,79	0,01	0,06	2,37	0,06	0,06	0,06	2,39	8,96	40,72	3,28	111,33	3,83	95,30	2,08	168,21	2,05	9,99	10,35	9,75	18,25	0,92	0,03	0,03	0,02	0,17	0,17	0,03	0,08
ARMADA	0	1,46	1,10	0,18	0,72	0,39	0,28	0,67	0,04	0,06	0,38	0,05	0,05	0,06	0,42	11,60	31,47	4,73	77,09	4,19	87,17	2,98	164,64	2,93	10,36	9,52	9,00	21,13	0,94	0,02	0,03	0,02	0,19	0,18	0,05	0,09
ARMADA	1	1,41	1,18	0,11	0,70	0,43	0,30	0,70	0,00	0,06	3,55	0,06	0,06	0,06	3,67	14,49	25,18	3,39	107,68	4,29	85,05	2,55	143,44	2,51	8,39	8,76	8,26	22,44	0,94	0,03	0,03	0,02	0,14	0,14	0,04	0,08
ARMADA	1	1,28	1,07	0,09	0,77	0,29	0,23	0,77	0,00	0,05	2,57	0,05	0,05	0,05	2,74	12,17	29,98	2,85	127,86	3,49	104,45	2,18	194,00	2,15	9,55	9,86	9,38	30,58	0,94	0,03	0,03	0,02	0,17	0,17	0,04	0,07
ARMADA	1	1,58	1,39	0,36	0,75	0,33	0,25	0,63	0,12	0,03	0,07	0,03	0,02	0,05	0,10	17,14	21,30	3,44	106,13	4,78	76,35	2,19	174,46	2,16	8,64	5,98	5,78	38,64	0,95	0,02	0,02	0,01	0,09	0,06	0,02	0,06
ARMADA	1	1,56	1,36	0,14	0,75	0,34	0,25	0,63	0,11	0,03	0,06	0,03	0,02	0,04	0,09	14,04	26,00	2,53	144,48	3,57	102,23	1,92	182,61	1,90	7,48	5,32	5,17	43,52	0,94	0,02	0,02	0,01	0,06	0,04	0,01	0,05
ARMADA	1	1,44	1,27	0,16	0,79	0,27	0,21	0,68	0,10	0,02	0,05	0,04	0,02	0,06	0,12	14,42	25,31	2,36	154,35	3,22	113,46	1,78	145,82	1,76	8,20	5,80	5,58	55,71	0,95	0,02	0,02	0,01	0,08	0,05	0,02	0,05
ARMADA	1	1,94	1,76	0,38	0,25	0,36	0,26	0,51	0,23	0,02	0,03	0,03	0,01	0,05	0,06	19,79	18,45	2,89	126,48	4,02	90,76	1,99	148,39	1,96	7,47	4,10	3,99	71,37	0,95	0,03	0,02	0,00	0,00	0,00	0,00	0,07
ARMADA	1	1,50	1,36	0,28	0,42	0,33	0,25	0,65	0,10	0,02	0,06	0,07	0,02	0,10	0,23	19,36	18,86	2,64	138,24	3,51	103,99	1,89	77,33	1,84	7,46	5,65	5,26	84,71	0,95	0,02	0,02	0,01	0,05	0,04	0,01	0,06
ARMADA	1	1,44	1,27	0,21	0,97	0,26	0,20	0,68	0,11	0,02	0,04	0,04	0,01	0,06	0,12	14,29	25,55	2,50	145,98	3,02	120,85	1,81	138,48	1,79	8,77	5,92	5,68	129,25	0,96	0,02	0,02	0,01	0,05	0,03	0,01	0,05
ARMADA	1	1,71	1,47	0,06	0,94	0,25	0,20	0,58	0,22	0,02	0,02	0,02	0,01	0,03	0,03	9,83	37,14	1,80	202,79	2,60	140,32	1,47	225,83	1,46	7,39	3,54	3,49	190,93	0,95	0,03	0,02	0,00	0,02	0,01	0,00	0,06
ARMADA	1	1,23	1,04	0,16	0,85	0,17	0,15	0,80	0,05	0,04	0,12	0,07	0,03	0,09	0,28	9,63	37,91	2,20	165,98	2,62	139,26	1,56	111,20	1,54	10,55	8,49	7,89	430,22	0,04	0,02	0,02	0,11	1,13	0,85	0,17	0,05
ATATP	1	1,49	1,35	0,37	0,25	0,70	0,41	0,47	0,12	0,06	0,20	0,56	0,04	0,72	2,51	21,78	16,76	4,41	82,82	3,90	93,67	2,93	6,92	2,06	5,00	8,85	3,88	35,54	0,27	0,12	0,10	0,08	0,42	0,33	0,17	0,21
ATATP	1	1,19	1,16	0,12	0,42	0,61	0,38	0,54	0,08	0,03	0,15	0,78	0,03	0,94	4,40	55,11	6,62	3,04	120,13	2,13	171,76	2,14	3,83	1,37	3,61	13,28	2,98	43,87	0,31	0,14	0,16	0,14	0,51	0,42	0,19	0,23
ATATP	1	1,06	1,03	0,17	0,97	0,39	0,28	0,61	0,11	0,03	0,09	0,90	0,02	1,24	3,25	33,43	10,92	2,41	151,22	2,07	176,19	1,95	3,64	1,27	4,53	32,19	3,27	52,89	0,40	0,19	0,21	0,17	0,78	0,56	0,22	0,28
ATATP	1	2,71	2,65	1,11	0,94	1,90	0,65	0,30	0,05	0,01	0,10	0,27	0,01	0,29	4,15	19,21	19,00	1,20	304,36	1,48	246,15	0,67	2,88	0,54	0,83	1,06	0,77	6,65	0,37	0,08	0,18	0,27	0,22	0,21	0,15	0,17
ATATP	1	2,97	2,89	1,29	0,28	2,52	0,72	0,26	0,03	0,01	0,35	0,31	0,01	0,33	8,93	20,19	18,07	1,39	263,01	2,22	164,24	1,10	3,62	0,84	1,18	1,66	1,14	5,31	0,49	0,14	0,16	0,23	0,28	0,27	0,20	0,20
AZTEK	1	1,92	1,64	0,28	0,42	0,63	0,39	0,49	0,12	0,08	0,24	0,12	0,06	0,16	0,48	10,89	33,51	2,90	125,92	10,07	36,26	1,96	30,70	1,84	4,77	4,09	3,61	21,11	0,19	0,15	0,15	0,10	0,49	0,37	0,19	0,29
AZTEK	1	1,71	1,30	0,27	0,97	0,67	0,40	0,56	0,04	0,05	0,54	0,09	0,05	0,10	1,01	6,80	53,68	3,32	109,98	9,52	38,35	1,96	46,78	1,88	4,70	4,71	4,28	9,36	0,17	0,14	0,14	0,10	0,48	0,44	0,19	0,28
AZTEK	1	1,63	1,11	0,04	0,94	0,63	0,39	0,57	0,04	0,08	0,78	0,15	0,07	0,16	1,62	5,45	66,95	3,24	112,57	6,04	60,43	2,07	31,27	1,94	5,01	5,34	4,56	13,52	0,15	0,12	0,12	0,08	0,41	0,37	0,16	0,26
AZTEK	1	2,09	1,51	0,38	0,46	1,18	0,54	0,44	0,02	0,04	1,39	0,14	0,04	0,14	4,52	6,36	57,43	3,95	92,43	8,23	44,35	2,12	25,00	1,96	3,62	4,08	3,51	25,53	0,18	0,15	0,15	0,11	0,39	0,38	0,21	0,31
DESPC	1	2,53	1,77	0,19	0,39	1,54	0,61	0,39	0,00	0,01	2,05	0,02	0,01	0,02	3,82	10,83	33,70	8,74	41,75	12,52	29,14	3,53	264,49	3,49	5,76	5,85	5,72	9,54	0,08	0,04	0,04	0,02	0,13	0,13	0,08	0,31
DESPC	1	2,95	2,54	0,17	0,34	1,97	0,66	0,33	0,00	0,01	2,12	0,03	0,01	0,03	6,18	22,22	16,42	6,85	53,27	16,18	22,57	3,30	182,34	3,24	4,89	5,00	4,87	10,09	0,08	0,04	0,04	0,04	0,20	0,20	0,13	0,36
DESPC	1	2,21	1,46	0,02	0,44	1,25	0,56	0,44	0,00	0,01	2,05	0,04	0,01	0,04	9,24	7,30	50,02	6,85	53,25	10,31	35,40	2,78	111,81	2,72	4,89	5,09	4,87	11,93	0,12	0,08	0,08	0,06	0,28	0,28	0,16	0,39
DESPC	1	3,14	2,09	0,36	0,31	2,19	0,69	0,31	0,01	0,01	0,97	0,05	0,01	0,05	5,99	7,18	50,86	6,55	55,70	10,78	33,85	2,72	81,30	2,63	3,83	3,99	3,80	11,71	0,11	0,08	0,08	0,06	0,23	0,23	0,16	0,35
DESPC	1	3,30	2,47	0,80	0,30	2,35	0,70	0,30	0,00	0,01	1,10	0,03	0,01	0,03	6,86	9,31	39,21	5,95	61,36	11,30	32,30	2,63	107,51	2,57	3,67	3,78	3,65	13,25	0,10	0,07	0,07	0,06	0,23	0,23	0,16	0,40
DESPC	1	3,48	2,71	0,29	0,29	2,46	0,71	0,28	0,00	0,01	1,29	0,01	0,01	0,01	1,90	8,94	40,84	5,03	72,58	8,36	43,67	2,22	298,92	2,20	3,10	3,12	3,08	5,63	0,10	0,06	0,06	0,06	0,19	0,19	0,14	0,18
DESPC	1	3,22	2,23	0,24	0,31	2,19	0,69	0,31	0,00	0,00	0,64	0,01	0,00	0,01	1,11	5,78	63,17	3,91	93,36	6,68	54,67	2,01	382,87	2,00	2,91	2,91	2,89	6,15	0,11	0,07	0,10	0,06	0,18	0,18	0,12	0,25
DESPC	1	4,02	2,71	0,08	0,25	2,98	0,75	0,25	0,01	0,01	1,00	0,01	0,01	0,01	1,81	6,67	54,75	4,15	88,00	10,57	34,55	2,42	240,17	2,39	3,20	3,22	3,17	7,16	0,10	0,06	0,07	0,05	0,16	0,16	0,12	0,21
DESPC	1	3,00	2,34	0,51	0,33	1,99	0,67	0,33	0,00	0,00	0,75	0,01	0,00	0,01	2,06	9,06	40,27	4,22	86,56	6,48	56,36	2,19	240,19	2,17	3,26	3,28	3,24	7,67	0,08	0,04	0,06	0,06	0,18	0,18	0,12	0,20

EK-1. (Devam) Finansal oranlar

DESPC	1	2,80	1,94	0,11	0,36	1,81	0,64	0,35	0,00	0,00	1,15	0,02	0,00	0,02	4,40	6,70	54,46	4,02	90,73	6,58	55,45	2,25	197,67	2,23	3,45	3,50	3,44	8,39	0,08	0,04	0,06	0,05	0,19	0,18	0,12	0,21
DESPC	1	2,14	1,45	0,08	0,46	1,16	0,54	0,46	0,00	0,00	0,83	0,03	0,00	0,03	5,87	7,19	50,78	4,35	83,86	11,76	31,03	2,51	162,30	2,47	4,59	4,70	4,57	11,33	0,07	0,04	0,05	0,03	0,15	0,15	0,08	0,16
DESPC	1	2,82	2,15	0,04	0,25	1,84	0,65	0,35	0,00	0,00	0,55	0,03	0,00	0,03	5,47	11,35	32,17	4,14	88,22	13,56	26,92	2,95	160,49	2,90	4,47	4,58	4,45	15,07	0,08	0,06	0,08	0,06	0,27	0,27	0,17	0,28
DESPC	1	2,06	1,48	0,03	0,42	1,06	0,52	0,48	0,01	0,00	0,09	0,04	0,00	0,04	2,56	6,14	59,41	2,93	124,42	8,56	42,66	1,90	90,01	1,86	3,60	3,69	3,55	12,19	0,09	0,05	0,07	0,04	0,16	0,16	0,08	0,13
DESPC	1	1,53	1,21	0,07	0,97	0,55	0,35	0,64	0,01	0,00	0,10	0,05	0,00	0,05	3,32	10,91	33,46	3,46	105,64	16,65	21,92	2,42	129,59	2,38	6,72	6,97	6,61	28,63	0,06	0,03	0,05	0,03	0,21	0,20	0,07	0,14
DESPC	1	1,53	1,22	0,01	0,94	0,54	0,35	0,65	0,00	0,00	0,12	0,03	0,00	0,03	2,62	9,04	40,38	2,75	132,60	10,41	35,06	1,96	184,84	1,94	5,55	5,65	5,49	33,68	0,07	0,05	0,07	0,05	0,30	0,30	0,10	0,20
DESPC	1	1,70	1,27	0,03	0,94	0,72	0,42	0,57	0,01	0,00	0,06	0,06	0,00	0,06	3,47	11,58	31,60	4,88	74,72	16,21	22,51	3,20	124,39	3,12	7,45	7,78	7,32	58,21	0,08	0,06	0,10	0,03	0,23	0,22	0,10	0,31
DGATE	1	1,09	0,73	0,01	0,90	0,11	0,10	0,90	0,00	0,04	2,79	0,14	0,04	0,14	9,61	13,22	27,61	9,18	39,75	7,56	0,00	0,88	317,23	4,42	45,92	52,76	45,24	96,28	0,03	0,01	0,01	0,01	0,05	0,33	0,03	0,06
DGATE	1	1,12	0,76	0,05	0,89	0,13	0,11	0,89	0,00	0,02	1,45	0,09	0,02	0,09	7,45	11,87	30,75	9,43	38,70	7,05	0,00	0,89	399,27	3,88	34,65	37,46	34,25	127,32	0,04	0,02	0,01	0,01	0,04	0,46	0,05	0,09
DGATE	1	1,28	0,89	0,02	0,78	0,29	0,22	0,78	0,00	0,01	1,07	0,04	0,01	0,04	6,68	11,34	32,18	8,41	43,39	7,02	0,00	0,80	426,80	3,56	15,91	16,43	15,82	33,50	0,04	0,03	0,01	0,01	0,03	0,16	0,03	0,09
DGATE	1	1,26	0,77	0,01	0,79	0,26	0,21	0,79	0,00	0,00	1,12	0,02	0,00	0,02	7,23	7,90	46,18	10,51	34,72	4,24	0,00	0,80	710,02	3,16	15,13	15,42	15,09	25,49	0,03	0,02	0,01	0,01	0,02	0,11	0,02	0,05
DGATE	1	1,84	1,43	0,02	0,54	0,85	0,46	0,54	0,00	0,00	1,39	0,01	0,00	0,01	3,85	24,48	14,91	9,96	36,65	10,77	0,00	0,70	1251,74	5,68	12,40	12,49	12,37	21,21	0,03	0,01	0,01	0,00	0,00	0,02	0,01	0,76
DGATE	1	1,44	1,01	0,01	0,69	0,44	0,31	0,69	0,00	0,00	0,88	0,01	0,00	0,01	2,34	13,79	26,47	7,50	48,69	7,77	0,00	0,73	2191,56	4,22	13,81	13,86	13,78	29,51	0,03	0,02	0,02	0,01	0,04	0,20	0,06	0,37
DGATE	1	1,39	1,02	0,07	0,72	0,39	0,28	0,72	0,00	0,01	1,52	0,02	0,01	0,02	5,45	13,83	26,39	6,79	53,74	5,61	0,00	0,60	646,60	3,74	13,23	13,45	13,18	30,55	0,03	0,02	0,02	0,01	0,01	0,08	0,02	0,20
DGATE	1	1,36	1,27	0,42	0,74	0,34	0,26	0,73	0,01	0,00	0,07	0,01	0,00	0,01	0,18	38,36	9,51	4,68	78,02	4,60	0,00	0,52	1107,24	2,76	10,80	10,35	10,25	30,87	0,05	0,04	0,04	0,02	0,04	0,18	0,05	0,21
DGATE	0	1,54	1,27	0,35	0,65	0,54	0,35	0,65	0,00	0,00	0,49	0,01	0,00	0,01	1,78	12,86	28,38	4,78	76,31	3,84	0,00	0,32	596,28	2,36	6,74	6,77	6,70	19,44	0,04	0,02	0,03	0,01	0,01	0,07	0,02	0,09
DGATE	1	1,65	1,30	0,36	0,61	0,65	0,39	0,61	0,00	0,00	0,48	0,00	0,00	0,00	1,13	9,08	40,19	4,19	87,06	3,61	0,00	0,22	1031,32	1,99	5,07	5,08	5,05	15,74	0,04	0,01	0,02	0,02	0,02	0,10	0,04	0,11
DGATE	1	1,23	1,03	0,20	0,83	0,21	0,17	0,65	0,18	0,00	0,00	0,58	0,00	1,18	1,16	14,90	24,50	2,90	126,06	4,98	0,00	0,47	9,80	2,01	11,54	13,74	5,72	45,45	0,04	0,03	0,03	0,02	0,05	0,26	0,04	0,06
DGATE	1	1,17	1,02	0,13	0,86	0,16	0,14	0,71	0,15	0,00	0,00	0,59	0,00	1,23	1,12	22,65	16,12	3,18	114,85	11,31	0,00	0,86	14,29	2,46	17,52	20,25	8,38	107,74	0,03	0,02	0,02	0,02	0,11	0,42	0,05	0,07
DGATE	0	1,27	1,13	0,19	0,76	0,32	0,24	0,75	0,01	0,00	0,10	0,18	0,00	0,18	7,46	37,48	9,74	5,60	65,20	8,46	0,00	0,89	89,53	3,95	16,34	19,41	15,95	40,48	0,03	0,02	0,02	0,01	0,08	0,29	0,06	0,08
DGATE	1	1,24	0,98	0,12	0,77	0,29	0,23	0,73	0,04	0,00	0,01	0,33	0,00	0,38	2,16	18,96	19,26	5,58	65,47	6,14	0,00	0,85	43,27	3,74	16,60	20,90	14,09	52,77	0,03	0,02	0,02	0,02	0,09	0,41	0,07	0,09
DGATE	0	1,98	1,74	0,46	0,25	1,05	0,51	0,48	0,01	0,00	0,08	0,11	0,00	0,11	4,81	18,15	20,10	3,56	102,45	10,95	0,00	0,48	36,82	2,14	4,19	4,60	4,09	24,86	0,04	0,02	0,02	0,02	0,04	0,11	0,05	0,07
DGATE	1	1,87	1,42	0,11	0,42	0,90	0,47	0,52	0,01	0,00	0,12	0,06	0,00	0,06	4,77	9,88	36,94	3,73	97,76	13,63	0,00	0,44	78,92	2,42	5,10	5,38	5,03	34,36	0,06	0,03	0,04	0,03	0,06	0,19	0,08	0,12
DGATE	1	1,55	1,10	0,06	0,97	0,58	0,37	0,63	0,01	0,00	0,13	0,06	0,00	0,06	4,25	11,20	32,58	5,46	66,79	15,02	0,00	0,43	143,84	3,32	9,08	9,54	8,94	56,65	0,05	0,03	0,03	0,02	0,06	0,21	0,07	0,13
DGATE	1	1,64	1,25	0,06	0,94	0,66	0,40	0,60	0,00	0,00	0,20	0,05	0,00	0,05	4,21	12,84	28,43	4,92	74,19	12,43	0,00	0,28	167,06	3,14	7,90	8,19	7,81	63,09	0,05	0,03	0,04	0,03	0,05	0,23	0,09	0,16
DGATE	1	1,62	1,19	0,04	0,94	0,65	0,39	0,60	0,01	0,00	0,10	0,07	0,00	0,07	3,81	11,19	32,71	5,14	71,24	9,13	40,10	3,23	113,81	3,14	7,97	8,41	7,83	76,70	0,07	0,04	0,07	0,02	0,17	0,17	0,07	0,22
EDATA	1	2,40	1,70	0,57	0,25	1,41	0,58	0,38	0,03	0,07	1,28	0,13	0,07	0,14	2,52	6,41	56,94	5,39	67,68	5,70	64,04	2,35	26,00	2,16	3,69	4,03	3,49	188,58	0,20	0,12	0,12	0,10	0,37	0,35	0,21	0,29
EDATA	1	1,92	1,38	0,39	0,42	0,95	0,49	0,49	0,02	0,06	1,49	0,11	0,06	0,11	2,70	5,16	70,79	3,72	98,05	3,09	118,04	1,78	30,95	1,68	3,46	3,72	3,32	220,60	0,19	0,09	0,08	0,06	0,20	0,19	0,10	0,14
EDATA	1	2,37	1,98	0,63	0,97	1,26	0,56	0,40	0,04	0,04	0,62	0,07	0,04	0,08	1,10	7,86	46,46	2,99	122,11	5,06	72,13	1,65	37,17	1,58	2,84	2,86	2,65	4,19	0,21	0,14	0,15	0,11	0,32	0,30	0,18	0,27
EDATA	1	3,82	3,46	2,21	0,94	3,07	0,75	0,24	0,01	0,12	9,40	0,13	0,12	0,13	10,14	6,88	53,03	2,54	143,73	3,80	96,11	0,81	7,35	0,73	0,96	1,09	0,95	3,59	0,20	0,12	0,18	0,32	0,31	0,31	0,24	0,33
EDATA	1	3,11	2,56	0,33	0,94	1,36	0,69	0,30	0,02	0,02	0,99	0,11	0,02	0,11	4,92	7,59	48,06	2,93	124,41	4,88	75,04	1,62	19,15	1,49	2,17	2,39	3,39	13,12	0,18	0,12	0,13	0,18	0,38	0,59	0,26	0,33
ESCOM	1	2,11	1,56	0,03	0,37	1,67	0,63	0,37	0,00	0,26	34,84	0,35	0,26	0,35	47,26	9,77	37,36	4,15	87,93	17,43	20,94	2,96	10,52	2,31	3,70	5,64	3,67	3,97	0,14	0,06	0,02	0,02	0,09	0,13	0,05	0,10
ESCOM	1	1,60	1,07	0,05	0,53	0,90	0,47	0,52	0,01	0,26	24,23	0,34	0,26	0,34	31,93	8,71	41,89	5,52	66,10	20,89	17,47	3,17	16,34	2,65	5,62	8,42	5,56	6,48	0,09	0,02	0,02	0,01	0,07	0,10	0,03	0,06
ESCOM	1	1,47	0,88	0,02	0,53	0,89	0,47	0,52	0,00	0,48	95,43	0,48	0,48	0,48	96,22	4,81	75,91	5,36	68,12	9,78	37,31	2,31	7,85	1,79	3,79	7,21	3,77	6,56	0,17	0,01	0,02	0,00	0,01	0,03	0,01	0,06
ESCOM	1	2,02	1,43	0,04	0,37	1,71	0,63	0,37	0,00	0,40	178,16	0,42	0,40	0,42	184,13	5,40	67,62	3,41	107,00	10,09	36,17	1,96	5,45	1,44	2,28	3,87	2,27	4,32	0,21	0,01	0,03	0,04	0,09	0,15	0,06	0,09

EK-1. (Devam) Finansal oranlar

ESCOM	1	2,46	1,48	0,03	0,30	2,34	0,70	0,30	0,00	0,38	66,41	0,39	0,38	0,39	68,06	3,02	121,01	2,50	146,21	7,21	50,62	1,59	4,23	1,16	1,65	2,68	1,64	3,16	0,24	0,02	0,01	0,01	0,01	0,01	0,02	0,01	0,04
ESCOM	1	2,27	-1,21	0,21	0,34	1,95	0,66	0,34	0,00	0,35	58,79	0,36	0,35	0,36	60,17	1,14	320,63	4,36	83,74	7,08	51,56	2,12	6,75	1,61	2,44	3,79	2,43	4,73	0,18	0,04	0,01	0,00	0,01	0,02	0,01	0,08	
ESCOM	1	0,88	0,62	0,20	0,33	2,03	0,67	0,31	0,02	0,39	15,29	1,05	0,38	1,08	42,89	6,48	56,31	16,13	22,63	3,13	116,60	2,57	0,98	0,71	1,06	18,90	1,04	1,81	0,25	0,05	0,09	0,12	0,13	2,32	0,09	0,28	
ESCOM	0	0,48	0,16	0,02	0,21	3,86	0,79	0,20	0,00	0,38	76,84	1,13	0,38	1,14	227,53	3,66	99,80	6,59	55,42	1,45	252,56	3,66	0,39	0,35	0,45	3,36	0,44	0,74	0,33	0,01	0,02	0,11	0,05	0,36	0,04	0,08	
ESCOM	1	0,86	0,67	0,03	0,74	0,35	0,26	0,74	0,00	0,26	24,97	1,40	0,26	1,42	135,44	4,49	81,25	126,89	2,88	3,05	119,62	1,09	1,89	0,69	2,67	6,60	2,64	8,15	0,08	0,03	0,05	0,01	0,04	0,10	0,01	0,08	
ESCOM	1	1,30	0,90	0,02	0,53	0,90	0,47	0,50	0,03	0,14	2,03	0,70	0,13	0,75	11,14	7,70	47,42	367,90	0,99	7,01	52,06	2,74	4,97	1,77	3,74	11,85	3,50	14,79	0,13	0,07	0,03	0,01	0,03	0,10	0,02	0,24	
ESCOM	1	1,33	0,96	0,06	0,48	1,08	0,52	0,47	0,01	0,16	7,30	0,71	0,16	0,73	32,41	8,89	41,07	240,55	1,52	7,90	46,22	2,76	4,51	1,71	3,29	11,25	3,22	4,60	0,10	0,03	0,04	0,02	0,08	0,26	0,04	0,14	
ESCOM	0	0,35	0,34	0,23	0,13	6,89	0,87	0,12	0,01	0,09	8,47	1,09	0,09	1,10	99,42	0,37	976,52	0,33	1092,11	5,12	70,34	0,30	0,01	0,01	0,01	0,16	0,01	0,02	0,98	0,93	0,89	18,19	0,25	2,92	0,22	0,23	
ESCOM	1	0,36	0,35	0,02	0,10	9,34	0,90	0,09	0,01	0,09	9,51	1,06	0,09	1,07	116,31	4,12	88,69	0,38	952,88	0,22	1636,00	0,46	0,01	0,01	0,02	0,25	0,02	0,02	0,91	1,16	0,53	3,20	0,05	0,81	0,05	0,05	
ESCOM	1	0,26	0,26	0,02	0,13	6,95	0,87	0,12	0,01	0,08	13,75	1,10	0,08	1,11	185,51	0,00	0,00	0,59	620,79	0,00	0,00	1,01	0,03	0,03	0,04	0,36	0,04	0,06	1,00	0,23	1,02	1,05	0,04	0,38	0,03	0,04	
ESCOM	1	2,20	2,20	0,08	0,07	13,39	0,93	0,07	0,00	0,00	0,28	0,91	0,00	0,92	315,03	0,00	0,00	0,35	1037,57	0,09	4137,00	0,10	0,02	0,01	0,02	0,19	0,02	0,03	0,98	0,48	4,94	3,00	0,05	0,56	0,04	0,06	
ESCOM	0	3,79	3,79	0,17	0,03	30,92	0,97	0,03	0,00	0,00	0,90	0,91	0,00	0,91	965,90	0,00	0,00	0,36	1012,98	0,00	0,00	0,15	0,02	0,02	0,02	0,20	0,02	0,03	1,00	0,56	0,75	0,93	0,02	0,19	0,02	0,03	
ESCOM	0	4,65	4,65	0,24	0,25	33,29	0,97	0,03	0,00	0,00	0,99	0,89	0,00	0,89	1034,17	0,00	0,00	0,31	1190,81	0,00	0,00	0,15	0,02	0,02	0,02	0,19	0,02	0,03	1,00	0,49	6,42	6,34	0,13	1,20	0,12	0,12	
ESCOM	0	8,76	8,76	0,27	0,42	23,00	0,96	0,04	0,00	0,00	0,24	0,69	0,00	0,69	202,02	0,00	0,00	0,14	2543,28	0,00	0,00	0,05	0,02	0,02	0,02	0,06	0,02	0,02	1,00	0,87	15,79	14,32	0,25	0,80	0,24	0,25	
ESCOM	1	3,33	3,33	0,22	0,97	28,47	0,97	0,03	0,00	0,00	1,02	0,92	0,00	0,92	1907,21	0,00	0,00	0,06	6180,30	0,00	0,00	0,03	0,00	0,00	0,00	0,05	0,00	0,01	1,00	3,47	84,61	92,71	0,36	4,44	0,35	0,36	
ESCOM	1	2,86	2,86	0,49	0,94	66,16	0,99	0,01	0,00	0,00	0,26	0,97	0,00	0,97	1306,31	0,00	0,00	0,03	12945,00	0,00	0,00	0,02	0,00	0,00	0,00	0,04	0,00	0,00	1,00	8,63	530,51	531,72	0,52	19,54	0,51	0,51	
ESCOM	1	0,76	0,76	0,04	0,94	53,51	0,98	0,02	0,00	0,00	0,37	1,00	0,00	1,01	1104,77	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,24	0,00	0,00	0,00	-0,78	0,00	0,04	1,00	1,59	208,70	208,73	0,69	0,69	2,15	0,67	
FONET	1	0,96	0,95	0,02	0,64	0,57	0,36	0,60	0,04	0,26	2,28	1,06	0,13	1,18	1,18	143,35	2,55	3,77	96,92	9,88	36,94	2,72	3,64	1,56	4,29	67,32	3,85	6,13	0,22	0,13	0,14	0,08	0,34	0,30	0,12	0,18	
FONET	1	0,87	0,87	0,02	0,51	0,96	0,49	0,44	0,07	0,18	1,27	1,10	0,09	1,26	1,26	664,96	0,55	4,76	76,67	52,89	6,90	3,18	2,00	1,23	2,51	21,16	2,21	4,77	0,27	0,16	0,15	0,10	0,25	0,22	0,12	0,18	
FONET	1	0,62	0,62	0,01	0,53	0,88	0,47	0,38	0,15	0,15	0,44	1,23	0,07	1,63	1,63	0,00	0,00	3,29	111,09	4,29	85,09	2,48	0,76	0,58	1,24	4,10	0,93	1,48	0,49	0,22	0,23	0,12	0,15	0,12	0,07	0,13	
FONET	1	0,46	0,46	0,01	0,46	1,16	0,54	0,27	0,20	0,10	0,28	1,20	0,05	1,63	1,63	0,00	0,00	5,68	64,29	11,26	32,41	4,98	0,71	0,62	1,15	4,30	0,84	1,85	0,43	0,25	0,27	0,23	0,26	0,19	0,14	0,17	
FONET	1	0,48	0,44	0,16	0,45	1,22	0,55	0,37	0,08	0,07	0,51	1,31	0,04	1,50	1,50	21,24	17,18	6,87	53,15	6,82	53,55	3,34	0,72	0,59	1,08	3,06	0,94	1,66	0,44	0,30	0,31	0,22	0,23	0,20	0,13	0,18	
FONET	1	1,49	1,45	0,55	0,19	4,30	0,81	0,12	0,07	0,08	0,98	0,93	0,04	1,01	1,01	56,54	6,46	5,29	68,99	11,42	31,95	2,65	0,58	0,47	0,58	8,04	0,54	1,32	0,39	0,16	0,21	0,17	0,10	0,09	0,08	0,10	
FONET	1	0,99	0,95	0,39	0,25	2,59	0,72	0,22	0,06	0,09	1,03	1,00	0,04	1,09	1,09	29,26	12,47	4,20	86,85	9,91	36,84	2,28	0,62	0,49	0,68	277,84	0,63	1,98	0,44	0,28	0,33	0,34	0,23	0,21	0,17	0,16	
FONET	1	1,32	1,26	0,32	0,42	5,39	0,84	0,12	0,04	0,07	1,44	0,96	0,04	1,01	1,01	57,26	6,37	6,42	56,87	21,87	16,69	4,07	0,73	0,62	0,73	16,69	0,70	1,23	0,39	0,26	0,33	0,30	0,22	0,21	0,18	0,21	
FONET	1	2,95	2,81	0,92	0,97	6,85	0,87	0,09	0,04	0,04	0,89	0,82	0,02	0,85	0,85	25,22	14,47	3,75	97,32	32,57	11,21	2,35	0,80	0,60	0,68	3,55	0,65	1,62	0,50	0,38	0,44	0,43	0,29	0,28	0,26	0,27	
FONET	1	2,72	2,69	0,59	0,94	2,25	0,69	0,11	0,20	0,03	0,12	0,79	0,02	1,01	1,01	83,42	4,38	1,13	323,30	17,16	21,27	1,49	0,64	0,45	0,65	2,36	0,50	2,14	0,48	0,38	0,41	0,44	0,28	0,22	0,20	0,20	
FONET	1	1,57	1,55	0,29	0,34	1,92	0,66	0,27	0,07	0,02	0,21	0,79	0,02	0,88	7,80	47,88	7,62	1,45	251,44	30,71	11,88	1,07	0,78	0,45	0,69	2,94	0,62	3,20	0,49	0,37	0,42	0,44	0,30	0,27	0,20	0,20	
HTTBT	1	2,66	2,66	1,54	0,25	3,50	0,78	0,17	0,05	0,02	0,30	0,66	0,02	0,71	10,34	0,00	0,00	7,00	52,15	8,16	44,70	2,01	1,63	0,90	1,16	3,22	1,08	300,03	0,48	0,18	0,27	0,27	0,31	0,29	0,24	0,25	
HTTBT	1	2,86	2,86	1,59	0,42	3,88	0,79	0,14	0,06	0,02	0,23	0,69	0,02	0,74	9,66	0,00	0,00	7,33	49,78	7,07	51,59	2,18	1,53	0,90	1,13	3,35	1,05	469,38	0,53	0,27	0,34	0,33	0,38	0,35	0,30	0,31	
HTTBT	1	1,86	1,86	1,18	0,97	2,49	0,71	0,24	0,05	0,02	0,24	0,73	0,01	0,78	11,84	0,00	0,00	4,83	75,58	6,94	52,56	1,12	0,90	0,50	0,70	2,43	0,66	444,87	0,45	0,23	0,27	0,25	0,17	0,16	0,12	0,14	
HTTBT	1	1,62	1,62	0,86	0,94	2,53	0,72	0,21	0,08	0,03	0,26	0,84	0,03	0,93	8,69	0,00	0,00	3,52	103,70	4,97	73,38	1,03	0,52	0,35	0,48	2,70	0,44	1,28	0,45	0,23	0,21	0,18	0,09	0,08	0,06	0,08	
HTTBT	1	4,44	4,44	0,55	0,15	5,81	0,85	0,10	0,04	0,08	1,47	0,61	0,07	0,64	12,22	0,00	0,00	6,55	55,73	5,41	67,43	0,68	0,56	0,31	0,36	0,87	0,34	2,44	0,54	0,25	0,26	0,19	0,07	0,06	0,06	0,11	
INDES	1	1,19	0,89	0,04	0,78	0,14	0,11	0,77	0,01	0,28	3,19	0,74	0,25	0,81	9,29	14,09	25,91	5,80	62,91	5,28	69,17	3,79	40,19	3,46	32,40	23,94	29,81	32,40	0,06	0,02	0,01	0,01	0,31	0,29	0,03	0,06	
INDES	1	1,32	1,01	0,08	0,72	0,14	0,10	0,71	0,01	0,22	2,91	0,60	0,20	0,64	8,56	14,42	25,31	5,62	64,89	5,46	66,86	3,63	54,52	3,40	35,00	15,04	32,55	35,00	0,06	0,03	0,02	0,01	0,46	0,43	0,04	0,09	

EK-1. (Devam) Finansal oranlar

İNDES	1	1,31	0,93	0,10	0,73	0,36	0,27	0,73	0,00	0,06	7,89	0,18	0,06	0,18	23,60	11,28	32,36	6,21	58,75	5,36	68,13	3,44	67,13	3,28	12,34	14,61	12,24	16,86	0,06	0,03	0,02	0,02	0,19	0,19	0,05	0,10
İNDES	1	1,35	0,92	0,05	0,74	0,33	0,24	0,67	0,06	0,05	0,19	0,12	0,04	0,15	0,59	9,49	38,48	6,06	60,22	5,29	69,01	3,26	81,43	2,97	12,21	12,52	9,73	16,40	0,06	0,03	0,02	0,01	0,17	0,13	0,04	0,08
İNDES	1	1,30	0,88	0,03	0,73	0,34	0,25	0,70	0,03	0,12	0,96	0,32	0,11	0,37	2,88	9,57	38,16	5,70	64,03	4,95	73,67	3,22	32,40	2,93	11,86	14,10	10,53	18,27	0,05	0,02	0,01	0,01	0,15	0,13	0,04	0,08
İNDES	1	1,33	0,98	0,04	0,72	0,40	0,28	0,68	0,04	0,29	2,29	0,29	0,26	0,33	2,56	10,93	33,38	5,05	72,23	4,80	75,98	3,05	29,84	2,76	9,75	12,18	8,65	16,57	0,05	0,03	0,03	0,01	0,05	0,05	0,02	0,15
İNDES	1	1,30	0,85	0,01	0,74	0,35	0,26	0,72	0,03	0,25	2,56	0,25	0,23	0,28	2,84	7,37	49,55	4,74	77,03	3,86	94,57	2,68	34,97	2,49	9,64	11,74	8,79	19,42	0,06	0,04	0,04	0,02	0,16	0,14	0,04	0,16
İNDES	1	1,24	1,17	0,06	0,78	0,29	0,22	0,76	0,02	0,24	3,06	0,25	0,22	0,26	3,43	40,57	9,00	3,90	93,67	3,15	115,80	2,43	38,54	2,28	10,20	12,55	9,47	21,93	0,06	0,04	0,04	0,01	0,12	0,11	0,03	0,16
İNDES	1	1,25	1,19	0,14	0,78	0,28	0,22	0,76	0,02	0,21	2,21	0,22	0,19	0,24	2,50	48,78	7,48	3,75	97,23	3,59	101,72	2,53	45,89	2,39	10,93	12,76	9,98	27,03	0,06	0,04	0,04	0,01	0,15	0,14	0,03	0,18
İNDES	1	1,22	1,17	0,10	0,78	0,28	0,22	0,77	0,01	0,19	3,49	0,26	0,18	0,27	5,09	48,65	7,50	3,43	106,34	2,86	127,64	2,20	35,35	2,07	9,58	12,24	9,09	23,86	0,06	0,03	0,03	0,01	0,13	0,12	0,03	0,08
İNDES	1	1,18	1,13	0,12	0,81	0,24	0,19	0,80	0,01	0,21	4,62	0,29	0,20	0,30	6,72	50,19	7,27	3,61	101,08	2,94	124,25	2,28	36,51	2,14	11,13	15,03	10,65	28,84	0,06	0,03	0,03	0,00	0,03	0,03	0,01	0,07
İNDES	1	1,14	0,94	0,13	0,84	0,19	0,16	0,80	0,04	0,05	0,19	0,45	0,04	0,57	2,18	12,35	29,55	3,24	112,56	3,08	118,62	2,29	22,60	2,08	12,83	18,52	10,18	39,39	0,05	0,02	0,03	0,01	0,17	0,14	0,03	0,06
İNDES	1	1,13	0,95	0,12	0,85	0,18	0,15	0,80	0,05	0,03	0,10	0,47	0,02	0,62	1,83	15,64	23,34	3,57	102,29	4,49	81,30	2,69	26,13	2,44	16,29	22,73	12,16	60,44	0,05	0,03	0,03	0,02	0,27	0,20	0,04	0,08
İNDES	1	1,14	0,99	0,21	0,84	0,19	0,16	0,84	0,00	0,03	0,99	0,28	0,03	0,29	10,73	20,14	18,13	4,23	86,27	4,59	79,54	2,79	58,36	2,67	16,98	23,06	16,53	67,74	0,04	0,02	0,02	0,02	0,27	0,26	0,04	0,07
İNDES	1	1,20	0,92	0,18	0,82	0,23	0,18	0,81	0,01	0,02	0,28	0,19	0,02	0,21	3,47	10,53	34,67	4,23	86,34	3,62	100,71	2,53	64,45	2,44	13,24	15,51	12,50	84,28	0,04	0,02	0,03	0,04	0,47	0,45	0,09	0,13
İNDES	0	1,37	0,50	0,39	0,25	0,43	0,30	0,69	0,01	0,05	2,74	0,18	0,05	0,18	9,00	3,78	96,62	5,04	72,39	5,53	66,04	2,52	43,73	2,38	7,89	9,39	7,73	69,70	0,05	0,03	0,04	0,03	0,26	0,26	0,08	0,16
İNDES	1	1,27	0,99	0,15	0,42	0,31	0,24	0,76	0,01	0,05	1,34	0,16	0,04	0,17	4,90	9,89	36,92	3,66	99,67	4,16	87,83	2,29	54,80	2,19	9,33	10,79	9,02	94,69	0,05	0,03	0,03	0,02	0,20	0,19	0,05	0,10
İNDES	1	1,16	1,00	0,39	0,97	0,20	0,16	0,83	0,00	0,04	1,37	0,20	0,04	0,20	6,87	18,44	19,79	5,09	71,68	4,30	84,79	2,61	76,21	2,53	15,38	18,58	14,94	183,13	0,04	0,03	0,03	0,02	0,25	0,24	0,04	0,11
İNDES	1	1,17	1,12	0,36	0,94	0,19	0,16	0,84	0,00	0,03	1,58	0,10	0,03	0,10	6,05	42,37	8,61	3,68	99,08	2,95	123,94	1,91	115,40	1,88	11,98	13,11	11,78	58,44	0,04	0,03	0,04	0,03	0,40	0,39	0,06	0,13
İNDES	1	1,22	1,06	0,35	0,94	0,24	0,19	0,80	0,00	0,02	0,93	0,09	0,02	0,09	4,74	21,24	17,18	5,49	66,54	4,38	83,24	3,02	169,32	2,97	15,41	16,60	15,12	111,66	0,05	0,04	0,06	0,02	0,53	0,52	0,07	0,19
KAREL	1	2,76	1,78	0,71	0,35	2,96	0,65	0,22	0,13	0,31	1,48	0,51	0,25	0,61	2,96	2,98	122,48	4,17	87,63	9,20	39,68	1,60	2,43	0,96	1,49	2,50	1,23	1,49	0,34	0,20	0,37	0,16	0,24	0,20	0,16	0,19
KAREL	1	3,41	2,34	1,21	0,28	3,46	0,72	0,21	0,07	0,18	1,83	0,37	0,16	0,40	4,06	2,13	171,57	3,12	117,08	7,75	47,07	1,00	2,46	0,71	0,99	1,42	0,90	0,99	0,33	0,20	0,35	0,19	0,19	0,17	0,14	0,16
KAREL	1	3,02	2,17	0,96	0,28	3,17	0,72	0,23	0,06	0,21	2,62	0,41	0,19	0,44	5,64	3,18	114,66	2,95	123,69	5,85	62,38	1,16	2,48	0,79	1,10	1,73	1,02	3,54	0,23	0,09	0,26	0,10	0,11	0,11	0,08	0,11
KAREL	1	2,17	1,66	0,71	0,38	1,82	0,62	0,34	0,04	0,15	2,10	0,40	0,14	0,43	6,15	3,22	113,30	2,48	147,45	3,33	109,72	0,98	2,73	0,72	1,17	1,81	1,09	3,71	0,23	0,05	0,06	0,10	0,11	0,11	0,07	0,12
KAREL	1	2,43	1,68	0,76	0,35	2,13	0,65	0,31	0,04	0,12	1,73	0,37	0,11	0,40	5,85	2,42	151,11	2,74	133,20	3,43	106,29	1,01	2,90	0,75	1,15	1,71	1,08	3,62	0,26	0,09	0,12	0,14	0,16	0,15	0,10	0,18
KAREL	1	1,99	1,63	1,03	0,56	1,05	0,44	0,42	0,15	0,11	0,32	0,29	0,08	0,39	1,17	2,56	142,57	2,28	160,12	4,14	88,24	0,64	3,07	0,53	1,21	1,28	0,90	3,66	0,28	0,12	0,14	0,14	0,17	0,13	0,07	0,13
KAREL	0	2,12	1,38	0,44	0,40	1,77	0,60	0,34	0,05	0,15	1,71	0,42	0,14	0,46	5,02	2,11	173,12	2,47	147,99	4,72	77,37	0,98	2,58	0,71	1,18	1,85	1,08	3,28	0,25	0,05	0,07	0,08	0,09	0,08	0,06	0,14
KAREL	1	2,09	1,43	0,66	0,44	1,60	0,56	0,35	0,09	0,14	0,91	0,41	0,12	0,47	3,10	2,32	157,22	2,73	133,88	6,19	58,95	0,94	2,61	0,69	1,23	1,81	1,07	3,78	0,22	0,05	0,06	0,08	0,09	0,08	0,05	0,08
KAREL	1	1,74	1,21	0,54	0,47	1,29	0,53	0,41	0,05	0,13	1,42	0,47	0,12	0,52	5,49	2,18	167,63	2,43	150,28	4,97	73,37	0,89	2,33	0,64	1,20	2,08	1,10	3,38	0,25	0,09	0,11	0,08	0,09	0,08	0,05	0,09
KAREL	1	1,89	1,29	0,57	0,50	1,32	0,50	0,38	0,12	0,16	0,66	0,45	0,13	0,56	2,37	2,24	163,10	2,77	131,96	5,21	70,11	0,94	2,41	0,68	1,35	2,00	1,09	3,74	0,24	0,07	0,08	0,05	0,07	0,05	0,03	0,11
KAREL	1	1,65	1,11	0,31	0,57	0,97	0,43	0,45	0,12	0,17	0,63	0,48	0,13	0,60	2,23	2,03	180,09	2,39	152,80	4,42	82,58	0,90	2,51	0,66	1,52	2,28	1,20	4,39	0,26	0,09	0,09	0,03	0,04	0,03	0,02	0,09
KAREL	1	1,76	1,17	0,31	0,60	0,97	0,40	0,41	0,19	0,16	0,32	0,47	0,11	0,71	1,44	2,39	152,57	2,23	163,58	6,28	58,12	1,00	2,57	0,72	1,81	2,31	1,22	5,52	0,20	0,07	0,09	0,03	0,06	0,04	0,02	0,09
KAREL	1	1,88	0,98	0,04	0,62	0,95	0,38	0,40	0,21	0,15	0,27	0,41	0,10	0,63	1,13	1,69	215,89	2,48	147,15	5,29	68,99	1,07	3,34	0,81	2,11	2,28	1,36	7,52	0,24	0,11	0,12	0,07	0,15	0,09	0,06	0,14
KAREL	1	1,42	0,81	0,20	0,65	0,60	0,35	0,59	0,06	0,14	0,76	0,40	0,12	0,48	2,59	1,79	203,50	3,01	121,09	4,99	73,17	1,13	5,62	0,94	2,69	3,82	2,27	12,51	0,32	0,23	0,22	0,09	0,25	0,21	0,09	0,28
KAREL	1	1,57	1,10	0,50	0,66	0,64	0,34	0,53	0,13	0,18	0,47	0,36	0,13	0,50	1,31	2,12	171,99	2,74	133,11	5,03	72,52	0,87	4,21	0,72	2,11	2,40	1,53	13,73	0,27	0,20	0,21	0,14	0,30	0,21	0,10	0,18
KAREL	1	1,41	1,00	0,42	0,67	0,57	0,33	0,59	0,08	0,23	0,97	0,42	0,19	0,52	2,18	2,14	170,70	2,32	157,35	5,15	70,84	0,81	3,85	0,67	2,02	2,82	1,63	17,47	0,23	0,17	0,18	0,13	0,26	0,21	0,09	0,20
KAREL	1	1,54	0,80	0,06	0,71	0,56	0,29	0,52	0,19	0,36	0,56	0,42	0,22	0,68	1,06	1,67	218,34	2,56	142,51	3,25	112,31	1,05	4,20	0,84	2,87	2,99	1,75	8,18	0,24	0,18	0,20	0,04	0,12	0,07	0,03	0,20

EK-1. (Devam) Finansal oranlar

KAREL	1	1,01	0,96	0,06	0,81	0,24	0,19	0,73	0,08	0,23	1,00	0,96	0,28	1,34	3,40	2,00	182,47	2,64	138,34	6,95	52,54	1,03	2,94	0,76	3,96	76,54	2,83	17,21	0,22	0,14	0,16	0,02	0,07	0,05	0,01	0,16
KFEIN	1	2,74	2,67	0,62	0,36	1,76	0,64	0,31	0,05	0,05	0,63	0,20	0,04	0,22	2,88	69,33	5,26	2,95	123,78	9,81	37,20	2,09	12,97	1,80	2,83	3,30	2,63	3,97	0,20	0,09	0,09	0,10	0,27	0,25	0,17	0,20
KFEIN	1	3,89	3,89	1,17	0,24	3,14	0,76	0,22	0,02	0,04	1,08	0,20	0,03	0,20	6,27	0,00	0,00	3,19	114,56	22,06	16,55	2,18	11,96	1,84	2,43	2,93	2,35	4,56	0,20	0,08	0,08	0,10	0,25	0,24	0,19	0,20
KFEIN	1	3,35	3,35	0,29	0,30	2,28	0,70	0,27	0,03	0,03	0,68	0,12	0,03	0,12	2,68	0,00	0,00	2,10	174,15	17,52	20,83	1,89	20,11	1,73	2,48	2,69	2,37	4,29	0,21	0,09	0,09	0,10	0,25	0,24	0,18	0,19
KFEIN	1	2,64	2,58	0,40	0,24	3,10	0,76	0,20	0,04	0,02	0,30	0,59	0,02	0,63	10,71	56,79	6,43	2,62	139,35	11,43	31,92	1,68	1,86	0,88	1,17	2,71	1,10	4,95	0,31	0,19	0,18	0,17	0,20	0,19	0,15	0,18
KFEIN	1	4,08	4,02	1,48	0,17	4,73	0,83	0,12	0,06	0,02	0,22	0,60	0,01	0,64	8,96	73,26	4,98	3,62	100,88	14,14	25,82	1,65	1,47	0,78	0,94	2,19	0,88	6,27	0,35	0,17	0,18	0,18	0,17	0,16	0,14	0,16
KFEIN	1	1,22	1,21	0,34	0,30	2,33	0,70	0,25	0,05	0,02	0,34	0,93	0,02	0,99	14,41	303,91	1,20	3,35	108,86	6,52	56,01	1,71	0,76	0,53	0,75	9,63	0,70	8,71	0,28	0,09	0,09	0,19	0,15	0,14	0,10	0,12
KFEIN	1	1,50	1,50	0,23	0,40	1,49	0,60	0,33	0,07	0,03	0,28	0,75	0,03	0,85	6,94	5823,05	0,06	2,74	133,37	3,97	91,85	1,79	1,74	0,88	1,47	5,35	1,31	13,42	0,30	0,16	0,16	0,06	0,09	0,08	0,06	0,06
KFEIN	1	2,35	2,33	0,59	0,31	2,19	0,69	0,24	0,08	0,04	0,34	0,59	0,03	0,65	5,75	165,86	2,20	3,75	97,26	16,81	21,71	1,88	2,31	1,04	1,51	3,28	1,36	19,82	0,28	0,13	0,13	0,22	0,32	0,29	0,22	0,24
KRONT	1	1,03	1,01	0,02	0,94	0,07	0,06	0,82	0,11	0,36	0,20	0,87	0,13	2,45	1,36	65,71	5,55	1,12	324,68	1,69	216,31	0,99	5,47	0,84	13,39	38,10	4,78	18,30	0,22	0,04	0,04	0,04	0,50	0,18	0,03	0,21
KRONT	1	1,37	1,34	0,45	0,69	0,46	0,31	0,60	0,09	0,07	0,24	0,45	0,05	0,58	2,07	38,61	9,45	2,32	157,53	2,72	134,29	1,32	5,90	1,08	3,44	4,91	2,68	25,50	0,51	0,23	0,23	0,24	0,82	0,64	0,26	0,84
KRONT	1	6,51	6,43	2,30	0,21	3,87	0,79	0,13	0,07	0,02	0,18	0,14	0,01	0,16	1,75	23,10	15,80	1,15	318,61	5,47	66,67	0,69	4,85	0,60	0,76	0,81	0,70	1,40	0,63	0,11	0,11	0,22	0,17	0,15	0,13	0,23
KRONT	0	3,30	3,23	0,73	0,30	2,29	0,70	0,24	0,06	0,04	0,39	0,27	0,03	0,30	3,26	15,23	23,97	1,04	351,16	6,93	52,67	0,71	2,69	0,56	0,80	1,01	0,74	0,54	0,51	0,74	0,68	0,69	0,55	0,51	0,39	0,53
KRONT	1	1,55	1,50	0,17	0,36	1,78	0,64	0,32	0,04	0,03	0,50	0,74	0,03	0,78	12,87	18,99	19,22	0,96	382,17	11,51	31,71	1,15	1,14	0,57	0,90	3,24	0,84	0,69	0,48	0,16	0,07	0,14	0,12	0,11	0,08	0,15
KRONT	1	1,55	1,51	0,24	0,43	1,35	0,57	0,40	0,03	0,02	0,52	0,64	0,02	0,66	14,48	14,06	25,96	0,97	374,89	1,98	183,92	0,91	1,48	0,56	0,98	2,57	0,94	0,95	0,58	0,24	0,21	0,21	0,20	0,19	0,12	0,24
KRONT	1	2,73	2,62	0,58	0,26	2,78	0,74	0,24	0,02	0,01	0,49	0,44	0,01	0,46	16,23	5,26	69,33	1,05	347,64	5,56	65,63	0,81	1,60	0,54	0,73	1,27	0,71	1,02	0,76	0,49	0,36	0,43	0,31	0,30	0,23	0,51
KRONT	1	3,32	3,19	0,21	0,24	3,22	0,76	0,22	0,01	0,01	0,40	0,33	0,01	0,34	18,80	3,84	95,16	0,97	374,89	5,74	63,54	0,86	2,47	0,64	0,84	1,23	0,82	1,91	0,83	0,46	0,46	0,46	0,39	0,38	0,29	0,76
KRONT	1	3,61	3,55	0,29	0,21	3,86	0,79	0,19	0,02	0,01	0,52	0,40	0,01	0,41	17,57	9,01	40,53	0,96	381,22	9,83	37,14	0,84	1,76	0,57	0,71	1,16	0,70	1,92	0,81	0,30	0,26	0,30	0,21	0,21	0,17	0,37
KRONT	1	2,40	2,32	0,60	0,25	3,05	0,75	0,24	0,01	0,02	1,88	0,56	0,02	0,56	54,71	4,80	76,05	1,43	255,15	4,05	90,16	1,06	1,43	0,61	0,81	1,81	0,80	2,36	0,84	0,12	0,03	0,13	0,11	0,11	0,08	0,21
KRONT	1	1,90	1,87	0,27	0,42	2,04	0,67	0,29	0,04	0,10	1,69	0,63	0,09	0,67	11,34	21,44	17,02	1,51	241,99	3,18	114,83	1,32	1,61	0,73	1,08	2,79	1,02	3,92	0,78	0,19	0,12	0,20	0,22	0,20	0,14	0,30
KRONT	1	1,53	1,51	0,38	0,97	1,41	0,58	0,39	0,03	0,07	1,52	0,66	0,07	0,69	15,09	11,68	31,26	1,13	322,63	6,49	56,20	0,88	1,29	0,52	0,90	2,55	0,86	3,74	0,82	0,27	0,01	0,20	0,18	0,17	0,10	0,34
KRONT	1	1,44	1,42	0,46	0,94	1,03	0,51	0,44	0,06	0,06	0,54	0,66	0,05	0,73	6,61	8,74	41,74	1,30	280,53	3,43	106,40	0,85	1,44	0,53	1,05	2,76	0,95	5,92	0,85	0,52	0,15	0,42	0,44	0,39	0,22	0,63
KRONT	1	1,52	1,50	0,39	0,47	1,13	0,53	0,42	0,05	0,02	0,21	0,63	0,02	0,69	6,97	15,69	23,26	1,65	221,66	2,34	155,94	1,10	1,89	0,70	1,31	3,22	1,19	11,02	0,86	0,22	0,38	0,32	0,42	0,38	0,22	0,30
LINK	1	2,46	2,45	0,40	0,28	2,52	0,72	0,28	0,00	0,42	0,00	0,42	0,42	0,42	0,00	47,42	7,70	2,93	124,62	3,31	110,32	2,21	5,14	1,55	2,16	3,73	2,16	38,30	1,07	0,18	0,26	0,18	0,40	0,40	0,28	0,41
LINK	1	7,06	7,04	4,32	0,17	5,63	0,85	0,13	0,02	0,07	2,63	0,10	0,06	0,10	4,05	20,96	17,42	2,07	176,74	45,37	8,04	0,44	4,69	0,40	0,48	0,52	0,46	2,48	1,05	0,17	0,49	0,34	0,16	0,16	0,14	0,20
LINK	1	7,83	7,82	4,72	0,18	5,66	0,85	0,12	0,03	0,07	1,68	0,11	0,07	0,11	2,72	43,00	8,49	1,72	211,92	33,15	11,01	0,23	2,21	0,21	0,24	0,26	0,23	1,45	1,21	1,24	1,18	0,80	0,19	0,19	0,17	0,24
LINK	1	11,57	11,56	5,27	0,17	7,35	0,88	0,07	0,05	0,09	1,70	0,16	0,08	0,16	3,15	38,31	9,53	1,76	206,95	4,41	82,78	0,36	2,14	0,31	0,35	0,40	0,33	0,42	1,08	0,48	0,26	0,22	0,08	0,07	0,07	0,09
LINK	1	6,07	6,02	1,94	0,19	6,48	0,87	0,08	0,06	0,48	7,40	0,57	0,45	0,61	9,44	17,23	21,19	2,28	160,14	3,32	109,90	0,93	0,83	0,44	0,51	1,11	0,48	0,67	1,09	0,40	0,36	0,54	0,27	0,26	0,24	0,13
LINK	1	3,28	3,28	1,04	0,30	3,06	0,75	0,20	0,05	0,43	6,34	0,45	0,40	0,48	7,01	115,80	3,15	2,05	178,06	7,90	46,18	1,23	2,20	0,79	1,05	1,77	0,98	1,62	1,06	0,29	0,27	0,14	0,15	0,14	0,11	0,17
LINK	1	8,88	8,87	5,41	0,11	9,99	0,91	0,07	0,02	0,38	18,15	0,39	0,37	0,39	19,04	193,14	1,89	4,51	80,85	28,65	12,74	0,74	1,32	0,48	0,52	0,84	0,51	0,87	0,71	0,13	0,02	0,02	0,01	0,01	0,01	0,01
LINK	1	10,87	10,76	4,15	0,12	6,50	0,63	0,05	0,02	0,59	17,56	0,63	0,57	0,65	19,45	28,03	13,02	2,39	152,83	88,37	4,13	0,68	0,96	0,40	0,63	0,75	0,61	0,63	0,58	0,61	0,38	0,32	0,20	0,19	0,13	0,15
LINK	1	4,33	4,25	2,87	0,10	8,56	0,77	0,11	0,01	0,55	59,61	0,67	0,55	0,68	72,87	22,19	16,45	2,20	165,68	65,94	5,54	0,95	0,88	0,46	0,59	1,23	0,59	0,59	0,56	0,74	0,64	0,53	0,31	0,31	0,24	0,29
LINK	1	6,07	6,04	3,03	0,10	10,19	0,91	0,07	0,02	0,44	26,65	0,59	0,43	0,60	36,45	62,40	5,85	3,42	106,77	86,58	4,22	1,30	1,07	0,59	0,65	1,56	0,64	0,77	0,76	0,09	0,06	0,06	0,04	0,04	0,03	0,14
LINK	1	3,11	3,10	1,22	0,14	6,80	0,87	0,11	0,01	0,47	27,47	0,73	0,46	0,74	43,72	47,97	7,61	2,21	165,11	6,96	52,42	1,19	0,65	0,42	0,48	1,75	0,47	0,50	0,76	0,42	0,42	0,31	0,15	0,15	0,13	0,21
LINK	0	2,15	2,13	0,96	0,16	6,16	0,86	0,12	0,02	0,48	19,64	0,85	0,47	0,87	35,18	31,54	11,57	4,40	82,87	1,42	257,77	1,99	0,68	0,51	0,59	3,72	0,57	0,57	0,86	0,18	0,18	0,13	0,08	0,07	0,07	0,10

EK-1. (Devam) Finansal oranlar

LINK	1	18,63	18,63	13,13	0,07	15,95	0,94	0,04	0,01	0,02	1,23	0,18	0,02	0,18	11,78	0,00	0,00	4,48	81,46	11,81	30,91	0,26	1,25	0,21	0,23	0,27	0,22	0,50	0,81	0,69	2,03	2,50	0,57	0,56	0,53	0,59
LINK	1	16,17	16,17	10,21	0,08	14,46	0,94	0,05	0,02	0,02	1,04	0,26	0,02	0,26	13,61	0,00	0,00	3,18	114,79	7,32	49,87	0,34	1,04	0,25	0,27	0,36	0,27	0,55	0,80	0,52	0,50	0,35	0,09	0,09	0,09	0,12
LINK	1	9,78	9,77	5,78	0,11	9,59	0,91	0,08	0,02	0,01	0,79	0,24	0,01	0,25	14,85	111,77	3,27	1,83	199,81	5,13	71,09	0,53	1,82	0,41	0,45	0,59	0,44	0,99	0,80	0,02	0,00	0,18	0,08	0,08	0,07	0,09
LINK	1	9,92	9,87	5,85	0,11	9,22	0,90	0,08	0,02	0,01	0,74	0,21	0,01	0,21	11,70	34,81	10,49	2,02	181,10	17,00	21,47	0,56	2,35	0,45	0,50	0,62	0,49	1,15	0,69	0,05	0,01	0,09	0,04	0,04	0,04	0,06
LINK	1	7,25	7,22	3,93	0,16	6,32	0,86	0,12	0,02	0,01	0,54	0,18	0,01	0,18	7,73	43,08	8,47	1,55	236,06	15,01	24,31	0,54	2,85	0,45	0,53	0,63	0,51	1,39	0,70	0,03	0,08	0,25	0,13	0,13	0,11	0,17
LINK	1	8,96	8,95	5,13	0,15	7,39	0,88	0,09	0,03	0,01	0,34	0,19	0,01	0,19	6,38	86,93	4,20	1,90	192,01	36,42	10,02	0,48	2,36	0,40	0,45	0,54	0,44	1,30	0,66	0,11	0,03	0,20	0,09	0,09	0,08	0,12
LINK	1	13,41	13,39	4,93	0,16	8,23	0,89	0,05	0,05	0,01	0,09	0,30	0,01	0,32	5,14	87,44	4,17	2,30	158,72	12,63	28,90	0,57	1,46	0,41	0,46	0,62	0,43	1,73	0,84	0,27	0,29	0,39	0,18	0,17	0,16	0,19
LINK	1	14,66	14,65	4,94	0,25	7,34	0,88	0,05	0,07	0,00	0,03	0,26	0,00	0,28	3,64	195,88	1,86	2,36	154,54	10,81	33,76	0,48	1,45	0,36	0,41	0,52	0,38	2,10	0,84	0,28	0,29	0,64	0,26	0,24	0,23	0,34
LINK	1	9,14	9,14	4,16	0,42	6,07	0,86	0,08	0,06	0,00	0,05	0,25	0,00	0,27	4,03	137,82	2,65	2,19	166,98	4,63	78,87	0,50	1,68	0,39	0,45	0,57	0,42	2,85	0,85	0,32	0,33	0,48	0,21	0,20	0,18	0,24
LINK	1	12,63	12,63	5,75	0,97	7,73	0,89	0,06	0,05	0,01	0,18	0,24	0,01	0,25	4,20	586,17	0,62	3,23	113,12	7,02	51,96	0,49	1,71	0,38	0,43	0,53	0,41	1,78	0,84	0,39	0,39	0,62	0,27	0,25	0,24	0,33
LINK	1	7,64	7,62	4,70	0,94	5,43	0,84	0,11	0,05	0,01	0,14	0,20	0,01	0,22	3,76	15,36	23,76	3,30	110,76	3,14	116,19	0,34	1,51	0,27	0,33	0,39	0,31	2,03	0,85	0,39	0,40	1,18	0,39	0,36	0,33	0,42
LINK	1	10,18	10,15	8,10	0,94	6,59	0,87	0,08	0,05	0,01	0,19	0,15	0,01	0,16	2,89	16,50	22,18	3,06	119,33	2,74	133,07	0,39	2,46	0,33	0,38	0,43	0,36	3,35	0,90	0,45	0,47	1,16	0,45	0,42	0,39	0,44
LOGO	1	4,06	4,00	2,03	0,12	7,10	0,88	0,08	0,04	0,39	7,39	2,33	0,33	2,75	15,25	6,30	57,89	2,47	147,89	2,20	165,69	0,99	0,47	0,32	0,36	1,32	1,09	10,41	0,91	0,11	0,45	0,47	0,05	0,14	0,04	0,04
LOGO	1	6,03	5,97	2,87	0,11	7,91	0,89	0,06	0,05	0,29	4,55	1,88	0,25	2,22	12,38	4,86	75,16	1,92	190,25	1,24	293,23	0,92	0,54	0,34	0,38	1,10	1,02	1,80	0,95	0,21	0,44	0,80	0,13	0,35	0,12	0,12
LOGO	1	6,61	6,57	3,81	0,13	7,00	0,87	0,09	0,04	0,27	3,97	1,72	0,23	2,03	11,26	4,15	87,87	2,10	173,67	1,14	320,71	0,84	1,17	0,49	0,56	0,99	2,01	4,18	0,97	0,55	1,15	1,17	0,29	1,04	0,25	0,25
LOGO	1	3,64	3,63	1,97	0,16	5,41	0,84	0,14	0,01	1,64	79,27	1,97	1,55	2,09	34,93	21,94	16,64	5,77	63,24	2,62	139,08	0,72	0,77	0,37	0,44	0,99	1,51	3,02	1,06	0,03	0,24	0,01	0,00	0,01	0,00	0,03
LOGO	1	2,62	2,61	1,36	0,16	5,10	0,84	0,14	0,02	2,69	79,89	3,61	2,37	4,10	30,23	30,22	12,08	1,96	186,27	1,41	258,41	1,29	0,77	0,48	0,58	2,08	2,79	1,09	1,04	0,31	0,94	0,90	0,10	0,50	0,09	0,09
LOGO	1	3,32	3,29	0,61	0,13	6,49	0,87	0,12	0,02	2,58	278,33	4,25	2,30	4,78	38,65	5,69	64,18	2,34	155,91	0,75	488,14	1,40	0,90	0,55	0,63	2,00	3,81	1,48	1,07	0,23	2,22	2,19	0,19	1,16	0,17	0,19
LOGO	1	3,24	3,21	0,57	0,14	6,20	0,86	0,11	0,03	2,08	125,93	3,48	1,72	4,22	19,89	6,58	55,47	2,67	136,68	0,48	758,41	1,52	0,80	0,52	0,61	2,20	2,77	0,88	0,95	0,12	0,56	0,27	0,03	0,15	0,03	0,03
LOGO	0	1,80	1,78	0,78	0,20	4,12	0,80	0,17	0,03	2,26	133,42	4,05	1,89	4,85	24,73	5,58	65,39	2,30	158,91	1,63	224,20	1,17	0,51	0,35	0,44	2,64	2,05	0,56	0,94	0,40	1,96	1,61	0,14	0,65	0,11	0,14
LOGO	1	2,11	2,09	0,59	0,31	2,21	0,69	0,18	0,14	2,49	101,24	2,60	1,09	5,92	4,63	6,44	56,68	2,44	149,85	0,61	601,07	1,69	0,99	0,62	0,91	3,21	2,57	1,24	0,97	0,21	1,15	1,00	0,09	0,26	0,06	0,08
LOGO	1	2,54	2,50	1,03	0,16	5,31	0,84	0,13	0,03	1,04	67,98	1,89	0,95	2,07	22,03	6,03	60,51	3,14	116,24	1,80	202,58	1,72	0,82	0,56	0,66	2,83	1,56	0,83	0,96	0,01	2,74	0,15	0,01	0,03	0,01	0,02
LOGO	1	2,22	2,21	0,70	0,32	2,08	0,68	0,22	0,10	1,21	63,01	1,81	0,77	2,86	4,92	12,07	30,25	2,26	161,18	0,73	498,62	1,49	1,45	0,73	1,09	2,70	2,62	1,85	0,96	0,26	4,11	3,62	0,26	0,62	0,17	0,20
LOGO	1	1,88	1,87	0,49	0,53	0,90	0,47	0,31	0,21	1,13	67,60	1,33	0,35	4,24	1,94	20,28	18,00	1,34	273,40	0,82	447,81	0,96	1,38	0,57	1,20	2,06	1,84	2,83	0,88	0,30	3,74	3,56	0,33	0,50	0,16	0,17
LOGO	1	1,79	1,78	0,83	0,47	1,11	0,53	0,35	0,12	1,19	65,60	1,88	0,46	4,84	3,07	9,01	40,51	1,94	188,24	0,75	483,54	0,99	1,70	0,63	1,19	2,25	3,19	4,16	0,96	0,28	4,73	4,39	0,32	0,85	0,17	0,19
LOGO	1	1,49	1,49	0,62	0,45	1,20	0,55	0,41	0,04	1,07	44,85	3,37	0,67	5,36	9,09	10,48	34,83	1,79	203,92	0,32	1124,54	1,03	1,66	0,64	1,17	3,14	5,58	5,15	0,97	0,31	5,23	5,28	0,36	1,74	0,20	0,21
LOGO	1	0,94	0,94	0,29	0,50	1,00	0,50	0,45	0,04	1,20	40,05	6,19	0,63	11,90	12,92	14,76	24,72	2,05	178,13	0,29	1265,73	1,36	1,01	0,58	1,16	-20,47	6,27	7,61	0,98	0,36	7,15	6,57	0,29	1,55	0,14	0,17
LOGO	1	1,41	1,40	0,45	0,45	1,20	0,55	0,30	0,15	0,96	15,68	2,78	0,25	10,67	3,75	86,29	4,23	2,45	148,93	2,58	141,38	1,58	1,16	0,67	1,22	5,43	3,22	10,25	0,80	0,23	6,27	5,22	0,24	0,63	0,13	0,16
LOGO	1	1,72	1,72	0,61	0,25	1,30	0,57	0,23	0,20	0,74	9,47	2,39	0,15	11,99	2,98	81,21	4,49	2,33	156,74	2,51	145,54	1,41	0,96	0,57	1,01	3,36	2,28	12,84	0,80	0,21	5,58	5,82	0,21	0,48	0,12	0,14
LOGO	1	1,55	1,55	0,63	0,42	1,04	0,51	0,31	0,18	0,58	8,67	2,30	0,12	11,52	2,87	139,43	2,62	2,00	182,58	1,61	227,25	1,12	1,06	0,54	1,07	3,15	2,43	16,89	0,82	0,22	5,90	5,51	0,22	0,50	0,11	0,13
LOGO	1	1,34	1,33	0,64	0,97	0,96	0,49	0,37	0,14	0,43	7,11	2,78	0,10	12,17	3,61	34,98	10,44	2,31	157,83	1,51	241,83	1,00	0,98	0,50	1,01	3,97	2,74	21,80	0,82	0,21	5,39	5,82	0,21	0,57	0,10	0,13
LOGO	1	1,07	1,06	0,35	0,94	0,86	0,46	0,41	0,13	0,31	5,33	3,37	0,07	14,76	4,36	24,07	15,16	2,30	158,84	1,79	204,02	0,96	0,76	0,42	0,92	14,17	2,55	7,67	0,81	0,27	9,50	12,45	0,33	0,92	0,15	0,19
LOGO	1	0,91	0,91	0,19	0,55	0,82	0,45	0,44	0,11	0,04	0,16	1,07	0,03	1,32	5,60	43,43	8,40	3,98	91,74	2,52	144,75	1,42	0,97	0,58	1,29	15,30	1,04	15,41	0,76	0,24	0,24	0,28	0,35	0,29	0,23	0,23
MANAS	1	1,06	0,47	0,06	0,75	0,33	0,25	0,48	0,27	1,40	1,30	0,94	0,67	1,96	1,81	2,22	164,62	7,31	49,96	6,47	56,42	1,81	1,88	0,92	3,69	29,91	1,77	4,01	0,31	0,11	0,16	0,04	0,14	0,07	0,03	0,16
MANAS	1	0,85	0,39	0,09	0,77	0,29	0,23	0,58	0,19	1,37	1,67	1,21	0,75	2,21	2,68	2,31	157,85	7,35	49,63	4,96	73,59	1,84	1,81	0,91	4,01	10,41	2,20	4,48	0,31	0,13	0,12	0,02	0,06	0,03	0,01	0,12

EK-1. (Devam) Finansal oranlar

MANAS	1	0,77	0,53	0,08	0,65	0,54	0,35	0,52	0,13	1,24	3,33	1,25	0,90	1,71	4,59	2,48	147,22	2,98	122,33	4,49	81,23	1,28	0,84	0,51	1,44	4,29	1,05	4,50	0,40	0,20	0,17	0,03	0,04	0,03	0,01	0,09
MANAS	1	2,60	1,75	0,16	0,26	2,80	0,74	0,22	0,04	0,40	6,97	0,55	0,38	0,58	10,09	2,02	180,75	2,00	182,62	4,08	89,55	1,07	1,44	0,61	0,83	1,73	0,79	4,87	0,38	0,21	0,19	0,04	0,04	0,03	0,03	0,13
MANAS	1	1,44	0,92	0,13	0,56	0,79	0,44	0,44	0,12	0,60	2,21	0,66	0,47	0,83	3,09	1,22	298,48	2,31	157,85	2,24	162,74	0,75	1,28	0,47	1,07	2,45	0,84	7,38	0,41	0,21	0,21	0,16	0,17	0,13	0,08	0,11
MATRIKS	1	1,58	1,58	0,88	0,39	1,53	0,61	0,24	0,16	0,05	0,18	0,82	0,04	1,03	4,00	0,00	0,00	9,75	37,45	9,17	39,79	4,03	2,43	1,52	2,51	11,00	1,99	3,71	0,12	0,02	0,02	0,02	0,04	0,03	0,03	0,05
MATRIKS	0	1,41	1,41	2,38	0,25	1,34	0,57	0,29	0,14	0,06	0,24	0,83	0,05	1,03	4,33	0,00	0,00	12,34	29,57	9,30	39,23	4,08	2,85	1,68	2,93	13,92	2,37	4,70	0,11	0,02	0,02	0,04	0,10	0,08	0,06	0,09
MATRIKS	1	1,01	1,01	1,38	0,42	1,01	0,50	0,33	0,17	0,11	0,33	0,99	0,08	1,32	4,01	0,00	0,00	10,79	33,84	8,25	44,25	5,28	2,69	1,78	3,55	365,50	2,67	5,64	0,17	0,09	0,09	0,09	0,32	0,24	0,16	0,19
MATRIKS	1	1,36	1,36	0,29	0,97	1,32	0,57	0,34	0,09	0,08	0,49	0,81	0,07	0,94	5,98	0,00	0,00	20,81	17,54	5,99	60,95	3,97	3,48	1,85	3,26	14,85	2,82	7,31	0,20	0,15	0,14	0,14	0,46	0,40	0,26	0,31
MATRIKS	1	1,46	1,46	0,32	0,94	1,60	0,62	0,32	0,07	0,09	0,82	0,78	0,08	0,87	8,05	0,00	0,00	30,34	12,03	7,49	48,72	4,34	3,77	2,02	3,28	13,71	2,96	6,94	0,18	0,13	0,13	0,16	0,51	0,46	0,32	0,32
MATRIKS	1	1,57	1,57	1,11	0,38	1,61	0,62	0,29	0,09	0,05	0,31	0,76	0,04	0,88	5,90	0,00	0,00	20,96	17,41	6,22	58,64	3,83	3,25	1,76	2,85	10,50	2,48	9,33	0,29	0,23	0,22	0,23	0,67	0,58	0,41	0,42
MIATK	1	1,07	0,97	0,15	0,38	1,64	0,62	0,36	0,02	0,01	0,43	0,96	0,01	0,99	31,44	10,17	35,90	2,28	159,90	3,41	107,03	1,23	0,76	0,47	0,76	19,45	0,74	2,43	0,23	0,20	0,18	0,15	0,12	0,11	0,07	0,11
MIATK	1	1,75	0,87	0,13	0,31	2,19	0,69	0,30	0,02	0,01	0,27	0,68	0,01	0,70	26,09	3,87	94,25	9,13	39,96	3,98	91,59	2,32	2,49	1,20	1,75	5,40	1,70	3,97	0,16	0,15	0,15	0,17	0,30	0,29	0,20	0,23
MIATK	1	2,06	1,90	0,40	0,29	2,43	0,71	0,22	0,07	0,01	0,11	0,70	0,01	0,76	8,02	19,48	18,73	4,15	88,00	4,11	88,82	1,98	1,69	0,91	1,29	3,85	1,17	2,88	0,26	0,25	0,25	0,26	0,33	0,30	0,23	0,27
MIATK	1	2,67	2,57	1,37	0,18	4,45	0,82	0,17	0,02	0,00	0,19	0,67	0,00	0,68	32,83	20,23	18,04	2,97	123,02	2,95	123,93	1,23	0,98	0,55	0,67	1,96	0,66	4,32	0,37	0,33	0,33	0,33	0,22	0,22	0,18	0,26
MIATK	1	2,34	2,29	1,06	0,23	3,29	0,77	0,22	0,01	0,01	0,42	0,62	0,01	0,63	42,90	35,47	10,29	3,52	103,77	3,29	110,87	1,55	1,67	0,81	1,05	2,71	1,03	15,91	0,55	0,53	0,53	0,55	0,57	0,57	0,44	0,47
MOBITEL	0	1,06	0,83	0,04	0,94	1,28	0,56	0,32	0,12	0,02	0,08	0,97	0,01	1,18	5,43	8,80	41,49	3,20	114,23	7,42	49,16	2,07	1,05	0,70	1,24	36,76	1,02	2,30	0,10	1,30	1,13	3,87	0,34	0,28	0,19	0,18
MOBITEL	1	1,06	0,80	0,18	0,32	2,15	0,68	0,22	0,10	0,01	0,05	0,98	0,01	1,13	7,55	15,04	24,27	7,58	48,17	8,31	43,93	4,12	1,23	0,95	1,38	68,37	1,20	3,95	0,11	0,07	0,03	0,27	0,38	0,33	0,26	0,30
NETAS	1	1,45	1,32	0,00	0,75	0,33	0,25	0,66	0,09	0,16	0,42	0,12	0,11	0,17	0,45	4,99	73,11	1,08	336,86	4,14	88,22	0,94	21,98	0,90	3,65	3,04	2,67	13,85	0,53	0,34	0,34	0,17	0,63	0,46	0,16	0,50
NETAS	1	2,70	2,51	1,48	0,41	1,45	0,59	0,34	0,07	0,11	1,02	0,11	0,10	0,13	1,14	4,91	74,41	2,22	164,77	8,71	41,89	0,72	8,99	0,67	1,13	1,15	1,02	3,77	0,51	0,87	0,87	0,54	0,61	0,55	0,36	0,83
NETAS	1	2,48	2,32	0,66	0,41	1,43	0,59	0,36	0,05	0,16	1,74	0,18	0,15	0,20	2,14	7,09	51,47	1,61	227,20	8,05	45,34	0,85	6,42	0,75	1,27	1,42	1,16	5,92	0,46	0,21	0,70	0,45	0,57	0,52	0,34	0,55
NETAS	1	1,94	1,66	0,15	0,51	1,77	0,90	0,46	0,05	0,10	1,78	0,13	0,10	0,13	2,33	4,79	76,13	2,04	178,84	3,62	100,88	1,18	8,77	1,04	1,16	2,45	1,10	15,36	0,43	0,27	0,34	0,21	0,25	0,23	0,22	0,38
NETAS	1	2,34	2,09	0,10	0,42	1,37	0,58	0,35	0,07	0,26	2,17	0,27	0,23	0,30	2,51	9,33	39,11	2,81	130,07	7,92	46,07	1,73	8,29	1,43	2,47	3,01	2,21	32,63	0,42	0,28	0,26	0,16	0,38	0,34	0,22	0,41
NETAS	1	2,56	2,06	0,31	0,39	1,56	0,61	0,32	0,07	0,20	1,85	0,25	0,18	0,28	2,58	5,39	67,70	3,18	114,76	7,80	46,81	1,59	7,71	1,32	2,16	2,61	1,95	8,49	0,34	0,12	0,08	0,04	0,08	0,07	0,05	0,10
NETAS	1	1,69	1,37	0,29	1,71	0,74	1,26	1,50	0,20	0,21	1,30	0,29	0,18	0,34	2,09	4,70	77,68	2,94	124,15	3,64	100,18	1,33	7,95	3,38	2,69	3,27	2,32	14,83	0,33	0,11	0,16	0,09	0,25	0,22	0,32	0,63
NETAS	1	1,93	1,69	0,74	0,50	0,98	0,50	0,44	0,06	0,28	2,18	0,26	0,25	0,30	2,33	8,25	44,23	5,23	69,80	5,16	70,76	1,63	9,40	1,39	2,80	3,37	2,48	23,13	0,36	0,12	0,15	0,12	0,33	0,29	0,16	0,25
NETAS	1	1,74	1,61	1,01	0,54	0,84	0,46	0,50	0,04	0,27	2,90	0,25	0,25	0,28	2,98	9,15	39,90	5,87	62,15	2,94	124,01	1,10	7,63	0,96	2,11	2,59	1,93	24,67	0,35	0,14	0,15	0,08	0,18	0,16	0,08	0,16
NETAS	1	1,63	1,22	0,68	0,56	0,78	0,44	0,52	0,04	0,33	3,65	0,31	0,30	0,34	3,73	2,20	165,73	3,59	101,71	2,32	157,19	0,82	4,72	0,70	1,59	2,12	1,46	23,31	0,33	0,12	0,08	0,10	0,17	0,15	0,07	0,10
NETAS	1	1,91	1,55	0,90	0,49	1,03	0,51	0,44	0,06	0,33	2,98	0,30	0,29	0,33	3,00	5,77	63,24	5,45	66,98	5,96	61,26	1,29	6,40	1,07	2,11	2,70	1,90	29,94	0,17	0,00	0,01	0,03	0,07	0,06	0,04	0,06
NETAS	1	3,06	2,97	1,57	0,32	2,15	0,68	0,28	0,04	0,19	3,23	0,21	0,18	0,22	3,77	7,14	51,13	4,52	80,78	11,39	32,05	1,43	8,01	1,21	1,78	2,12	1,68	31,89	0,22	0,08	0,06	0,05	0,09	0,08	0,06	0,08
NETAS	1	3,84	3,51	2,02	0,27	2,72	0,73	0,19	0,08	0,35	3,42	0,32	0,32	0,35	3,42	7,95	45,90	2,79	130,85	7,12	51,23	0,91	2,59	0,67	0,92	1,23	0,83	21,87	0,24	0,13	0,15	0,12	0,11	0,10	0,08	0,11
NETAS	1	2,71	2,35	1,73	0,30	2,29	0,70	0,28	0,02	0,33	11,13	0,34	0,32	0,36	11,83	3,80	96,01	4,12	88,60	6,40	57,07	0,61	1,88	0,47	0,67	0,96	0,65	17,53	0,16	0,05	0,08	0,09	0,06	0,06	0,04	0,06
NETAS	1	2,56	2,31	1,39	0,31	2,21	0,69	0,25	0,07	0,47	4,85	0,49	0,43	0,54	5,57	9,34	39,06	3,63	100,52	7,18	50,83	0,98	1,67	0,62	0,90	1,61	0,82	23,78	0,07	0,02	0,01	0,06	0,05	0,05	0,04	0,02
NETAS	1	2,34	1,98	1,07	0,37	1,70	0,63	0,27	0,10	0,45	2,85	0,50	0,39	0,58	3,68	4,97	73,41	2,34	156,19	5,60	65,13	0,77	1,34	0,49	0,78	1,35	0,67	28,18	0,15	0,08	0,09	0,07	0,05	0,05	0,03	0,05
NETAS	1	1,62	1,48	0,65	0,39	1,54	0,61	0,36	0,03	0,40	7,20	0,39	0,38	0,41	7,42	8,44	43,25	2,17	168,13	3,18	114,78	0,86	2,02	0,50	0,83	2,23	0,79	32,66	0,12	0,07	0,07	0,12	0,10	0,09	0,06	0,05
NETAS	1	2,91	2,71	0,89	0,27	2,68	0,73	0,25	0,02	0,53	17,79	0,52	0,52	0,54	17,92	12,14	30,07	2,48	146,93	4,93	74,09	0,92	1,71	0,67	0,92	1,40	0,89	41,78	0,12	0,08	0,08	0,09	0,08	0,08	0,06	0,06
NETAS	1	1,32	1,11	0,16	0,37	1,69	0,63	0,31	0,06	0,56	6,01	0,67	0,51	0,74	7,86	7,81	46,75	1,77	206,19	3,25	112,37	1,49	1,33	0,62	0,98	6,07	0,90	51,93	0,14	0,06	0,06	0,05	0,05	0,05	0,03	0,05

EK-1. (Devam) Finansal oranlar

PKART	1	9,51	6,18	1,79	0,15	5,80	0,85	0,07	0,08	0,39	4,28	0,37	0,36	0,41	4,42	6,91	54,00	6,47	57,64	71,91	5,08	2,70	5,11	1,77	2,07	3,02	1,90	2,55	0,10	0,04	0,04	0,03	0,07	0,07	0,06	0,10
PKART	1	10,46	7,30	3,98	0,11	8,11	0,89	0,07	0,04	0,32	6,82	0,31	0,30	0,32	6,90	8,07	46,36	9,06	41,26	105,06	3,47	2,71	6,78	1,94	2,18	3,00	2,08	2,88	0,10	0,04	0,04	0,03	0,07	0,07	0,06	0,09
PKART	1	8,40	5,82	3,75	0,11	8,34	0,89	0,09	0,02	0,28	13,74	0,28	0,27	0,28	13,98	7,01	53,51	10,50	35,71	73,00	5,00	2,34	6,96	1,75	1,96	2,66	1,93	2,79	0,08	0,04	0,04	0,03	0,06	0,06	0,06	0,10
PKART	1	4,19	3,10	1,22	0,19	4,24	0,81	0,18	0,01	0,28	36,29	0,28	0,27	0,28	36,72	6,85	54,92	4,32	87,13	68,53	5,33	1,88	6,42	1,45	1,79	2,46	1,78	2,56	0,05	0,01	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,02
PKART	1	3,88	2,64	1,59	0,21	3,72	0,79	0,20	0,01	0,29	16,90	0,29	0,28	0,29	17,18	6,47	58,24	10,81	34,86	10,16	35,93	2,19	7,39	1,69	2,15	2,96	2,11	3,24	0,05	0,01	0,04	0,03	0,06	0,06	0,05	0,06
PKART	1	3,54	2,83	1,61	0,24	3,13	0,76	0,22	0,02	0,24	9,45	0,28	0,24	0,28	10,92	31,32	12,07	22,95	16,47	36,15	10,10	6,70	24,60	5,26	6,94	9,34	6,77	11,45	0,07	0,02	0,02	0,01	0,10	0,09	0,07	0,09
PKART	1	1,86	1,47	0,26	0,48	1,10	0,52	0,46	0,01	0,22	10,54	0,25	0,22	0,25	12,15	20,77	18,25	8,12	46,68	17,55	20,80	5,00	32,45	4,33	8,26	10,78	8,09	14,99	0,11	0,01	0,01	0,01	0,09	0,09	0,05	0,06
PKART	1	2,35	1,84	0,75	0,37	1,72	0,63	0,35	0,02	0,27	9,01	0,28	0,27	0,29	9,44	5,40	70,38	3,35	113,39	5,23	69,84	1,29	5,83	1,06	1,67	2,24	1,62	3,65	0,09	0,11	0,08	0,06	0,10	0,10	0,07	0,09
PKART	1	2,02	1,69	0,67	0,43	1,31	0,57	0,41	0,03	0,24	5,29	0,30	0,23	0,31	6,87	8,47	44,98	3,08	123,69	4,85	75,24	1,49	6,99	1,23	2,16	2,94	2,07	5,52	0,07	0,07	0,09	0,07	0,14	0,14	0,08	0,11
PKART	1	2,83	1,58	0,88	0,31	2,22	0,69	0,29	0,02	0,21	6,80	0,25	0,20	0,26	8,65	4,55	83,91	9,73	39,24	9,79	37,28	2,18	9,91	1,79	2,60	3,38	2,52	7,42	0,08	0,07	0,06	0,04	0,11	0,11	0,08	0,11
PKART	1	2,06	1,55	0,92	0,43	1,34	0,57	0,41	0,02	0,25	6,32	0,28	0,24	0,29	7,19	6,14	62,36	7,46	51,35	7,54	48,41	1,66	8,48	1,39	2,43	3,23	2,34	8,93	0,19	0,15	0,13	0,09	0,22	0,21	0,13	0,19
PKART	1	1,48	0,88	0,29	0,60	0,66	0,40	0,57	0,03	0,37	5,09	0,36	0,35	0,38	5,26	6,56	55,65	11,68	31,26	20,25	18,02	2,90	16,10	2,46	6,19	8,98	5,76	24,38	0,09	0,06	0,05	0,04	0,26	0,25	0,10	0,11
SMART	1	0,97	0,89	0,30	0,43	1,31	0,57	0,39	0,05	0,05	0,55	1,02	0,04	1,11	13,02	7,25	52,12	4,36	86,69	2,16	174,64	1,78	1,07	0,67	1,18	57,87	1,09	2,17	0,67	0,36	0,37	0,30	0,35	0,32	0,20	0,26
SMART	1	0,89	0,89	0,14	0,38	1,60	0,62	0,32	0,06	0,02	0,25	1,05	0,02	1,15	11,87	3261,47	0,12	3,56	106,42	5,76	65,81	2,42	0,98	0,70	1,13	19,96	1,03	2,14	0,70	0,33	0,33	0,26	0,29	0,26	0,18	0,24
SMART	1	1,11	1,02	0,13	0,37	1,72	0,63	0,30	0,07	0,02	0,21	0,95	0,02	1,06	9,56	4,62	82,18	2,51	151,60	2,66	142,77	1,64	0,81	0,54	0,86	16,13	0,78	1,12	0,77	0,40	0,36	0,26	0,22	0,20	0,14	0,21
SMART	1	2,84	2,71	0,61	0,16	5,27	0,84	0,10	0,06	0,01	0,14	0,79	0,01	0,84	12,46	7,77	49,02	2,30	165,36	2,84	133,98	1,26	0,52	0,37	0,44	1,95	0,41	0,85	0,70	0,32	0,33	0,29	0,13	0,12	0,11	0,13
SMART	1	2,10	2,07	0,40	0,20	4,05	0,80	0,14	0,06	0,00	0,06	0,83	0,00	0,89	11,64	27,62	13,83	2,25	170,09	9,02	42,37	1,16	0,47	0,33	0,42	2,22	0,39	0,85	0,66	0,10	0,11	0,14	0,06	0,05	0,05	0,04
SMART	1	1,38	1,38	0,27	0,26	2,83	0,74	0,21	0,05	0,01	0,14	0,90	0,01	0,96	13,51	0,00	0,00	1,80	213,11	4,59	83,38	1,36	0,55	0,39	0,53	4,94	0,49	1,14	0,57	0,15	0,13	0,10	0,06	0,05	0,04	0,05
SMART	1	1,06	1,06	0,08	0,35	1,88	0,65	0,30	0,05	0,01	0,16	0,97	0,01	1,05	13,84	156,93	2,33	2,55	142,99	1,82	201,00	1,62	0,75	0,51	0,78	28,42	0,73	1,85	0,72	0,43	0,19	0,12	0,09	0,08	0,06	0,05
VBTYZ	1	1,36	1,36	0,15	0,74	0,35	0,26	0,60	0,14	0,06	0,11	0,44	0,04	0,67	1,29	467,03	0,78	2,26	161,80	2,70	135,35	1,53	7,25	1,27	4,88	5,74	3,20	8,86	0,16	0,07	0,03	0,07	0,35	0,23	0,09	0,12
VBTYZ	1	1,55	1,51	0,58	0,65	0,55	0,35	0,53	0,12	0,05	0,16	0,39	0,04	0,52	1,54	46,98	7,77	4,29	85,02	3,02	121,06	1,49	6,62	1,21	3,43	4,19	2,57	9,54	0,21	0,10	0,10	0,10	0,34	0,25	0,12	0,16
VBTYZ	1	1,45	1,39	1,05	0,65	0,53	0,35	0,58	0,08	0,04	0,19	0,38	0,03	0,47	2,13	24,15	15,12	18,14	20,12	2,22	164,41	1,25	6,45	1,04	3,01	4,01	2,47	6,50	0,19	0,10	0,14	0,12	0,35	0,29	0,12	0,19
VBTYZ	1	1,49	1,41	1,15	0,59	0,69	0,41	0,57	0,02	0,12	2,38	0,35	0,12	0,36	6,95	9,79	37,28	10,59	34,45	1,26	289,69	0,68	3,91	0,58	1,42	2,07	1,35	7,63	0,19	0,08	0,11	0,17	0,24	0,23	0,10	0,13
VBTYZ	1	1,27	1,26	0,38	0,65	0,34	0,22	0,71	0,03	0,10	0,68	0,34	0,09	0,39	2,76	104,73	3,49	5,85	62,36	3,97	91,87	0,77	6,94	0,60	2,72	3,63	2,38	23,59	0,19	0,11	0,10	0,12	0,33	0,29	0,07	0,09

DİZİN

A

Altman · 10, 11, 14, 37, 42, 43, 44, 45, 46, 47, 48, 49, 50, 51, 52, 53, 54, 55, 56, 57, 76, 77, 78, 79, 80, 81, 82, 83
asit test oranı · 21

B

BIST · iv, v, xi, 1, 9, 42, 43, 45, 46, 47, 49, 50, 51, 59, 60, 75
Bilanço · 15, 20, 79
bilişim · iv, 1, 42, 58, 75
Borsa İstanbul · xi, 42, 80, 81, 82, 83

C

Cari Oran · 21, 60

D

Destek Vektör Makinesi · iv, ix, x, xi, 30, 34, 55, 63, 67, 71, 72, 78
dönen varlıklar · 45, 55
Dönen Varlıklar · 11, 13, 14, 25, 61
duran varlıklar · 15

F

Financial failure · v
finansal başarısızlık · iv, 1, 3, 4, 9, 10, 11, 13, 14, 38, 42, 43, 44, 45, 46, 47, 48, 49, 50, 51, 52, 53, 57, 63, 64, 65, 66, 67, 70, 71, 72, 73
Finansal Tablolar · 14, 15, 16, 17, 81, 82

K

Karar Ağaçları · iv, ix, 30, 43, 54, 63, 64, 71, 72, 75
Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar · 11, 12, 14, 15, 56

L

Lojistik Regresyon · iv, ix, 30, 32, 40, 42, 43, 45, 46, 50, 52, 54, 55, 57, 63, 65, 71, 72, 73, 75, 79, 81, 82, 83

M

machine learning · v
makine öğrenmesi · iv, 1, 14, 28, 29, 39, 40, 46, 57, 58, 62, 74, 75

N

Naive Bayes · iv, v, ix, 30, 35, 36, 63, 71, 72, 73, 75
Nakit Oran · 22, 61

Ö

Özkaynak · 15
Özsermaye · 23, 26, 47, 55, 61

R

random forest · v
Rastgele Orman · iv, ix, x, 30, 35, 63, 69, 70, 71, 72, 73, 75, 79

S

SMOTE · xi, 62, 75

T

Teknoloji · 7, 59, 60, 81

U

Uzun Vadeli Yabancı Kaynaklar · 15, 23, 24

Y

Yapay Sinir Ağları · iv, ix, xi, 30, 33, 40, 52, 57, 63, 66, 73, 75, 76, 82



TEKNOVERSİTE



teknoversite **AYRICALIĞINDASINIZ**

İSTE

