

**İŞLETMELERDE FİNANSAL KESTİRİM
VE BİR UYGULAMA ÖNERİSİ**

Doktora Tezi

Abdullah ORHAN

Eskişehir 2021

İŞLETMELERDE FİNANSAL KESTİRİM VE BİR UYGULAMA ÖNERİSİ

Abdullah ORHAN

DOKTORA TEZİ

Muhasebe Bilim Dalı

Danışman: Prof. Dr. Necdet SAĞLAM

Eskişehir

Anadolu Üniversitesi

Sosyal Bilimler Enstitüsü

Kasım 2021

Bu tez çalışması BAP Komisyonunca kabul edilen 1707E442 no.lu proje kapsamında desteklenmiştir.

ÖZET

İŞLETMELERDE FİNANSAL KESTİRİM VE BİR UYGULAMA ÖNERİSİ

Abdullah ORHAN

İşletme Anabilim Dalı

Muhasebe Bilim Dalı

Anadolu Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, Kasım 2021

Danışman: Prof. Dr. Necdet SAĞLAM

Finansal kestirim, uzun yıllardır yatırımcıların ve araştırmacıların üzerinde çalışmalar yaptığı bir konudur. 1960’larda istatistiksel yöntemlerin öncelikle finansal başarısızlık tahminlerinde kullanıldığı bilinmektedir. Ancak gelişen işletme çevresi ve küreselleşen piyasa birçok farklı değişkenin ortaya çıkmasını sağlamıştır. Bu durum da tahmin modellerinin karmaşıklaşmasına yol açmıştır. Teknolojik gelişmeler, finansal kestirimin bilgisayar programları tarafından yapılmasına olanak sağlamıştır. Bu sayede, hem daha fazla değişken ile analiz yapma hem de hatalardan kaçınma imkânı doğmuştur. Bu çalışma, makine öğrenmesi tekniklerinin finansal kestirimde kullanılması konusunu ele almaktadır. Bu çalışmada, hisseleri Borsa İstanbul’da işlem gören farklı sektörlerden beş işletme seçilmiş ve söz konusu işletmelerin 2009-2020 yılları arası finansal tabloları Kamuyu Aydınlatma Platformu web sitesinden edinilmiştir. İşletmelerin 2010-2020 yılları arası; dönen varlıklar, duran varlıklar, özkaynaklar, net satışlar ve dönem net kârı kalemleri rassal orman tekniği kullanılarak tahmin edilmiştir. Yapılan araştırma sonucunda, rassal orman tekniğinin finansal kestirimde etkin bir şekilde kullanılabileceği tespit edilmiştir.

Anahtar Sözcükler: Finansal kestirim, Rassal orman, Makine öğrenmesi, Finansal analiz, Finansal tahminleme.

ABSTRACT

FINANCIAL FORECAST IN BUSINESS AND AN APPLICATION PROPOSAL

Abdullah ORHAN

Department of Business Administration

Programme in Accounting

Anadolu University, Graduate School of Social Sciences, November 2021

Supervisor: Prof. Dr. Necdet SAĞLAM

Financial forecast is a subject that investors and researchers have been working on for many years. It is known that in the 1960s, statistical methods were primarily used in financial failure predictions. However, the developing business environment and the globalizing market have led to the emergence of many different variables. This situation has led to the complexity of forecasting models. Technological developments have enabled financial forecast to be made by computer programs. In this way, it has been possible to analyze with more variables and to avoid mistakes. This study focuses on the use of machine learning techniques in financial forecast. In this study, five companies from different sectors whose shares are traded in Borsa Istanbul were randomly selected and the financial statements of these companies between 2009 and 2020 were obtained from the Public Disclosure Platform website. Current assets, fixed assets, equity, net sales and net profit items of the companies between 2010 and 2020 are forecasted using the random forest technique. As a result of the research, it has been determined that the random forest technique can be used effectively in financial forecast.

Keywords: Financial forecast, Random Forest, Machine learning, Financial analysis, Financial estimation.

ÖNSÖZ

Bu çalışmayı hazırlamamda büyük emeği geçen, engin bilgi ve tecrübeleriyle önümü aydınlatarak akademik hayatımın şekillenmesini sağlayan, desteğini her zaman hissettiğim tez danışmanım, Prof. Dr. Necdet SAĞLAM'a ve kendilerine ayıracağım zamandan feragat eden, tüm zorlukları benimle birlikte göğüsleyen aileme teşekkürü borç bilirim.

ETİK İLKE VE KURALLARA UYGUNLUK BEYANNAMESİ

Bu tezin bana ait, özgün bir çalışma olduğunu; çalışmamın hazırlık, veri toplama, analiz ve bilgilerin sunumu olmak üzere tüm aşamalarında bilimsel etik ilke ve kurallara uygun davrandığımı; bu çalışma kapsamında elde edilen tüm veri ve bilgiler için kaynak gösterdiğimi ve bu kaynaklara kaynakçada yer verdiğimi; bu çalışmanın Anadolu Üniversitesi tarafından kullanılan “bilimsel intihal tespit programı” ile tarandığını ve hiçbir şekilde “intihal içermediğini” beyan ederim. Herhangi bir zamanda, çalışmamla ilgili yaptığım bu beyana aykırı bir durumun saptanması durumunda, ortaya çıkacak tüm ahlaki ve hukuki sonuçları kabul ettiğimi bildiririm.

Abdullah ORHAN

İÇİNDEKİLER

BAŞLIK SAYFASI	i
JÜRİ VE ENSTİTÜ ONAYI.....	ii
ÖZET	iii
ABSTRACT.....	iv
ÖNSÖZ	v
ETİK İLKE VE KURALLARA UYGUNLUK BEYANNAMESİ.....	vi
İÇİNDEKİLER	vii
TABLolar DİZİNİ	x
ŞEKİLLER DİZİNİ	xiv
GİRİŞ	1
1. FİNANSAL KESTİRİME GENEL BAKIŞ	3
1.1. Finansal Kestirim Kavramı.....	3
1.2. Finansal Kestirimin Muhasebe Uygulamalarındaki Yeri	8
1.2.1. Finansal kestirim sonuçlarının alınacak kararlar üzerindeki etkisi	8
1.2.1.1. Finansal kestirim sonuçlarının yönetimin kararları üzerindeki etkisi.....	8
1.2.1.2. Finansal kestirim sonuçlarının ortakların kararları üzerindeki etkisi.....	9
1.2.1.3. Finansal kestirim sonuçlarının yatırımcıların kararları üzerindeki etkisi.....	9
1.2.1.4. Finansal kestirim sonuçlarının kredi verenlerin kararları üzerindeki etkisi.....	10
1.2.2. Finansal kestirim uygulamalarının bağımsız denetimdeki yeri ..	11
1.3. Finansal Kestirimde Kullanılan Yöntemler	12
1.3.1. Çoklu diskriminant analizi	12
1.3.2. Faktör analizi	13

1.3.3. Yapay sinir ağıları.....	13
1.3.4. Çok değişkenli doğrusal regresyon	15
1.3.5. Lojistik regresyon	15
1.3.6. Destek vektör makineleri	16
1.3.7. Karar ağaçları	16
1.3.7.1. Sınıflandırma ve regresyon ağaçları-CART (Classification and regression trees)	17
1.3.7.2. Ki-kare otomatik etkileşim algılama analizi-CHAID (Chi-squared automatic interaction detection).....	18
1.3.8. Rassal orman	19
1.4. Finansal Kestirim Yönteminin Belirlenmesi.....	19
1.5. Finansal Kestirim Süreci	20
2. FİNANSAL KESTİRİM VE RASSAL ORMAN TEKNİĞİ	22
2.1. İşletmelerde Geleceğin Tahmin Edilmesi.....	22
2.1.1. Bütçeleme.....	23
2.1.1.1. Bütçe türleri	24
2.1.1.2. Bütçe hazırlama teknikleri	25
2.1.1.3. Bütçe hazırlama süreci.....	26
2.1.2. Proforma finansal tablolar.....	28
2.1.3. Finansal Durumu ve Finansal Performansı Etkileyen Unsurlar. 28	
2.2. Rassal Orman Tanımı ve İşlemleyicisi	29
2.2.1. Literatür taraması	33
2.2.2. Rassal orman tekniğinin finansal kestirimde kullanılması.....	37
3. RASSAL ORMAN TEKNİĞİ İLE FİNANSAL KESTİRİM UYGULAMASI..	39
3.1. Araştırmada Kullanılan Değişkenler	39
3.2. Türkiye’de Faaliyet Gösteren İşletmeler Üzerine Uygulama.....	44
3.2.1. Taşa ve toprağa dayalı imalat sektöründe faaliyet gösteren bir işletmeye yönelik uygulama	48

3.2.2. Metal eşya, makine, elektrikli cihazlar ve ulaşım araçları imalatı sektöründe faaliyet gösteren bir işletmeye yönelik uygulama	58
3.2.3. İnsan sağlığı ve sosyal hizmetler sektöründe faaliyet gösteren bir işletmeye yönelik uygulama	68
3.2.4. Akaryakıt sektöründe faaliyet gösteren bir işletmeye yönelik uygulama.....	78
3.2.5. Perakende ticaret sektöründe faaliyet gösteren bir işletmeye yönelik uygulama	88
SONUÇ VE BULGULAR	99
KAYNAKÇA.....	106
ÖZGEÇMİŞ	

TABLÖLAR DİZİNİ

Sayfa

Tablo 1. Bütçeleme ve finansal kestirim arasındaki farklar.....	22
Tablo 2. Araştırmada kullanılan değişkenler	41
Tablo 3. Afyon Çimento net satışlar tutarı tahminleri	49
Tablo 4. Afyon Çimento net satışlar tutarı tahmin modelinde en çok kullanılan 10 değişken.....	50
Tablo 5. Afyon Çimento dönem kârı veya zararı tutarı tahminleri.....	51
Tablo 6. Afyon Çimento dönem kârı veya zararı tutarı tahmin modelinde en çok kullanılan 10 değişken.....	52
Tablo 7. Afyon Çimento dönen varlıklar tutarı tahminleri	53
Tablo 8. Afyon Çimento dönen varlıklar tutarı tahmin modelinde en çok kullanılan 10 değişken.....	54
Tablo 9. Afyon Çimento duran varlıklar tutarı tahminleri.....	55
Tablo 10. Afyon Çimento duran varlıklar tutarı tahmin modelinde en çok kullanılan 10 değişken.....	56
Tablo 11. Afyon Çimento özkaynaklar tutarı tahminleri	57
Tablo 12. Afyon Çimento özkaynaklar tutarı tahmin modelinde en çok kullanılan 10 değişken.....	58
Tablo 13. Arçelik net satışlar tutarı tahminleri	59
Tablo 14. Arçelik net satışlar tutarı tahmin modelinde en çok kullanılan 10 değişken.....	60
Tablo 15. Arçelik dönem kârı veya zararı tutarı tahminleri.....	61
Tablo 16. Arçelik dönem kârı veya zararı tutarı tahmin modelinde en çok kullanılan 10 değişken.....	62
Tablo 17. Arçelik dönen varlıklar tutarı tahminleri	63
Tablo 18. Arçelik dönen varlıklar tutarı tahmin modelinde en çok kullanılan 10 değişken.....	64

Tablo 19. Arçelik duran varlıklar tutarı tahminleri.....	65
Tablo 20. Arçelik duran varlıklar tutarı tahmin modelinde en çok kullanılan 10 değişken.....	66
Tablo 21. Arçelik özkaynaklar tutarı tahminleri.....	67
Tablo 22. Arçelik özkaynaklar tutarı tahmin modelinde en çok kullanılan 10 değişken.....	68
Tablo 23. Lokman Hekim Engürüsağ net satışlar tutarı tahminleri.....	69
Tablo 24. Lokman Hekim Engürüsağ net satışlar tutarı tahmin modelinde en çok kullanılan 10 değişken.....	70
Tablo 25. Lokman Hekim Engürüsağ dönem kârı veya zararı tutarı tahminleri	71
Tablo 26. Lokman Hekim Engürüsağ dönem kârı veya zararı tutarı tahmin modelinde en çok kullanılan 10 değişken	72
Tablo 27. Lokman Hekim Engürüsağ dönen varlıklar tutarı tahminleri.....	73
Tablo 28. Lokman Hekim Engürüsağ dönen varlıklar tutarı tahmin modelinde en çok kullanılan 10 değişken.....	74
Tablo 29. Lokman Hekim Engürüsağ duran varlıklar tutarı tahminleri.....	75
Tablo 30. Lokman Hekim Engürüsağ duran varlıklar tutarı tahmin modelinde en çok kullanılan 10 değişken.....	76
Tablo 31. Lokman Hekim Engürüsağ özkaynaklar tutarı tahminleri.....	77
Tablo 32. Lokman Hekim Engürüsağ özkaynaklar tutarı tahmin modelinde en çok kullanılan 10 değişken.....	78
Tablo 33. Mepet net satışlar tutarı tahminleri	79
Tablo 34. Mepet net satışlar tutarı tahmin modelinde en çok kullanılan 10 değişken...	80
Tablo 35. Mepet dönem kârı veya zararı tutarı tahminleri.....	81
Tablo 36. Mepet dönem kârı veya zararı tutarı tahmin modelinde en çok kullanılan 10 değişken.....	82
Tablo 37. Mepet dönen varlıklar tutarı tahminleri	83

Tablo 38. Mepet dönen varlıklar tutarı tahmin modelinde en çok kullanılan 10 değişken.....	84
Tablo 39. Mepet duran varlıklar tutarı tahminleri.....	85
Tablo 40. Mepet duran varlıklar tutarı tahmin modelinde en çok kullanılan 10 değişken.....	86
Tablo 41. Mepet özkaynaklar tutarı tahminleri.....	87
Tablo 42. Mepet özkaynaklar tutarı tahmin modelinde en çok kullanılan 10 değişken.....	88
Tablo 43. Migros net satışlar tutarı tahminleri.....	89
Tablo 44. Migros net satışlar tutarı tahmin modelinde en çok kullanılan 10 değişken	90
Tablo 45. Migros dönem kârı veya zararı tutarı tahminleri	91
Tablo 46. Migros dönem kârı veya zararı tutarı tahmin modelinde en çok kullanılan 10 değişken.....	92
Tablo 47. Migros dönen varlıklar tutarı tahminleri.....	93
Tablo 48. Migros dönen varlıklar tutarı tahmin modelinde en çok kullanılan 10 değişken.....	94
Tablo 49. Migros duran varlıklar tutarı tahminleri	95
Tablo 50. Migros duran varlıklar tutarı tahmin modelinde en çok kullanılan 10 değişken.....	96
Tablo 51. Migros özkaynaklar tutarı tahminleri	97
Tablo 52. Migros özkaynaklar tutarı tahmin modelinde en çok kullanılan 10 değişken	98
Tablo 53. Net satışlar kalemine ilişkin tahminlerin yıllara göre başarısı.....	100
Tablo 54. Dönem kârı veya zararı kalemine ilişkin tahminlerin yıllara göre başarısı .	101
Tablo 55. Dönen varlıklar toplamına ilişkin tahminlerin yıllara göre başarısı	102
Tablo 56. Duran varlıklar toplamına ilişkin tahminlerin yıllara ilişkin başarısı	103

Tablo 57. Özkaynaklar toplamına ilişkin tahminlerin yıllara göre başarısı.....	103
Tablo 58. Yıllara göre ortalama tahmin başarıları	104

ŞEKİLLER DİZİNİ

	<u>Sayfa</u>
Şekil 1. Temel Karar Ağacı Yapısı.....	17
Şekil 2. Temel Makine Öğrenmesi Süreci.....	31
Şekil 3. Temel Rassal Orman Yapısı.....	33

GİRİŞ

İşletmelerin başlıca kuruluş amaçları; topluma hizmet etmek, varlığını devam ettirmek ve kâr elde ederek hissedarların refahını yükseltmektir. Günümüzdeki yüksek rekabet ve küreselleşen piyasada işletmelerin bu üç amacı yerine getirmesi oldukça zorlaşmıştır. İşletmelerde alınan kararların belirsizlik ve risk ortamında olması, hem yeni yatırım fırsatlarının yeterince etkin değerlendirilememesine hem de yatırımların başarısızlıkla sonuçlanmasına neden olabilmektedir. Belirsizliği ve riski azaltmak amacıyla işletmelerde geleceğe yönelik kestirimlerin yapılması uzun yıllardır üzerinde çalışılan bir konudur. 1960'lı yıllarda Altman (1968) ile başlayan finansal kestirim çabaları gelişerek günümüze ulaşmış ve hala devam etmektedir.

Finansal kestirimin işletme sahipleri ve ortakları dışında yatırımcılar ve kredi verenler tarafından da kullanıldığı bilinmektedir. Yatırımcılar, tasarruflarını kanallı ettiğı işletmelerin, kredi verenler ise kaynak sağladığı işletmelerin gelecekteki finansal durumunu ve finansal performansın bilmek isterler. Bunun için geleneksel finansal analiz tekniklerinin yanı sıra istatistiksel modeller ve makine öğrenmesi teknikleri kullanılabilir.

Makine öğrenmesi tekniklerinin 2000'li yıllarda finansal kestirimde kullanılmaya başlaması da yine finansal başarısızlığın tahmin edilmesi şeklinde ortaya çıkmıştır. Bu amaçla yapay sinir ağları, lojistik regresyon ve probit gibi makine öğrenmesi tekniklerinin kullanıldığı çalışmalara literatürde sıklıkla rastlanmaktadır.

Ancak, günümüzdeki sert rekabet ortamı ve hızlı yön değıştiren piyasa hareketleri nedeniyle işletmeler, yatırımcılar ve kredi verenler daha dinamik ve detaylı finansal kestirimlere ihtiyaç duymaktadır. Finansal tablo kalemlerinin gelecek yıllardaki tutarsal büyüklüklerinin tahmin edilebilmesinin, finansal bilgi kullanıcılarının belirsizliğini ve riskini azaltabileceğı düşünülmektedir. Bu çalışmanın amacı, işletmelerin finansal tablo kalemlerinin gelecek dönemlerdeki tutarsal büyüklüklerinin tahmin edilmesidir.

Finansal kestirimde kullanılmak üzere, hisseleri Borsa İstanbul'da işlem gören ve farklı sektörlerde faaliyet gösteren beş şirket seçilmiştir. Seçilen şirketlerin 2009-2020 yılları arası finansal tabloları Kamuyu Aydınlatma Platformu web sitesinden edinilmiş ve analize hazır hale getirilmiştir. İşletmelerin tarihi finansal verilerinin yanı sıra, tahminlerin başarısını arttırmak amacı ile finansal tabloların düzenlendiğı yıllardaki makroekonomik değışkenler de veri setine dahil edilmiştir. Analizlerde yer alan makroekonomik değışkenler aşağıdaki gibidir:

- ABD Doları Kuru,

- Enflasyon Oranı,
- İşsizlik Oranı,
- Asgari Ücret Artış Oranı,
- Gayri Safi Yurt İçi Hasıla Büyüme Oranı,
- TCMB Gösterge Faiz Oranı.

İşletmelerin finansal tablo verileri ile makroekonomik değişkenler WEKA 3.8.5 programı ile analiz edilmiştir. Analizde kullanılacak makine öğrenmesi tekniği olarak ise “Rassal Orman” tekniği seçilmiştir. Bu teknik, araştırma öncesi yapılan ön çalışmalarda diğer makine öğrenmesi teknikleri ile karşılaştırılarak belirlenmiştir.

Analizlerde tekniğin tutarlı sonuç üretebilmek için ihtiyaç duyduğu veri sayısı belirlenecek ve sonucunda, rassal orman makine öğrenmesi tekniğinin finansal kestirimdeki etkinliğini ölçülecektir.

Üç bölümden oluşan bu çalışmanın birinci bölümünde finansal kestirim konusu detaylı olarak ele alınacak; finansal kestirimin muhasebe uygulamalarındaki yeri, finansal kestirim yönteminin belirlenmesi ve finansal kestirim süreci konuları açıklanacaktır. Çalışmanın ikinci bölümünde, finansal kestirimde kullanılan yöntemler ile bütçeleme ve finansal kestirim arasındaki farklara değinilecektir. Yine aynı bölümde finansal kestirimde kullanılan yöntemler ve bu çalışmanın konusunu oluşturan rassal orman tekniği detaylı olarak açıklanacaktır. Üçüncü bölümde ise Hisseleri Borsa İstanbul’da işlem gören işletmelerin gelecek yıllardaki finansal tablo kalemlerinin büyüklüklerinin rassal orman tekniği kullanılarak tahmin edilmesine yönelik bir uygulama yapılacaktır.

İŞLETMELERDE FİNANSAL KESTİRİM VE BİR UYGULAMA ÖNERİSİ

BİRİNCİ BÖLÜM

1. FİNANSAL KESTİRİME GENEL BAKIŞ

1.1. Finansal Kestirim Kavramı

Akla, sezgiye veya bazı verilere dayanarak olabilecek bir şeyi, bir olayı önceden kestirme şeklinde tanımlanan kestirim, aynı zamanda tahmin olarak da anılmaktadır (TDK). Bu tanıma göre, bir fikrin kestirim olarak nitelendirilebilmesi için öncelikle mantıklı verilere dayanması ve bununla birlikte gelecekte olabilecek bir olay hakkında tahminde bulunulması gerekmektedir.

Eldeki verilerin değerlendirilmesi ile hayatın her alanında kestirim yapılabilceği gibi işletmelerin gelecekteki finansal durumları ve finansal performansları hakkında da kestirimde bulunulabilir. İşletmelerin gelecekteki kâr marjları, varlık ve kaynak yapısında meydana gelecek değişimler, satışlarında ya da maliyetlerinde meydana gelecek değişimler doğru veriler ve doğru analiz teknikleri kullanılarak önceden kestirilebilmektedir.

İşletmelerin gelecekteki finansal durumlarının ve finansal performanslarının kestiriminde yararlanılabilecek en önemli veriler hiç şüphesiz işletmelerin finansal tablolarıdır. Finansal tabloların düzenlenmesindeki amaçlar aşağıdaki gibi sıralanabilir (Sağlam, Örneklerle Tekdüzen Hesap Planı, 2020, s. 57).

- Yatırımcılar, kredi verenler gibi işletme ile ilgilenen kişilerin alacakları kararlarda faydalı bilgi sağlamak,
- Gelecekte oluşacak nakit akışlarının değerlendirilmesinde faydalı bilgiler sunmak,
- İşletmenin varlık-kaynak yapısı, bu yapıdaki değişimler ve işletmenin faaliyetlerine ilişkin sonuçlar hakkında faydalı bilgi sağlamak.

İşletmelerin gelecekteki finansal durumlarını ve finansal performansını etkileyen birçok farklı değişken vardır. Bunlara örnek olarak;

- Ekonomik dalgalanmalar,
- Enflasyon,
- Döviz kuru,
- Politik nedenler,
- Sosyal nedenler,

- Grev ve lokavt gibi değişkenler gösterilebilir.

Finansal kestirimde bulunurken işletme verilerinin yanı sıra işletme finansal tablolarında yer almayan verilerin de analize dahil edilmesinin tahmin başarısını arttıracığı söylenebilir. Finansal tablolarda yer alan bilgiler gerçekleşmiş olan işlemlere dayandıkları için kesin nitelikte ve oldukça önemli bilgiler içermektedir. Ancak, finansal tablolarda işletme ile ilgili yalnızca finansal nitelikteki bilgilerin yer aldığını da göz ardı etmemek gerekir. Finansal olmayan ya da işletmenin kontrolünde olmayan değişkenlerin de işletme performansını çok fazla etkileyebileceği göz önünde bulundurulmalıdır. Zira, finansal durumu ve finansal performansı çok iyi olan bir işletme bile ekonomik kriz dönemlerinde borç ödeme sıkıntısına düşebilir ya da zarar edebilir.

İşletmelerde hazırlanan bütçeler ve proforma finansal tablolar finansal kestirime örnek olarak gösterilebilir. Ancak bütçeler ve proforma finansal tablolar belirli matematiksel hesaplamalar ve öngörülerle hazırlanmaktadır. Bu çalışmada ise finansal kestirime yönelik istatistiki bilimsel yöntemler ele alınacaktır.

Teknolojideki ve ulaşım imkânlarındaki gelişmeler ile küreselleşen ekonomi ile birlikte işletmelerin finansal performansları daha büyük önem kazanmıştır. Bir işletmenin iflas etmesi; ortaklar, kredi verenler, yatırımcılar, tedarikçiler, girişimciler, rakipler, çalışanlar, müşteriler gibi birçok paydaşın da etkilenmesine neden olabilmektedir. (Kulalı, 2016, s. 283) Bu nedenle işletmelerin gelecekteki finansal durumlarının ve finansal performanslarının kestirimine yönelik çalışmalar da popülerlik kazanmıştır.

Yapılan literatür taramalarında; finansal kestirime yönelik çalışmaların, çoğunlukla hisse senedi piyasa fiyatının tahmin edilmesi ya da finansal başarısızlık riskinin öngörülmesi yönünde olduğu tespit edilmiştir. Finansal kestirime yönelik ilk çalışmaların işletme başarısızlıklarının tahmin edilmesine yönelik çalışmalar olduğu görülmektedir.

Beaver (1966) çalışmasında 30 finansal oranı altı grup altında toplamış ve her bir oran için tekli diskriminant analizi uygulamıştır. Çalışma sonucunda nakit akışı/borç toplamı oranının finansal başarısızlığın tahmin edilmesinde kullanılabileceğini tespit etmiştir.

Altman (1968) çalışmasında 66 üretim işletmesinin finansal oranlarını çoklu diskriminant analizi yöntemi ile incelemiş ve finansal başarısızlığın tahmin edilmesinde kullanılabilecek beş oranın oluşturduğu Z Skoru modelini geliştirmiştir. Araştırma sonucunda; net işletme sermayesi/toplam varlıklar, dağıtılmamış karlar/toplam varlıklar, faiz ve vergi öncesi kâr/toplam varlıklar, işletmenin piyasa değeri/toplam borcun defter

değeri ve satışlar/toplam varlıklar oranlarının işletme başarısızlıklarının önceden tahmin edilmesinde ayırt edici olduğu tespit edilmiştir.

Springate (1978) çalışmasında Kanada’da faaliyet gösteren işletmelerin finansal başarısızlıklarını tahmin etmek için 40 işletmenin finansal oranlarını diskriminant analizi kullanarak incelemiş ve işletme başarısızlıklarının tahmin edilmesinde %92,5 oranında başarılı sınıflandırma sağlayan bir model geliştirmiştir.

Rose, Andrew ve Giroux (1982) çalışmalarında işletmelerin başarısızlığına etki edebilecek 28 makroekonomik göstereyi incelemiş ve işsizlik ve faiz oranlarının işletmelerin finansal başarısızlıkları üzerinde ileri düzeyde etkili olduğunu ortaya koymuşlardır.

Hill, Perry ve Andes (1996) yaptıkları çalışmada NYSE ve AMEX’te işlem gören işletmeler üzerine yaptıkları çalışmada finansal açıdan başarısız olan işletmelerin likidite oranlarının daha düşük olduğunu ve bununla birlikte faiz ve işsizlik oranlarının finansal başarısızlık üzerinde etkili olduğunu tespit etmişlerdir.

Mahfoud ve Mani (1996) yaptıkları çalışmada, hisse senetlerinin gelecekteki performanslarını tahmin etmek için genetik algoritmaları kullanan yeni bir sistemin sunulması amaçlanmıştır. Genetik algoritma sistemi, 1600’ün üzerindeki hisse senedi ve yaklaşık 5000 deneyin sonuçlarını kullanarak bir yapay sinir ağı sistemiyle karşılaştırılmıştır. İki sistemin kıyaslanması sonucunda genetik algoritma sisteminin belirgin bir şekilde daha iyi performans gösterdiği tespit edilmiştir.

Atiya (2001) çalışmasında 120 farklı finansal oranı yapay sinir ağları yöntemi ile analiz etmiş ve geliştirdiği model %81 ile %89 arasında sınıflandırma başarıları göstermiştir.

Enke ve Thawornwong (2005) yaptıkları çalışmada finansal ve ekonomik değişkenlerden ileriye yönelik tahmin yeteneği olanlarının belirlenmesi için yararlanılan veri madenciliği ve yapay sinir ağları teknikleri incelemiştir. Doğrusal regresyon ve yapay sinir ağları modelleri tarafından yönlendirilen ticaret stratejilerinin, alım-satım stratejisine göre daha güvenli kararlar ürettiği sonucuna ulaşılmıştır.

Ravi ve Pramodh (2008) yaptıkları çalışmada İspanya’da faaliyet gösteren 66 banka ve Türkiye’de faaliyet gösteren 40 banka için yapay sinir ağları yöntemini kullanarak bir finansal başarısızlık tahmin modeli oluşturmuşlardır. İspanya’da faaliyet gösteren bankalar için 9, Türkiye’de faaliyet gösteren bankalar için ise 12 finansal oran çalışmaya

dahil edilmiştir. Geliştirilen model İspanya’da faaliyet gösteren bankalarda %96,6 Türkiye’de faaliyet gösteren bankalarda %100 sınıflandırma başarısı göstermiştir.

Akkaya, Demireli ve Yakut (2009) yaptıkları çalışmada finansal başarısızlığın tahmin edilmesinde yapay sinir ağlarını kullanmışlardır. Bu bağlamda hisseleri borsada işlem gören 52 işletme; iflas etmiş, borsa kotundan çıkarılmış, faaliyetlerini durdurmuş veya üst üste 3 yıl ve daha fazlası zarar etmiş olmak kriterlerine göre finansal açıdan başarılı ya da başarısız olarak sınıflandırılmıştır. Sınıflandırma sonucunda 28 işletme finansal açıdan başarılı 24 işletme ise başarısız olarak nitelendirilmiştir. Bu 52 işletme eğitim, onaylama ve test seti adlarında üç gruba ayrılmıştır. 25 finansal oran kullanılarak oluşturulan bu modelin finansal başarısızlığın tahminindeki başarı oranı %80 olarak hesaplanmıştır.

Ege ve Bayrakdaroğlu (2009) yaptıkları çalışmada hisse senedi getiri performanslarının lojistik regresyon yöntemi kullanılarak tahmin edilmesini amaçlamışlardır. İMKB 30’da yer alan şirketlerin 2004 yılı finansal tablolarından elde edilen 20 finansal oran ve nominal TL getirilerinin kullanıldığı analiz sonucunda fiyat/kazanç oranı, nakit oranı ve toplam varlıkların devir hızı oranlarının hisse senedi getirisi ile anlamlı bir ilişkisinin olduğu tespit edilmiştir. Piyasa değeri/defter değeri oranının ise hisse senedi getirisi ile önemli derecede bir ilişkisinin olmadığı sonucuna ulaşılmıştır.

Lin (2009) yaptığı çalışmada 20 finansal oran kullanarak çoklu diskriminant, logit, probit ve yapay sinir ağları tekniklerinin finansal başarısızlığın ölçülmesindeki sınıflandırma başarılarını kıyaslamış ve logit yönteminin daha iyi bir sınıflandırma başarısı gösterdiğini tespit etmiştir.

Kurtaran Çelik (2010) yaptığı çalışmada finansal başarısızlığın ölçülmesinde diskriminant analizi ve yapay sinir ağları analizi yöntemlerini karşılaştırmıştır. 36 özel sermayeli bankanın finansal oranları bu iki yöntemle incelenmiş ve finansal başarısızlıktan bir yıl öncesi için yapay sinir ağları, iki yıl öncesi için diskriminant analizi yönteminin daha başarılı bir sınıflandırma performansı gösterdiğini tespit etmiştir.

Penman (2010) tarafından yapılan çalışmada finansal öngörü, risk tespiti ve değerlendirme konuları incelenmiştir. Betimsel olarak kaleme alınan bu çalışmada; ilgili konular muhasebe literatürü kapsamında detaylı olarak ele alınmıştır.

Ünvan ve Tatlıdil (2011) yaptıkları çalışmada 2002-2008 yılları arasında Türkiye’de faaliyet gösteren bankaların finansal oranlarını logit, probit ve diskriminant

analizi yöntemlerini kullanarak analiz etmişlerdir. Çalışma sonucunda söz konusu sektör için önsel veriler kullanılarak yapılan analizler için en uygun yöntemin diskriminant analizi olduğunu tespit etmişlerdir.

Terzi (2011) yaptığı çalışmada gıda sektöründe faaliyet gösteren 22 işletmenin finansal tablolarından elde edilen 19 finansal oranı diskriminant analizi yöntemi ile incelemiş ve gıda sektöründe faaliyet gösteren işletmeler için finansal başarısızlığın ölçülmesinde 6 adet oranın finansal açıdan başarısız olan işletmeler ile finansal açıdan başarısız olmayan işletmeler arasında anlamlı bir farklılık gösterdiğini tespit etmiştir.

Kazem vd. (2013) tarafından yapılan çalışmada, borsa fiyatını öngörmek için, kaotik haritalama, ateşböceği algoritması ve destek vektör regresyonu temelli bir tahmin modeli önerilmiştir. Geliştirilen modelin ürettiği sonuçlar ANFIS, CHAOS ve modellerinden elde edilen sonuçlar ile karşılaştırılmıştır. Geliştirilen modelin ürettiği sonuçların girdiler ve çıktılar arasındaki ilişkilerin analizinde diğer modellere göre daha tutarlı olduğu sonucuna ulaşılmıştır.

Altunöz (2013) yaptığı çalışmada bankaların finansal başarısızlık riskini ölçmede yapay sinir ağları yöntemini kullanmıştır. Toplam 36 adet özel sermayeli bankanın 36 finansal oranı üzerinde yapılan çalışmada finansal başarısızlıktan bir ve iki yıl öncesi için bir tahmin modeli geliştirilmiştir. Söz konusu model finansal başarısızlıktan bir yıl öncesi için %88, iki yıl öncesi için %77 sınıflandırma başarısı göstermiştir.

Bagheri, Peyhani ve Akbari (2014) yatıkları çalışmada, finansal zaman serilerini tahmin etmek için özellikle döviz piyasalarında kullanılabilecek bir hibrit akıllı yöntemin geliştirilmesi amaçlamıştır. Piyasa trendlerini tahmin etmek için kullanılması amaçlanan yöntemde hem geçmiş piyasa verilerinden hem de grafik desenlerinden yararlanılmıştır. Sunulan hibrit yöntemin finansal fiyat tahmini ve finansal model çıkarımı için yararlı ve etkili olduğu sonucuna ulaşılmıştır.

Özkan ve İnal (2014) tarafından yapılan çalışmada, çok ölçütlü karar verme problemlerinin çözümünde, yapay sinir ağları tekniğinin Fuzzy yaklaşımına adapte edilmesi ve ANFIS uygulamalarının karşılaştırılması amaçlanmıştır. Yapılan analiz sonucunda ANFIS modelinin daha tutarlı sonuçlar verdiği belirlenmiştir.

Kulalı (2016) yaptığı çalışmada Altman Z Skoru modelinin işletmelerde finansal başarısızlığın tahmin edilmesindeki etkinliğini ölçmeyi amaçlamıştır. Çalışmada, hisseleri 2000-2013 yılları arasında Borsa İstanbul'da işlem gören iflas etmiş 19 adet

şirketin finansal verileri kullanılmış ve Altman Z Skoru modelinin tahmin gücünün hala oldukça yüksek olduğu tespit edilmiştir.

1.2. Finansal Kestirimin Muhasebe Uygulamalarındaki Yeri

1.2.1. Finansal kestirim sonuçlarının alınacak kararlar üzerindeki etkisi

Finansal kestirim, işletme içi kişiler kadar işletme dışı kişilerin de kararlarını etkileyen önemli bir unsurdur. İşletme içinde planlamaya, işletme dışında ise işletmeye yatırım yapma veya kredi verme kararlarına destek olma, finansal kestirimin birincil faydasıdır. İşletme içi ve işletme dışı karar vericiler göz önünde bulundurduğunda, finansal kestirim sonuçları yöneticilerin, ortakların, yatırımcıların ve kredi verenlerin kararları üzerinde etkili olmaktadır.

1.2.1.1. Finansal kestirim sonuçlarının yönetimin kararları üzerindeki etkisi

Yöneticiler, işletme ortakları tarafından kendilerine emanet edilen varlıkları ve kaynakları etkin bir şekilde kullanarak işletmenin varlığını ve kârlılığını devam ettirmekle yükümlüdürler.

Yeni bir yatırım yapma ya da bir finansman seçeneğinin değerlendirilmesi, işletme yöneticileri için önemli bir karar verme sürecidir. Yatırım ve finansman kararları çoğu zaman birbiri ile büyük ölçüde ilişkili olan kararlardır. Örneğin, bir makinenin ya da binanın satın alınması için kredi kullanılması ya da daha büyük ölçekli bir yatırım için tahvil ihraç edilmesi gibi durumlarda yatırım kararı ile birlikte finansman kararının da verilmesi gerekmektedir. Bu açıdan bakıldığında, finansal kestirim, söz konusu kararların verilmesinde yardımcı bir görev üstlenmektedir. Yöneticiler bir yatırımın yapılması ya da bir finansman olanağının kullanılması sonucunda işletmenin gelecekteki finansal durumunun ve finansal performansının nasıl etkileneceğini finansal kestirim yoluyla tahmin edebilirler. Finansal kestirim, işletme yöneticilerinin (İskenderoğlu, Karadeniz, & Ayyıldız, 2015, s. 88);

- Maddi duran varlık yatırımları,
- Maddi olmayan duran varlık yatırımları,
- Yeni bir ürünün üretimi,
- Bir ürünün üretimine devam etme ya da üretimi sonlandırma,
- Kredi kullanma,

- Tahvil ihraç etme,
- Halka açılma,
- İflasa başvurma,
- Konkordato ilan etme
- Sermaye arttırma veya azaltma gibi konularda alacakları kararlara destek olmaktadır.

1.2.1.2. Finansal kestirim sonuçlarının ortakların kararları üzerindeki etkisi

İşletme ortakları, topluma hizmet etmek ve refahlarını yükseltmek için sermaye, girişim ve iş gücü unsurlarını bir araya getirirler. Ortakların işletmeden beklentisi kârlılığın ve işletmenin devamlılığıdır. Dolayısı ile ortaklar, işletmenin gelecek dönemlerde finansal başarısızlığa uğrayıp uğramayacağını ya da kârlılığın devam edip etmeyeceğini bilmek isterler.

Ortakların işletmenin finansal durumu ve finansal performansı hakkında bilgilendirilmesi, aynı zamanda yöneticilerin ortaklara karşı hesap verme yükümlülüğünün de bir getirisidir. Ortaklar, işletme yöneticilerine yükledikleri sorumluluk ve verdikleri yetkilerin sonuçlarını finansal raporlar aracılığı ile görebilirler. Söz konusu sonuçların geleceğe etkisi ise finansal kestirim sonucunda tahmin edilebilir. İşletme yöneticilerinin de iştirak edeceği kararlar doğrultusunda, ortaklar (Saldanlı, 2020, s. 10-11);

- İşletmedeki sermaye payını arttırma,
- İşletmedeki sermaye payını azaltma,
- İşletmeden ayrılma,
- Başka işletmelerle birleşme,
- İşletmeye yeni ortak alma gibi konularda finansal kestirimden yararlanırlar.

1.2.1.3. Finansal kestirim sonuçlarının yatırımcıların kararları üzerindeki etkisi

Potansiyel yatırımcılar, işletme ile ilgili alacakları yatırım kararlarında işletmenin mevcut finansal durumunun ve finansal performansının yanı sıra, gelecekteki finansal durumunun ve finansal performansının da öngörülebilir olmasını isterler. Yatırımcıların amacı, uzun vadede kâr payı elde etmek ya da kısa vadede hisse senedi fiyat

değişimlerinden yararlanarak gelir elde etmek olabilir. Her iki durumda da yatırımcılar geleceğe ilişkin varsayımlar yapmak durumunda kalırlar. Bu bağlamda finansal kestirim, yatırımcıların alacağı kararların da daha etkili ve güvenli olmasını sağlamaktadır.

Yatırımcıların finansal bilgiye ihtiyaç duymalarının nedenleri iki farklı yaklaşım altında incelenmektedir. Bunlar (Demir, 1996, s. 53-54):

- Yararlılık yaklaşımı ve
- Hesap verme yükümlülüğü yaklaşımıdır.

Yararlılık yaklaşımına göre finansal tablolar, yalnızca kullanıcılara fayda sağlamak için düzenlenmektedir. Bu nedenle finansal tablolar, finansal bilgi kullanıcılarının kararlarına en uygun olan kayıt ve raporlama teknikleri ile üretilmelidir. Asgari düzeyde muhasebe bilgisine sahip bir finansal bilgi kullanıcısının, finansal tablolarda ihtiyaç duyduğu bilgileri elde etme ve bu bilgilere dayanarak karar verme yetisine sahip olduğu varsayılır.

Hesap verme yükümlülüğü yaklaşımında göre işletmeler, ilişkili oldukları taraflara hesap vermekle yükümlüdür. İşletmeler, ortaklarına, yatırımcılarına, kredi verenlere, kamuya ve devlete hesap vermekle yükümlüdür. Bu nedenle işletmeler, faaliyetleri sonucunda finansal durumunda meydana gelen değişimleri ve finansal performanslarını raporlamaktadır.

Potansiyel yatırımcılar, işletme ile ilgili alacakları aşağıdaki kararlarda finansal kestirim sonucunda elde edilen bilgilerden yararlanırlar (Bekçi & Alkan, 2009, s. 9):

- İşletmenin gelecekte kar dağıtımını yapma durumu
- İşletmenin varlık yapısı
- İşletmenin kaynak yapısı
- Hisse senetlerinin günlük işlem hacmi

1.2.1.4. Finansal kestirim sonuçlarının kredi verenlerin kararları üzerindeki etkisi

Son zamanlarda, sermaye yatırımlarının daralması nedeni ile faaliyetlerin finansmanında işletmelerin borçlanmaya yönelmesi sık karşılaşılan bir durumdur. Yine son yıllarda iflas ve konkordato başvurularının da artmış olması kredi verenler için bir risk oluşturmaktadır. Bu durumda kredi verenler, işletmelerin gelecekteki finansal durumu ve finansal performansı hakkında güvenilir bilgiye ihtiyacı duymaktadır (Akkaya & Demireli, 2010, s. 320-321).

Kredinin geri dönüşü açısından, finansal başarısızlıkların tahmin edilmesi kredi verenler için büyük önem taşımaktadır. Geri dönüşü olmayan krediler, hem para piyasasında daralmaya neden olmakta, hem de bankaların faaliyetlerini verimli bir şekilde sürdürmesine engel olmaktadır. Bu durum da hem kredi verenleri hem krediye ihtiyaç duyan diğer işletmeleri hem de ülke ekonomisini olumsuz etkilemektedir. Bu bağlamda finansal kestirim kredi verenlere (Bodur & Teker, 2005, s. 26);

- Finansal tabloların düzenlendiği tarihteki işletme finansal durumu,
- Borç ödeme gücünün sürdürülebilir olup olmadığı,
- Geçmişten gelen finansal performansın gelecekte devam edip etmeyeceği,
- Talep edilen kredinin geri ödenmesi için yeterli ölçüde fon yaratma kabiliyetinin olup olmadığı gibi soruların yanıtlanmasında destek olur.

1.2.2. Finansal kestirim uygulamalarının bağımsız denetimdeki yeri

Bağımsız denetimin amacı, işletmenin finansal tablolarının Genel Kabul Görmüş Muhasebe İlkeleri ile Uluslararası Muhasebe ve Finansal Raporlama Standartları'na uygun olarak düzenlenip düzenlenmediğinin kontrol edilmesidir (Sağlam, Uyar, & Yolcu, 2020, s. 37). Enron, Xerox gibi muhasebe skandalları sonrasında finansal bilgi kullanıcılarının güveninin azalması ve büyüyen sermaye piyasaları ile birlikte bağımsız denetim vazgeçilemez bir uygulama haline gelmiştir.

Bağımsız denetim uygulamalarında işletmelerin tarihi finansal verileri incelenmektedir. Ancak günümüzde işletmeler ve finansal bilgi kullanıcıları, tarihi finansal verilerin yanında ileriye yönelik finansal bilgilerin de güvenilirliği hususunu önemsemektedir. Tüm bu gereksinimlerin sonucunda, bağımsız denetim ve sınırlı denetim dışında kalan denetim hizmetlerini ifade eden “Güvence Denetimi” uygulamaları başlamıştır. (Dinç & Atabay, 2016, s. 1527)

Uluslararası Bağımsız Denetim ve Güvence Denetimi Standartları Kurulu (IAASB) tarafından düzenlenen ve Uluslararası Muhasebeciler Federasyonu (IFAC) tarafından yayımlanan Uluslararası Kalite Kontrol, Bağımsız Denetim, Sınırlı Bağımsız Denetim, Diğer Güvence Denetimleri ve İlgili Hizmetler Standartları Kitabı, 2018 yılı yayımı, Bölüm 2’de yer alan International Standard on Assurance Engagements (ISAE) 3400 “The Examination of Prospective Financial Information”, Kamu Gözetimi, Muhasebe ve Denetim Standartları Kurumu Tarafından Türkçe’ye tercüme edilmiş ve Türkiye Denetim

Standartları (TDS) kapsamında GDS 3400 “İleriye Yönelik Finansal Bilgilerin İncelenmesi” olarak yayımlanmıştır.

GDS 3400, “en iyi tahmine ve hipoteze dayalı varsayımlara yönelik inceleme prosedürleri de dâhil olmak üzere, ileriye yönelik finansal bilgilerin incelenmesine ve raporlanmasına ilişkin denetimler için standart belirlemek ve bu konularda rehberlik sağlamak” amacını taşımaktadır.

GDS 3400’de projeksiyon (öngörü) “Kesin olarak meydana gelmesi beklenmeyen geleceğe ilişkin olaylara ve yönetimin eylemlerine ilişkin hipoteze dayalı varsayımlara veya en iyi tahmine ve hipoteze dayalı varsayımların bir bileşimine dayalı olarak hazırlanan ileriye yönelik finansal bilgiler” şeklinde tanımlanmıştır.

Uluslararası Kalite Kontrol, Bağımsız Denetim, Sınırlı Bağımsız Denetim, Diğer Güvence Denetimleri ve İlgili Hizmetler Standartları Kitabı, 2018 yılı yayımı, Bölüm 2’de yer alan ISAE 3420 “Assurance Engagements to Report in the Compilation of Pro Forma Financial Information Included in a Prospectus”, Kamu Gözetimi, Muhasebe ve Denetim Standartları Kurumu Tarafından Türkçe’ye tercüme edilmiş ve Türkiye Denetim Standartları (TDS) kapsamında GDS 3420 “Bir İzahnamede Yer Alan Proforma Finansal Bilgilerin Derlenmesine İlişkin Raporlama Yapmak Üzere Üstlenilen Güvence Denetimleri” olarak yayımlanmıştır.

GDS 3420’de denetçinin amaçları “Proforma finansal bilgilerin sorumlu tarafça tüm önemli yönleriyle geçerli kıstaslara dayanarak derlenip derlenmediğine ilişkin makul güvence elde etmek ve elde ettiği bulgulara uygun olarak raporlama yapmak” olarak belirlenmiştir.

GDS 3420’de proforma finansal bilgiler ise; “Önemli bir olay veya işlemin işletmenin düzeltilmemiş finansal bilgileri üzerindeki etkisini, bu amaçla seçilen daha önceki bir tarihte gerçekleşen bir olaymış veya üstlenilen bir işlemmiş gibi göstermek için yapılan düzeltmelerle birlikte sunulan finansal bilgiler” şeklinde tanımlanmıştır.

1.3. Finansal Kestirimde Kullanılan Yöntemler

1.3.1. Çoklu diskriminant analizi

Gruplar arasındaki farklılıkların çok sayıda değişken kullanılarak saptanmasına dayanan diskriminant analizi, finansal kestirim ile ilgili çalışmalarda sıklıkla kullanılmaktadır.

Diskriminant analizi yapılırken öncelikle tahmin değişkenlerinin doğrusal bileşenleri kullanılarak diskriminant fonksiyonları oluşturulur. Daha sonra bu diskriminant fonksiyonları gruplar arasındaki farklılıkların tespit edilmesinde kullanılır. Gruplar arasındaki farklılıklara etki eden değişkenler ise diskriminant değişkenler olarak adlandırılır. Ayrıca, diskriminant analizi hangi gruba ait olduğu bilinmeyen bir bireyin, hangi gruba ait olduğunun belirlenmesinde de kullanılır. Kısaca özetleyecek olursak diskriminant analizi; (Ünsal, 2000, s. 19-20)

- Diskriminant fonksiyonlarını belirleyerek, gruplar arasındaki farklılığa etki eden ayırıcı değişkenlerin belirlenmesi ve
- Hangi gruba ait olduğu bilinmeyen bir bireyin ait olduğu grubun saptanmasında kullanılır.

1.3.2. Faktör analizi

Faktör analizi, 20. Yüzyılın başlarında Spearman tarafından geliştirilmiştir. Bu analizde birbiri ile ilişkili olan çok sayıda değişken, kavramsal olarak anlamlı olan daha az sayıda yeni değişken bulmak üzere bir araya getirilir. Bu modelde bağımlı ve bağımsız değişkenler yer almaz. Modelin çıktıları faktör olarak adlandırılır. Açımlayıcı faktör analizi ve doğrulayıcı faktör analizi olmak üzere iki yönteme ayrılan bu modelde; değişkenler arasındaki ilişkiden yola çıkılarak teori geliştirilen yöntem açımlayıcı faktör analizi, değişkenler arasındaki ilişki ile ilgili olarak önceden meydana getirilmiş olan bir hipotezin sınanmasını amaçlayan yöntem ise doğrulayıcı faktör analizi olarak adlandırılır (Büyüköztürk, 2002, s. 472).

1.3.3. Yapay sinir ağları

İnsan beynindeki biyolojik sinir ağlarını taklit eden yapay sinir ağları aslında bilgisayar programlarıdır. Bu programlarda her bir veri bir beyin hücresini (nöron) temsil eder. Nöronlara bir veya birden fazla dış etkene ilişkin girdiler atanır. Her bir nöron kendisine atanan girdilere ilişkin mümkün olan tüm sonuçları içeren çıktılar verir. Tüm bu nöronların birbiri ile bağlantılı olarak çalıştığı sistem ise yapay sinir ağı olarak adlandırılır (Çuhadar & Kayacan, 2005, s. 26).

Yapay sinir ağlarında; girdi katmanı, çıktı katmanı ve gizli katman olmak üzere toplam üç katman bulunur. Bu katmanların tamamında birbiri ile bağlantılı nöronlar bulunur.

Girdi katmanı dış verilerin sisteme alındığı katmandır. Bu veriler bağımsız değişkenleri oluşturur. Gizli katman, verilerin işlendiği katmandır. Bu katmandaki nöron sayısı arttıkça ağ karmaşıklaşır. Çıktı katmanı, girdilere ilişkin sonuçları dışarıya iletir. Bu çıktılar bağımsız değişkenleri oluşturur (Küçükkocaoğlu, Keskin Benli, & Küçüksözen, 2005, s. 11).

Yapay sinir ağlarında girdi bilgileri, girdilere karşılık gelen çıktı bilgileri verilmekte ve ağın girdi-çıkı arasındaki ilişkiyi öğrenmesi sağlanmakta, böylece ağın eğitimi gerçekleştirilmektedir. Yapay sinir ağları, bu bilgi akış biçimi bakımından ileri beslemeli (feedforward) ve geri beslemeli (feedback ya da recurrent) olarak gruplandırılabilir. İleri beslemeli ağ yapısında bilgi akışı ileri yönde olmaktadır. Diğer yandan, ileri beslemeli ağda bir girdi katmanı, genellikle bir veya iki gizli katman ve çıktı katmanları bulunmaktadır. Bu ağlara çok katmanlı ileri beslemeli ağlar da denilmektedir. Ayrıca yapay sinir ağlarında danışmanlı, danışmansız ve takviyeli öğrenme kuralları ile öğrenme gerçekleştirilmektedir. Danışmanlı öğrenme kurallarından biri olan geri yayılım algoritmasında iki türlü bağlantı vardır. Birincisi ileri yönlü bağlantıdır ve ağırlıklar kullanılarak girişlere karşılık çıkışlar elde edilir. İkinci bağlantı ise geriye doğrudur, çıktı katmanında oluşan hatanın en aza indirilmesi için geriye doğru ağırlıkların düzenlenmesi işlemine dayanmaktadır. İleri besleme işlemi giriş katmanına gelen verilerin ilk gizli katmana giriş olarak aktarılması işlemidir. Tüm bu aşamalarda katmanlardaki işlemci eleman sayısı da önemli olmaktadır (Takma, Atıl, & Aksakal, 2012, s. 942). Yapay sinir ağları tekniğinin avantajları ve dezavantajları aşağıdaki gibi sıralanır (Tu, 1996, s. 1229):

Yapay sinir ağları tekniğinin avantajları;

- Yapay sinir ağlarının geliştirilmesi daha az formal istatistiksel eğitim gerektirir.
- Bağımlı ve bağımsız değişkenler arasındaki doğrusal olmayan karmaşık ilişkileri tespit edebilirler.
- Açıklayıcı değişkenler arasındaki tüm etkileşimleri tespit edebilirler.
- Birden fazla eğitim algoritması kullanarak geliştirilebilirler.

Yapay sinir ağları tekniğinin dezavantajları;

- Yapay sinir ağıları değişkenler arasındaki ilişkileri açık bir şekilde ortaya koymadığı için “kara kutu” olarak bilinir.
- Ağırlık matrisinin boyutları nedeniyle elle hesaplama yapılması ve kullanılması zor olabilir.
- Yapay sinir ağlarının geliştirilmesi daha fazla bilgi işlem kaynağı (CPU, GPU vb.) gerekir.
- Aşırı öğrenme söz konusu olabilir.
- Yapay sinir ağlarının geliştirilmesi uygulamaya yönelik olduğu için bazı metoda dayalı problemler hala çözülmemiştir.

1.3.4. Çok değişkenli doğrusal regresyon

Basit ve çoklu doğrusal regresyon analizleri, bağımlı değişken ile bağımsız değişken ya da değişkenler arasındaki matematiksel bağıntıyı analiz etmede kullanılmaktadır. Bu yöntemlerin uygulanabileceği veri setlerinde çok değişkenli regresyon analizi varsayımları; bağımlı değişkenin normal dağılım göstermesi, bağımsız değişkenlerin normal dağılım gösteren değişken ya da değişkenlerden oluşması ve hata terimlerinin varyansının normal dağılım göstermesi gibi varsayımların sağlanması beklenir. Varsayımların sağlanamaması durumunda ise çok değişkenli regresyon analizi oldukça zorlaşmaktadır. (Çokluk, 2010, s. 1361).

1.3.5. Lojistik regresyon

Temel amacı diğer regresyon modellerinde olduğu gibi bir veya daha fazla bağımsız değişken ile bağımlı değişken arasındaki ilişkiyi ortaya koymak olan lojistik regresyon modelinde, bir regresyon denklemi oluşturarak bireylerin hangi gruba dahil olduğu araştırılır (Ege & Bayrakdaroğlu, 2009, s. 146).

Lojistik regresyon analizi, diskriminant analizi ve çoklu regresyon analizinden farklı olarak bağımsız değişkenlerin dağılımına ilişkin araştırmacılarca karşılanması gereken sayıltılar gerektirmez. Dolayısıyla da lojistik regresyonun diğer iki teknikten çok daha esnek olduğu ifade edilebilir. Lojistik regresyonun yansız ve sapmasız istatistikler ortaya koyması için büyük örneklemeler gerektirdiği bildirilmektedir. Özellikle bağımlı değişkenin ikiden fazla kategorisinin olduğu durumlarda, geçerli bir hipotez testi için, her bağımsız değişkende en az 50 kişilik bir grup büyüklüğüne ihtiyaç vardır. Bazı

kaynaklarda bu sayının her bağımsız değişken için minimum 20, toplamda minimum 60 olması gerektiği vurgulanmaktadır. Diğer yandan örneklem büyüklüklerinin aynı olması durumunda, bağımlı değişkenin her bir kategorisinde bağımsız değişkenlerin çok değişkenli normallığe sahip olması, her bir kategori için varyans ve kovaryansların eşitliği sayıltılarının karşılanması durumunda diskriminant analizi, lojistik regresyon analizine tercih edilmelidir (Çokluk, 2010, s. 1361).

1.3.6. Destek vektör makineleri

Destek vektör makineleri (DVM), istatistiksel öğrenme teorisine dayalı bir kontrollü sınıflandırma algoritmasıdır. Destek vektör makinelerinin sahip olduğu matematiksel algoritmalar başlangıçta iki sınıflı doğrusal verilerin sınıflandırılması problemi için tasarlanmış, daha sonra çok sınıflı ve doğrusal olmayan verilerin sınıflandırılması için geliştirilmiştir. Tekniğin çalışma prensibi iki sınıfı birbirinden ayırabilen en uygun karar fonksiyonun tahmin edilmesi, başka bir ifadeyle iki sınıfı birbirinden en uygun şekilde ayırabilen hiper-düzlemin tanımlanması esasına dayanmaktadır (Kavzaoğlu & Çölkesen, 2010, s. 75). Destek vektör makineleri tekniğinin avantajları ve dezavantajları aşağıdaki gibi sıralanabilir (Raghavendra & Deka, 2014, s. 384):

Destek vektör makineleri tekniğinin avantajları;

- Tutarlı ve isabetli sonuçlar üretebilir,
- Genelleme gücü yüksek modeller elde edilebilir,
- Sorunlu veri setlerinde dahi modelleme gücü yüksektir

Destek vektör makineleri tekniğinin dezavantajları

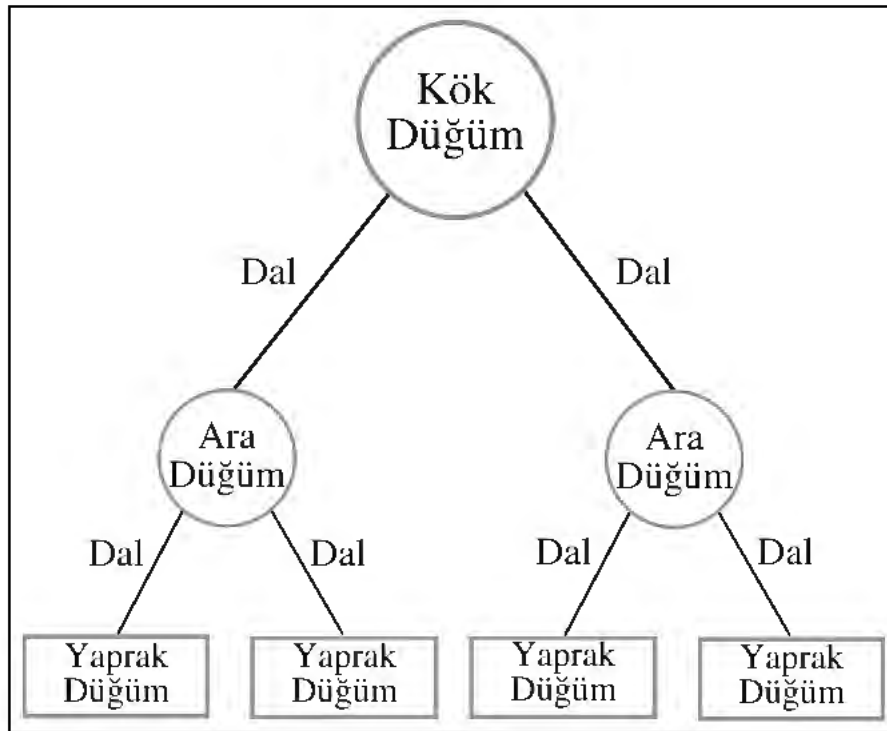
- Modellerin optimizasyonundaki çekirdek fonksiyonu ve diğer hiper-parametrelerin deneme yanılma yöntemi ile bulunması nedeniyle zaman alan bir yöntemdir,
- Doğrusal olmayan DVM modellerinin anlaşılması ve yorumlanması zordur,
- DVM olasılıklı tahminleme yerine nokta tahmini yapar.

1.3.7. Karar ağaçları

Karar ağaçları, sınıfları bilinen örnek veriden tümevarım yöntemiyle öğrenilen ağaç şekilli bir karar yapısı çeşididir. Bir karar ağacı, basit karar verme adımları uygulanarak,

büyük miktarlardaki kayıtları, çok küçük kayıt gruplarına bölerek kullanılan bir yapıdır. Her başarılı bölme işlemiyle, sonuç gruplarının üyeleri bir diğeriyle çok daha benzer hale gelmektedir. Büyük veri tabanlarının kullanıldığı pek çok sınıflama probleminde ve karmaşık ya da hata içeren bilgilerde karar ağaçları yararlı bir çözüm olmaktadır (Albayrak & Koltan Yılmaz, 2009, s. 39).

Karar ağaçları bilgi keşfi sırasında pek çok test gerçekleştirerek, hedefi tahmin etmede en iyi sırayı bulmaya çalışırlar. Her bir test karar ağacındaki dalları oluşturur ve bu dallar da diğer testlerin gerçekleşmesine neden olur. Bu durum, test işleminin bir yaprak düğümünde (leaf node) sonlanmasına kadar devam eder. Kökten hedef yaprağa kadar olan yol, hedefi sınıflandıran “kural” olarak adlandırılır. Kurallar “eğer-sonra” (if-then) yapısındadır (Emel & Taşkın, 2005, s. 225). Temel karar ağacı yapısı Şekil 1’de yer almaktadır.



Şekil 1. Temel Karar Ağacı Yapısı (Sá, Almeida, Rocha, & Mota, 2011, s. 2)

1.3.7.1. Sınıflandırma ve regresyon ağaçları-CART (Classification and regression trees)

CART, parametrik olmayan bir sınıflandırma analizi tekniğidir. CART ağacı oluşturulurken, her tahmin unsuru, kayıtları farklı tahminlerle ne kadar iyi ayırdığına göre

seçilir. Bu seçim, karmaşık bir karar ağacı oluşturularak ve ardından çapraz doğrulama veya test seti doğrulamasının sonuçlarına dayalı olarak karar ağacının en uygun şekilde bölünmesi şeklinde gerçekleştirilir. Karar ağacı, test seti verilerinde ağacın çeşitli bölünmüş versiyonlarının performansı göz önünde bulundurularak sürekli olarak bölünmeye devam eder (Özgülbaş & Koyuncugil, 2007, s. 74).

Karmaşık karar ağaçlarının, aşırı düzeyde veri içermesi nedeni ile en iyi sonucu vermesi nadir karşılaşılan bir durumdur. CART tekniğinde ise, çapraz doğrulama kullanılarak, yeni ve görünmeyen veriler üzerinde en iyi performans gösterme olasılığı en yüksek olan ağaç seçilebilir.

1.3.7.2. Ki-kare otomatik etkileşim algılama analizi-CHAID (Chi-squared automatic interaction detection)

CHAID, işlem için ki-kare analizini kullanan bir tahmin tekniğidir. Bu teknik, bir veri kümesi içinde bağımlı değişkendeki varyasyonu bölümler içi minimum, bölümler arası maksimum olacak şekilde sürekli olarak parçalayıp farklı alt gruplar ve bölümler oluşturma esasına dayanır. Oluşturulan bu alt küme ve bölümler, adimsal bir şekilde benzer kategoriler ile birleştirilir ve istatistiksel olarak karar verilinceye kadar birleştirme işlemi devam eder (Zırhloğlu, 2011, s. 184).

CHAID yeniden kategorize edilen değişkenleri karşılaştırır ve p değerlerine göre sonucu en güçlü şekilde öngöreni seçer. Veri seti bu değişkenin ilk adımda belirlenen alt kategorilerine bölünür. Daha sonra, yeni oluşturulan bölümlerin her birindeki veriler, ilk aşamadaki ile aynı şekilde ayrı ayrı yeniden analiz edilir. CHAID analizi, kalan bölümlerin hiçbiri önemli ölçüde farklı kategorilere ayrılmayana kadar bu aşamalı süreci sürdürür. Veri kümesinin, bölünmesine devam etme ya da etmeme kararı, Bonferroni düzeltilmiş p değeri kullanılarak alınır. CHAID analizinde yalnızca Bonferroni düzeltilmiş p değeri 0,05'ten küçük veya eşit olan değişkenler bölünmek için uygundur. 20'den az öge içeren herhangi bir hücre, daha fazla bölünme için uygun değildir (Hill, Delaney, & Roncal, 1997, s. 64).

1.3.8. Rassal orman

Rassal orman; giriş vektöründen örneklenen rastgele bir vektör kullanılarak üretilen her ağacın, sınıflandırma için bir birim oy attığı bir kombinasyondan oluşur (Pal, 2007, s. 218).

Rassal orman, denetimli bir makine öğrenmesi algoritmasıdır. Bu teknikte oluşturulan orman, genellikle “torbalama” yöntemiyle eğitilmiş karar ağaçlarından oluşur. Öğrenme modellerinin bir kombinasyonunun genel sonucu artırması amacı ile torbalama yöntemi kullanılır (Gültepe, 2019, s. 10). Rassal orman tekniği, çalışmanın ikinci bölümünde detaylı olarak ele alınacaktır.

1.4. Finansal Kestirim Yönteminin Belirlenmesi

Finansal kestirimin en önemli girdileri işletmelerin tarihi finansal verileridir. Tarihi finansal veriler işletmenin ticari defterlerinden, mizanlarından, ya da en genel kullanımda finansal tablolarından edinilir. Bu durumda finansal kestirim yöntemi belirlenirken öncelikli kriter olarak işletmenin geriye dönük finansal verilerinin sayısı ön plana çıkmaktadır. Geriye yönelik finansal veriler arttıkça finansal kestirimin başarısı da artmaktadır (Tektaş & Karataş, 2004, s. 344).

Bir diğer kriter ise işletmenin faaliyet gösterdiği sektördür. İşletmenin faaliyet gösterdiği sektör, sürekli dalgalanmaların olduğu, dış etkenlere karşı hassas bir yapıya sahipse bu durumda karmaşık tahmin modellerinin kullanılması gerekebilir. Ancak spekülative dalgalanmaların nadir olduğu sektörlerde daha basit modeller kullanılabilir. Kompleks modellerde değişken sayısının ve vektör sayısının artması öğrenilecek veri sayısını arttırmakta ve modeli güçlendirmektedir. Ancak, gerekenden daha karmaşık modellerde bazı verilerin ağırlıklı olarak kullanılması tahmin başarısını düşürmektedir (Silahtaroglu, 2013, s. 11).

Finansal kestirim yöntemi belirlenirken dikkat edilmesi gereken bir diğer husus ise işletmenin etkilendiği işletme dışı ekonomik unsurlardır. Örneğin, emek yoğun üretim yapan bir sektör için asgari ücret artış oranı önemli bir değişkendir.

Tüm veriler toplandıktan ve sektör ile ilgili ön bilgi edinildikten sonra finansal kestirim yöntemine karar verilebilir. Yoğun dalgalanmaların olmadığı durağan sektörlerde faaliyet gösteren işletmelerde finansal kestirim yöntemi olarak zaman serileri, basit doğrusal regresyon gibi teknikler kullanılabilir. Zaman serilerinin uzun dönemli verilere ihtiyaç duyması nedeni ile, veri sayısının kısıtlı olduğu durumlarda basit doğrusal

regresyon yönteminin kullanılması daha uygun olacaktır. Bunun yanında, tahmin modelinin karmaşıktığı durumlarda makine öğrenmesi tekniklerinin kullanılması daha doğru sonuçlar verebilir. (Baş & Çakmak, 2012)

1.5. Finansal Kestirim Süreci

Finansal kestirim, işletmenin tarihi verileri ile sektörel, sosyal ve makroekonomik verilerin birlikte ele alınmasını gerektiren bir süreçtir. Finansal kestirimin tutarlı olabilmesi için öncelikle işletmenin tarihi verilerine ihtiyaç duyulmaktadır.

Makine öğrenmesi teknikleri, tahmin algoritmalarını geçmiş verilerden elde ettikleri bilgilere göre şekillendirirler. Elde edilen veri sayısı arttıkça, tahminlerin başarısı da yükselmektedir. Bu nedenle, işletmelerin mümkün olduğu kadar fazla geçmiş dönem verisinin elde edilmesi, finansal kestirimin başarısını yükseltecektir.

Finansal kestirim ile ilgili süreç için aşağıdaki sıralama takip edilebilir:

1. İşletmenin geçmiş dönemlere ait finansal durum tablosu ve kapsamlı gelir tablosu verilerinin toplanması.
2. Elde edilen finansal tabloların düzenlendiği yıllara ait sektörel ve makroekonomik verilerin toplanması.
3. Elde edilmek istenen sonuca göre finansal kestirim yönteminin belirlenmesi.
4. Toplanan verilerin, kullanılacak tahmin yöntemine göre derlenmesi.
5. Verilerin işlenmesi ve tahminlerin yapılması.
6. Yapılan tahminlerin tutarlılığının test edilmesi.
7. Tahminlerin raporlanması.

İşletmelerin finansal tabloları, işletme ile ilgili finansal konularda oldukça değerli bilgiler sunmaktadır. Finansal durum tablosu, işletmenin belirli bir andaki varlıklarını ve bu varlıkları finanse etmek için kullandığı kaynakları gösterirken; kapsamlı gelir tablosu, işletmenin belirli bir dönemdeki gelir, gider ve maliyetlerini karşılaştırarak işletmenin söz konusu dönemdeki finansal performansını özetlemektedir (Sağlam & Şengel, Şirketler Muhasebesi, 2018, s. 15-16). Tarihi finansal veriler finansal kestirimin esas dayanak noktasıdır. Bu nedenle, geçmiş dönemlere ait finansal durum tablosu ve kapsamlı gelir tablosu verilerinin toplanması büyük önem taşımaktadır.

Faaliyet gösterdikleri sektördeki değişimlerle birlikte, kendilerinin ve ilişkili oldukları diğer işletmelerin bulunduğu ülkelerin konjonktüründeki değişimler,

iřletmelerin finansal durumunu ve finansal performansını etkilemektedir. Üstelik, sektörel ve makroekonomik unsurlar iřletmelerin kontrolünde deęildir. Örneęin, ithalat yapan bir iřletme için döviz kuru hayati önem taşımaktadır. Emek yoğun üretim yapan bir iřletme için asgari ücret düzeyi oldukça önemlidir. Bunun yanında gayrisafı yurt içi hasıla, büyüme oranları, enflasyon gibi makroekonomik deęişkenler de iřletmelerin finansal verilerini şekillendirmektedir. Bu nedenle, elde edilen finansal tabloların düzenlendięi yıllara ilişkin sektörel ve makroekonomik verilerin de toplanması tahminlerin başarısını arttıracaktır.

İKİNCİ BÖLÜM

2. FİNANSAL KESTİRİM VE RASSAL ORMAN TEKNİĞİ

Bu bölümde öncelikle işletmelerde geleceğin tahmin edilmesi, sonrasında ise rassal orman tekniğinin finansal kestirimde kullanılması konuları ele alınacaktır.

2.1. İşletmelerde Geleceğin Tahmin Edilmesi

İşletmeler, nakit akışlarını düzenlemek, üretim miktarını belirlemek, bir ürünün üretimine devam etmek veya son vermek ve yatırım yapmak gibi konularda geleceğe ilişkin tahminler yaparlar. Geleceğin tahmini geleneksel yöntemlerle yapılabileceği gibi, daha karmaşık teknikler kullanılarak da yapılabilir.

İşletmelerde geleceğin tahmin edilmesindeki en genel yaklaşım bütçeledir. Bütçeleme dışında, finansal kestirim de işletmelerde geleceğin tahmin edilmesinde yararlanılan bir tekniktir. Bütçeleme ve finansal kestirim, yönetimin işletmeyi ne şekilde konumlandırmak istediği ve doğru yönde ilerleyip ilerlemediği konusunda bir plan oluşturmak için kullandıkları araçlardır.

Bütçeleme ve finansal kestirim genellikle birlikte kullanılsa da iki kavram arasında belirgin farklılıklar vardır. Bütçeleme, bir işletmenin gelecekteki bir dönem için elde etmek istediği gelir beklentisini ölçerken, finansal kestirim, gelecek bir dönemde elde edilecek gelir miktarını tahmin eder. Bütçeleme ve finansal kestirim arasındaki farklar Tablo 1’de özetlenmiştir (Nickolas, 2021):

Tablo 1. Bütçeleme ve finansal kestirim arasındaki farklar

Bütçeleme	Finansal Kestirim
Yönetimin işletme ile ilgili beklentilerine göre yönlendirilir.	İşletmenin, yönetimin beklentilerine uygun doğrultuda hareket edip etmediğini gösterir.
İşletmenin gelecekteki bir dönem için elde etmek istediği gelir beklentisini ölçmeye yardımcı olur.	Gelecekte elde edilecek gelir miktarını tahmin etmekte kullanılır.
Sonuçların beklenen performanstan nasıl farklılaştığını belirlemek için fiili sonuçları karşılaştırılabilir bir temel oluşturur.	Tahminler ile gerçek performans arasındaki farkı analiz etmez.
İşletmenin belirli bir süre boyunca elde etmek istediklerine ilişkin beklentilerin bir taslağıdır.	Geçmiş verileri inceleyerek bir şirketin gelecekteki finansal sonuçlarını tahmin eder.
Bazen değişen piyasa koşulları nedeniyle ulaşılamayan hedefler içerebilir.	Hedef içermez, yalnızca gelecekteki finansal büyüklükleri tahmin etmekte kullanılır.

Bütçeleme ve finansal kestirim birbiriyle uyumlu olarak kullanılabilir. Örneğin, bir işletmenin bütçesini oluşturmaya ve güncellemeye yardımcı olmak için hem kısa vadeli hem de uzun vadeli finansal kestirim kullanılabilir.

2.1.1. Bütçeleme

Bütçe, gelecekteki belirli bir dönem içindeki gelir ve gider ayrıntılarının tasarlandığı hesap cetvelidir. Diğer bir ifade ile bütçe, tutar olarak ifade edilen ve bir hesap dönemi içindeki gelirler ile harcamaların, kârlar ile maliyetlerin tahminini içeren bir faaliyet planıdır (Sağlam, 2017, s. 203).

Bütçeler, işletme amaç ve hedeflerinin en etkin bir biçimde yerine getirilebilmesi için yönetime, temel fonksiyonların yerine getirilmesinde etkin olarak yardımcı olması amacı ile hazırlanır (Akdoğan, 2009, s. 645). Bütçelemeye esas, geçmiş veriler ve bütçeyi etkileyebilecek diğer faktörlerden yararlanarak, geleceğe yönelik gelir ve giderlerin tahmin edilmesidir. Bütçeler, işletmelerin hedeflerine ve amaçlarına ulaşabilmesi için gerekli kaynakların tespit edilmesini sağlar. Bu yönüyle bütçeler işletme yöneticilerinin gelecek ile ilgili alacakları kararların yönlendirilebilmesi için önemli bir unsurdur.

Bütçelerin amaçlarına hizmet edebilmesi için uyması gereken birtakım ilkeler söz konusudur. Genel olarak bütçelerin aşağıdaki ilkelere uygun olarak hazırlanması gerekir:

- Bütünlük ilkesi,
- Birlik ilkesi,
- Merkezilik ilkesi,
- Şeffaflık ilkesi,
- Kesinlik ilkesi,
- Uzmanlaşma ilkesi,
- Dönemsellik ilkesi,
- Maddi önem ve iktisadilik ilkesi

Bütçelemenin işletmeler için sağlayacağı faydalar aşağıdaki gibi sıralanabilir:

- Kaynakların etkin bir şekilde dağıtılmasını sağlar,
- Maliyet kontrolüne yardımcı olur,
- Yeni yatırım kararlarının alınmasında yol gösterici nitelik taşır,
- Çalışanların da işletme ile ilgili kararlarda payının olmasını sağlar,
- Geleceğe yönelik stratejilerin etkinliğini artırır,

- Maliyetlerin azaltılması rekabet avantajı sağlar.

Tüm bu faydaların yanı sıra, bütçelemenin işletmeler açısından birtakım dezavantajlı yanları da vardır. Bütçeler (Pietrzak, 2013, s. 26-27);

- Zaman alıcıdır ve bir araya getirilmesi maliyetlidir,
- Müdahale etme kabiliyetini ve esnekliği kısıtlayarak değişimi engelleyebilir
- Nadiren stratejik odaklıdır ve genellikle çelişkilidir,
- Sağladıkları fayda, hazırlamak için gereken süreye kıyasla düşüktür,
- Değer yaratmaya değil maliyet azaltmaya odaklanır,
- Genellikle yıllık olarak hazırlanır, nadiren geliştirilir ve güncellenir,
- Desteklenmeyen bazı varsayımlara ve tahminlere dayanır,
- Dikey komuta ve kontrolü güçlendirir,
- İşletmelerdeki gelişmiş ağ yapılarını yansıtmaz,
- Bazı durumlarda hileli davranışları teşvik edebilir.

2.1.1.1. Bütçe türleri

Bütçeler; teknik yapıları, temel alınan başlangıç rakamları, kapsamaları, rakamların niteliği, konuları, sorunların ele alınış biçimleri ve amaçları açısından farklı şekillerde sınıflandırılabilirler.

Teknik yapıları açısından bütçeler; durağan bütçeler, karşılaştırmalı durağan (alternatif) bütçeler ve esnek bütçeler olmak üzere üç grupta toplanır. Temel alınan başlangıç rakamları açısından bütçeler; geleneksel bütçe ve sıfır tabanlı bütçe şeklinde sınıflandırılır. Kapsamları açısından bütçeler; genel bütçe ve bölümsel bütçe şeklinde ayrılır. Bölümsel bütçe ise kendi içinde işletme içindeki farklı bölümlere göre sınıflandırılabilir. Rakamların niteliği açısından kooperatif bütçeleri; miktar bütçeleri ve tutar bütçeleri olarak ayrılır. Konuları açısından bütçeler; gelir bütçeleri ve gider bütçeleri olmak üzere iki grupta toplanır. Sorunları ele alış biçimi açısından bütçeler; proje bütçeleri ve dönemsel bütçeler şeklinde gruplanır. Amaçları açısından bütçeler; program bütçeleri ve faaliyet bütçeleri olmak üzere iki farklı grupta toplanır. Faaliyet bütçeleri kendi içinde işletme faaliyetlerine göre pazarlama, üretim ve finansal faaliyetler şeklinde yeniden gruplanabilir (Sağlam, 2017, s. 280).

2.1.1.2. Bütçe hazırlama teknikleri

Bütçeler hazırlanırken kullanılabilecek teknikler aşağıdaki gibi sıralanabilir (Sağlam, 2017, s. 281) (Smith & Lynch, 2004, s. 15):

- Satır ögesi bütçeleme,
- Artışa dayalı bütçeleme,
- Sıfır tabanlı bütçeleme,
- Performansa dayalı bütçeleme,
- Kaizen bütçeleme,
- Faaliyet tabanlı bütçeleme

Satır ögesi bütçeleme, en basit bütçeleme şeklidir. Bu bütçeler genellikle bir amaca veya işletmenin bir fonksiyonuna ilişkin asgari bilgileri ifade eden muhasebe belgeleri yardımı ile hazırlanır. Satır ögesi bütçeleme, temel olarak finansal kaynakların; insan kaynakları, tesisler, demirbaşlar gibi unsurlara tahsis edilmesine odaklanır (Kong, 2005, s. 96).

Artışa bağlı bütçeleme tekniğinde önceki yılın bütçe gerçekleşmesi çeşitli oranlarda artırılarak yeni bütçe hazırlanır. Enflasyon, döviz kuru, ücret artışı gibi faktörler göz önünde bulundurularak bir önceki yılın tutarları yeniden düzenlenir ve gelecek yılların bütçeleri hazırlanır (Sağlam, 2017, s. 281).

Sıfır tabanlı bütçeleme, belirli bir yılın bütçesinin büyük ölçüde bir önceki yılın mevcut bütçesi göz önünde bulundurularak karşılaştırıldığı aşamalı bir karar verme sürecinin sonucunda ortaya çıkar. Artışa bağlı bütçeleme aksine, kıt kaynakların tahsisi, sıfır tabanlı bütçeleme tekniğinde kritik bir rol oynar.

Sıfır tabanlı bütçeleme tekniğinde tüm bütçe kalemleri sıfır noktasından başlar ve giderler için kullanılması planlanan tüm tutarlar ilgili bölüm tarafından gerekçeleriyle açıklanır. İşletmelerde giderlerin azaltılması çoğu zaman gelirlerin artırılmasından daha kolay olmaktadır. Bu nedenle, işletmeleri için gider kontrolü büyük bir önem taşımaktadır.

Sıfır tabanlı bütçeleme, geleneksel bütçeleme sürecini tersine çeviren bir planlama ve karar verme yaklaşımıdır. Geleneksel bütçeleme tekniklerinin aksine, sıfır tabanlı bütçe hazırlamada küçük değişikliklerden ziyade bütçenin her kaleminin onaylanması gerekmektedir. Sıfır tabanlı bütçeleme, bütçe talebinin sıfırdan başlayarak kapsamlı bir şekilde yeniden değerlendirilmesini gerektirir. Geçmişe bakılmaksızın her yıl için yeni bir bütçe hazırlanır (Smith & Lynch, 2004, s. 16).

Performansa dayalı bütçeleme, bir departmanın girdileri çıktılarına dönüştürme sürecindeki veya çıktıları üzerindeki etkisine dayalı olarak kaynakların tahsis edilmesi esasına dayanır. Performansa dayalı bütçeleme, özel sektör işletmelerinin yanı sıra, kamu kuruluşlarında performans bilgilerinin sistematik kullanımını sağlayarak kamu harcamalarının verimliliğini ve etkililiğini artırmak amacıyla da kullanılmaktadır (Robinson & Duncan, 2009, s. 2).

Kaizen bütçeleme, bütçe kalemlerinde bütçe dönemi boyunca sürekli iyileştirme esasına dayanan bir bütçeleme yaklaşımıdır (Horngern, Foster, & Datar, 1997). Kaizen felsefesi, maliyet azaltımına ve sürekli iyileştirmeye odaklanmaktadır. Bu nedenle kaizen bütçelemesinde bütçelenen tutarlar devamlı değişmektedir (Türk, 2001, s. 222-223).

Faaliyet tabanlı bütçeleme yöntemi, faaliyet tabanlı maliyetleme ve faaliyet tabanlı yönetim kavramlarının bütçeleme alanına bir uzantısıdır. Faaliyet tabanlı maliyetleme ve yönetimin gelişmesi, bu metodolojinin planlama ve bütçelemeye doğru genişletilmesine öncülük etmiştir. Faaliyet tabanlı bütçeleme yöntemi, planlanan faaliyetlerin maliyetinin beklenen büyüklüklerine ve tükettikleri kaynaklara göre belirlenmesi esasına dayanır. Faaliyet tabanlı bütçelerin birincil avantajı, maliyetlerin faaliyetlerle daha doğru bir şekilde ilişkilendirilebilmesini sağlayarak planlama sürecini daha hassas ve düzeltmeleri daha etkili hale getirmesidir. Bu yaklaşımın işletmelere sağladığı avantajlar (Pietrzak, 2013, s. 27);

- Daha gerçekçi bütçelerin oluşturulması,
- Kaynak ihtiyaçlarının daha yüksek kesinlikte belirlenebilmesi,
- Maliyetlerin çıktılarıyla daha iyi ilişkilendirilmesi ve
- Maliyetlerin personel sorumluluklarına daha kesin bir şekilde dağıtılması şeklinde sıralanabilir.

2.1.1.3. Bütçe hazırlama süreci

Bütçenin hazırlanma sürecinde yukarıdan aşağıya bütçeleme ve aşağıdan yukarıya bütçeleme yaklaşımı olmak üzere iki yaklaşım söz konusudur. Dikey bilgi paylaşımı, bilginin hem alt düzeyden üst düzeye yukarı doğru iletişimini hem de üst düzeyden alt düzeye aşağı doğru iletişimi içerir. Buradaki üst düzey, işletmenin üst yönetimini, alt düzey ise işletme çalışanlarını ifade temektir (Parker & Kyj, 2006, s. 27).

Yukarıdan aşağıya bütçeleme yaklaşımı, üst yönetimin bütçeyi hazırlamada tüm rolleri üstlenmesi ve astların bu sürece dahil edilmemesi esasına dayanan bir bütçeleme yaklaşımıdır (Magner, Welker, & Campbell, 1996, s. 48). Yukarıdan aşağıya bütçeleme sürecinde, harcamalar tahsis edilmeden önce bir bütçe toplamı belirlenir ve bütçe kalemlerine bu toplam içinden pay dağıtılır (Sağlam, 2017, s. 278).

Aşağıdan yukarıya bütçeleme yaklaşımı, işletme çalışanları ve alt düzey yöneticileri de dahil olmak üzere tüm ilgili kişilerin bütçeleme sürecine katıldığı bütçeleme yaklaşımıdır. Aşağıdan yukarıya bütçeleme, astların operasyonel alanları hakkında üstlerinden daha fazla bilgi sahibi olduğu ve bütçeleme sürecine katkıda bulunabilecekleri varsayımına dayanır (Chow, Cooper, & Waller, 1988, s. 118). Bütçe katılımı yoluyla astların, görevleri, sorumlulukları ve beklenen performansı da dahil olmak üzere kurumsal rollerini netleştirmeye yardımcı olan bilgilerin de göz önünde bulundurulmasından dolayı, bu yöntemin astların motivasyonunu arttırmada da etkili olduğu söylenebilir (Chenhall & Brownell, 1988, s. 231).

Bütçeleme sürecine hazırlık aşamaları aşağıdaki gibidir (Sağlam, 2017, s. 282):

1. Bütçe amacının belirlenmesi.
2. Planlama varsayımlarının belirlenmesi ve ön planlama yapılması.
3. Piyasaya ve ekonomiye yönelik öngörüler.
4. Ayrıntılı bütçe taslaklarının hazırlanması.
5. Ayrıntılı bütçe taslağında yer alan öngörülerin gözden geçirilmesi.
6. Koordinasyon ve kontrol.
7. Bütçe tasarısının genel kurula sunulması ve kabulü.

Tüm bu aşamalardan sonra bütçeleme süreci başlamaktadır. Bütçeleme süreci aşağıdaki aşamalardan oluşur (Propel Nonprofits, 2021):

1. Zaman çizelgesinin oluşturulması
2. Hedeflerin belirlenmesi
3. Mevcut finansal durumun netleştirilmesi
4. Bütçeleme yaklaşımının belirlenmesi
5. Taslak gider bütçesinin hazırlanması
6. Taslak gelir bütçesinin hazırlanması
7. Taslak bütçenin gözden geçirilmesi
8. Bütçenin onaylanması
9. Bütçe kararlarının belgelenmesi

10. Bütçenin uygulanması

2.1.2. Proforma finansal tablolar

Proforma finansal tablolar, satın alma, satış, yeni bir proje için finansman sağlama, yatırımcı bulma, halka açılma ya da konkordato gibi durumlarda alınacak stratejik kararların finansal tablolardaki etkilerini görmek için kullanılır (Sağlam, Orhan, & Çakan, 2021, s. 54). Bir işletmenin gelecekteki finansal durumu ve performansı ile ilgili en kapsamlı görünüm proforma finansal tablolar aracılığı ile elde edilebilir. Gelir tablosu ve bilançonun bazı varsayımlar ışığında gelecekteki değerlerinin oluşturulması sonucunda proforma finansal tablolar elde edilir (Ruland & Zhou, 2004, s. 34).

Proforma gelir tablosu işletmenin geniş anlamda faaliyet planını yansıtırken proforma bilanço ise bazı varsayımlarla oluşturulan bu planın işletmenin finansal yapısına etkilerini gösterir. Her iki tablo da elde hazır bulunan verilerin, geleceğe ilişkin tahminlerle birleştirilmesi sonucunda elde edilir.

Proforma finansal tablolar, bir işletmenin gelecek dönemlerdeki finansal durumunun ve finansal performansının tahmini için hem uygun hem de çok zor olmayan bir yoldur. Proforma finansal tabloların hazırlanmasındaki en önemli nokta, varsayımların birbirleri ile tutarlı olması ve tüm proforma finansal tabloların aynı varsayımlardan ne şekilde etkilendiğinin gözden kaçmamasına özen gösterilmesidir (Jalbert, 2020, s. 52).

2.1.3. Finansal Durumu ve Finansal Performansı Etkileyen Unsurlar

İşletmelerde finansal durumu ve finansal performansı etkileyen birçok unsur bulunmaktadır. Bunlar; işletmenin iç dinamiklerinden kaynaklanan ve işletme yönetimi tarafından kontrol edilebilen unsurlar olabileceği gibi, işletmenin kontrol edemediği dış unsurlar da olabilir. İşletmelerin finansal durumuna ve finansal performansına etki eden işletme içi unsurlar;

- Satış politikaları,
- Borçlanma politikaları,
- Yatırım politikaları,
- Kredi politikaları,
- Tedarik zinciri yönetimi şeklinde sıralanabilir.

İşletmelerin, yukarıda sayılan unsurları kontrol ederek finansal durumunu ve finansal performansını iyileştirmesi mümkündür. Ancak işletmenin kontrol edemediği birçok değişken de mevcuttur. İşletmeler, işletme içi politikalarını işletme dışı unsurlara göre düzenleyerek en iyi finansal duruma ve en yüksek finansal performansa ulaşmayı hedeflemektedirler. İşletmelerin finansal durumunu ve finansal performansın etkileyen işletme dışı unsurları aşağıdaki gibi sıralayabiliriz:

- Döviz kuru,
- Enflasyon oranı,
- Küresel krizler,
- Ekonomik krizler,
- İşsizlik oranı,
- Doğal afetler,
- Ücret düzeylerindeki genel artışlar,
- Borçlanma maliyetleri,
- Nüfus,
- Büyüme oranları,
- Diğer faktörler (enerji fiyatları, hava şartları, hammadde fiyatları vb.).

Görüldüğü üzere işletmeler, kontrol edemedikleri unsurlardaki değişimlere göre işletme içi politikalar belirlemektedir. Örneğin, ithal malların ticaretini yapan bir işletme, döviz kurundaki yükselmeye karşılık olarak satış fiyatında değişiklik yapacaktır. Ya da borçlanma maliyetlerinin yükselmesi işletmelerin kredili satış ve finansman politikalarını etkileyecektir.

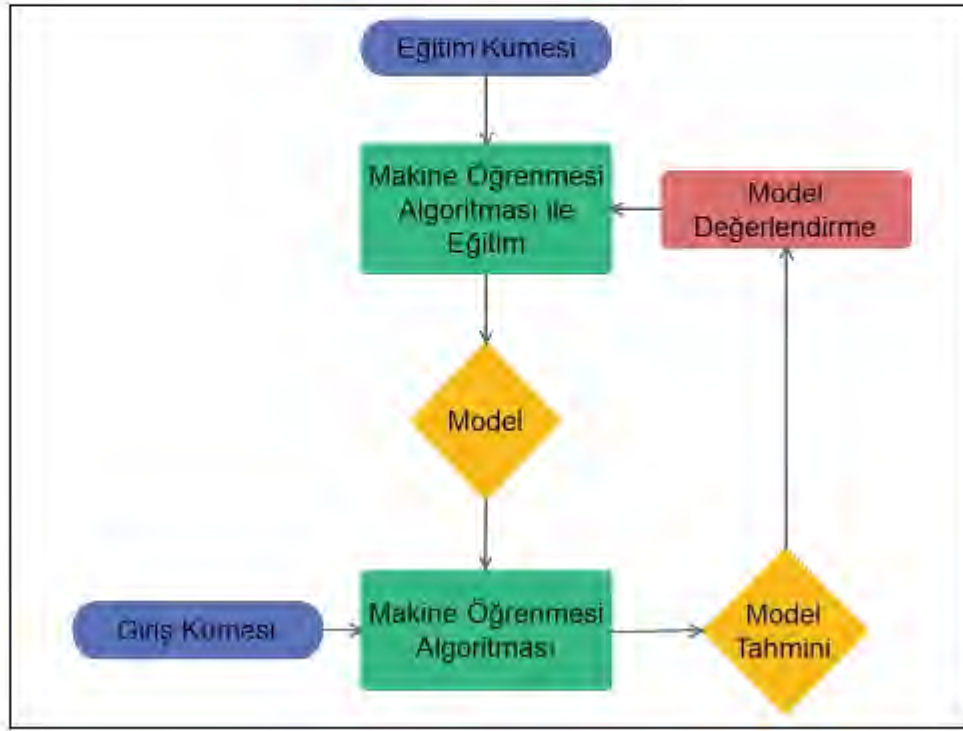
2.2. Rassal Orman Tanımı ve İşlemleyicisi

Bu bölümde rassal orman işlemleyicisi (algoritması) ele alınacak ve tekniğin çalışma prensipleri açıklanacaktır. Rassal orman tekniği, temeli karar ağacı algoritmasına dayanan bir karar destek sistemidir. Breiman (2001) tarafından geliştirilen rassal orman tekniği; her karar ağacının, bağımsız olarak örneklenen rastgele bir vektörün değerlerine bağlı olduğu ve ormandaki tüm karar ağaçlarının aynı öneme sahip olduğu bir tahmin sistemidir. Karar ağacı tekniği yalnızca kategorik değişkenlerin yer aldığı analizlerde kullanılırken, rassal orman tekniği hem kategorik hem de sürekli değişkenlerin yer aldığı analizlerde kullanılabilir. Rassal orman tekniğinde birçok karar ağacı yer alır ve

tahminlemede her karar ağacının eşit düzeyde ağırlığı vardır. Tüm karar ağaçlarının tahminleri birleştirilir ve en fazla tekrarlanan tahmin geçerli sayılır. Teknik, tek bir karar ağacının tahmin gücünden daha yüksek tahmin gücüne sahiptir. Aynı zamanda, karar ağaçlarının arasındaki korelasyona bağlı olarak ortaya çıkan genelleme hatası da daha düşüktür.

Rassal orman, birden fazla karar ağacının ortalamasını kullanarak güvenilir sonuçlar ürettiği ve istenilen sayıda ağaç ile çalışmaya olanak tanıdığı için sınıflandırma ve regresyon analizlerinde sıklıkla tercih edilmektedir (Biau & Scornet, 2016, s. 198). Rassal orman tekniğinde model, veri setinin tamamı kullanılarak kurulabilir. Bunun yanında model, veri setinin test verisi ve öğrenme verisi olarak ayrılmasıyla da kurulabilir. Rassal orman tahmin modeli için öncelikle “n” tane yeniden örnekleme örneği seçilir. Seçilen örneklerin bir kısmı eğitim verisi, kalan kısmı ise öğrenme verisi olarak kullanılır ve her bir yeniden örnekleme örneği için sınıflama ve regresyon ağaçları (CART) üretilir. Öğrenme veri setinden, en iyi bölünmeyi sağlayacak değişkeni belirlemek için “m” adet rastgele örnek seçilir. “n” adet karar ağacının tahmini birleştirilerek regresyon analizlerinde ortalama, sınıflama analizlerinde oy çokluğu göz önünde bulundurularak yeni veri bir seti tahmin edilir. Sonuç olarak, en çok oyu alan kümenin ürettiği sonuç, analiz sonucu olarak belirlenir (Akman, Genç, & Ankaralı, 2011, s. 38).

Rassal orman tekniği, diğer makine öğrenmesi teknikleri gibi bir model geliştirme sürecini kullanır. Tüm tekniklerde olduğu gibi bu teknikte de ilk adım verinin elde edilmesidir. Daha sonra ise Şekil 2’de gösterilen temel makine öğrenmesi süreci başlar. Öncelikli olarak verinin makine tarafından öğrenilmesi için bir eğitim kümesi kullanılır. Finansal tahminlemelerde eğitim kümesi genellikle geçmiş yıllara ait finansal ve iktisadi veriler olmaktadır. Sonraki aşamada, yazılım çeşitli algoritmaları kullanarak veriyi öğrenir ve bir tahmin modeli oluşturur. Ortaya çıkan model sonrasında giriş kümesi algoritmaya dahil edilir. Finansal tahminlerde giriş kümesi genellikle tahmin edilecek yıla ilişkin ipuçlarının yer aldığı finansal ve finansal olmayan verilerdir. Tüm bu işlemlerin sonrasında bir tahmin elde edilmiş olur. Bu tahminler sınıflama ya da büyüklük şeklinde olabilir. Örneğin finansal tablolarındaki bir kalemin bir sonraki yılda artış ya da azalış göstereceğinin tahminlenmesinin yanı sıra herhangi bir finansal tablo unsurunun gelecek yıllardaki tutarsal büyüklüğü de tahmin edilebilir. Temel makine öğrenmesi süreci Şekil 2’de özetlenmiştir.



Şekil 2. *Temel Makine Öğrenmesi Süreci* (Gültepe, 2019, s. 13)

Makine öğrenmesi teknikleri gözetimli öğrenme (supervised learning) ve gözetimsiz öğrenme (unsupervised learning) olmak üzere ikiye ayrılır. Gözetimli öğrenme, girdiler ile çıktılar arasındaki en iyi eşleşmeyi yapan fonksiyonun belirlenmesi esasına dayanmaktadır. Bu teknik, öğrenme verileri üzerinden fonksiyon üreten bir tekniktir. Öğrenme verisi, girdiler ve çıktılarının tamamından oluşmaktadır. Öğrenme aşamasında, veri setinde bulunan her bir örneğe ait girdiler ve çıktılar algoritmaya dahil edilir. Tahminlerin doğrulanması için test veri seti kullanılır. Doğrulama aşamasında ise, makine öğrenmesi algoritması daha önce görmediği bir test verisine, öğrenme verisinden yararlanılarak üretilen çıktılarından en uygun olanını atar. Gözetimsiz öğrenme ise gözlemlere dayanan bir makine öğrenmesi tekniğidir. Bu teknik, çıktı verileri makineye gösterilmeden, öğrenme işleminin yalnızca girdiler üzerinde gerçekleştirmesi esasına dayanır (Kotsiantis, 2007, s. 249). Rassal orman tekniği, gözetimli makine öğrenmesi teknikleri arasında yer alır.

Rassal orman tekniğinde tahmin modeli oluşturma adımları aşağıdaki sıra ile gerçekleştirilmektedir (Afanador, Smolinskab, Trand, & Blanchet, 2015, s. 232-233):

- Adım 1: Bir dizi tahmin ediciden ve bir yanıt değişkeninden oluşan “n” boyutunda bir veri seti ile başlanır.
- Adım 2: Veri setinden yeniden örneklem yöntemi ile “n” sayıda örnek belirlenir.
- Adım 3: Ormandaki her ağacın ilk düğümünden başlayarak ve sonraki her düğümde, rastgele “m” sayıda tahminci örneklenir.
- Adım 4: Tahmin değişkenlerini içermeyen oluşturulan karar ağaçları ile tahmin değişkenleri belirlenir.
- Adım 5: Tüm “t” ağaçlarının tahminleri ve tahmin hatasını toplanır ve tahmin başarısı değerlendirilir.

Rassal orman algoritması belirli parametreler içermektedir. Bu parametreler aşağıdaki gibi sıralanmaktadır (Liaw & Wiener, 2002, s. 18):

- Öğrenme verisi olarak tahmin değişkenleri ve yanıt değişkenleri,
- Karar ağaçlarının sayısı,
- Her ayırım veya kararın ikili kuralları için tahmin değişkenlerinin sayısı,
- Hata ve değişken önemini hesaplama parametreleri.

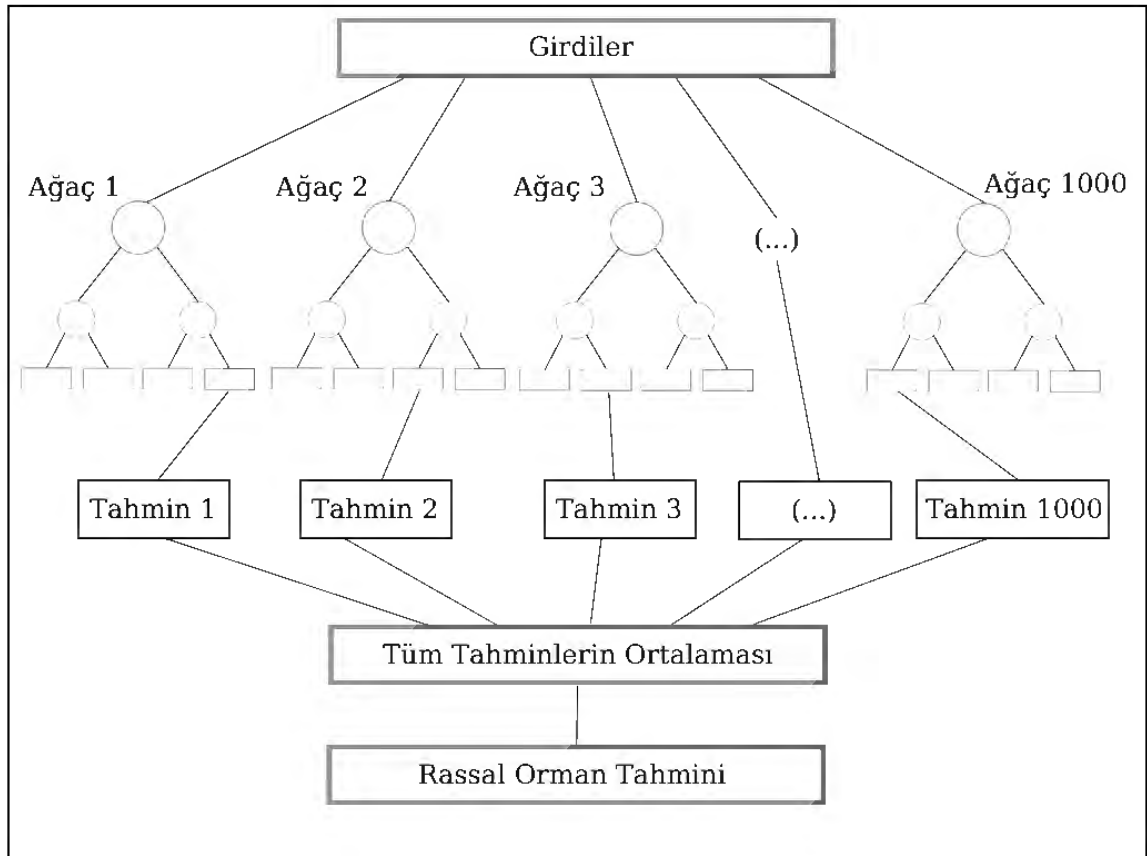
Analize dahil edilen değişkenlerden bazıları sınıflandırma veya tahmin sonuçları üzerinde önemli etkiye sahipken, bazıları düşük öneme sahiptir. Sınıflandırma veya tahmin modelinin başarısının yüksek olabilmesi için değişkenlerin önem seviyelerinin belirlenmesi önemlidir ve rassal orman tekniği bu konuda başarılıdır. Değişkenlerin önem seviyeleri belirlenerek, analize daha az bilgi sağlayan değişkenlerin veri setinden çıkarılması mümkündür ve model bu değişkenler olmadan yeniden çalıştırılabilir. Ayrıca öğrenme verilerinde ait oldukları sınıftaki diğer verilerden farklılık gösteren aykırı değerler rassal orman tekniği ile değerlendirilebilir. Böylece aykırı değere sahip sınıflar belirlenebilir ve öğrenme veri seti revize edilebilir (Horning, 2010, s. 4).

Rassal orman tekniğinde karar ağaçlarının dalları arasındaki en iyi sınıflandırıcı Gini Endeksi ile belirlenir. “T” öğrenme veri kümesini, “C_i” verinin ait olduğu sınıfı ifade etmek üzere Gini Endeksi aşağıdaki gibi ifade edilir.

$$\sum_{j \neq i} \sum (f(C_i, T)/|T|)(f(C_j, T)/|T|)$$

Yüksek tahmin başarısı gösteren rassal orman tekniği, sosyal bilimlerde karar destek sistemlerinde sıklıkla kullanılmaktadır. Buna karşın, yapılan literatür taramasında, finansal tablolara ilişkin tahminleme çalışmalarında rassal orman tekniğinin kullanılmadığı görülmüştür. Bu çalışma, finansal tablo kalemlerinin gelecek dönemlerdeki büyüklüğünün tahmin edilmesinde rassal orman tekniğinin etkinliğini araştırmayı amaçlamaktadır. Temel rassal orman yapısı Şekil 3'te yer almaktadır.

Şekil 3. Temel Rassal Orman Yapısı (Araya, Grolinger, ElYamany, Capretz, & Bitsuamlak, 2017, s. 193)



Makine öğrenmesi tekniklerinin finansal tahminlemede kullanılmasına ilişkin literatür taraması aşağıda yer almaktadır.

2.2.1. Literatür taraması

Rassal orman tekniği farklı disiplinlerde uygulanan bir yöntem olmakla birlikte tekniğe ilişkin yapılan literatür çalışmasında finansal tablo kalemlerinin büyüklüğünün

tahmin edilmesi uygulaması ile karşılaşılmamıştır. Bu çalışmada finansal tablo kalemlerinin gelecek dönemlerdeki büyüklüğünün tahmin edilmesinde rassal orman tekniğinin etkinliğini araştırmayı amaçlamaktadır.

Rassal orman tekniği uygulanarak yapılan çalışmalar incelendiğinde; sağlık, coğrafya, pazarlama, meteoroloji gibi alanlarda tahmin modellerinde tekniğin sıklıkla kullanıldığı görülmüştür.

Cafri, Li, Praxton ve Fan (2018) yaptıkları çalışmada primer elektif total diz replasmanını takiben mortalite ve cihaz arızasına kadar geçen sürenin tahmini için rassal orman tekniğinden yararlanmışlardır.

Ghosh, Sharma ve Joshi (2014) yaptıkları çalışmada minimum görüntü ön işleme ve sınırlı eğitim örnekleri ile çok sezonlu Landsat ve yardımcı verileri kullanan operasyonel bir haritalama algoritması geliştirmeyi amaçlamış ve rassal orman tekniğini kullanmışlardır.

Apampa (2016) yaptığı çalışmada banka müşterilerinin, ürünlere yaklaşımının tahmin edilmesinde rassal orman tekniği kullanılmasının etkinliğini araştırmış ve rassal orman tekniğinin, karar ağaçlarına göre daha yüksek tahmin başarısı gösterdiğini tespit etmiştir.

Kaminska (2019) yaptığı çalışmada trafik ve meteoroloji kaynaklı azot dioksit konsantrasyonlarının tahmin edilmesinde rassal orman tekniğinden yararlanmıştır.

Çalışmanın amacının finansal kestirim olması nedeniyle, makine öğrenmesi tekniklerinin bu alanda kullanılmasına ilişkin literatür taraması ise aşağıdaki gibi özetlenebilir.

Kumar ve Thenmozhi (2006) çalışmalarında, Hindistan Borsa Endeksinde yer alan ilk 50 şirketin günlük hareketlerini tahmin etmede destek vektör makineleri ve rassal orman tekniklerinin etkinliğini test etmişlerdir. Söz konusu tekniklerden elde edilen sonuçlar, geleneksel makine öğrenmesi teknikleri olan logit ve yapay sinir ağları teknikleri ile karşılaştırılmıştır. Araştırma sonucunda, destek vektör makineleri tekniğinin rassal orman tekniğine kıyasla çok az farkla iyi sınıflandırma başarısı gösterdiği saptanmıştır. Ancak, kesin bir sonuca ulaşmak için iki modelin ayrıca döviz kurları ve borsa endeksi gibi farklı finansal zaman serileri için değerlendirilebileceği de yazarlar tarafından belirtilmiştir.

Chopde (2012)ve diğerleri yaptıkları çalışmada kredi riski analizi için veri madenciliği tekniklerini incelemişlerdir. Söz konusu çalışmada, kredi riski analizi için

veri madenciliği teknikleri kullanılarak bankaların insan kaynaklı hatalardan kaçınmasının sağlanması amaçlanmıştır. Yapılan analizler sonucunda rassal orman tekniğinin kredi riski analizinde kullanılabileceği ve CART karar ağacından daha üstün bir sınıflandırma başarısı gösterdiği tespit edilmiştir.

Liu ve diğerleri (2015) çalışmalarında muhasebe hilelerinin tespitinde değişkenlerin önem derecesinin ölçümü, kısmi korelasyon analizi ve çok boyutlu analiz için rassal orman tekniğinin kullanımını araştırmışlardır. Yapılan analizler sonucunda rassal orman tekniğinin parametrik olmayan modellere göre daha yüksek tahmin başarısı gösterdiği tespit edilmiştir.

Khaidem, Saha ve Dey (2016) çalışmalarında makine öğrenmesi algoritmalarını kullanarak bir hisse senedinin getirilerini tahmin etmeyi ve borsadaki yatırım riskini en aza indirmeyi amaçlamışlardır. Oluşturdukları modelin, hisse senedi hareketinin gelecekteki yönünü tahmin etmede yüksek başarı gösterdiği kanıtlanmıştır. Söz konusu model, uzun vadeli tahminlerde %85-95 aralığında sınıflandırma başarısı göstermiştir.

Jareno, Valero ve Pavia (2017) yaptıkları çalışmada muhasebe hilelerinin tespitinde yapay zekâ uygulamalarının etkinliğini ölçmeyi amaçlamışlardır. 600 şirketin finansal tablolarına yaptıkları analiz sonucunda rassal orman tekniğinin SMOTE dönüşümü ile daha iyi sonuçlar verdiği tespit edilmiştir. Teknik hile açısından pozitif sonuçlarda %96,15, negatif sonuçlarda ise %94,98 sınıflandırma başarısı göstermiştir.

Thakur ve Kumar (2018) çalışmalarında otonom alım-satım kararlarında makine öğrenmesi tekniklerinden rassal orman tekniği kullanımının etkinliğini ölçmeyi amaçlamışlardır. Alım satım kuralları, borsanın günlük kapanış fiyatları üzerinden alınan “Al / Tut / Sat” sinyali kullanılarak oluşturulmuştur. Analizler DOW JONES, NIFTY 50, NIFTY BANK, NASDAQ ve S&P 500 şirketlerinin 500 günlük verileri üzerinde yapılmıştır. Analizler sonucunda rassal orman tekniğinin, finansal piyasalarda portföy oluşturma karar destek sistemi olarak kullanılabileceği belirlenmiştir.

Rustam ve Saragih (2018) çalışmalarında Türkiye’de 1994-2004 döneminde yaşanan ekonomik krizin bir sonucu olarak ortaya çıkan banka finansal başarısızlıklarını tahmin etmek için rassal orman tekniğini kullanmışlardır. Analiz veri setinde 20 finansal oran olduğunda rassal orman tekniği %94 sınıflandırma başarısı gösterirken, 6 finansal oranla yapılan analizlerde sınıflandırma başarısı %96 olarak hesaplanmıştır.

Xuan ve diğerleri (2018) çalışmalarında Çin’de faaliyet gösteren bir e-ticaret firmasından aldıkları verileri iki farklı rassal orman modeli kullanarak analiz etmiş ve

kredi kartı dolandırıcılıklarını tespit etmedeki başarılarını karşılaştırmışlardır. Yapılan analizlerde, rassal orman tekniğinin sınıflandırma başarısının yüksek olduğu, ancak temel sınıflandırıcıların her birinin eşit ağırlığa sahip olduğu varsayımının, tekniğin potansiyel başarısını sınırladığı sonucuna ulaşılmıştır.

Jabeur ve Fahmi (2018) çalışmalarında finansal başarısızlığın tahmininde diskriminant analizi, lojistik regresyon ve rassal orman tekniklerinin etkinliğini araştırmışlardır. 400 sağlıklı şirket ve 400 başarısız şirketten oluşan 800 şirket örneklemini üzerinde yapılan analizlerde söz konusu şirketlerin 2006-2008 yılları arasındaki finansal tablolarından elde edilen 33 finansal oran kullanılmıştır. Yapılan analizler sonucunda, tip 1 ve tip 2 hataları en aza indirerek en yüksek sınıflandırma başarısı gösteren tekniğin rassal orman olduğu tespit edilmiştir.

Fischer ve Krauss (2018) yaptıkları çalışmada 1992'den 2015'e kadar S&P 500 hisse senetlerinin örneklem dışı yön hareketlerini tahmin etmek için makine öğrenmesi tekniklerinin sınıflandırma başarılarını karşılaştırmışlardır. Çalışmada LSTM algoritması, rassal orman, derin sinir ağı ve lojistik regresyon teknikleri karşılaştırılmıştır. Analizler sonucunda en başarılı sınıflandırmayı LSTM algoritması gösterirken, belleksiz sınıflandırma yöntemleri arasında en yüksek sınıflandırma başarısını rassal orman tekniği göstermiştir.

Glosh, Sanyal ve Jana (2018) çalışmalarında gelişmiş ve gelişmekte olan ekonomileri temsil eden Bombay borsası, Dow Jones Industrial Average, Hang Seng Index, NIFTY 50, NASDAQ ve NIKKEI'nin günlük endeks fiyatları üzerinde deneysel araştırma yapmak ve tahmine dayalı modelleme yapmak için makine öğrenmesi tekniklerini kullanmışlardır. Gelecekteki endeks fiyatlarını tahmin etmek için uyarlanabilir bulanık mantık çıkarım sistemi, dinamik gelişen bulanık mantık çıkarım sistemi, yapay sinir ağları, destek vektör makineleri ve rassal orman teknikleri kullanılmıştır. Yapılan analizlerde, tahmine dayalı modellerin portföy oluşturma ve yeniden dengeleme için etkin bir şekilde kullanılabileceği sonucuna ulaşılmıştır.

Nami ve Shajari (2018) yaptıkları çalışmada dinamik rassal orman ve k-en yakın komşular tekniklerinden yararlanılarak kredi kartı sahtekarlıklarının önlenmesine yönelik bir model oluşturmayı amaçlamışlardır. Geliştirilen modelin, kredi kartı sahtekârlığından kaynaklanan kayıpların önlenmesine %23 oranında katkı sağlayacağı tespit edilmiştir.

Weber ve diğerleri (2019) çalışmalarında kripto paraların kara para aklama işlemlerinde kullanılmasını önlemek amacıyla makine öğrenmesi tekniklerinin

kullanımını incelemişlerdir. AML (Anti-Money Laundering) topluluğundan elde edilen, daha önce hiç kamuya açık olmayan büyük, etiketli bir veri kümesi ile yapılan çalışmada lojistik regresyon, rassal orman, çok katmanlı algılayıcılar ve grafik evrişimli ağlar teknikleri kullanılmıştır. Yapılan analizler sonucunda en yüksek sınıflandırma başarısı gösteren tekniğin rassal orman tekniği olduğu tespit edilmiştir.

Lee ve diğerleri (2019) yaptıkları çalışmada küresel sermaye piyasası yatırım stratejilerinde makine öğrenmesi tekniklerinin kullanımını araştırmışlardır. Lojistik regresyon, destek vektör makineleri ve rassal orman teknikleri kullanılarak yapılan analizlerde tekniklerin küresel ve bölgesel borsa hareketlerini (yukarı / aşağı) tahmin etmede önemli tamamlayıcı göstergeler olduğu kanıtlanmıştır.

İşgüden Kılıç (2019) yaptığı çalışmada muhasebe, finans ve denetim alanlarında ön plana çıkan büyük veri analiz teknikleri ve teknolojilerini tanımlamıştır. Rassal orman tekniği, söz konusu çalışmada büyük veri analiz tekniklerinden denetimli öğrenme teknikleri arasında ele alınmış ve tanımlanmıştır.

Xiong ve diğerleri (2019) çalışmalarında, makine öğrenmesi teknikleri ile oluşturulan finansal erken uyarı gösterge seçim yöntemini geliştirmek amacıyla, rassal orman tekniği ile k-katmanlı çapraz doğrulama sistemini birleştirmiş ve k-katmanlı rassal orman algoritmasını geliştirmişlerdir. Yapılan karşılaştırma sonucunda, önerilen modelin rassal orman tekniğinin başarısını arttırdığı tespit edilmiştir.

2.2.2. Rassal orman tekniğinin finansal kestirimde kullanılması

Rassal orman tekniği hem sınıflandırma hem de rakamsal büyüklüğü tahmin etme çalışmalarında kullanılabilen bir makine öğrenmesi tekniğidir (Breiman, 2001, s. 6). Tekniğin, rakamsal büyüklüklere ilişkin tahminlerde kullanılabilir olması dolayısıyla, finansal tablo kalemlerinin gelecek dönemlerdeki büyüklüklerinin tahmin edilmesinde de kullanılabileceği düşünülmektedir. Rassal orman tekniği finansal kestirimde aşağıdaki alanlarda kullanılabilir:

- Finansal başarısızlık tahmini,
- Hisse senedi fiyat yönü tahmini,
- Hisse senedi fiyatı tahmini,
- Kripto varlıklara ilişkin fiyat tahmini,
- Kripto varlıkların alımı ve satımı kararları,

- Muhasebe hilelerinin tespit edilmesine ilişkin analizler,
- Proforma finansal tabloların oluşturulması,
- Gelecek dönemlere ilişkin kârlılık analizi,
- Bir ürünün üretimine devam etme ya da üretimi sonlandırma kararları,
- Finansal tablo kalemlerinin gelecek dönemlerdeki büyüklüğünün tahmini.

ÜÇÜNCÜ BÖLÜM

3. RASSAL ORMAN TEKNİĞİ İLE FİNANSAL KESTİRİM UYGULAMASI

Bu bölümde, rassal orman tekniği yöntemiyle finansal kestirim üzerine bir uygulama yapılacaktır. İstatistiksel ve ekonometrik analizlerde verilerin normal dağılım göstermesi, veriler arasındaki korelasyonun belirli bir seviyede olması, veri sayısının belirli bir düzeyde olması gibi sağlanması gereken birçok koşul vardır. İşletmelerin finansal tablo verileri ise birbiri ile yüksek düzeyde korelasyon göstermektedir. Bu nedenle, verilerde normal dağılım ve düşük korelasyon koşulunun sağlanması zorlaşmaktadır. Bu gibi koşullar göz önünde bulundurularak, makine öğrenmesi tekniklerinin finansal kestirimde daha tutarlı sonuçlar üreteceği varsayımı ile bu çalışmada makine öğrenmesi tekniklerinden yararlanılması düşünülmüştür. Makine öğrenmesi tekniklerinden destek vektör makineleri, M5P karar ağacı algoritması, yapay sinir ağları ve rassal orman tekniği kullanılarak yapılan ön araştırmalarda rassal orman tekniğinin daha başarılı sonuçlar elde ettiği tespit edilmiş ve bu çalışmada rassal orman tekniğinin kullanılmasına karar verilmiştir.

Modeldeki karar ağaçları arasında daha az korelasyon elde edildiği için, rassal orman algoritması ile oluşturulan modellerin doğruluğu karar ağaçlarına göre daha yüksektir ve algoritmanın sınıflama ve tahmin gücü yüksektir. Bu nedenle, bu çalışmadaki finansal kestirim uygulamasında rassal orman tekniği kullanılacaktır. Rassal orman tekniğinde hem kategorik hem sürekli hem de her ikisinin yer aldığı değişkenler kullanılabilir. Uygulamada kullanılacak değişkenler bir sonraki bölümde açıklanmıştır.

3.1. Araştırmada Kullanılan Değişkenler

Uygulamada işletmelerin finansal durum tablolarından ve kapsamlı gelir tablolarından elde edilen verilerin yanı sıra, söz konusu finansal tabloların düzenlendiği yıllardaki ekonomik göstergeler de veri setine dahil edilmiştir. Analizlerde yer alan makroekonomik değişkenler aşağıdaki gibidir:

- ABD Doları Kuru,
- Enflasyon Oranı,
- İşsizlik Oranı,
- Asgari Ücret Artış Oranı,

- Gayri Safi Yurt İçi Hasıla Büyüme Oranı,
- TCMB Gösterge Faiz Oranı.

Yukarıda bahsedilen makroekonomik değişkenlerin, işletmelerde satış fiyatı, satış miktarı, üretim maliyeti, üretim miktarı, faaliyet giderlerinin büyüklüğü, finansman giderlerinin büyüklüğü, istihdam politikası, kredili satış politikası gibi birçok unsuru etkilediği bilinmektedir.

Döviz kurundaki değişimlerin sanayi ve hizmet işletmelerinde ilk madde ve malzeme, ticaret işletmelerinde ise ticari mallar gibi stok kalemlerini etkilediği bilinmektedir. Bu kalemlerdeki fiyat değişiklikleri, işletmelerin dönen varlıklar toplamını, satış fiyatını, brüt satış kârını ve dolayısı ile net kârını etkilemektedir (Doğanay, 2016, s. 151). Bu durum göz önünde bulundurularak en sık kullanılan döviz kurlarından biri olan ABD Doları kuru analizlerde değişken olarak kullanılmıştır.

Enflasyon oranı döviz kuru gibi stoklar, brüt satış kârı ve net kâr kalemlerini etkilemektedir. Kira artışları, yenileme sözleşmeleri gibi birçok unsurda her yıl Hazine ve Maliye Bakanlığı tarafından belirlenen yeniden değerlendirme oranı kullanılmaktadır. Ayrıca yeniden değerlendirme oranı; birçok vergi, resim, harç, değerli kâğıt bedeli ve trafik cezalarının tutarlarındaki artışları belirlemek için de kullanılmaktadır. Yeniden değerlendirme oranı, bir önceki yılın Ekim ayından yeniden değerlendirme yapılacak olan yılın Ekim ayına kadar olan süredeki Üretici Fiyatları Endeksi'nde (ÜFE) meydana gelen ortalama fiyat artışını ifade etmektedir (Karakoç, 2020, s. 251).

Enflasyon, işletmelerin varlık ve kaynak yapısını da etkilemektedir. “TMS 29 Yüksek Enflasyonlu Ekonomilerde Finansal Raporlama” standardı uyarınca, yüksek enflasyonlu dönemlerde işletmelerin bilançolarındaki parasal olmayan kalemler genel bir fiyat endeksi kullanılarak düzeltilir. TMS 29' göre yüksek enflasyon, bir ülkenin, bunlarla sınırlı kalmamak üzere, aşağıdakileri de içeren ekonomik özelliklerince belirlenir:

- a) Nüfusun çoğunluğu servetini parasal olmayan varlıklarda ya da nispeten istikrarlı bir yabancı para biriminde tutmayı tercih eder. Elde tutulan yerel para, satın alma gücünü korumak üzere hemen yatırıma dönüştürme vb. suretiyle değerlendirilir;
- b) Nüfusun çoğunluğu parasal tutarları yerel para biriminden değil, nispeten istikrarlı bir döviz cinsinden dikkate alır. Fiyatlar da bu döviz cinsinden belirlenebilir;
- c) Kredili satış ve satın almalarındaki fiyatlar; süre kısa bile olsa, kredi süresi boyunca satın alma gücünde beklenen zararları karşılayacak şekilde belirlenir;
- d) Faiz oranları, ücretler ve fiyatlar bir ‘fiyat endeksi’ ne bağlıdır ve

e) Son üç yılın kümülatif enflasyon oranı %100'e yaklaşmakta ya da aşmaktadır.

İşsizlik oranı; işletmelerin direkt işçilik ve endirekt işçilik ücretlerini etkilediği, bu bağlamda mamul ve hizmet üretim maliyetini etkilediği varsayımı ile analizlere dahil edilmiştir.

Asgari ücret artış oranının işçi ücret ve giderlerini doğrudan etkilediği bilinmektedir. İşçi ücret ve giderlerinin de satılan mamul maliyetini, satılan hizmet maliyetini ve faaliyet giderlerini etkilediği göz önünde bulundurularak bu değişken analizlere dahil edilmiştir.

Gayri Safi Yurt İçi Hasıla büyüme oranının, satın alma gücü paritesi hesaplamalarında kullanıldığı bilinmektedir. Döviz kuru gibi, satın alma gücü paritesi de ilk madde ve malzeme ve ticari mallar gibi stok kalemlerini etkilemektedir. Stokların fiyatlarındaki artış ise üretim maliyetlerini ve satışların maliyetini, dolayısı ile satış fiyatını da etkilemektedir (Petek & Şanlı, 2019, s. 51).

TCMB Gösterge Faiz Oranı; kredi faiz oranlarının belirlenmesi, vadeli satışlardaki vade farkının hesaplanması, reeskont hesaplamaları gibi birçok işlemde kullanılmaktadır. Bu durum da işletmelerin satış gelirleri, finansman giderleri, vergi öncesi kâr ve net kâr gibi birçok finansal tablo kalemini etkilemektedir (Demir Ş. , 2010, s. 40). Bu durum göz önünde bulundurularak, söz konusu değişken analizlere dahil edilmiştir.

Yapılan analizlerde he işletme için ayrı olmak üzere, araştırmada toplam 113 değişken kullanılmıştır. Finansal tablo kalemlerindeki isim benzerlikleri, analizlerde hatalara neden olabilmektedir. Örneğin, “Ticari Alacaklar” kalemi hem dönen varlıkların hem de duran varlıkların içinde bulunmaktadır. Buna benzer şekilde, “Banka Kredileri” kalemi hem kısa vadeli hem de uzun vadeli yabancı kaynaklarda bulunmaktadır. Buna benzer hataları önlemek amacıyla, tüm değişkenlere bir kod atanmıştır. Araştırmada kullanılan değişkenlerin listesi ve söz konusu değişkenlere atanan kodlar Tablo 2’de yer almaktadır.

Tablo 2. *Araştırmada kullanılan değişkenler*

Değişken Kodu	Değişken Adı
D1	Dönen Varlıklar
D2	Nakit ve Nakit Benzerleri
D3	Finansal Yatırımlar
D4	Ticari Alacaklar

D5	Finans Sektörü Faaliyetlerinden Alacaklar
D6	Diğer Alacaklar
D7	Müşteri Sözleşmelerinden Doğan Varlıklar
D8	Stoklar
D9	Canlı Varlıklar
D10	Diğer Dönen Varlıklar
D11	Satış Amacıyla Elde Tutulan Duran Varlıklar
D12	Duran Varlıklar
D13	Ticari Alacaklar
D14	Finans Sektörü Faaliyetlerinden Alacaklar
D15	Diğer Alacaklar
D16	Müşteri Sözleşmelerinden Doğan Varlıklar
D17	Finansal Yatırımlar
D18	Özkaynak Yöntemiyle Değerlenen Yatırımlar
D19	Canlı Varlıklar
D20	Yatırım Amaçlı Gayrimenkuller
D21	Stoklar
D22	Kullanım Hakkı Varlıkları
D23	Maddi Duran Varlıklar
D24	Şerefiye
D25	Maddi Olmayan Duran Varlıklar
D26	Ertelenmiş Vergi Varlığı
D27	Diğer Duran Varlıklar
D28	Toplam Varlıklar
D29	Kısa Vadeli Yükümlülükler
D30	Finansal Borçlar
D31	Diğer Finansal Yükümlülükler
D32	Ticari Borçlar
D33	Diğer Borçlar
D34	Müşteri Söz. Doğan Yük.
D35	Finans Sektörü Faaliyetlerinden Borçlar
D36	Devlet Teşvik ve Yardımları
D37	Ertelenmiş Gelirler
D38	Dönem Karı Vergi Yükümlülüğü
D39	Borç Karşılıkları
D40	Diğer Kısa Vadeli Yükümlülükler
D41	Satış Amacıyla Elde Tutulan Duran Varlıklara İlişkin Yükümlülükler
D42	Uzun Vadeli Yükümlülükler
D43	Finansal Borçlar
D44	Diğer Finansal Yükümlülükler
D45	Ticari Borçlar
D46	Diğer Borçlar
D47	Müşteri Sözleşmelerinden Doğan Yükümlülükler
D48	Finans Sektörü Faaliyetlerinden Borçlar

D49	Devlet Teşvik ve Yardımları
D50	Ertelenmiş Gelirler
D51	Uzun Vadeli Karşılıklar
D52	Çalışanlara Sağlanan Faydalara İlişkin Karşılıklar
D53	Ertelenmiş Vergi Yükümlülüğü
D54	Diğer Uzun Vadeli Yükümlülükler
D55	Özkaynaklar
D56	Ana Ortaklığa Ait Özkaynaklar
D57	Ödenmiş Sermaye
D58	Karşılıklı İştirak Sermayesi Düzeltmesi
D59	Hisse Senedi İhraç Primleri
D60	Değer Artış Fonları
D61	Yabancı Para Çevrim Farkları
D62	Kardan Ayrılan Kısıtlanmış Yedekler
D63	Geçmiş Yıllar Kar/Zararları
D64	Dönem Net Kar/Zararı
D65	Diğer Özsermaye Kalemleri
D66	Azınlık Payları
D67	Toplam Kaynaklar
D68	Satış Gelirleri
D69	Satışların Maliyeti
D70	Ticari Faaliyetlerden Diğer Kar (Zarar)
D71	Ticari Faaliyetlerden Brüt Kar (Zarar)
D72	Faiz, Ücret, Prim, Komisyon ve Diğer Gelirler
D73	Faiz, Ücret, Prim, Komisyon ve Diğer Giderler
D74	Finans Sektörü Faaliyetlerinden Diğer Kar (Zarar)
D75	Finans Sektörü Faaliyetlerinden Brüt Kar (Zarar)
D76	Diğer Gelir ve Giderler
D77	Brüt Kar (Zarar)
D78	Pazarlama, Satış ve Dağıtım Giderleri
D79	Genel Yönetim Giderleri
D80	Araştırma ve Geliştirme Giderleri
D81	Diğer Faaliyet Gelirleri
D82	Diğer Faaliyet Giderleri
D83	Faaliyet Karı Öncesi Diğer Gelir ve Giderler
D84	Faaliyet Karı (Zararı)
D85	Net Faaliyet Kar/Zararı
D86	Yatırım Faaliyetlerinden Gelirler
D87	Yatırım Faaliyetlerinden Giderler
D88	Diğer Gelir ve Giderler
D89	Özkaynak Yöntemiyle Değerlenen Yatırımların Kar/Zararlarındaki Paylar
D90	Finansman Gideri Öncesi Faaliyet Karı/Zararı
D91	(Esas Faaliyet Dışı) Finansal Gelirler
D92	(Esas Faaliyet Dışı) Finansal Giderler

D93	Vergi Öncesi Diğer Gelir ve Giderler
D94	Sürdürülen Faaliyetler Vergi Öncesi Karı (Zararı)
D95	Sürdürülen Faaliyetler Vergi Geliri (Gideri)
D96	Dönem Vergi Geliri (Gideri)
D97	Ertelenmiş Vergi Geliri (Gideri)
D98	Diğer Vergi Geliri (Gideri)
D99	Sürdürülen Faaliyetler Dönem Karı/Zararı
D100	Durdurulan Faaliyetler
D101	Durdurulan Faaliyetler Vergi Sonrası Dönem Karı (Zararı)
D102	Dönem Karı (Zararı)
D103	Azınlık Payları
D104	Ana Ortaklık Payları
D105	Hisse Başına Kazanç
D106	Amortisman Giderleri
D107	Kıdem Tazminatı
Makroekonomik Değişkenler	
D108	ABD Doları Kuru
D109	Enflasyon Oranı
D110	İşsizlik Oranı
D111	Asgari Ücret Artış Oranı
D112	Gayri Safi Yurt İçi Hasıla Büyüme Oranı
D113	TCMB Gösterge Faiz Oranı

3.2. Türkiye’de Faaliyet Gösteren İşletmeler Üzerine Uygulama

Söz konusu uygulamanın veri setini hisseleri Borsa İstanbul’da işlem gören farklı sektörlerden seçilmiş beş şirketin 2009-2020 yılları arası finansal tabloları ve aynı yıllardaki makroekonomik değişkenler oluşturmaktadır.

Analize dahil edilen işletmeler, olasılıklı olmayan örnekleme yöntemlerinden biri olan amaçlı örnekleme yöntemi ile belirlenmiştir. Araştırmanın derinlemesine yapılabilmesi için çalışmanın amacı doğrultusunda bilgi açısından zengin veri kaynaklarının seçilmesine amaçlı örnekleme adı verilmektedir (Büyüköztürk, 2012, s. 9). Örnek kütle belirlenirken amaca uygun ölçütler temel alınmıştır. Buna göre; sanayi, dayanıklı tüketim mallarının üretimi, sağlık, akaryakıt ve perakende ticaret sektörlerinde faaliyet gösteren işletmelerden 11 yıllık finansal verilerine ulaşılabilecek olan şirketler tercih edilmiştir. Seçilen sektörlerde 11 yıllık finansal verisine ulaşılabilen ve analize dahil edilen şirketler aşağıdaki gibidir:

- Afyon Çimento Sanayi Türk Anonim Şirketi
- Arçelik Anonim Şirketi

- Lokman Hekim Engürüsağ Sağlık, Turizm, Eğitim Hizmetleri ve İnşaat Taahhüt Anonim Şirketi
- Mepet Metro Petrol ve Tesisleri Sanayi Ticaret Anonim Şirketi
- Migros Ticaret Anonim Şirketi

Verilerin analizinde WEKA yazılımının 3.8.5 sürümü kullanılmıştır. WEKA “Waikato Environment for Knowledge Analysis” yazılımı, makine öğrenmesi tekniklerinin uygulaması için Wakiato Üniversitesi’nde geliştirilmiştir. Yazılım, günümüzde kullanılan makine öğrenmesi algoritmalarının büyük çoğunluğunu içermektedir. Açık kaynak kodlu olması, modüler bir tasarıma sahip olması ve GNU Genel Kamu Lisansı ile dağıtılması, yazılıma ulaşım ve kişiselleştirme konularında kolaylık sağlamaktadır.

WEKA; arff, csv ve c4.5 formatındaki dosyalardan veri okuyabilmektedir. Aynı zamanda, Jdbc aracılığı ile veritabanına bağlanılarak işlemlerin yapılması da mümkündür. WEKA; veri işleme, sınıflama, kümeleme ve ilişkilendirme özelliklerini içermektedir.

Dener, Dörterler ve Orman (2009) tarafından yapılan çalışmada WEKA’nın en çok kullanılan veri madenciliği programı olduğu tespit edilmiştir. Aynı zamanda, tarafımızdan da WEKA ve Phytion yazılımları kullanılarak yapılan ön analizlerde WEKA yazılımının daha tutarlı tahminler ettiği tespit edilmiş ve analizlerde WEKA yazılımının kullanılmasına karar verilmiştir.

Uygulanan rassal orman tekniğinde her tahmin modeli için 1000 karar ağacından oluşan bir algoritma kullanılmıştır. Verilerin modeldeki ağırlıklarına herhangi bir biçimde müdahale edilmemiş, gözetimli öğrenme tekniği ile verilerin program tarafından öğrenilmesi sağlanmıştır. Tahmin edilen her değişken için, kendisinden önceki tüm yılların verileri öğrenme verisi olarak kullanılmıştır. Örneğin; 2018 yılının net satışlar tutarı tahmin edilirken 2009-2017 yılları arası tüm değişkenler, 2019 yılının net satışlar tutarı tahmin edilirken 2009-2018 yılları arası tüm değişkenler öğrenme verisi olarak kullanılmıştır. Yapılan her tahmin için 1.000 karar ağacından oluşan rassal orman modelleri kullanılmıştır. Modelde yer alan karar ağaçları WEKA programında aşağıdaki gibi görselleştirilmektedir:

RandomTree

=====

D56 < 501490000

| D93 < 34704000

| | D67 < 607464500

| | | D25 < 174893000 : 7659118000 (1/0)

| | | D25 >= 174893000

| | | | D25 < 186623500 : 6736678000 (2/0)

| | | | D25 >= 186623500 : 6033849000 (1/0)

| | D67 >= 607464500

| | | D12 < 10964500 : 9406252000 (1/0)

| | | D12 >= 10964500 : 8471757000 (1/0)

| D93 >= 34704000

| | D108 < 3296000 : 13501158000 (1/0)

| | D108 >= 3296000 : 10973872000 (1/0)

D56 >= 501490000

| D25 < 898923000 : 23182646000 (2/0)

| D25 >= 898923000 : 33060849000 (1/0)

Yukarıda gösterilen örnek karar ağacı 16 düğümden oluşmaktadır ve dönen varlıklar tutarının tahmin edilmesinde kullanılmıştır. Net satışlar kaleminin tahmin edilmesinde kullanılan modellerden seçilmiş olan örnek karar ağacı aşağıda yer almaktadır:

RandomTree

=====

D31 < 5518445500

| D1 < 5742558500 : 483318000 (1/0)

| D1 >= 5742558500

| | D66 < 1590146500 : 953850000 (1/0)

| | D66 >= 1590146500 : 1091945000 (1/0)

D31 >= 5518445500

| D96 < -3252172500

| | D84 < -287481000 : -778280000 (1/0)

| | D84 >= -287481000

| | | D14 < 43616500 : -289125000 (2/0)

| | | D14 >= 43616500 : -477489000 (2/0)

| D96 >= -3252172500

| | D8 < 3270749000 : 74973000 (2/0)

| | D8 >= 3270749000 : -40027000 (1/0)

Yukarıda gösterilen örnek karar ağacı 14 düğümden oluşmaktadır ve net satışlar tutarının tahmin edilmesinde kullanılmıştır. Dönem kârı kaleminin tahmin edilmesinde kullanılan modellerden seçilmiş olan örnek karar ağacı aşağıda yer almaktadır:

RandomTree

=====

D56 < 501490000

| D10 < 288903000

| | D19 < 165957500 : -23899000 (1/0)

| | D19 >= 165957500 : -12752000 (1/0)

| D10 >= 288903000

| | D26 < 2025423000 : 203162800 (5/995205760000)

| | D26 >= 2025423000 : 218440000 (2/0)

D56 >= 501490000 : -137884000 (2/0)

Yukarıda gösterilen örnek karar ağacı 8 düğümden oluşmaktadır ve dönem kârı tutarının tahmin edilmesinde kullanılmıştır. Veri setinde toplam 5 işletmenin 11 yıllık verisi yer almaktadır. Yapılan tahminler sonucunda 5 işletmenin 5 finansal tablo kalemi için 10 yıllık bir tahmin veri seti oluşturulmuştur. Toplam 250 tahminden meydana gelen tahmin veri setindeki her bir tahmin için ayrı ayrı oluşturulan rassal orman modellerinde toplam 250.000 adet karar ağacı bulunmaktadır.

3.2.1. Taşa ve toprağa dayalı imalat sektöründe faaliyet gösteren bir işletmeye yönelik uygulama

İlgili sektörde faaliyet gösteren işletmeler arasından Afyon Çimento Sanayi Türk A.Ş seçilmiştir. Afyon Çimento Sanayi Türk Anonim Şirketi, çimento üretip satmak ve ana faaliyet konusu ile ilgili her türlü yan sanayi kuruluşlarına iştirak etmek amacı ile 24 Mart 1954 tarihinde Afyon il merkezi Güvenevler mahallesinde kurulmuştur. Şirket 31 Aralık 2020 tarihi itibarıyla Çimsa Çimento Sanayi ve Ticaret Anonim Şirketi tarafından yönetilmektedir. Şirket'in nihai hissedarı Hacı Ömer Sabancı Holding Anonim Şirketi'dir. Şirketin hisselerinin %49'u Borsa İstanbul'da halka açık hisse senedi olarak işlem görmektedir.

Şirketin 2009-2020 yılları arası finansal tabloları Kamuyu Aydınlatma Platformu web sitesinden edinilmiş ve analize hazır hale getirilmiştir.

Yapılan her bir tahmin için, önceki yılların finansal tablo kalemleri ile sektörel ve makroekonomik değişkenler veri seti olarak kullanılmıştır. Söz konusu veri seti rassal orman tekniği ile analiz edilerek işletmenin 2010-2020 yıllarına ait:

- Net satışlar
- Dönem kârı veya zararı
- Dönen varlık toplamı
- Duran varlık toplamı ve
- Özkaynak toplamı büyüklükleri tahmin edilmiştir.

İşletmenin net satışlar kalemine ilişkin tahminler ve gerçekleşen tutarlar Tablo 3'te yer almaktadır.

Tablo 3. *Afyon Çimento net satışlar tutarı tahminleri*

Yıl	Tahmin (TL)	Gerçekleşen (TL)	Fark (TL)	Tahmin Başarısı (%)
2010	49.105.162	45.076.732	4.028.430	91,80%
2011	49.320.251	45.583.993	3.736.258	92,42%
2012	49.720.613	41.145.702	8.574.911	82,75%
2013	56.251.289	55.698.750	552.539	99,02%
2014	71.742.785	77.035.954	5.293.169	92,62%
2015	70.591.093	64.460.340	6.130.753	91,32%
2016	89.871.928	60.826.896	29.045.032	67,68%
2017	162.865.466	168.153.098	5.287.632	96,75%
2018	175.178.807	175.199.174	20.367	99,99%
2019	167.439.287	163.332.069	4.107.218	97,55%
2020	228.905.530	270.305.864	41.400.334	81,91%
Ortalama Tahmin Başarısı				90,35%

İşletmenin net satışlar tutarına ilişkin yapılan tahminlerin ortalama başarısı %90,35 olarak hesaplanmıştır. Net satışlar tutarına yapılan tahminlerdeki en yüksek başarı %99,99 ile 2018 yılında yakalanmıştır. Tahminlerdeki en yüksek sapma ise 2016 yılına ilişkin tahminlerde ortaya çıkmıştır. 2016 yılındaki tahmin başarısı %67,68 seviyesinde kalmıştır. Teknik, 11 yılın 8'inde %90'ın üzerinde, iki yılda ise %80 ile %90 arası tahmin başarısı göstermiştir. İşletmelerin finansal projeksiyonlarını çoğunlukla net satışlar kalemi üzerinden yola çıkarak hazırladığı bilinmektedir. Finansal tablo unsurlarının net satışların trendine göre tahmin edilmesi ya da her bir finansal tablo kaleminin satışların yüzdesi olarak hesaplanması finansal projeksiyonlarda kullanılan tekniklerdir. Bu bağlamda, yalnızca net satışların doğru tahmin edilebilmesi bile finansal kestirimde büyük önem taşımaktadır. Tekniğin, net satışlar kaleminin tahmininde gösterdiği başarı bu nedenle ön plana çıkmaktadır.

1.000 karar ağacından oluşan rassal orman modelinde toplam 5.504 düğüm (node) yer almaktadır. 5.504 düğümde en çok kullanılan 10 değişken ve kullanım sayıları Tablo 4'te listelenmiştir.

Tablo 4. *Afyon Çimento net satışlar tutarı tahmin modelinde en çok kullanılan 10 değişken*

Değişken Adı	Düğüm Sayısı
Gayri Safi Yurt İçi Hasıla Büyüme Oranı	301
Enflasyon Oranı	253
Stoklar	231
Diğer Dönen Varlıklar	220
Ticari Alacaklar (Kısa Vadeli)	209
Müşteri Sözleşmelerinden Doğan Varlıklar (Kısa Vadeli)	176
Ticari Alacaklar (Uzun Vadeli)	165
Müşteri Sözleşmelerinden Doğan Yükümlülükler	163
Ticari Borçlar (Kısa Vadeli)	160
ABD Doları Kuru	148

Tahmin modelindeki karar ağaçlarında en çok kullanılan değişkenin gayri safi yurt içi hasıla büyüme oranı olduğu görülmektedir. Bunun yanında, enflasyon oranının da en çok kullanılan ikinci değişken olması, işletmenin satışlarının makroekonomik değişkenlerden direkt etkilendiğini göstermektedir. Stoklar ve diğer dönen varlıklar, tahmin modelindeki diğer önemli değişkenler olarak ön plana çıkmaktadır. Ticari alacakların ve müşteri sözleşmelerinden doğan varlık ve yükümlülüklerin de tahmin modelindeki sık kullanılan değişkenler olduğu görülürken, döviz kurunun da satışlar üzerindeki etkisi net bir şekilde görülmektedir. 5.504 düğümün 2.026 tanesinde tablodaki değişkenler yer almaktadır.

İşletmenin dönem kârı veya zararı kalemine ilişkin tahminler ve gerçekleşen tutarlar Tablo 5'te yer almaktadır.

Tablo 5. Afyon Çimento dönem kârı veya zararı tutarı tahminleri

Yıl	Tahmin (TL)	Gerçekleşen (TL)	Fark (TL)	Tahmin Başarısı (%)	Kâr/Zarar Tahmini
2010	991.402	567.424	423.978	57,23%	Doğru
2011	-4.314.156	-5.292.417	978.261	77,32%	Doğru
2012	-6.854.304	-7.216.059	361.755	94,72%	Doğru
2013	2.665.215	2.021.623	643.592	75,85%	Doğru
2014	10.383.071	12.972.300	2.589.229	75,06%	Doğru
2015	11.890.694	14.227.079	2.336.385	80,35%	Doğru
2016	7.593.877	9.602.315	2.008.438	73,55%	Doğru
2017	43.518.607	54.011.326	10.492.719	75,89%	Doğru
2018	4.261.284	3.922.964	338.320	92,06%	Doğru
2019	-66.311.465	-61.002.977	5.308.488	91,99%	Doğru
2020	16.286.119	17.064.066	777.947	95,22%	Doğru
Ortalama Tahmin Başarısı				80,84%	%100

İşletmenin 2010, 2013, 2014, 2015, 2016, 2017, 2018 ve 2020 yıllarında kâr, 2011, 2012, ve 2019 yıllarında zarar ettiği görülmektedir. Kâr veya zarar tutarlarına ilişkin yapılan tahminlerin ortalama başarısı %80,84 olarak hesaplanmıştır. En düşük tahmin başarısı %57,23 ile 2010 yılında gösterilirken, en yüksek tahmin başarısı %95,22 ile 2020 yılında yakalanmıştır. Bununla birlikte, işletmenin ilgili yıldaki kâr veya zarar yönü tahmini tüm yıllarda doğru yapılmış, bu tahminlemede %100 başarıya ulaşılmıştır. Net kâr kalemi, işletmenin esas faaliyetinin, yan faaliyetlerinin, olağan ve olağandışı gelir ve giderlerinin sonucunda oluşan ve birçok farklı etkene bağlı olduğu için tahmin edilmesi zor bir finansal tablo kalemidir. Bu durum göz önünde bulundurulduğunda; 11 yılın 4'ünde gerçekleştirilen %90 üzeri tahmin başarısı ve kâr/zarar yönü tahminindeki %100 sınıflandırma başarısı, tekniğin finansal kestirimde etkin bir şekilde kullanılabileceğini göstermektedir.

1.000 karar ağacından oluşan rassal orman modelinde toplam 5.962 düğüm (node) yer almaktadır. 5.962 düğümde en çok kullanılan 10 değişken ve kullanım sayıları Tablo 6'da listelenmiştir.

Tablo 6. Afyon Çimento dönem kârı veya zararı tutarı tahmin modelinde en çok kullanılan 10 değişken

Değişken Adı	Düğüm Sayısı
Stoklar	275
Ticari Alacaklar (Kısa Vadeli)	253
ABD Doları Kuru	209
Maddi Duran Varlıklar	209
Enflasyon Oranı	209
Finansal Borçlar (Kısa Vadeli)	198
Müşteri Sözleşmelerinden Doğan Varlıklar (Kısa Vadeli)	198
Ticari Alacaklar (Uzun Vadeli)	198
Finansal Borçlar (Uzun Vadeli)	176
Diğer Dönen Varlıklar	176

İşletmenin dönem kârına ilişkin tahminlerde, karar ağaçlarında en çok kullanılan iki değişkenin stoklar ve ticari alacaklar olduğu görülmektedir. Bu durum işletmenin net kârının büyük oranda esas faaliyetlerine bağlı olduğunu ortaya koymaktadır. Özkaynak toplamında olduğu gibi; dönem kârının da döviz kuru ve enflasyon oranı gibi makroekonomik değişkenlere bağlı olarak değişim gösterdiği düşünülebilir. Bunun yanında, maddi duran varlıkların net kâr tahmininde ön plana çıktığı görülmektedir. Şirketin bir üretim işletmesi olduğu göz önünde bulundurulduğunda, amortisman giderlerinin önemli bir paya sahip olması ve bu durumda maddi duran varlıkların dönem kârı üzerinde belirgin bir etkiye sahip olması normal bir durum olarak yorumlanabilir. Ayrıca; kısa ve uzun vadeli finansal borçların en çok kullanılan değişkenler arasında yer alması da işletmenin faiz yükünün dönem kârını etkilediğini göstermektedir.

Yapılan analizler sonucunda işletmenin dönen varlık toplamına ilişkin fiili ve tahmini büyüklükler Tablo 7’de listelenmiştir.

Tablo 7. Afyon Çimento dönen varlıklar tutarı tahminleri

Yıl	Tahmin (TL)	Gerçekleşen (TL)	Fark (TL)	Tahmin Başarısı (%)
2010	30.630.961	33.727.106	3.096.145	89,89%
2011	30.370.106	26.122.154	4.247.952	86,01%
2012	17.846.858	19.333.975	1.487.117	91,67%
2013	33.366.313	23.352.672	10.013.641	69,99%
2014	41.458.542	38.484.470	2.974.072	92,83%
2015	174.555.086	194.190.624	19.635.538	88,75%
2016	64.154.282	35.638.796	28.515.486	55,55%
2017	167.411.861	188.133.038	20.721.177	87,62%
2018	87.127.193	86.267.207	859.986	99,01%
2019	76.226.967	66.528.431	9.698.536	87,28%
2020	32.407.004	13.647.042	18.759.962	42,11%
Ortalama Tahmin Başarısı				80,97%

Tahmin edilen tutarlar ile gerçekleşen tutarlar karşılaştırıldığında, tekniğin tahmin ortalama başarısı %80,97 olarak hesaplanmıştır. En yüksek tahmin başarısı 2018 yılı tutarlarında gerçekleştirilirken, en yüksek sapma %42,11 tahmin başarısı ile 2020 yılı tutarlarında olmuştur. Teknik, makroekonomik değişkenler sayesinde 2020 yılındaki düşüşü öngörmüş olsa da söz konusu yılda ortaya çıkan Covid-19 Pandemisi nedeni ile sektörün etkilendiği ve bu nedenle tahminlerde sapma meydana geldiği düşünülmektedir. Bununla birlikte 2016 yılındaki sapmanın, araştırmada yer almayan konjonktürel değişkenlerden kaynaklandığı düşünülebilir.

1.000 karar ağacından oluşan rassal orman modelinde toplam 5140 düğüm (node) yer almaktadır. 5.140 düğümde en çok kullanılan 10 değişken ve kullanım sayıları Tablo 8’de özetlenmiştir.

Tablo 8. *Afyon Çimento dönen varlıklar tutarı tahmin modelinde en çok kullanılan 10 değişken*

Değişken Adı	Düğüm Sayısı
Satış Amacıyla Elde Tutulan Duran Varlıklar	286
Ticari Alacaklar (Kısa Vadeli)	222
Stoklar	185
Kısa Vadeli Yükümlülükler	182
Toplam Varlıklar	181
Müşteri Sözleşmelerinden Doğan Yükümlülükler	177
Stoklar	174
Diğer Finansal Yükümlülükler	167
Diğer Dönen Varlıklar	156
Diğer Duran Varlıklar	151

Söz konusu işletmeye ilişkin yapılan tahminde en çok kullanılan değişkenin satış amacı ile elde tutulan duran varlıklar ve ticari alacaklar olduğu görülmektedir. Satış amacı ile elde tutulan duran varlıklar 286 düğümde, ticari alacaklar 222 farklı düğümde, stoklar 185 farklı düğümde, kısa vadeli yükümlülükler 181 farklı düğümde kullanılmıştır. Şirketin bir üretim işletmesi olduğu göz önünde bulundurulduğunda, duran varlıkların işletmede önemli bir yere sahip olduğu tahmin edilebilir. Bu durumda da satış amaçlı olarak sınıflandırılan duran varlıkların, dönen varlık toplamını önemli oranda etkilemesi normal olarak görülmektedir. Bunun yanında, işletmenin kredili satış politikasının da dönen varlık toplamını önemli ölçüde etkilediği tespit edilmiştir. Stoklar ve kısa vadeli yükümlülükler de diğer önemli değişkenler olarak ön plana çıkmaktadır. Tahmin modelindeki 5.140 düğümün 1.881 tanesinde tablodaki değişkenler yer almaktadır.

İşletmenin duran varlıklar toplamına ilişkin tahminler ve gerçekleşen tutarlar Tablo 9'da yer almaktadır.

Tablo 9. Afyon Çimento duran varlıklar tutarı tahminleri

Yıl	Tahmin (TL)	Gerçekleşen (TL)	Fark (TL)	Tahmin Başarısı (%)
2010	38.312.701	30.678.609	7.634.092	80,07%
2011	38.288.356	29.143.427	9.144.929	76,12%
2012	46.849.375	28.159.786	18.689.589	60,11%
2013	43.119.087	28.265.392	14.853.695	65,55%
2014	48.599.245	32.477.270	16.121.975	66,83%
2015	126.143.020	179.229.003	53.085.983	57,92%
2016	487.536.169	553.613.623	66.077.454	86,45%
2017	571.050.949	601.060.839	30.009.890	94,74%
2018	569.783.456	575.093.689	5.310.233	99,07%
2019	563.716.102	581.790.711	18.074.609	96,79%
2020	565.600.907	569.124.217	3.523.310	99,38%
Ortalama Tahmin Başarısı				80,27%

Tablodaki veriler incelendiğinde; tekniğin tahmin başarısının en yüksek olduğu yılın 2020, en düşük olduğu yılın ise 2015 yılı olduğu görülmektedir. İşletmenin duran varlık toplamı 2020 yılında %99,38 oranında başarılı tahmin edilirken, 2015 yılında bu oran %57,92 seviyesinde kalmıştır. Genel tahmin başarısı ise %80,27 olarak hesaplanmıştır. Teknik, 2015 yılında duran varlıklarda artış olacağını öngörmüş olsa da duran varlıklardaki artış tahmin edilen çok üzerinde gerçekleşmiştir. Tahminlerdeki pandemi etkisinden kaynaklı sapmanın duran varlıklar kaleminde görülmemesinin nedeni olarak, 2020 yılında duran varlıkların tutar olarak yüksek oranda artış ya da azalış göstermemiş olması düşünülebilir.

1.000 karar ağacından oluşan rassal orman modelinde toplam 5.880 düğüm (node) yer almaktadır. 5.880 düğümde en çok kullanılan 10 değişken ve kullanım sayıları Tablo 10'da özetlenmiştir.

Tablo 10. *Afyon Çimento duran varlıklar tutarı tahmin modelinde en çok kullanılan 10 değişken*

Değişken Adı	Düğüm Sayısı
Satış Amacıyla Elde Tutulan Duran Varlıklar	248
Satış Amacıyla Elde Tutulan Duran Varlıklara İlişkin Yükümlülükler	243
Finansal Borçlar (Uzun Vadeli)	222
Dönen Varlıklar	221
TCMB Gösterge Faiz Oranı	220
Ticari Alacaklar (Uzun Vadeli)	206
Özkaynak Yöntemiyle Değerlenen Yatırımların Kar/Zararlarındaki Paylar	200
Diğer Finansal Yükümlülükler	188
Uzun Vadeli Yükümlülükler	183
Diğer Duran Varlıklar	180

Tekniğin, duran varlıklar toplamını tahmin etmek üzere en çok kullandığı iki değişkenin satış amacı ile elde tutulan duran varlıklar ile bu varlıklara ilişkin yükümlülükler olduğu görülmektedir. Bunun yanında, uzun vadeli finansal borçlar, dönen varlık toplamı ve TCMB gösterge faiz oranı da çok kullanılan değişkenler arasında yer almaktadır. İşletmenin uzun vadeli kredi kullanarak yatırımlarını büyütme stratejisinin olduğu düşünülebilir. Kredi faiz oranlarındaki değişimlerin de duran varlık toplamını etkilemesi, bu varsayımı güçlendirmektedir. Tahmin modelindeki 5.880 düğümün 2.111 tanesinde tablodaki değişkenler yer almaktadır.

İşletmenin özkaynaklar toplamına ilişkin tahminler ve gerçekleşen tutarlar Tablo 11’de yer almaktadır.

Tablo 11. Afyon Çimento özkaynaklar tutarı tahminleri

Yıl	Tahmin (TL)	Gerçekleşen (TL)	Fark (TL)	Tahmin Başarısı (%)
2010	68.289.786	53.359.402	14.930.384	78,14%
2011	53.244.007	46.525.739	6.718.268	87,38%
2012	50.045.476	38.429.016	11.616.460	76,79%
2013	56.190.463	40.434.705	15.755.758	71,96%
2014	68.148.524	53.326.327	14.822.197	78,25%
2015	139.936.031	165.396.444	25.460.412	81,81%
2016	164.871.125	174.839.697	9.968.572	93,95%
2017	229.937.419	228.860.881	1.076.538	99,53%
2018	240.865.599	232.714.083	8.151.517	96,62%
2019	203.801.200	171.694.514	32.106.687	84,25%
2020	482.131.190	490.682.393	8.551.203	98,23%
Ortalama Tahmin Başarısı				86,08%

Tekniğin tahmin başarısı, %99,53 ile 2017 yılında en yüksek seviyeye ulaşmıştır. Tahminlerdeki sapmanın en yüksek olduğu yıl ise %71,96 tahmin başarısı ile 2013 yılıdır. Özkaynaklardaki 2015 ve 2020 yıllarındaki büyük değişimlerin büyük oranda tahmin edilebilmiş olması, teknik açısından olumlu bir gösterge olarak ön plana çıkmaktadır. Özkaynaklara ilişkin yapılmış olan tahminlerin ortalama başarısı %86,08 olarak hesaplanmıştır.

1.000 karar ağacından oluşan rassal orman modelinde toplam 5.252 düğüm (node) yer almaktadır. 5.252 düğümde en çok kullanılan 10 değişken ve kullanım sayıları Tablo 12’de listelenmiştir.

Tablo 12. *Afyon Çimento özkaynaklar tutarı tahmin modelinde en çok kullanılan 10 değişken*

Değişken Adı	Düğüm Sayısı
Brüt Kar (Zarar)	312
Enflasyon Oranı	260
Sürdürülen Faaliyetler Dönem Karı/Zararı	247
Ertelenmiş Vergi Yükümlülüğü	246
Gayri Safi Yurt İçi Hasıla Büyüme Oranı	195
Özkaynak Yöntemiyle Değerlenen Yatırımlar	183
Özkaynak Yöntemiyle Değerlenen Yatırımların Kar/Zararlarındaki Paylar	182
Stoklar	169
Ticari Alacaklar	163
Dönem Karı Vergi Yükümlülüğü	156

Tahmin modelinde en çok kullanılan değişkenin brüt kâr veya zarar kalemi olduğu görülmektedir. İşletmenin kârlılığının özkaynakları direkt olarak etkilediği göz önünde bulundurulduğunda, bu durum normal olarak yorumlanabilir. En çok kullanılan ikinci değişkenin enflasyon oranı olması, fiyatlar genel düzeyinin işletme kârlılığı ve dolayısı ile özkaynakları üzerinde önemli etkisi olduğunu düşündürmektedir. Üçüncü sırada ise sürdürülen faaliyetler dönem kârı veya zararı kalemi yer almaktadır. Diğer kalemler olan stoklar, ticari alacaklar ve dönem kârı vergi yükümlülüğünün de işletmenin kârlılığına etki eden unsurlar olmakla birlikte, özkaynak toplamının tahmin edilmesinde de önemli birer bilgi kaynağı olduğu görülmektedir. 5.252 düğümün 2.113 tanesinde tablodaki değişkenler yer almaktadır.

3.2.2. Metal eşya, makine, elektrikli cihazlar ve ulaşım araçları imalatı sektöründe faaliyet gösteren bir işletmeye yönelik uygulama

İlgili sektörde faaliyet gösteren işletmeler arasından Arçelik Anonim Şirketi seçilmiştir. Arçelik Anonim Şirketi, dayanıklı tüketim ve tüketici elektroniği alanlarında üretim, pazarlama, satış ve satış sonrası müşteri hizmetleri, ihracat ve ithalat ile ilgili tüm ticari ve endüstriyel faaliyetleri yürütmektedir. Şirket ana ortağı Koç Holding A.Ş. tarafından sahip olunan şirketler tarafından kontrol edilmektedir. Şirket, Sermaye

Piyasası Kurulu'na kayıtlıdır ve hisseleri 1986 yılından beri Borsa İstanbul'da işlem görmektedir. 31 Aralık 2020 tarihi itibarıyla, Şirket'in halka açıklık oranı %25,15'tir.

Şirketin 2009-2020 yılları arası finansal tabloları Kamuyu Aydınlatma Platformu web sitesinden edinilmiş ve analize hazır hale getirilmiştir.

Yapılan her bir tahmin için, önceki yılların finansal tablo kalemleri ile sektörel ve makroekonomik değişkenler veri seti olarak kullanılmıştır. Söz konusu veri seti rassal orman tekniği ile analiz edilerek işletmenin 2010-2020 yıllarına ait:

- Net satışlar,
- Dönem kârı veya zararı
- Dönen varlık toplamı
- Duran varlık toplamı
- Özkaynak toplamı büyüklükleri tahmin edilmiştir.

İşletmenin net satışlar kalemine ilişkin tahminler ve gerçekleşen tutarlar Tablo 13'te yer almaktadır.

Tablo 13. *Arçelik net satışlar tutarı tahminleri*

Yıl	Tahmin (TL)	Gerçekleşen (TL)	Fark (TL)	Tahmin Başarısı (%)
2010	8.339.766.220	6.936.420.000	1.403.346.220	83,17%
2011	9.237.206.560	8.437.239.000	799.967.560	91,34%
2012	10.455.828.440	10.556.861.000	101.032.560	99,03%
2013	10.949.911.140	11.097.711.000	147.799.860	98,65%
2014	12.155.708.302	12.514.033.000	358.324.698	97,05%
2015	13.479.089.757	14.166.100.000	687.010.243	94,90%
2016	16.383.734.660	16.096.172.000	287.562.660	98,24%
2017	20.742.873.880	20.840.613.000	97.739.120	99,53%
2018	26.731.789.480	26.904.384.000	172.594.520	99,35%
2019	31.370.955.530	31.941.773.000	570.817.470	98,18%
2020	36.545.243.280	40.872.483.000	4.327.239.720	88,16%
Ortalama Tahmin Başarısı				95,24%

İşletmenin net satışlar tutarına ilişkin yapılan tahminlerin ortalama başarısı %95,24 olarak hesaplanmıştır. Net satışlar tutarına yapılan tahminlerdeki en yüksek başarı %99,53 ile 2017 yılında yakalanmıştır. Tahminlerdeki en yüksek sapma ise 2010 yılına ilişkin tahminlerde ortaya çıkmıştır. 2010 yılındaki tahmin başarısı %83,17 seviyesinde kalmıştır. Teknik, 11 yılın 9’unda %90’ın üzerinde, iki yılda ise %80 ile %90 arası tahmin başarısı göstermiştir. Net satışlar kaleminin yüksek oranda başarılı tahmin edilmesi, tekniğin finansal kestirimde kullanılabileceğine ilişkin önemli bir gelişmedir.

1.000 karar ağacından oluşan rassal orman modelinde toplam 6.226 düğüm (node) yer almaktadır. 6.226 düğümde en çok kullanılan 10 değişken ve kullanım sayıları Tablo 14’te listelenmiştir.

Tablo 14. *Arçelik net satışlar tutarı tahmin modelinde en çok kullanılan 10 değişken*

Değişken Adı	Düğüm Sayısı
ABD Doları Kuru	374
Enflasyon Oranı	363
Stoklar	363
Satışların Maliyeti	275
Ticari Alacaklar (Kısa Vadeli)	264
Ticari Alacaklar (Uzun Vadeli)	220
Müşteri Sözleşmelerinden Doğan Varlıklar (Kısa Vadeli)	220
Müşteri Sözleşmelerinden Doğan Yükümlülükler	209
Ticari Borçlar (Kısa Vadeli)	176
Gayri Safi Yurt İçi Hasıla Büyüme Oranı	176

Tahmin modelindeki karar ağaçlarında en çok kullanılan değişkenin ABD Doları kuru olduğu görülmektedir. Bunun yanında, enflasyon oranının da en çok kullanılan ikinci değişken olması, işletmenin satışlarının makroekonomik değişkenlerden direkt etkilendiğini göstermektedir. Stoklar ve satışların maliyeti, tahmin modelindeki diğer önemli değişkenler olarak ön plana çıkmaktadır. Kısa ve uzun vadeli ticari alacaklar ile müşteri sözleşmelerinden doğan varlıklar da tahmin modelinde önemli yer tutmaktadır. 6.226 düğümün 2.640 tanesinde Tablo 14’teki değişkenler yer almaktadır.

İşletmenin dönem kârı veya zararı kalemine ilişkin tahminler ve gerçekleşen tutarlar Tablo 15’te yer almaktadır.

Tablo 15. *Arçelik dönem kârı veya zararı tutarı tahminleri*

Yıl	Tahmin (TL)	Gerçekleşen (TL)	Fark (TL)	Tahmin Başarısı (%)	Kâr/Zarar Tahmini
2010	563.155.048	549.247.000	13.908.048	97,53%	Doğru
2011	563.853.648	541.087.000	22.766.648	95,96%	Doğru
2012	572.631.204	546.638.000	25.993.204	95,46%	Doğru
2013	642.207.069	622.695.000	19.512.069	96,96%	Doğru
2014	655.310.311	637.978.000	17.332.311	97,36%	Doğru
2015	825.894.657	892.993.000	67.098.343	91,88%	Doğru
2016	1.139.893.360	1.304.150.000	164.256.640	85,59%	Doğru
2017	879.754.212	845.303.000	34.451.212	96,08%	Doğru
2018	883.730.892	855.841.000	27.889.892	96,84%	Doğru
2019	986.334.902	953.026.000	33.308.902	96,62%	Doğru
2020	2.179.017.112	2.878.989.000	699.971.888	67,88%	Doğru
Ortalama Tahmin Başarısı				92,56%	%100

İşletmenin 2010-2020 yılları arasında her yıl kâr ettiği görülmektedir. Kâr veya zarar tutarlarına ilişkin yapılan tahminlerin ortalama başarısı %92,56 olarak hesaplanmıştır. En düşük tahmin başarısı %67,88 ile 2020 yılında gösterilirken, en yüksek tahmin başarısı %97,53 ile 2010 yılında yakalanmıştır. Bununla birlikte, işletmenin tüm yıllardaki kâr veya zarar yönü tahmini doğru yapılmış, bu tahminlemede %100 başarıya ulaşılmıştır. Net kâr kaleminin, 11 yılın 9’unda %90’ın üzerinde başarılı tahmin edilmesi ve kâr/zarar yönü tahminindeki %100 sınıflandırma başarısı, tekniğin finansal kestirimde etkin bir şekilde kullanılabileceğini göstermektedir.

1.000 karar ağacından oluşan rassal orman modelinde toplam 4.609 düğüm (node) yer almaktadır. 4.609 düğümde en çok kullanılan 10 değişken ve kullanım sayıları Tablo 16’da listelenmiştir.

Tablo 16. *Arçelik dönem kârı veya zararı tutarı tahmin modelinde en çok kullanılan 10 değişken*

Değişken Adı	Düğüm Sayısı
Stoklar	297
ABD Doları Kuru	242
Ticari Alacaklar (Kısa Vadeli)	220
Ticari Alacaklar (Uzun Vadeli)	198
Enflasyon Oranı	165
Maddi Duran Varlıklar	154
Gayri Safi Yurt İçi Hasıla Büyüme Oranı	154
Müşteri Sözleşmelerinden Doğan Varlıklar (Kısa Vadeli)	154
Finansal Borçlar (Uzun Vadeli)	132
Maddi Olmayan Duran Varlıklar	132

İşletmenin dönem kârına ilişkin tahminlerde, karar ağaçlarında en çok kullanılan iki değişkenin stoklar ve ABD Doları kuru olduğu görülmektedir. Bu durum işletmenin net kârının büyük oranda satışlarına bağlı olduğunu ortaya koymaktadır. Hem satışların hem de net kârın döviz kurundan büyük ölçüde etkilenmesi durumunun, işletmenin ham madde ithalatının yanı sıra mamul ihracatının da sonucu olarak tablolara yansıdığı düşünülmektedir. 4.609 düğümün 1.848 tanesinde Tablo 21'deki değişkenler yer almaktadır.

Yapılan analizler sonucunda işletmenin dönen varlık toplamına ilişkin fiili ve tahmini büyüklükler Tablo 17'de listelenmiştir.

Tablo 17. *Arçelik dönen varlıklar tutarı tahminleri*

Yıl	Tahmin (TL)	Gerçekleşen (TL)	Fark (TL)	Tahmin Başarısı (%)
2010	5.998.547.703	4.748.439.000	1.250.108.703	79,16%
2011	6.436.472.193	6.033.849.000	402.623.193	93,74%
2012	6.819.364.583	6.736.678.000	82.686.583	98,79%
2013	7.682.868.050	7.659.118.000	23.750.050	99,69%
2014	8.243.415.460	8.471.757.000	228.341.540	97,23%
2015	9.388.891.070	9.406.252.000	17.360.930	99,82%
2016	11.301.720.980	10.973.872.000	327.848.980	97,10%
2017	13.545.756.970	13.501.158.000	44.598.970	99,67%
2018	19.387.498.220	19.195.558.000	191.940.220	99,01%
2019	22.756.719.670	23.182.646.000	425.926.330	98,13%
2020	28.461.884.170	33.060.849.000	4.598.964.830	83,84%
Ortalama Tahmin Başarısı				95,11%

Tahmin edilen tutarlar ile gerçekleşen tutarlar karşılaştırıldığında, tekniğin tahmin ortalama başarısı %95,11 olarak hesaplanmıştır. En yüksek tahmin başarısı 2015 yılı tutarlarında gerçekleştirilirken, en yüksek sapma %79,16 tahmin başarısı ile 2010 yılı tutarlarında olmuştur. 2010 yılındaki sapmanın, yüklenen öğrenme verisinin az olmasından kaynaklandığı düşünülmektedir. 11 yıl için yapılan tahminlerin 9'unda %90'ın üzerinde başarı gösteren model, son yılda %83,84 tahmin başarısı yakalamıştır.

1.000 karar ağacından oluşan rassal orman modelinde toplam 6.457 düğüm (node) yer almaktadır. 6.457 düğümde en çok kullanılan 10 değişken ve kullanım sayıları Tablo 18'de özetlenmiştir.

Tablo 18. *Arçelik dönen varlıklar tutarı tahmin modelinde en çok kullanılan 10 değişken*

Değişken Adı	Düğüm Sayısı
Nakit ve Nakit Benzerleri	363
Ticari Alacaklar (Kısa Vadeli)	297
Ticari Alacaklar (Uzun Vadeli)	286
Stoklar	275
Kısa Vadeli Yükümlülükler	264
Müşteri Sözleşmelerinden Doğan Yükümlülükler	209
Diğer Borçlar	198
Diğer Finansal Yükümlülükler	176
Diğer Dönen Varlıklar	176
Satış Gelirleri	165

Söz konusu işletmeye ilişkin yapılan tahminde en çok kullanılan değişkenin nakit ve nakit benzerleri ile ticari alacaklar olduğu görülmektedir. Nakit ve nakit benzerleri 363 farklı düğümde, kısa vadeli ticari alacaklar 297 farklı düğümde, uzun vadeli ticari alacaklar 286 farklı düğümde, stoklar 275 farklı düğümde, kısa vadeli yükümlülükler 264 farklı düğümde kullanılmıştır. Nakit ve nakit benzerlerinin ayrıştırıcı bir değişken olması, şirketin elinde yüksek miktarda nakit bulundurduğunun bir göstergesi olabilir. Şirketin, dayanıklı tüketim mallarının imalatı ve ticaretini yapan bir işletme olduğu göz önünde bulundurulduğunda, ticari alacaklar ve stokların dönen varlıklar toplamının tahmininde önemli yer tutması normal olarak yorumlanabilir. Bunun yanında, kısa vadeli yükümlülüklerin çok kullanılan değişkenler arasında yer alması, işletmenin kredili alışlarının da tahsilat politikasını da etkilediğini göstermektedir. Tahmin modelindeki 6.457 düğümün 2409 tanesinde Tablo 18’deki değişkenler yer almaktadır.

İşletmenin duran varlıklar toplamına ilişkin tahminler ve gerçekleşen tutarlar Tablo 19’da yer almaktadır.

Tablo 19. *Arçelik duran varlıklar tutarı tahminleri*

Yıl	Tahmin (TL)	Gerçekleşen (TL)	Fark (TL)	Tahmin Başarısı (%)
2010	3.004.410.375	2.573.320.000	431.090.375	85,65%
2011	3.362.801.855	3.163.904.000	198.897.855	94,09%
2012	3.545.308.355	3.491.475.000	53.833.355	98,48%
2013	3.742.585.095	3.751.798.000	9.212.905	99,75%
2014	3.913.592.135	3.923.248.000	9.655.865	99,75%
2015	4.418.781.930	4.332.256.000	86.525.930	98,04%
2016	5.740.041.950	5.935.496.000	195.454.050	96,59%
2017	6.789.096.970	6.935.337.000	146.240.030	97,85%
2018	9.032.654.180	9.172.803.000	140.148.820	98,45%
2019	10.962.327.240	11.546.854.000	584.526.760	94,67%
2020	12.305.848.200	13.488.195.000	1.182.346.800	90,39%
Ortalama Tahmin Başarısı				95,79%

Tablodaki veriler incelendiğinde; tekniğin tahmin başarısının en yüksek olduğu yılların 2013 ve 2014, en düşük olduğu yılın ise 2010 yılı olduğu görülmektedir. İşletmenin duran varlık toplamı 2013 ve 2014 yıllarında %99,75 oranında başarılı tahmin edilirken, 2010 yılında bu oran %85,65 seviyesinde kalmıştır. Genel tahmin başarısı ise %95,97 olarak hesaplanmıştır. 2010 yılındaki sapmanın, yüklenen öğrenme verisinin az olmasından kaynaklandığı düşünülmektedir. Tahmin edilen 11 yılın 10'unda %90'ın üzerinde tahmin başarısı gösterilmiştir.

1.000 karar ağacından oluşan rassal orman modelinde toplam 6.193 düğüm (node) yer almaktadır. 6.193 düğümde en çok kullanılan 10 değişken ve kullanım sayıları Tablo 20'de özetlenmiştir.

Tablo 20. *Arçelik duran varlıklar tutarı tahmin modelinde en çok kullanılan 10 değişken*

Değişken Adı	Düğüm Sayısı
Maddi Duran Varlıklar	374
Finansal Yatırımlar	330
Maddi Olmayan Duran Varlıklar	308
Dönen Varlıklar	297
Özkaynak Yöntemiyle Değerlenen Yatırımlar	275
Ticari Alacaklar (Uzun Vadeli)	253
Satış Amacıyla Elde Tutulan Duran Varlıklar	187
Amortisman Giderleri	176
Uzun Vadeli Yükümlülükler	176
Diğer Duran Varlıklar	176

Tekniğin, duran varlıklar toplamını tahmin etmek üzere en çok kullandığı iki değişkenin maddi duran varlıklar ve finansal yatırımlar olduğu görülmektedir. Bunun yanında, maddi olmayan duran varlıklar, dönen varlık toplamı ve özkaynak yöntemiyle değerlendirilen yatırımlar da çok kullanılan değişkenler arasında yer almaktadır. Dayanıklı tüketim mallarının imalatını yapan işletmede, maddi duran varlıkların, duran varlıklar içindeki payının yüksek olduğu düşünülebilir. Bunun dışında, işletmenin finansal yatırımlarının ve maddi olmayan duran varlıklarının da belirleyici değişkenler olması, bu varlıkların bilanço içi büyüklüklerinin de önemli seviyede olduğunu göstermektedir. Amortisman giderlerinin de çok kullanılan değişkenler arasında yer alması, maddi ve maddi olmayan duran varlıkların önemine ilişkin varsayımı güçlendirmektedir. Tahmin modelindeki 6.193 düğümün 2.552 tanesinde Tablo 20'deki değişkenler yer almaktadır.

İşletmenin özkaynaklar toplamına ilişkin tahminler ve gerçekleşen tutarlar Tablo 21'de yer almaktadır.

Tablo 21. Arçelik özkaynaklar tutarı tahminleri

Yıl	Tahmin (TL)	Gerçekleşen (TL)	Fark (TL)	Tahmin Başarısı (%)
2010	3.624.387.671	3.407.734.000	216.653.671	94,02%
2011	3.742.441.191	3.651.641.000	90.800.191	97,57%
2012	3.967.333.796	3.927.235.000	40.098.796	98,99%
2013	4.124.020.136	4.138.756.000	14.735.864	99,64%
2014	4.352.464.823	4.398.698.000	46.233.177	98,94%
2015	4.648.465.798	4.675.837.000	27.371.202	99,41%
2016	5.810.700.895	6.004.577.000	193.876.105	96,66%
2017	6.672.662.205	6.915.077.000	242.414.795	96,37%
2018	8.149.698.560	8.219.162.000	69.463.440	99,15%
2019	9.456.952.710	9.815.969.000	359.016.290	96,20%
2020	12.152.140.990	14.023.846.000	1.871.705.010	84,60%
Ortalama Tahmin Başarısı				96,51%

Tekniğin tahmin başarısı, %99,64 ile 2013 yılında en yüksek seviyeye ulaşmıştır. Tahminlerdeki sapmanın en yüksek olduğu yıl ise %84,60 tahmin başarısı ile 2020 yılıdır. Özkaynaklardaki 2010 ve 2019 yılları arasındaki değişimlerin büyük oranda tahmin edilebilmiş olması, teknik açısından olumlu bir gösterge olarak ön plana çıkmaktadır. 11 yıla ilişkin yapılan tahminlerin 10'unda %90'ın üzerinde tahmin başarısı gösterilmiştir. Özkaynaklara ilişkin yapılmış olan tahminlerin ortalama başarısı %96,51 olarak hesaplanmıştır.

1.000 karar ağacından oluşan rassal orman modelinde toplam 6.336 düğüm (node) yer almaktadır. 6.336 düğümde en çok kullanılan 10 değişken ve kullanım sayıları Tablo 22'de listelenmiştir.

Tablo 22. *Arçelik özkaynaklar tutarı tahmin modelinde en çok kullanılan 10 değişken*

Değişken Adı	Düğüm Sayısı
Brüt Kar (Zarar)	312
Ticari Alacaklar (Kısa Vadeli)	260
Sürdürülen Faaliyetler Dönem Karı/Zararı	247
Geçmiş Yıllar Kar/Zararları	246
Gayri Safi Yurt İçi Hasıla Büyüme Oranı	195
Stoklar	183
Dönem Karı Vergi Yükümlülüğü	182
Özkaynak Yöntemiyle Değerlenen Yatırımlar	169
Müşteri Sözleşmelerinden Doğan Varlıklar	163
Çalışanlara Sağlanan Faydalara İlişkin Karşılıklar	156

Tahmin modelinde en çok kullanılan değişkenin brüt kâr veya zarar kalemi olduğu görülmektedir. İşletmenin kârlılığının özkaynakları direkt olarak etkilediği göz önünde bulundurulduğunda, bu durum normal olarak yorumlanabilir. En çok kullanılan ikinci değişkenin ticari alacaklar olması, kredili satış politikasının işletme kârlılığını ve dolayısı ile özkaynakları önemli ölçüde etkilediğini düşündürmektedir. Üçüncü sırada ise sürdürülen faaliyetler dönem kârı veya zararı kalemi yer almaktadır. Diğer kalemler olan geçmiş yıllar kar/zararları, gayri safi yurt içi hasıla büyüme oranı ve stokların da işletmenin kârlılığına etki eden unsurlar olmakla birlikte, özkaynak toplamının tahmin edilmesinde de önemli birer bilgi kaynağı olduğu görülmektedir. 6.336 düğümün 2.783 tanesinde Tablo 22'deki değişkenler yer almaktadır.

3.2.3. İnsan sağlığı ve sosyal hizmetler sektöründe faaliyet gösteren bir işletmeye yönelik uygulama

İlgili sektörde faaliyet gösteren işletmeler arasından Lokman Hekim Engürüsağ Sağlık, Turizm, Eğitim Hizmetleri ve İnşaat Taahhüt Anonim Şirketi seçilmiştir. Lokman Hekim Engürüsağ Sağlık, Turizm, Eğitim Hizmetleri ve İnşaat Taahhüt A.Ş. 1996 yılında Ankara'da kurulmuştur. Şirket, Sermaye Piyasası Kurulu düzenlemelerine ve Sermaye Piyasası Mevzuatına tabi olup; payları 01.02.2011 tarihinden itibaren Borsa İstanbul A.Ş.'de işlem görmektedir. Merkezi Kayıt Kuruluşu A.Ş. kayıtlarına göre; 31 Aralık 2020

tarihi itibarıyla Şirket sermayesinin %72,94'ünü temsil eden payların “dolaşımda” olduğu kabul edilmektedir.

Şirketin 2009-2020 yılları arası finansal tabloları Kamuyu Aydınlatma Platformu web sitesinden edinilmiş ve analize hazır hale getirilmiştir.

Yapılan her bir tahmin için, önceki yılların finansal tablo kalemleri ile sektörel ve makroekonomik değişkenler veri seti olarak kullanılmıştır. Söz konusu veri seti rassal orman tekniği ile analiz edilerek işletmenin 2010-2020 yıllarına ait:

- Net satışlar,
- Dönem kârı veya zararı,
- Dönen varlık toplamı,
- Duran varlık toplamı ve
- Özkaynak toplamı büyüklükleri tahmin edilmiştir.

İşletmenin net satışlar kalemine ilişkin tahminler ve gerçekleşen tutarlar Tablo 23'te yer almaktadır.

Tablo 23. Lokman Hekim Engürüsağ net satışlar tutarı tahminleri

Yıl	Tahmin (TL)	Gerçekleşen (TL)	Fark (TL)	Tahmin Başarısı (%)
2010	80.004.248	59.232.480	20.771.768	74,04%
2011	82.494.705	62.952.461	19.542.244	76,31%
2012	97.728.894	96.701.622	1.027.272	98,95%
2013	112.616.934	107.445.940	5.170.994	95,41%
2014	121.415.323	125.500.569	4.085.246	96,64%
2015	128.355.021	141.577.223	13.222.202	89,70%
2016	205.025.098	194.463.266	10.561.832	94,85%
2017	238.641.268	246.098.186	7.456.918	96,88%
2018	283.800.125	286.107.305	2.307.180	99,19%
2019	320.419.264	335.229.041	14.809.777	95,38%
2020	308.402.466	316.730.031	8.327.565	97,30%
Ortalama Tahmin Başarısı				92,24%

İşletmenin net satışlar tutarına ilişkin yapılan tahminlerin ortalama başarısı %92,24 olarak hesaplanmıştır. Net satışlar tutarına yapılan tahminlerdeki en yüksek başarı %99,19 ile 2018 yılında yakalanmıştır. Tahminlerdeki en yüksek sapma ise 2010 yılına

ilişkin tahminlerde ortaya çıkmıştır. 2010 yılındaki tahmin başarısı %74,04 seviyesinde kalmıştır. 2010 yılındaki düşük tahmin başarısının, öğrenme verisinin az olmasından kaynaklandığı düşünülmektedir. Teknik, 11 yılın 8'inde %90'ın üzerinde tahmin başarısı göstermiştir. Özellikle 2016 yılındaki büyük artışın tahmin edilebilmiş olması tekniğin başarısı açısından olumlu bir durumdur.

1.000 karar ağacından oluşan rassal orman modelinde toplam 6.182 düğüm (node) yer almaktadır. 6.182 düğümde en çok kullanılan 10 değişken ve kullanım sayıları Tablo 24'te listelenmiştir.

Tablo 24. Lokman Hekim Engürüsağ net satışlar tutarı tahmin modelinde en çok kullanılan 10 değişken

Değişken Adı	Düğüm Sayısı
Ticari Alacaklar (Kısa Vadeli)	385
Ticari Alacaklar (Uzun Vadeli)	286
Gayri Safi Yurt İçi Hasıla Büyüme Oranı	253
Diğer Alacaklar	242
Finansal Borçlar (Kısa Vadeli)	231
Enflasyon Oranı	220
Brüt Kar (Zarar)	220
Sürdürülen Faaliyetler Dönem Karı/Zararı	220
Ertelenmiş Vergi Yükümlülüğü	209
Dönem Karı Vergi Yükümlülüğü	198

Tahmin modelindeki karar ağaçlarında en çok kullanılan değişkenin ticari alacaklar olduğu görülmektedir. Bunun yanında, Gayri Safi Yurt İçi Hasıla büyüme oranı ve diğer alacaklar değişkenlerinin de sık kullanıldığı tespit edilmiştir. Ticari ve diğer alacakların net satışlar tutarının tahmininde önemli yer tutması, sigorta şirketleri ve Sosyal Güvenlik Kurumu ile olan anlaşmaların satışları direkt etkilediğini göstermektedir. Finansal borçlar ve enflasyon oranı tahmin modelindeki diğer önemli değişkenler olarak ön plana çıkmaktadır. 6.182 düğümün 2.464 tanesinde Tablo 24'teki değişkenler yer almaktadır.

İşletmenin dönem kârı veya zararı kalemine ilişkin tahminler ve gerçekleşen tutarlar Tablo 25'te yer almaktadır.

Tablo 25. Lokman Hekim Engürüsağ dönem kârı veya zararı tutarı tahminleri

Yıl	Tahmin (TL)	Gerçekleşen (TL)	Fark (TL)	Tahmin Başarısı (%)	Kâr/Zarar Tahmini
2010	2.948.179	1.577.386	1.370.793	13,10%	Doğru
2011	1.105.319	1.086.166	19.153	98,24%	Doğru
2012	6.792.947	6.484.652	308.295	95,25%	Doğru
2013	-12.451	-724.125	711.674	98,28%	Doğru
2014	2.310.911	2.022.734	288.177	85,75%	Doğru
2015	8.078.968	8.611.546	532.578	93,82%	Doğru
2016	14.483.088	16.379.221	1.896.133	88,42%	Doğru
2017	13.255.105	13.159.839	95.266	99,28%	Doğru
2018	13.680.923	13.330.876	350.047	97,37%	Doğru
2019	12.009.783	11.006.777	1.003.006	90,89%	Doğru
2020	28.366.509	29.789.179	1.422.670	95,22%	Doğru
Ortalama Tahmin Başarısı				86,87%	%100

İşletmenin 2013 yılında zarar, diğer yıllarda kâr ettiği görülmektedir. Kâr veya zarar tutarlarına ilişkin yapılan tahminlerin ortalama başarısı %86,87 olarak hesaplanmıştır. En düşük tahmin başarısı %13,10 ile 2010 yılında gösterilirken, en yüksek tahmin başarısı %99,28 ile 2017 yılında yakalanmıştır. Bununla birlikte, işletmenin kâr veya zarar yönü tahmini tüm yıllarda doğru yapılmış, bu tahminlemede %100 başarıya ulaşılmıştır. 2010 yılındaki düşük tahmin başarısının, öğrenme verisinin az olmasından kaynaklandığı düşünülmektedir. 11 yılın dönem kârı veya zararı tutarlarına ilişkin yapılan tahminlerin 8'inde %90'ın üzerinde başarı gösterilmiştir.

1.000 karar ağacından oluşan rassal orman modelinde toplam 5.511 düğüm (node) yer almaktadır. 5.511 düğümde en çok kullanılan 10 değişken ve kullanım sayıları Tablo 26'da listelenmiştir.

Tablo 26. Lokman Hekim Engürüsağ dönem kârı veya zararı tutarı tahmin modelinde en çok kullanılan 10 değişken

Değişken Adı	Düğüm Sayısı
Ticari Alacaklar (Kısa Vadeli)	308
Ticari Alacaklar (Uzun Vadeli)	275
Finansal Borçlar (Kısa Vadeli)	264
Amortisman Giderleri	264
Gayri Safi Yurt İçi Hasıla Büyüme Oranı	243
Enflasyon Oranı	231
Maddi Duran Varlıklar	176
Kısa Vadeli Yükümlülükler	165
Ertelenmiş Vergi Yükümlülüğü	165
Dönem Karı Vergi Yükümlülüğü	154

İşletmenin dönem kârına ilişkin tahminlerde, karar ağaçlarında en çok kullanılan iki değişkenin kısa ve uzun vadeli ticari alacaklar olduğu görülmektedir. Bu durum işletmenin satış gelirlerinde olduğu gibi dönem kârının da büyük oranda sigorta şirketleri ve Sosyal Güvenlik Kurumu ile yapılan anlaşmalardan direkt etkilendiğini göstermektedir. Finansal borçların da çok kullanılan değişkenler arasında yer alması, işletmenin faiz yükünün kârlılık üzerindeki etkisini göstermektedir. Bunun yanında, amortisman giderleri maddi duran varlıkların net kâr tahmininde ön plana çıktığı görülmektedir. Bu durum, maddi duran varlıkların işletme faaliyetlerinde önemli bir yer tuttuğuna işaret etmektedir. Aynı zamanda enflasyon oranının da dönem kârının tahmininde önemli bir etken olduğu tablodan anlaşılmaktadır. Sağlık sektöründe faaliyet gösteren işletmenin finansal tablo kalemlerinde döviz kurunun sık kullanılan değişkenler arasında yer almadığı görülmektedir. Çoğunlukla kurumlarla yapılan anlaşmaların finansal tablo kalemlerini etkilediği de göz önünde bulundurulursa, anlaşmaların Türk Lirası üzerinden yapılmış olduğu ve bu nedenle döviz kurunun değişkenler arasında ön plana çıkmadığı düşünülmektedir. 5.511 düğümün 2.245 tanesinde Tablo 26'daki değişkenler yer almaktadır.

Yapılan analizler sonucunda işletmenin dönen varlık toplamına ilişkin fiili ve tahmini büyüklükler Tablo 27'de listelenmiştir.

Tablo 27. Lokman Hekim Engürüsağ dönen varlıklar tutarı tahminleri

Yıl	Tahmin (TL)	Gerçekleşen (TL)	Fark (TL)	Tahmin Başarısı (%)
2010	20.083.141	14.809.217	5.273.924	73,74%
2011	25.384.071	19.895.959	5.488.112	78,38%
2012	34.685.565	31.895.569	2.789.996	91,96%
2013	38.752.923	37.706.618	1.046.305	97,30%
2014	40.282.831	41.422.051	1.139.220	97,17%
2015	45.124.470	46.145.319	1.020.849	97,74%
2016	60.924.055	72.244.891	11.320.836	81,42%
2017	83.428.263	83.267.354	160.909	99,81%
2018	100.454.175	102.311.996	1.857.821	98,15%
2019	110.759.353	117.636.235	6.876.882	93,79%
2020	107.681.779	108.330.423	648.644	99,40%
Ortalama Tahmin Başarısı				91,71%

Tahmin edilen tutarlar ile gerçekleşen tutarlar karşılaştırıldığında, tekniğin ortalama tahmin başarısı %91,71 olarak hesaplanmıştır. En yüksek tahmin başarısı %99,81 ile 2017 yılı tutarlarında gerçekleştirilirken, en yüksek sapma %73,74 tahmin başarısı ile 2010 yılı tutarlarında olmuştur. 2010 yılındaki tahmin başarısının, öğrenme verisinin az olmasından kaynaklandığı düşünülmektedir. Model, 11 yılın 8'inde %90'ın üzerinde başarılı tahmin gerçekleştirmiştir.

1.000 karar ağacından oluşan rassal orman modelinde toplam 6.468 düğüm (node) yer almaktadır. 6.468 düğümde en çok kullanılan 10 değişken ve kullanım sayıları Tablo 28'de özetlenmiştir.

Tablo 28. Lokman Hekim Engürüsağ dönen varlıklar tutarı tahmin modelinde en çok kullanılan 10 değişken

Değişken Adı	Düğüm Sayısı
Ticari Alacaklar (Kısa Vadeli)	363
Kısa Vadeli Yükümlülükler	297
Dönem Kârı (Zararı)	286
Diğer Borçlar	286
Duran Varlıklar	275
Finansal Borçlar (Kısa Vadeli)	253
Ertelenmiş Vergi Varlığı	253
Ticari Alacaklar (Uzun Vadeli)	242
Diğer Alacaklar	242
Finansal Borçlar (Uzun Vadeli)	231

Söz konusu işletmeye ilişkin yapılan tahminde en çok kullanılan değişkenin kısa vadeli ticari alacaklar olduğu görülmektedir. Kısa vadeli ticari alacaklar 363 düğümde, Kısa vadeli yükümlülükler 297 farklı düğümde, dönem kârı veya zararı ile diğer borçlar 286 farklı düğümde kullanılmıştır. Şirketin bir hizmet üretim işletmesi olduğu göz önünde bulundurulduğunda, stokların işletmede daha az yer tuttuğu ve duran varlıkların işletmede önemli bir yere sahip olduğu tahmin edilebilir. Bu durumda duran varlıkların, dönen varlık toplamını önemli oranda etkilemesi normal olarak görülmektedir. Bunun yanında, işletmenin ticari alacaklarının da dönen varlık toplamını önemli ölçüde etkilediği tespit edilmiştir. Söz konusu ticari alacakların sigorta şirketleri ve Sosyal Güvenlik Kurumu ile yapılan anlaşmalardan kaynaklanan alacaklar olduğu düşünülmektedir. Tahmin modelindeki 6.468 düğümün 2.728 tanesinde Tablo 23'teki değişkenler yer almaktadır.

İşletmenin duran varlıklar toplamına ilişkin tahminler ve gerçekleşen tutarlar Tablo 29'da yer almaktadır.

Tablo 29. Lokman Hekim Engürüsağ duran varlıklar tutarı tahminleri

Yıl	Tahmin (TL)	Gerçekleşen (TL)	Fark (TL)	Tahmin Başarısı (%)
2010	53.207.340	42.815.996	10.391.344	80,47%
2011	59.177.369	52.208.930	6.968.439	88,22%
2012	65.399.038	55.795.108	9.603.930	85,31%
2013	82.995.179	89.148.982	6.153.803	92,59%
2014	86.607.162	88.259.274	1.652.112	98,09%
2015	94.266.736	91.013.639	3.253.097	96,55%
2016	106.761.218	126.857.921	20.096.703	81,18%
2017	150.595.672	148.560.823	2.034.849	98,65%
2018	188.165.290	184.386.995	3.778.295	97,99%
2019	243.611.191	255.217.204	11.606.013	95,24%
2020	257.868.575	281.355.891	23.487.316	90,89%
Ortalama Tahmin Başarısı				91,38%

Tablodaki veriler incelendiğinde; tekniğin tahmin başarısının en yüksek olduğu yılın 2017, en düşük olduğu yılın ise 2010 yılı olduğu görülmektedir. İşletmenin duran varlık toplamı 2017 yılında %98,65 oranında başarılı tahmin edilirken, 2010 yılında bu oran %80,47 seviyesinde kalmıştır. Genel tahmin başarısı ise %91,38 olarak hesaplanmıştır. Teknik, 2016 yılında duran varlıklarda artış olacağını öngörmüş olsa da duran varlıklardaki artış tahmin edilen üzerinde gerçekleşmiştir. Tahmin edilen 11 yılın 7'sinde %90'ın üzerinde, 4'ünde ise %80 ile %90 arasında tahmin başarısı gösterilmiştir.

1.000 karar ağacından oluşan rassal orman modelinde toplam 5.379 düğüm (node) yer almaktadır. 5.379 düğümde en çok kullanılan 10 değişken ve kullanım sayıları Tablo 30'da özetlenmiştir.

Tablo 30. Lokman Hekim Engürüsağ duran varlıklar tutarı tahmin modelinde en çok kullanılan 10 değişken

Değişken Adı	Düğüm Sayısı
Maddi Duran Varlıklar	308
Amortisman Giderleri	253
Finansal Borçlar (Uzun Vadeli)	242
Finansal Borçlar (Kısa Vadeli)	231
Uzun Vadeli Yükümlülükler	209
Ticari Alacaklar (Uzun Vadeli)	198
Gayri Safi Yurt İçi Hasıla Büyüme Oranı	198
Diğer Finansal Yükümlülükler	198
Ertelenmiş Vergi Varlığı	187
TCMB Gösterge Faiz Oranı	187

Tekniğin, duran varlıklar toplamını tahmin etmek üzere en çok kullandığı iki değişkenin maddi duran varlıklar ile bu amortisman giderleri olduğu görülmektedir. Bunun yanında, uzun ve kısa vadeli finansal borçlar, uzun vadeli yükümlülükler ve uzun vadeli ticari alacaklar da çok kullanılan değişkenler arasında yer almaktadır. En çok kullanılan iki değişkenin maddi duran varlıklar ve amortisman giderleri olması, işletme duran varlıklarının büyük oranda maddi duran varlıklardan oluştuğunu göstermektedir. Gayri safi yurt içi hasıla büyüme oranı ve TCMB gösterge faiz oranındaki değişimlerin duran varlık toplamını etkilemesi, işletmenin uzun vadeli kredilerle duran varlık yatırımlarını genişlettiğine işaret olarak yorumlanabilir. Tahmin modelindeki 5.379 düğümün 2.111 tanesinde tablodaki değişkenler yer almaktadır.

İşletmenin özkaynaklar toplamına ilişkin tahminler ve gerçekleşen tutarlar Tablo 31’de yer almaktadır.

Tablo 31. Lokman Hekim Engürüsağ özkaynaklar tutarı tahminleri

Yıl	Tahmin (TL)	Gerçekleşen (TL)	Fark (TL)	Tahmin Başarısı (%)
2010	33.280.532	22.475.313	10.805.219	67,53%
2011	36.836.029	35.046.326	1.789.703	95,14%
2012	45.280.193	41.799.736	3.480.457	92,31%
2013	58.281.045	59.956.119	1.675.074	97,13%
2014	59.656.234	60.521.217	864.983	98,55%
2015	62.209.112	66.834.994	4.625.882	92,56%
2016	75.527.844	75.847.081	319.237	99,58%
2017	78.888.100	78.122.863	765.237	99,03%
2018	85.340.856	83.905.994	1.434.862	98,32%
2019	96.387.732	94.183.749	2.203.983	97,71%
2020	113.177.094	129.945.395	16.768.301	85,18%
Ortalama Tahmin Başarısı				93,00%

Tekniğin tahmin başarısı, %99,58 ile 2016 yılında en yüksek seviyeye ulaşmıştır. Tahminlerdeki sapmanın en yüksek olduğu yıl ise %67,53 tahmin başarısı ile 2010 yılıdır. 2010 yılındaki düşük tahmin başarısının, öğrenme verisinin az olmasından kaynaklandığı düşünülmektedir. 11 yıl için yapılan tahminlerin 9'unda %90'ın üstünde tahmin başarısı sağlanmıştır. Özkaynaklara ilişkin yapılmış olan tahminlerin ortalama başarısı %86,08 olarak hesaplanmıştır.

1.000 karar ağacından oluşan rassal orman modelinde toplam 6.105 düğüm (node) yer almaktadır. 6.105 düğümde en çok kullanılan 10 değişken ve kullanım sayıları Tablo 32'de listelenmiştir.

Tablo 32. Lokman Hekim Engürüsağ özkaynaklar tutarı tahmin modelinde en çok kullanılan 10 değişken

Değişken Adı	Düğüm Sayısı
Brüt Kar (Zarar)	312
Gayri Safi Yurt İçi Hasıla Büyüme Oranı	260
Ticari Alacaklar (Kısa Vadeli)	247
Ticari Alacaklar (Uzun Vadeli)	246
Enflasyon Oranı	195
Canlı Varlıklar	183
Sürdürülen Faaliyetler Dönem Karı/Zararı	182
Ertelenmiş Vergi Yükümlülüğü	169
Dönem Karı Vergi Yükümlülüğü	163
Finansal Borçlar (Kısa Vadeli)	156

Tahmin modelinde en çok kullanılan değişkenin brüt kâr veya zarar kalemi olduğu görülmektedir. İşletmenin kârlılığının özkaynakları direkt olarak etkilediği göz önünde bulundurulduğunda, bu durum normal olarak yorumlanabilir. En çok kullanılan ikinci değişken Gayri Safi Yurt İçi Hasıla büyüme oranı olarak ön plana çıkmaktadır. Üçüncü ve dördüncü sırada ise kısa ve uzun vadeli ticari alacaklar yer almaktadır. Diğer değişkenler olan enflasyon oranı, canlı varlıklar ve finansal varlıklar da işletmenin özkaynaklar toplamının tahmin edilmesinde önemli unsurlar olduğu görülmektedir. Bunun yanı sıra, sürdürülen faaliyetler dönem karı/zararı ve dönem karı vergi yükümlülüğü değişkenlerinin de kârlılığı ve dolayısı ile özkaynakları etkilediği düşünülmektedir. 6.105 düğümün 2.321 tanesinde Tablo 32'deki değişkenler yer almaktadır.

3.2.4. Akaryakıt sektöründe faaliyet gösteren bir işletmeye yönelik uygulama

İlgili sektörde faaliyet gösteren işletmeler arasından Mepet Metro Petrol ve Tesisleri Sanayi Ticaret Anonim Şirketi seçilmiştir. Mepet Metro Petrol ve Tesisleri Sanayi Ticaret A.Ş. akaryakıt istasyonları ve otoyol tesisleri açmak, işletmek, kiraya vermek ve kiralamak amacıyla 22 Mart 1999 tarihinde Metro Turizm Petrol Ürünleri Sanayi ve Ticaret Limited Şirketi olarak İstanbul'da kurulmuştur. 31 Aralık 2020 tarihi itibarıyla şirketin sermayesi 75.350.000 TL olup hisseleri 2011 yılında halka arz

edilmiştir. 31 Aralık 2020 tarihi itibarıyla, Şirket'in B tipi 73.980.000 TL nominal değerli paylarının tamamı borsaya kote edilmiş olup Borsa İstanbul A.Ş. pay piyasasında işlem görmektedir.

Şirketin 2009-2020 yılları arası finansal tabloları Kamuyu Aydınlatma Platformu web sitesinden edinilmiş ve analize hazır hale getirilmiştir.

Yapılan her bir tahmin için, önceki yılların finansal tablo kalemleri ile sektörel ve makroekonomik değişkenler veri seti olarak kullanılmıştır. Söz konusu veri seti rassal orman tekniği ile analiz edilerek işletmenin 2010-2020 yıllarına ait:

- Net satışlar,
- Dönem kârı veya zararı,
- Dönen varlık toplamı,
- Duran varlık toplamı ve
- Özkaynak toplamı büyüklükleri tahmin edilmiştir.

İşletmenin net satışlar kalemine ilişkin tahminler ve gerçekleşen tutarlar Tablo 33'te yer almaktadır.

Tablo 33. Mepet net satışlar tutarı tahminleri

Yıl	Tahmin (TL)	Gerçekleşen (TL)	Fark (TL)	Tahmin Başarısı (%)
2010	232.659.599	208.614.837	24.044.762	88,47%
2011	227.213.162	215.846.658	11.366.504	94,73%
2012	233.405.225	232.874.015	531.210	99,77%
2013	245.306.224	247.333.140	2.026.916	99,18%
2014	237.099.698	229.257.091	7.842.607	96,58%
2015	235.661.303	227.220.527	8.440.776	96,29%
2016	264.293.883	271.028.514	6.734.631	97,52%
2017	339.701.594	356.884.343	17.182.749	95,19%
2018	449.880.383	454.737.403	4.857.020	98,93%
2019	480.051.302	523.231.186	43.179.884	91,75%
2020	422.218.667	394.917.429	27.301.238	93,09%
Ortalama Tahmin Başarısı				95,59%

İşletmenin net satışlar tutarına ilişkin yapılan tahminlerin ortalama başarısı %95,59 olarak hesaplanmıştır. Net satışlar tutarına yapılan tahminlerdeki en yüksek başarı

%99,77 ile 2012 yılında yakalanmıştır. Tahminlerdeki en yüksek sapma ise 2010 yılına ilişkin tahminlerde ortaya çıkmıştır. 2010 yılındaki tahmin başarısı %88,47 seviyesinde kalmıştır. 2010 yılındaki sapmanın, öğrenme verisinin az olması nedeni ile meydana geldiği düşünülmektedir. Teknik, 11 yılın 10'unda %90'ın üzerinde, bir yılda ise %80 ile %90 arası tahmin başarısı göstermiştir. Net satışlar kaleminin yüksek oranda başarılı tahmin edilmesi, tekniğin finansal kestirimde kullanılabileceğine ilişkin önemli bir gelişmedir.

1.000 karar ağacından oluşan rassal orman modelinde toplam 5.742 düğüm (node) yer almaktadır. 5.742 düğümde en çok kullanılan 10 değişken ve kullanım sayıları Tablo 34'te listelenmiştir.

Tablo 34. *Mepet net satışlar tutarı tahmin modelinde en çok kullanılan 10 değişken*

Değişken Adı	Düğüm Sayısı
ABD Doları Kuru	242
Enflasyon Oranı	231
Maddi Duran Varlıklar	209
Stoklar	209
Ticari Alacaklar (Kısa Vadeli)	198
Satışların Maliyeti	198
Yatırım Amaçlı Gayrimenkuller	176
Maddi Olmayan Duran Varlıklar	176
Ticari Borçlar (Kısa Vadeli)	165
Gayri Safi Yurt İçi Hasıla Büyüme Oranı	154

Tahmin modelindeki karar ağaçlarında en çok kullanılan iki değişkenin ABD Doları kuru ve enflasyon oranı olduğu görülmektedir. Maddi duran varlıklar ve stoklar, tahmin modelindeki diğer önemli değişkenler olarak ön plana çıkmaktadır. Kısa vadeli ticari alacaklar ile Satışların maliyeti tahmin modelinde önemli yer tutmaktadır. Bunun yanında maddi olmayan duran varlıkların da çok kullanılan değişkenler arasında yer alması, işletmenin yatırımlarını büyütürken satışlarını arttırdığına işaret etmektedir. 5.742 düğümün 1.958 tanesinde Tablo 34'teki değişkenler yer almaktadır.

İşletmenin dönem kârı veya zararı kalemine ilişkin tahminler ve gerçekleşen tutarlar Tablo 35'te yer almaktadır.

Tablo 35. Mepet dönem kârı veya zararı tutarı tahminleri

Yıl	Tahmin (TL)	Gerçekleşen (TL)	Fark (TL)	Tahmin Başarısı (%)	Kâr/Zarar Tahmini
2010	-2.679.473	-2.960.851	281.378	90,50%	Doğru
2011	-4.826.000	-4.945.992	119.992	97,57%	Doğru
2012	-3.357.689	-3.122.026	235.663	92,45%	Doğru
2013	438.558	468.514	29.956	93,61%	Doğru
2014	6.674.316	7.080.776	406.460	94,26%	Doğru
2015	1.099.557	973.704	125.853	87,07%	Doğru
2016	8.838.732	10.058.356	1.219.624	87,87%	Doğru
2017	8.895.969	8.032.618	863.351	89,25%	Doğru
2018	-11.734.820	-13.192.351	1.457.531	88,95%	Doğru
2019	-2.556.926	-2.345.245	211.681	90,97%	Doğru
2020	-13.633.861	-15.666.188	2.032.327	87,03%	Doğru
Ortalama Tahmin Başarısı				90,87%	%100

İşletmenin 2013, 2014, 2015, 2016, 2017 yıllarında kâr, 2010, 2011, 2012, 2018, 2019 ve 2020 yıllarında zarar ettiği görülmektedir. Kâr veya zarar tutarlarına ilişkin yapılan tahminlerin ortalama başarısı %90,87 olarak hesaplanmıştır. En düşük tahmin başarısı %87,03 ile 2020 yılında gösterilirken, en yüksek tahmin başarısı %97,57 ile 2011 yılında yakalanmıştır. Bununla birlikte, işletmenin tüm yıllardaki kâr veya zarar yönü tahmini doğru yapılmış, bu tahminlemede %100 başarıya ulaşılmıştır. Net kâr kaleminin, 11 yılın 6'sında %90'ın üzerinde, 5'inde ise %80 ile %90 arasında başarılı tahmin edilmesi ve kâr/zarar yönü tahminindeki %100 sınıflandırma başarısı, tekniğin finansal kestirimde etkin bir şekilde kullanılabileceğini göstermektedir.

1.000 karar ağacından oluşan rassal orman modelinde toplam 6.588 düğüm (node) yer almaktadır. 6.588 düğümde en çok kullanılan 10 değişken ve kullanım sayıları Tablo 36'da listelenmiştir.

Tablo 36. *Mepet dönem kârı veya zararı tutarı tahmin modelinde en çok kullanılan 10 değişken*

Değişken Adı	Düğüm Sayısı
ABD Doları Kuru	312
Amortisman Giderleri	312
Stoklar	312
Enflasyon Oranı	288
Nakit ve Nakit Benzerleri	288
Dönen Varlıklar	240
Maddi Duran Varlıklar	216
Ticari Alacaklar	216
Ticari Borçlar	204
Gayri Safi Yurt İçi Hasıla Büyüme Oranı	180

İşletmenin dönem kârına ilişkin tahminlerde, karar ağaçlarında en çok kullanılan üç değişkenin ABD Doları kuru, amortisman giderleri ve stoklar olduğu görülmektedir. Bu durum işletmenin net kârının faaliyet kârına bağlı olduğunu ortaya koymaktadır. Döviz ile yakından ilişkili olan akaryakıt sektöründe hem satışların hem de dönem kârının tahmininde en önemli değişkenin döviz kuru olması beklenen bir durumdur. Bunun yanı sıra, enflasyon oranı ve nakit ve nakit benzerleri değişkenlerinin de dönem kârının tahmininde önemli bir yeri olduğu görülmektedir. 6.588 düğümün 2.568 tanesinde Tablo 36'daki değişkenler yer almaktadır.

Yapılan analizler sonucunda işletmenin dönen varlık toplamına ilişkin fiili ve tahmini büyüklükler Tablo 37'de listelenmiştir.

Tablo 37. Mepet dönen varlıklar tutarı tahminleri

Yıl	Tahmin (TL)	Gerçekleşen (TL)	Fark (TL)	Tahmin Başarısı (%)
2010	32.852.902	25.980.820	6.872.082	73,55%
2011	38.445.845	38.405.283	40.562	99,89%
2012	37.201.026	36.777.144	423.882	98,85%
2013	37.343.065	35.394.183	1.948.882	94,49%
2014	38.864.814	38.064.306	800.508	97,90%
2015	45.227.708	46.467.444	1.239.736	97,33%
2016	65.295.806	82.168.467	16.872.661	79,47%
2017	44.021.446	43.040.393	981.053	97,72%
2018	32.381.102	31.223.718	1.157.384	96,29%
2019	35.603.200	32.365.622	3.237.578	90,00%
2020	40.205.231	43.537.640	3.332.409	92,35%
Ortalama Tahmin Başarısı				92,53%

Tahmin edilen tutarlar ile gerçekleşen tutarlar karşılaştırıldığında, tekniğin ortalama tahmin başarısı %92,53 olarak hesaplanmıştır. En yüksek tahmin başarısı %99,89 ile 2011 yılı tutarlarında gerçekleştirilirken, en yüksek sapma %73,55 tahmin başarısı ile 2010 yılı tutarlarında olmuştur. 2010 yılındaki sapmanın, yüklenen öğrenme verisinin az olmasından kaynaklandığı düşünülmektedir. 11 yıl için yapılan tahminlerin 9’unda %90’ın üzerinde başarı gösteren model yalnızca 2010 ve 2016 yıllarında %70 ile %80 arasında tahmin başarısı göstermiştir.

1.000 karar ağacından oluşan rassal orman modelinde toplam 6.412 düğüm (node) yer almaktadır. 6.412 düğümde en çok kullanılan 10 değişken ve kullanım sayıları Tablo 38’de özetlenmiştir.

Tablo 38. Mepet dönen varlıklar tutarı tahmin modelinde en çok kullanılan 10 değişken

Değişken Adı	Düğüm Sayısı
Nakit ve Nakit Benzerleri	312
Ticari Alacaklar (Kısa Vadeli)	300
Diğer Alacaklar (Kısa Vadeli)	288
Stoklar	288
Kısa Vadeli Yükümlülükler	252
Satış Amacıyla Elde Tutulan Duran Varlıklar	252
Ticari Borçlar (Kısa Vadeli)	216
Diğer Finansal Yükümlülükler	192
Finansal Borçlar (Kısa Vadeli)	180
Satış Gelirleri	180

Söz konusu işletmeye ilişkin yapılan tahminde en çok kullanılan değişkenin nakit ve nakit benzerleri ile ticari alacaklar olduğu görülmektedir. Nakit ve nakit benzerleri 312 farklı düğümde, kısa vadeli ticari alacaklar 300 farklı düğümde, kısa vadeli diğer alacaklar 288 farklı düğümde, stoklar 288 farklı düğümde, kısa vadeli yükümlülükler 252 farklı düğümde kullanılmıştır. Şirketin dönen varlıklarının büyük kısmını nakit ve nakit benzerleri oluşturmaktadır. Bu nedenle, nakit ve nakit benzerlerinin ayrıştırıcı değişken olarak ortaya çıkması normal bir durumdur. Bunun yanında, işletmenin akaryakıt sektöründe faaliyet gösterdiği göz önünde bulundurulursa, ticari alacak ve ticari borçların da dönen varlıklar üzerinde etkili olması beklenen bir durumdur. Tahmin modelindeki 6.412 düğümün 2.460 tanesinde Tablo 38'deki değişkenler yer almaktadır.

İşletmenin duran varlıklar toplamına ilişkin tahminler ve gerçekleşen tutarlar Tablo 39'da yer almaktadır.

Tablo 39. Mepet duran varlıklar tutarı tahminleri

Yıl	Tahmin (TL)	Gerçekleşen (TL)	Fark (TL)	Tahmin Başarısı (%)
2010	152.328.978.000	158.480.854.000	6.151.876.000	96,12%
2011	126.673.330.000	102.159.461.000	24.513.869.000	76,00%
2012	118.925.660.000	100.110.252.000	18.815.408.000	81,21%
2013	133.436.206.000	122.872.016.000	10.564.190.000	91,40%
2014	144.718.219.000	144.221.403.000	496.816.000	99,66%
2015	140.721.228.000	136.588.423.000	4.132.805.000	96,97%
2016	141.677.166.000	123.024.966.000	18.652.200.000	84,84%
2017	216.706.268.000	223.752.106.000	7.045.838.000	96,85%
2018	325.761.703.000	336.980.261.000	11.218.558.000	96,67%
2019	330.748.855.000	341.800.999.000	11.052.144.000	96,77%
2020	336.923.423.000	351.507.972.000	14.584.549.000	95,85%
Ortalama Tahmin Başarısı				92,03%

Tablodaki veriler incelendiğinde; tekniğin tahmin başarısının en yüksek olduğu yılın 2014, en düşük olduğu yılın ise 2011 yılı olduğu görülmektedir. İşletmenin duran varlık toplamı 2014 yılında %99,66 oranında başarılı tahmin edilirken, 2011 yılında bu oran %76 seviyesinde kalmıştır. Genel tahmin başarısı ise %92,03 olarak hesaplanmıştır. Tahmin edilen 11 yılın 8'inde %90'ın üzerinde, ikisinde ise %70 ile %80 arasında tahmin başarısı gösterilmiştir.

1.000 karar ağacından oluşan rassal orman modelinde toplam 5.868 düğüm (node) yer almaktadır. 5.868 düğümde en çok kullanılan 10 değişken ve kullanım sayıları Tablo 40'ta özetlenmiştir.

Tablo 40. *Mepet duran varlıklar tutarı tahmin modelinde en çok kullanılan 10 değişken*

Değişken Adı	Düğüm Sayısı
Yatırım Amaçlı Gayrimenkuller	276
Maddi Duran Varlıklar	228
Ödenmiş Sermaye	216
Dönem Net Kar/Zararı	204
Amortisman Giderleri	204
Maddi Olmayan Duran Varlıklar	180
Satış Amacıyla Elde Tutulan Duran Varlıklar	180
Diğer Duran Varlıklar	168
ABD Doları Kuru	168
Enflasyon Oranı	156

Tekniğin, duran varlıklar toplamını tahmin etmek üzere en çok kullandığı iki değişkenin yatırım amaçlı gayrimenkuller ve maddi duran varlıklar olduğu görülmektedir. Bunun yanında, ödenmiş sermaye, dönem net kârı veya zararı, amortisman giderleri ve maddi olmayan duran varlıklar da çok kullanılan değişkenler arasında yer almaktadır. İşletmenin akaryakıt sektöründe faaliyet gösterdiği bilinmektedir. Söz konusu sektörde, maddi duran varlıkların bilanço toplamı içinde büyük bir yere sahip olması normal bir durumdur. Bunun dışında, işletmenin ödenmiş sermayesinin ve dönem kârının da belirleyici değişkenler olması, işletmenin otofinansman yoluyla duran varlıklarını finanse etmeye devam ettiğini göstermektedir. Amortisman giderlerinin de çok kullanılan değişkenler arasında yer alması, maddi ve maddi olmayan duran varlıkların önemine ilişkin varsayımı güçlendirmektedir. Tahmin modelindeki 5.868 düğümün 1.980 tanesinde Tablo 40'taki değişkenler yer almaktadır.

İşletmenin özkaynaklar toplamına ilişkin tahminler ve gerçekleşen tutarlar Tablo 41'de yer almaktadır.

Tablo 41. Mepet özkaynaklar tutarı tahminleri

Yıl	Tahmin (TL)	Gerçekleşen (TL)	Fark (TL)	Tahmin Başarısı (%)
2010	140.215.777	146.038.487	5.822.710	96,01%
2011	127.019.146	120.256.147	6.762.999	94,38%
2012	121.522.568	115.396.890	6.125.678	94,69%
2013	121.462.585	113.263.331	8.199.254	92,76%
2014	132.933.478	132.733.484	199.994	99,85%
2015	130.281.016	127.348.280	2.932.736	97,70%
2016	136.304.635	137.429.267	1.124.632	99,18%
2017	148.168.544	148.540.065	371.521	99,75%
2018	186.803.558	189.471.769	2.668.211	98,59%
2019	187.485.265	194.176.652	6.691.387	96,55%
2020	186.531.410	189.184.391	2.652.981	98,60%
Ortalama Tahmin Başarısı				97,10%

Tekniğin tahmin başarısı, %99,85 ile 2014 yılında en yüksek seviyeye ulaşmıştır. Tahminlerdeki sapmanın en yüksek olduğu yıl ise %92,76 tahmin başarısı ile 2013 yılıdır. Özkaynaklardaki değişimlerin tüm yıllarda büyük oranda tahmin edilebilmiş olması, teknik açısından olumlu bir gösterge olarak ön plana çıkmaktadır. 11 yıla ilişkin yapılan tahminlerin tamamında %90'ın üzerinde tahmin başarısı gösterilmiştir. Özkaynaklara ilişkin yapılmış olan tahminlerin ortalama başarısı %97,10 olarak hesaplanmıştır.

1.000 karar ağacından oluşan rassal orman modelinde toplam 6.825 düğüm (node) yer almaktadır. 6.825 düğümde en çok kullanılan 10 değişken ve kullanım sayıları Tablo 42'de listelenmiştir.

Tablo 42. Mepet özkaynaklar tutarı tahmin modelinde en çok kullanılan 10 değişken

Değişken Adı	Düğüm Sayısı
Brüt Kar (Zarar)	286
ABD Doları Kuru	273
Stoklar	260
Geçmiş Yıllar Kar/Zararları	260
Enflasyon Oranı	247
Amortisman Giderleri	234
Ticari Alacaklar (Kısa Vadeli)	234
Sürdürülen Faaliyetler Dönem Karı/Zararı	208
Satış Gelirleri	195
Satışların Maliyeti	195

Tahmin modelinde en çok kullanılan değişkenin brüt kâr veya zarar kalemi, ikinci değişkenin döviz kuru olduğu görülmektedir. Bu durum, kârlılığın özkaynaklar üzerindeki etkisini net bir şekilde ortaya koymaktadır. Ayrıca, işletmenin akaryakıt sektöründe faaliyet gösteriyor olması da döviz kurunun değişkenler arasında üst sıralara çıkmasının başlıca nedeni olarak görülmektedir. Üçüncü sırada stoklar yer alırken, diğer kalemler olan geçmiş yıllar kar/zararları, enflasyon oranı ve amortisman giderleri de işletmenin kârlılığına etki ederek, özkaynak toplamının tahmin edilmesinde önemli rol oynamaktadır. 6.825 düğümün 2.392 tanesinde Tablo 42’deki değişkenler yer almaktadır.

3.2.5. Perakende ticaret sektöründe faaliyet gösteren bir işletmeye yönelik uygulama

İlgili sektörde faaliyet gösteren işletmeler arasından Migros Ticaret Anonim Şirketi seçilmiştir. Migros Ticaret Anonim Şirketi, 1954 “Migros Türk Ticaret Anonim Şirketi” unvanıyla kurulmuş ve 30 Nisan 2009 tarihinde ana ortağı Moonlight Perakendecilik ve Ticaret Anonim Şirketi ile birleşmiş ve birleşme neticesinde Moonlight Perakendecilik’in ticaret unvanı “Migros Ticaret A.Ş.” olarak değiştirilmiştir. Şirketin ana faaliyet konusu, yiyecek ve içecekler ile dayanıklı tüketim mallarının, sahibi bulunduğu Migros, 5M, Migros Jet, Macrocenter alışveriş merkezleri, yurtdışındaki Ramstore’lar ve internet üzerinden satışını kapsamaktadır. Şirket aynı zamanda diğer ticari şirketlere alışveriş merkezlerinde yer kiralamaktadır. Perakendecilik, şirketin ana iş koludur ve brüt satışların yaklaşık %97’sini oluşturmaktadır.

Şirketin 2009-2020 yılları arası finansal tabloları Kamuyu Aydınlatma Platformu web sitesinden edinilmiş ve analize hazır hale getirilmiştir.

Yapılan her bir tahmin için, önceki yılların finansal tablo kalemleri ile sektörel ve makroekonomik değişkenler veri seti olarak kullanılmıştır. Söz konusu veri seti rassal orman tekniği ile analiz edilerek işletmenin 2010-2020 yıllarına ait:

- Net satışlar,
- Dönem kârı veya zararı,
- Dönen varlık toplamı,
- Duran varlık toplamı ve
- Özkaynak toplamı büyüklükleri tahmin edilmiştir.

İşletmenin net satışlar kalemine ilişkin tahminler ve gerçekleşen tutarlar Tablo 43'te yer almaktadır.

Tablo 43. Migros net satışlar tutarı tahminleri

Yıl	Tahmin (TL)	Gerçekleşen (TL)	Fark (TL)	Tahmin Başarısı (%)
2010	6.157.580.865	5.159.707.000	997.873.865	80,66%
2011	6.353.116.585	5.753.112.000	600.004.585	89,57%
2012	6.714.945.475	6.482.402.000	232.543.475	96,41%
2013	8.212.667.550	7.126.925.000	1.085.742.550	84,77%
2014	7.713.104.380	8.122.667.000	409.562.620	94,96%
2015	9.555.541.790	9.389.829.000	165.712.790	98,24%
2016	10.041.590.025	11.059.224.000	1.017.633.975	90,80%
2017	15.540.409.280	15.344.047.000	196.362.280	98,72%
2018	18.534.145.050	18.717.358.000	183.212.950	99,02%
2019	21.642.591.080	22.864.760.000	1.222.168.920	94,65%
2020	23.517.093.900	28.790.190.000	5.273.096.100	81,68%
Ortalama Tahmin Başarısı				91,77%

İşletmenin net satışlar tutarına ilişkin yapılan tahminlerin ortalama başarısı %91,77 olarak hesaplanmıştır. Net satışlar tutarına yapılan tahminlerdeki en yüksek başarı %99,02 ile 2018 yılında yakalanmıştır. Tahminlerdeki en yüksek sapma ise 2010 yılına ilişkin tahminlerde ortaya çıkmıştır. 2010 yılındaki tahmin başarısı %80,66 seviyesinde

kalmıştır. Teknik, 11 yılın 7'sinde %90'ın üzerinde, 4 yılda ise %80 ile %90 arası tahmin başarısı göstermiştir. Net satışlar kaleminin yüksek oranda başarılı tahmin edilmesi, tekniğin finansal kestirimde kullanılabileceğine ilişkin önemli bir gelişmedir. Perakende ticaret sektöründe net satışların işletmenin likiditesini etkilediği bilinmektedir. Bu sektörde faaliyet gösteren işletmelerin net satışları doğru şekilde tahmin edebilmesi, işletmeye esneklik ve rekabet gücü kazandıracaktır.

1.000 karar ağacından oluşan rassal orman modelinde toplam 7.631 düğüm (node) yer almaktadır. 7.631 düğümde en çok kullanılan 10 değişken ve kullanım sayıları Tablo 44'te listelenmiştir.

Tablo 44. Migros net satışlar tutarı tahmin modelinde en çok kullanılan 10 değişken

Değişken Adı	Düğüm Sayısı
Enflasyon Oranı	416
ABD Doları Kuru	287
Gayri Safi Yurt İçi Hasıla Büyüme Oranı	286
Stoklar	273
Dönen Varlıklar	260
Nakit ve Nakit Benzerleri	247
Ticari Alacaklar (Kısa Vadeli)	234
Ticari Borçlar (Kısa Vadeli)	234
Satışların Maliyeti	221
Asgari Ücret Artış Oranı	208

Tahmin modelindeki karar ağaçlarında en çok kullanılan değişkenin enflasyon Doları olduğu görülmektedir. Enflasyon oranının açık farkla ilk sırada yer alması, işletmenin satışlarının fiyatlar genel düzeyi ile yakından ilişkili olduğunu göstermektedir. Döviz kurunun ikinci, Gayri Safi Yurt İçi Hasıla büyüme oranının üçüncü sırada olduğu tespit edilmiştir. Sözü edilen üç değişkenin perakende ticaret sektöründe önemli etkiye sahip olduğu bilinen bir durumdur. Stoklar ve dönen varlıklar, tahmin modelindeki diğer önemli değişkenler olarak ön plana çıkmaktadır. Nakit ve nakit benzerleri ile kısa vadeli ticari alacaklar da tahmin modelinde önemli yer tutmaktadır. Tüm değişkenler içinde asgari ücret artış oranının da işletmenin satışları üzerinde etkili olduğu tespit edilmiştir. Modele eklenen makroekonomik değişkenlerden sayıca en çok etkilenen sektörün

perakende ticaret sektörü olduğu da görülmektedir. Zira, söz konusu sektörde dört farklı makroekonomik değişkenin ön plana çıktığı ve tahmin modellerini etkilediği tespit edilmiştir. 7.631 düğümün 2.666 tanesinde Tablo 44'teki değişkenler yer almaktadır.

İşletmenin dönem kârı veya zararı kalemine ilişkin tahminler ve gerçekleşen tutarlar Tablo 45'te yer almaktadır.

Tablo 45. Migros dönem kârı veya zararı tutarı tahminleri

Yıl	Tahmin (TL)	Gerçekleşen (TL)	Fark (TL)	Tahmin Başarısı (%)	Kâr/Zarar Tahmini
2010	316.921.255	426.740.000	109.818.745	74,27%	Doğru
2011	-14.132.536	-16.317.000	2.184.464	86,61%	Doğru
2012	884.153.000	881.360.000	2.793.000	99,68%	Doğru
2013	-37.035.129	-46.313.300	9.278.171	79,97%	Doğru
2014	800.076.670	961.910.000	161.833.330	83,18%	Doğru
2015	-32.887.249	-37.045.300	4.158.051	88,78%	Doğru
2016	-283.506.285	-300.106.000	16.599.715	94,47%	Doğru
2017	483.935.763	509.036.000	25.100.237	95,07%	Doğru
2018	-774.976.185	-835.437.000	60.460.815	92,76%	Doğru
2019	-477.064.648	-460.670.000	16.394.648	96,44%	Doğru
2020	-399.799.681	-402.949.000	3.149.319	99,22%	Doğru
Ortalama Tahmin Başarısı				90,04%	%100

İşletmenin 2010, 2012, 2014, 2017 yıllarında kâr, 2011, 2013, 2015, 2016, 2018, 2019 ve 2020 yıllarında zarar ettiği görülmektedir. Kâr veya zarar tutarlarına ilişkin yapılan tahminlerin ortalama başarısı %90,04 olarak hesaplanmıştır. En düşük tahmin başarısı %74,27 ile 2010 yılında gösterilirken, en yüksek tahmin başarısı %99,68 ile 2012 yılında yakalanmıştır. Bununla birlikte, işletmenin tüm yıllardaki kâr veya zarar yönü tahmini doğru yapılmış, bu tahminlemede %100 başarıya ulaşılmıştır. Net kâr kalemi, 11 yılın 6'sında %90'ın üzerinde 3'ünde ise %80 ile %90 arasında başarılı tahmin edilmiştir.

1.000 karar ağacından oluşan rassal orman modelinde toplam 6.937 düğüm (node) yer almaktadır. 6.937 düğümde en çok kullanılan 10 değişken ve kullanım sayıları Tablo 46'da listelenmiştir.

Tablo 46. Migros dönem kârı veya zararı tutarı tahmin modelinde en çok kullanılan 10 değişken

Değişken Adı	Düğüm Sayısı
Enflasyon Oranı	325
ABD Doları Kuru	300
Satışların Maliyeti	260
Stoklar	234
Dönen Varlıklar	233
Nakit ve Nakit Benzerleri	222
Gayri Safi Yurt İçi Hasıla Büyüme Oranı	212
Ticari Borçlar (Kısa Vadeli)	211
Amortisman Giderleri	208
Asgari Ücret Artış Oranı	182

İşletmenin dönem kârına ilişkin tahminlerde, karar ağaçlarında en çok kullanılan iki değişkenin enflasyon oranı ve ABD Doları kuru olduğu görülmektedir. Satışlardaki duruma benzer şekilde işletmenin kârlılığının da makroekonomik değişkenlerden yüksek derecede etkilendiği görülmektedir. Üçüncü sırada satışların maliyeti, dördüncü sırada ise stoklar yer almaktadır. Bu durum, işletmenin kârlılığının büyük ölçüde esas faaliyetlere bağlı olduğunu göstermektedir. Dönen varlıklar ile nakit ve nakit benzerlerinin de işletme kârlılığı ile aralarındaki korelasyondan dolayı tahminde önemli değişkenler arasında yer aldığı düşünülmektedir. 6.397 düğümün 2.387 tanesinde Tablo 46'daki değişkenler yer almaktadır.

Yapılan analizler sonucunda işletmenin dönen varlık toplamına ilişkin fiili ve tahmini büyüklükler Tablo 47'de listelenmiştir.

Tablo 47. Migros dönen varlıklar tutarı tahminleri

Yıl	Tahmin (TL)	Gerçekleşen (TL)	Fark (TL)	Tahmin Başarısı (%)
2010	1.868.715.133	1.745.344.000	123.371.133	92,93%
2011	1.867.679.647	1.788.260.000	79.419.647	95,56%
2012	1.910.547.571	1.908.550.000	1.997.571	99,90%
2013	2.019.239.884	1.970.712.000	48.527.884	97,54%
2014	1.811.333.324	1.723.289.000	88.044.324	94,89%
2015	2.100.801.820	1.983.830.000	116.971.820	94,10%
2016	2.406.548.419	2.471.347.000	64.798.581	97,38%
2017	3.859.258.717	3.776.275.000	82.983.717	97,80%
2018	4.441.283.305	4.474.261.000	32.977.695	99,26%
2019	5.144.989.880	5.273.679.000	128.689.120	97,56%
2020	6.316.180.153	7.330.921.000	1.014.740.847	86,16%
Ortalama Tahmin Başarısı				95,73%

Tahmin edilen tutarlar ile gerçekleşen tutarlar karşılaştırıldığında, tekniğin ortalama tahmin başarısı %95,73 olarak hesaplanmıştır. En yüksek tahmin başarısı 2012 yılı tutarlarında %99,90 oranında gerçekleştirilirken, en yüksek sapma %86,16 tahmin başarısı ile 2020 yılı tutarlarında olmuştur. 2020 yılındaki sapmanın, öngörülemeyen Covid-19 Pandemisi nedeni ile hane halkınca yapılan market harcamalarından kaynaklandığı düşünülmektedir. 11 yıl için yapılan tahminlerin 10'unda %90'ın üzerinde başarı gösteren model, yalnızca bir yılda %86,16 tahmin başarısı yakalamıştır.

1.000 karar ağacından oluşan rassal orman modelinde toplam 5.954 düğüm (node) yer almaktadır. 5.954 düğümde en çok kullanılan 10 değişken ve kullanım sayıları Tablo 48'de özetlenmiştir.

Tablo 48. Migros dönen varlıklar tutarı tahmin modelinde en çok kullanılan 10 değişken

Değişken Adı	Düğüm Sayısı
Nakit ve Nakit Benzerleri	312
Ticari Alacaklar (Kısa Vadeli)	247
Stoklar	247
Diğer Alacaklar (Kısa Vadeli)	234
Finansal Borçlar (Kısa Vadeli)	221
Satış Gelirleri	195
Kısa Vadeli Yükümlülükler	195
Ticari Borçlar	182
Diğer Finansal Yükümlülükler	169
Dönem Vergi Geliri (Gideri)	169

Söz konusu işletmeye ilişkin yapılan tahminde en çok kullanılan değişkenlerin nakit ve nakit benzerleri, ticari alacaklar ve stoklar olduğu görülmektedir. Nakit ve nakit benzerleri 312 farklı düğümde, kısa vadeli ticari alacaklar ve stoklar 247 farklı düğümde, kısa vadeli diğer alacaklar 234 farklı düğümde, kısa vadeli finansal borçlar 221 farklı düğümde, satış gelirleri ve kısa vadeli yükümlülükler 195 farklı düğümde kullanılmıştır. Şirketin dönen varlıklarının büyük kısmını nakit ve nakit benzerleri oluşturmaktadır. Bu nedenle, Nakit ve nakit benzerlerindeki trendin dönen varlıkları benzer oranda etkilemesi olağan bir durumdur. Şirketin, perakende ticaret yapan bir işletme olduğu göz önünde bulundurulduğunda, ticari alacaklar ve stokların dönen varlıklar toplamının tahmininde önemli yer tutması normal olarak yorumlanabilir. Ayrıca, finansal borçlar ve satış gelirlerinin de dönen varlık toplamının tahmininde önemli rol oynadığı görülmektedir. Tahmin modelindeki 5.954 düğümün 2.171 tanesinde Tablo 48'deki değişkenler yer almaktadır.

İşletmenin duran varlıklar toplamına ilişkin tahminler ve gerçekleşen tutarlar Tablo 49'da yer almaktadır.

Tablo 49. Migros duran varlıklar tutarı tahminleri

Yıl	Tahmin (TL)	Gerçekleşen (TL)	Fark (TL)	Tahmin Başarısı (%)
2010	3.891.316.398	3.822.001.000	69.315.398	98,19%
2011	3.809.402.048	3.692.704.000	116.698.048	96,84%
2012	3.795.634.896	3.715.795.000	79.839.896	97,85%
2013	3.947.053.715	3.815.908.000	131.145.715	96,56%
2014	3.827.914.205	3.857.298.000	29.383.795	99,24%
2015	3.933.865.300	3.725.194.000	208.671.300	94,40%
2016	3.908.769.853	3.805.379.000	103.390.853	97,28%
2017	6.190.162.072	6.526.400.000	336.237.928	94,85%
2018	6.481.954.480	6.410.600.000	71.354.480	98,89%
2019	7.869.990.690	8.543.369.000	673.378.310	92,12%
2020	7.774.870.842	8.047.138.000	272.267.158	96,62%
Ortalama Tahmin Başarısı				96,62%

Tablodaki veriler incelendiğinde; tekniğin tahmin başarısının en yüksek olduğu yılın 2014, en düşük olduğu yılın ise 2019 yılı olduğu görülmektedir. İşletmenin duran varlık toplamı 2014 yılında %99,24 oranında başarılı tahmin edilirken, 2019 yılında bu oran %92,12 seviyesinde kalmıştır. Genel tahmin başarısı ise %96,62 olarak hesaplanmıştır. Tahmin edilen 11 yılın tamamında %90'ın üzerinde tahmin başarısı gösterilmiştir. Şirketin duran varlık toplamının düzenli bir trend göstermiş olması, tahminlerin tutarlılığına yardımcı olmuştur.

1.000 karar ağacından oluşan rassal orman modelinde toplam 3.991 düğüm (node) yer almaktadır. 3.991 düğümde en çok kullanılan 10 değişken ve kullanım sayıları Tablo 50'de özetlenmiştir.

Tablo 50. Migros duran varlıklar tutarı tahmin modelinde en çok kullanılan 10 değişken

Değişken Adı	Düğüm Sayısı
Finansal Borçlar (Uzun Vadeli)	182
Dönem Net Kar/Zararı	169
Amortisman Giderleri	169
Diğer Finansal Yükümlülükler	156
Finansal Yatırımlar	143
Dönen Varlıklar	130
Uzun Vadeli Yükümlülükler	117
Özkaynaklar	117
Maddi Duran Varlıklar	117
Finansal Borçlar (Kısa Vadeli)	104

Tekniğin, duran varlıklar toplamını tahmin etmek üzere en çok kullandığı üç değişkenin finansal borçlar, dönem net kârı veya zararı ve amortisman giderleri olduğu görülmektedir. Bu durum; uzun vadeli banka kredilerinin duran varlıklara kanalize edildiğini göstermektedir. Amortisman giderleri ise maddi ve maddi olmayan duran varlıklarla doğrudan ilgilidir ve listede üst sıralarda olması olağan bir durumdur. Bunun yanında, diğer finansal yükümlülükler, finansal yatırımlar ve dönen varlık toplamı da çok kullanılan değişkenler arasında yer almaktadır. İşletmenin duran varlıklar toplamı içinde en büyük payı şerefiye oluşturmaktadır ve yıllar içinde şerefiyenin değerinde büyük değişiklik olmamıştır. Bu nedenle, duran varlıklar farklı değişkenlerden etkilenmiştir. Maddi ve maddi olmayan duran varlıkların listede üst sıralarda olmaması, bu gerekçe ile açıklanabilir. Tahmin modelindeki 3.991 düğümün 1.404 tanesinde Tablo 50'deki değişkenler yer almaktadır.

İşletmenin özkaynaklar toplamına ilişkin tahminler ve gerçekleşen tutarlar Tablo 51'de yer almaktadır.

Tablo 51. Migros özkaynaklar tutarı tahminleri

Yıl	Tahmin (TL)	Gerçekleşen (TL)	Fark (TL)	Tahmin Başarısı (%)
2010	1.202.967.920	1.347.153.000	144.185.080	89,30%
2011	1.071.249.640	1.195.707.000	124.457.360	89,59%
2012	1.153.690.230	1.262.076.000	108.385.770	91,41%
2013	834.998.650	822.212.000	12.786.650	98,44%
2014	966.543.110	908.839.000	57.704.110	93,65%
2015	607.252.750	474.632.000	132.620.750	72,06%
2016	472.152.020	192.613.000	279.539.020	68,90%
2017	1.307.953.770	1.527.148.000	219.194.230	85,65%
2018	617.864.220	635.090.000	17.225.780	97,29%
2019	389.878.090	354.168.000	35.710.090	89,92%
2020	227.174.310	33.461.000	193.713.310	17,27%
Ortalama Tahmin Başarısı				81,23%

Tekniğin tahmin başarısı, %98,44 ile 2013 yılında en yüksek seviyeye ulaşmıştır. Tahminlerdeki sapmanın en yüksek olduğu yıl ise %17,27 tahmin başarısı ile 2020 yılıdır. 2020 yılında özkaynaklardaki düşüş modelde öngörülmüş olsa da düşüşün boyutunun aşırı yüksek olması tahminde sapmaya neden olmuştur. Özkaynaklardaki 2010 ve 2019 yılları arasındaki değişimlerin büyük oranda tahmin edilebilmiş olması, teknik açısından olumlu bir gösterge olarak ön plana çıkmaktadır. 11 yıla ilişkin yapılan tahminlerin 4'ünde %90'ın üzerinde, 4'ünde %80 ile %90 arasında tahmin başarısı gösterilmiştir. Özkaynaklara ilişkin yapılmış olan tahminlerin ortalama başarısı %81,23 olarak hesaplanmıştır.

1.000 karar ağacından oluşan rassal orman modelinde toplam 7.644 düğüm (node) yer almaktadır. 7.644 düğümde en çok kullanılan 10 değişken ve kullanım sayıları Tablo 52'de listelenmiştir.

Tablo 52. Migros özkaynaklar tutarı tahmin modelinde en çok kullanılan 10 değişken

Değişken Adı	Düğüm Sayısı
Dönen Varlıklar	403
Dönem Karı (Zararı)	312
Stoklar	300
Satışların Maliyeti	247
Geçmiş Yıllar Kar/Zararları	247
Sürdürülen Faaliyetler Dönem Karı/Zararı	235
Dönen Varlıklar	234
Enflasyon Oranı	208
Ticari Borçlar	206
Finansal Borçlar	203

Tahmin modelinde en çok kullanılan değişkenin dönen varlıklar kalemi olduğu görülmektedir. İşletmenin perakende ticaret sektöründe faaliyet göstermesi nedeni ile dönen varlıklar ile satışların ilişkili olduğu bilinmektedir. Bu durum da dönen varlıklar ile özkaynaklar arasındaki ilişkiyi açıklamaktadır. En çok kullanılan ikinci değişken ise dönem net kârı veya zararı kalemidir. Dönem net kârı veya zararının özkaynakları direkt olarak etkilediği göz önünde bulundurulduğunda, bu durum normal olarak yorumlanabilir. En çok kullanılan üçüncü değişkenin stoklar olması, dönen varlıklarda açıklandığı şekilde satışların işletme kârlılığını ve dolayısı ile özkaynakları önemli ölçüde etkilediğini düşündürmektedir. Sonrasında ise satışların maliyeti ve geçmiş yıllar kâr veya zararları yer almaktadır. Diğer kalemler olan sürdürülen faaliyetler dönem karı veya zararı, dönen varlıklar, enflasyon oranı, ticari borçlar ve finansal borçların da işletmenin kârlılığına ve likiditesine etki eden unsurlar olmakla birlikte, özkaynak toplamının tahmin edilmesinde de önemli birer bilgi kaynağı olduğu görülmektedir. 7.644 düğümün 2.600 tanesinde Tablo 52'deki değişkenler yer almaktadır.

SONUÇ VE BULGULAR

Finansal kestirim, işletmelerin gelecek dönemlerdeki finansal tablo kalemlerinin, geçmiş dönem finansal bilgiler ışığında tahmin edilmesidir (Nickolas, 2021). İşletmelerin tarihi finansal verileri, işletmenin gelecekteki durumu ile ilgili çok önemli bilgiler verse de işletme dışı faktörlerin de finansal durumu ve finansal performansı etkilediği bilinmektedir. Bu çalışma, işletmelerin gelecek dönemlerdeki finansal tablo kalemlerinin tahmin edilmesinde işletmelerin tarihi finansal verilerinin yanı sıra makroekonomik unsurları da değişken olarak almaktadır.

Bu çalışmada, farklı sektörlerde faaliyet gösteren ve hisseleri Borsa İstanbul'da işlem gören beş şirketin 2009-2020 yılları arası finansal tabloları ile ilgili yıllardaki enflasyon oranı, ABD Doları kuru, işsizlik oranı, asgari ücret artış oranı, Gayri Safi Yurt İçi Hasıla büyüme oranı ve TCMB Gösterge Faiz Oranı veri seti olarak kullanılmıştır. Söz konusu veri seti, bir makine öğrenmesi tekniği olan rassal orman tekniği ile analiz edilmiş ve 2010-2020 arası finansal tablo kalemleri tahmin edilmiştir. Makine öğrenmesi tekniklerinden destek vektör makineleri, M5P karar ağacı algoritması, yapay sinir ağları ve rassal orman tekniği kullanılarak yapılan ön araştırmalarda rassal orman tekniğinin daha başarılı sonuçlar elde ettiği tespit edilmiş ve bu çalışmada rassal orman tekniği kullanılmıştır.

Verilerin analizinde WEKA yazılımının 3.8.5 sürümü kullanılmıştır. Açık kaynak kodlu olması, modüler bir tasarıma sahip olması ve GNU Genel Kamu Lisansı ile dağıtılması, yazılıma ulaşım ve kişiselleştirme konularında kolaylık sağlamaktadır. WEKA ve Phyton yazılımları kullanılarak yapılan ön analizlerde WEKA yazılımının daha tutarlı tahminler ettiği tespit edilmiş ve analizlerde WEKA yazılımının kullanılmasına karar verilmiştir. Analizler, WEKA yazılımının "RandomForest" modülü kullanılarak yapılmış olup, yeni kod yazılmamıştır.

Tahmin edilen her finansal tablo kalemi için kendisinden önceki tüm yılların finansal verileri, öğrenme verisi olarak kullanılmıştır. Araştırmaya seçilen şirketler aşağıdaki gibidir:

- Afyon Çimento Sanayi Türk Anonim Şirketi,
- Arçelik Anonim Şirketi,
- Lokman Hekim Engürüsağ Sağlık, Turizm, Eğitim Hizmetleri ve İnşaat Taahhüt Anonim Şirketi,
- Mepet Metro Petrol ve Tesisleri Sanayi Ticaret Anonim Şirketi,

- Migros Ticaret Anonim Şirketi.

Yukarıdaki şirketlerin tahmin edilen finansal tablo kalemleri;

- Net satışlar,
- Dönem kârı veya zararı,
- Dönen varlık toplamı,
- Duran varlık toplamı ve
- Özkaynak toplamı şeklindedir.

Net satışlar kalemine ilişkin yapılan kestirimin genel başarıları %93,04 olarak hesaplanmıştır. Net satışlar kalemine ilişkin tahminlerin yıllara göre başarı oranları Tablo 53'te özetlenmiştir.

Tablo 53. *Net satışlar kalemine ilişkin tahminlerin yıllara göre başarıları*

Yıllar	Tahmin Başarısı
2010	83,63%
2011	88,87%
2012	95,38%
2013	95,41%
2014	95,57%
2015	94,09%
2016	89,82%
2017	97,41%
2018	99,30%
2019	95,50%
2020	88,43%

Tablodan görüldüğü üzere, net satışlar kalemi 11 yılın 7'sinde %90'ın üzerinde, diğer yıllarda ise %80 ile %90 arasında başarılı tahmin edilmiştir. 2010 ve 2011 yıllarındaki sapmanın nedeni olarak öğrenme verisinin az olması gösterilebilir. Zira, 2010 yılı tutarlarını tahmin ederken bir, 2011 yılı tutarlarını tahmin ederken iki yıllık tarihi veri kullanılmıştır. 2016 ve 2020 yıllarındaki sapmanın, finansal olmayan değişkenlerin etkisi ile gerçekleştiği öngörülebilir. 2016 yılındaki konjonktürel değişkenler ile 2020 yılındaki Covid-19 Pandemisinin, öngörülemeyen etkenler olarak tahminlerde sapmaya neden olduğu düşünülmektedir.

Dönem kârı veya zararı kalemine ilişkin kestirimin genel başarısı %88,24 olarak hesaplanmıştır. Dönem kârı veya zararı kalemine ilişkin tahminlerin yıllara göre başarı oranları Tablo 54’te özetlenmiştir.

Tablo 54. Dönem kârı veya zararı kalemine ilişkin tahminlerin yıllara göre başarısı

Yıllar	Tahmin Başarısı
2010	66,53%
2011	91,14%
2012	95,51%
2013	88,93%
2014	87,12%
2015	88,38%
2016	85,98%
2017	91,11%
2018	93,60%
2019	93,38%
2020	88,91%

Dönem kârı veya zararı kalemine ilişkin yapılan tahminlerin 11 yılın 5’inde %90 üzerinde başarılı olduğu görülmektedir. Tüm kalemlerde olduğu gibi, 2010 yılındaki sapmanın, öğrenme verisinin az olmasından kaynaklandığı düşünülmektedir. Analizlere dahil edilen makroekonomik değişkenlerin de çoğunlukla net satışlar tutarının tahmin edilmesine yardımcı olduğu görülmektedir. Ancak, dönem kârı kaleminin; işletmenin esas faaliyet alanının yanı sıra yan faaliyetler, varlıklardaki değer artış ve azalışları, olağan ve olağandışı gelir ve giderler gibi birçok unsurdan etkilendiği bilinmektedir. Bu finansal tablo kalemindeki sapmaların nedeni olarak, işletme dışı değişkenlerin sayısının fazla olması gösterilebilir. Değişkenlerin sayısının yüksek olması ve kestirimin birçok farklı etkene bağlı olması durumu göz önünde bulundurulduğunda, %88,24 oranındaki tahmin başarısının dönem kârı veya zararı kalemi için tatmin edici olduğu düşünülmektedir. Bunun yanında, tüm işletmeler için tahmin edilen yıllardaki kâr veya zarar yönü de tahmin edilmiş ve bu tahminlerde %100 başarıya ulaşılmıştır. Yatırım ve kredi kararlarının alınmasında son derece değerli olan bu bilginin hatasız tahmin edilmesi, teknik için umut verici bir durumdur.

Dönen varlıklar toplamına ilişkin kestirimin genel başarısı %91,21 olarak hesaplanmıştır. Dönen varlıklar toplamına ilişkin tahminlerin yıllara göre başarı oranları Tablo 55’te özetlenmiştir.

Tablo 55. Dönen varlıklar toplamına ilişkin tahminlerin yıllara göre başarısı

Yıllar	Tahmin Başarısı
2010	81,85%
2011	90,72%
2012	96,23%
2013	91,80%
2014	96,00%
2015	95,55%
2016	82,18%
2017	96,52%
2018	98,34%
2019	93,35%
2020	80,77%

Dönen varlıklar toplamına ilişkin yapılan tahminlerin, 11 yılın 8’inde %90 üzerinde başarılı olduğu görülmektedir. Net satışlar kaleminde olduğu gibi, dönen varlıklar toplamına ilişkin tahminlerdeki sapmaların da 2010 yılında öğrenme verisinin az olmasından, 2016 ve 2020 yıllarında finansal olmayan etkenlerden kaynaklandığı düşünülmektedir. Bu yıllarındaki tahmin başarısının %80 ile %90 arasındadır

Duran varlıklar toplamına ilişkin yapılan kestirimin genel başarısı %91,22 olarak hesaplanmıştır. Duran varlıklar toplamına ilişkin tahminlerin yıllara göre başarı oranları Tablo 56’da özetlenmiştir.

Tablo 56. *Duran varlıklar toplamına ilişkin tahminlerin yıllara ilişkin başarısı*

Yıllar	Tahmin Başarısı
2010	88,10%
2011	86,25%
2012	84,59%
2013	89,17%
2014	92,71%
2015	88,78%
2016	89,27%
2017	96,59%
2018	98,21%
2019	95,12%
2020	94,63%

Duran varlıklar toplamı 11 yılın 6'sında %80 ile %90 arasında, 5'inde ise %90'ın üzerinde başarılı olarak tahmin edilmiştir. Duran varlıklardaki artış ve azalışların yeni varlık satın alınması, yenileme, yeniden değerlendirme ya da uygulanan amortisman yöntemi gibi birçok karardan etkilendiği bilinmektedir. Bu doğrultuda %91,36'lık genel tahmin başarısının olumlu olduğu düşünülmektedir.

Özkaynaklar toplamına ilişkin kestirimin genel başarısı %90,78 olarak hesaplanmıştır. Özkaynaklar toplamına ilişkin tahminlerin yıllara göre başarı oranları Tablo 57'de özetlenmiştir.

Tablo 57. *Özkaynaklar toplamına ilişkin tahminlerin yıllara göre başarısı*

Yıllar	Tahmin Başarısı
2010	85,00%
2011	92,81%
2012	90,84%
2013	91,99%
2014	93,85%
2015	88,71%
2016	91,65%
2017	96,07%
2018	97,99%
2019	92,93%
2020	76,78%

Özkaynaklar toplamına ilişkin yapılan tahminlerin 11 yılın 8'inde %90 üzerinde başarılı olduğu görülmektedir. Diğer tahminlerde olduğu gibi, özkaynaklar toplamına ilişkin tahminlerdeki sapmaların da 2010 yılında öğrenme verisinin az olmasından, 2016 ve 2020 yıllarında finansal olmayan etkenlerden kaynaklandığı düşünülmektedir.

Hisseleri Borsa İstanbul'da faaliyet gösteren beş şirketin on bir yıllık finansal tablo verileri ile ilgili yıllardaki makroekonomik değişkenler kullanılarak uygulanan rassal orman tekniğinin genel tahmin başarısı %90,90 olarak hesaplanmıştır. Yıllara göre ortalama tahmin başarıları Tablo 58'de yer almaktadır.

Tablo 58. Yıllara göre ortalama tahmin başarıları

Yıllar	Tahmin Başarısı
2010	81,02%
2011	89,96%
2012	92,51%
2013	91,46%
2014	93,05%
2015	91,10%
2016	87,78%
2017	95,54%
2018	97,49%
2019	94,06%
2020	85,90%

Yıllara göre genel tahmin başarısı incelendiğinde, 2010 yılında öğrenme verisinin azlığından kaynaklanan sapma net bir şekilde görülmektedir. Bunun yanında, 2016 ve 2020 yıllarındaki finansal olmayan etkenlerin etkisinden kaynaklanan sapmalar da tabloda ön plana çıkmaktadır. Zira 2016 yılında konjonktürel etkenlerin, 2020 yılında ise Covid-19 Pandemisinin hem makro hem de mikro anlamda işletmeleri etkilediği bilinmektedir. Dönem kârı kaleminin tahmin edilmesinde ise, analizde kullanılan değişkenler dışında enerji fiyatlarındaki değişimler, uygulanan stok maliyet akış varsayımı, amortisman politikası ve vergiden istisna gelirler gibi değişkenlerin de analize dahil edilmesi ile tahmin başarısının daha yüksek seviyelere ulaşabileceği öngörülmektedir. Tutarlar üzerinden kestirim yapılmasının amaçlandığı göz önünde bulundurulduğunda, %90,90'lık tahmin başarısının yüksek olduğu düşünülmektedir.

Tüm tahminler genel olarak incelendiğinde, tekniğin genel başarısının yüksek olduğu ve finansal kestirimde etkin bir şekilde kullanılabileceği tespit edilmiştir. Tahminlerdeki sapmalar incelendiğinde, yalnızca bir yıllık veri ile yapılan tahminlerin ortalama %81,02, iki yıllık veri ile yapılan tahminlerin %89,96, üç yıllık veri ile yapılan tahminlerin ise %92,51 oranında başarılı olduğu görülmüştür. Sağlıklı ve güvenilir sonuçlar elde etmek için kestirimin en az iki yıllık öğrenme verisi ile yapılması gerektiği düşünülmektedir. Yapılan analiz ve karşılaştırmalar dikkate alınarak değerlendirildiğinde, rassal orman tekniğinin finansal kestirimde etkin olarak kullanılabileceği sonucuna ulaşılmıştır.

Finansal olmayan değişkenlerin tahminler üzerindeki etkisi de analizlerde ortaya çıkmıştır. İleriki çalışmalarda, makroekonomik değişkenlerle birlikte, finansal olmayan etkenlerin de dahil edildiği çalışmalar yapılması mümkündür. Global pazarda kelebek etkisinin net bir şekilde hissedildiği bilinmektedir. Örneğin, Covid-19 Pandemisi ile birlikte Çin Halk Cumhuriyeti'nde mikroçip üretiminin azalması sonucunda otomotiv, beyaz eşya ve neredeyse tüm elektronik pazarı olumsuz etkilenmiştir. Bu nedenle, finansal olmayan etkenlerin de finansal kestirime dahil edilebilmesinin, tahminlerin başarısını önemli ölçüde arttıracakı düşünülmektedir.

KAYNAKÇA

- Afanador, N. L., Smolinskab, A., Trand, T. N., & Blanchet, L. (2015). Unsupervised random forest: a tutorial with case studies. *Journal of Chemometrics*(30), 232-241.
- Akdoğan, N. (2009). *Tekdüzen Muhasebe Sisteminde Maliyet Muhasebesi Uygulamaları*,. Ankara: Gazi Kitabevi.
- Akkaya, G. C., & Demireli, E. (2010). Analitik hiyerarşi süreci ile kredi derecelendirme analizi üzerine bir model önerisi. *Çukurova Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 19(1), 319-335.
- Akkaya, G. C., Demireli, E., & Yakut, H. (2009). İşletmelerde finansal başarısızlık tahminlemesi: Yapay sinir ağları modeli ile İMKB üzerine bir uygulama. *Eskişehir Osmangazi Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 10(2), 187-216.
- Akman, M., Genç, Y., & Ankaralı, H. (2011). Random forests yöntemi ve sağlık alanında bir uygulama. *Türkiye Klinikleri Journal of Biostatistics*, 3(1), 36-48.
- Albayrak, A., & Koltan Yılmaz, Ş. (2009). Veri madenciliği: Karar ağacı algoritmaları ve İMKB verileri üzerine bir uygulama. *Süleyman Demirel Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 14(1), 31-52.
- Altman, E. I. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The Journal of Finance*, 23(4), 589-609.
- Altunöz, U. (2013). Bankaların finansal başarısızlıklarının yapay sinir ağları modeli çerçevesinde tahmin edilebilirliği. *Dokuz Eylül Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 28(2), 189-217.
- Apampa, O. (2016). Evaluation of classification and ensemble algorithms for bank customer marketing response prediction. *Journal of International Technology and Information Management*, 25(4), 85-100.
- Araya, D. B., Grolinger, K., ElYamany, H. F., Capretz, M. A., & Bitsuamlak, G. (2017). An ensemble learning framework for anomaly detection in building energy consumption. *Energy and Buildings*(144), 191-206.

- Atiya, A. F. (2001). Bankruptcy prediction for credit risk using neural networks: A survey and new results. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 12(4), 929-935.
- Bagheri, A., Peyani, H. M., & Akbari, M. (2014). Financial forecasting using ANFIS networks with quantum-behaved particle swarm optimization. *Expert Systems with Applications*, 41(14), 6235-6250.
- Baş, M., & Çakmak, Z. (2012). Gri ilişkisel analiz ve lojistik regresyon analizi ile işletmelerde finansal başarısızlığın belirlenmesi ve bir uygulama. *Anadolu Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 12(3), 63-82.
- Beaver, W. H. (1966). Financial ratios as predictors of failure. *Journal of Accounting Research*, 71-111.
- Bekçi, İ., & Alkan, H. (2009). Finansal bilgi sisteminin hisse senetlerine yatırım kararı üzerine etkisi: İMKB’de bir uygulama. *Süleyman Demirel Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 14(3), 1-20.
- Biau, G., & Scornet, E. (2016). A random forest guided tour. *Test*(25), 197-227.
- Bodur, Ç., & Teker, S. (2005). Ticari firmaların kredi derecelendirmesi: İMKB firmalarına uygulanması. *İTÜ Dergisi/b, Sosyal Bilimler*, 2(1), 25-36.
- Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine Learning*, 1(45), 5-32.
- Büyüköztürk, S. (2012, 5 14). *Örnekleme Yöntemleri*. 11 2021, 24 tarihinde balikesir.edu.tr: <http://w3.balikesir.edu.tr/~msackes/wp/wp-content/uploads/2012/03/BAY-Final-Konulari.pdf> adresinden alındı
- Büyüköztürk, Ş. (2002). Faktör analizi: Temel kavramlar ve ölçek geliştirmede kullanımı. *Kuram ve Uygulamada Eğitim Yönetimi*(32), 470-483.
- Cafri, G., Li, L., Paxton, E. W. & Fan, J. (2018). Predicting risk for adverse health events using random forest. *Journal of Applied Statistics*, 45(12), 2279-2294.
- Chenhall, R., & Brownell, P. (1988). The effect of participative budgeting on job satisfaction and performance: role ambiguity as an intervening variable. *Accounting, Organizations and Society*(13), 225-234.

- Chopde, K., Gosar, P., Kapadia, P., Maheshwari, N., & Chawan, P. M. (2012). A study of classification based credit risk analysis algorithm. *International Journal of Engineering and Advanced Technology*, 1(4), 142-144.
- Chow, C. W., Cooper, J. C., & Waller, W. S. (1988). Participative budgeting: effects of a truth-inducing pay scheme and information asymmetry on slack and performance. *The Accounting Review*(63), 111-122.
- Çokluk, Ö. (2010). Lojistik regresyon analizi: Kavram ve uygulama. *Kuram ve Uygulamada Eğitim Bilimleri*, 10(3), 1357-1407.
- Çuhadar, M., & Kayacan, C. (2005). Yapay sinir ağları kullanılarak konaklama işletmelerinde doluluk oranı tahmini: Türkiye'deki konaklama işletmeleri üzerine bir deneme. *Anatolia Turizm Araştırmaları Dergisi*, 16(1), 24-30.
- Demir, A. (1996). *Mali Tablolar ve Uygulaması*. İstanbul: Çağdaş Yayınları.
- Demir, Ş. (2010). Reeskont işlemlerinin muhasebesi ve vergisel denetimi. *Muhasebe ve Vergi Uygulamaları Dergisi*(3), 21-46.
- Dener, M., Dörterler, M., & Orman, A. (2009). Açık kaynak kodlu veri madenciliği programları: WEKA'da örnek uygulama. *Akademik Bilişim'09 - XI. Akademik Bilişim Konferansı Bildirileri* (s. 787-796). Şanlıurfa: Harran Üniversitesi.
- Dinç, E., & Atabay, E. (2016). Güvence denetim standartları ve güvence denetim süreci. *Süleyman Demirel Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 21(5), 1527-1541.
- Doğanay, M. (2016). A sectoral approach to foreign exchange risk management. *International Journal of Cultural and Social Studies*, 2(1), 149-164.
- Ege, İ., & Bayrakdaroğlu, A. (2009). İMKB şirketlerinin hisse senedi getiri başarılarının lojistik regresyon tekniği ile analizi. *ZKÜ Sosyal Bilimler Dergisi*, 5(10), 139-158.
- Emel, G., & Taşkın, Ç. (2005). Veri madenciliğinde karar ağaçları ve bir satış analizi uygulaması. *Eskişehir Osmangazi Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 6(2), 221-239.

- Enke, D., & Thawornwong, S. (2005). The use of data mining and neural networks for forecasting stock market returns. *Expert Systems with Applications*, 29(4), 927-940.
- Fischer, T., & Krauss, C. (2018). Deep learning with long short-term memory networks for financial market predictions. *European Journal of Operational Research*(270), 654-669.
- Ghosh, A., Sharma, R., & Joshi, P. K. (2014). Random forest classification of urban landscape using Landsat archive and ancillary data: Combining seasonal maps with decision level fusion. *Applied Geography*, 48, 31-41.
- Ghosh, I., Sanyal, M. K., & Jana, R. K. (2018). Fractal inspection and machine learning-based predictive modelling framework for financial markets. *Arabian Journal for Science and Engineering*, 43(8), 4273-4287.
- Gültepe, Y. (2019). Makine öğrenmesi algoritmaları ile hava kirliliği tahmini üzerine karşılaştırmalı bir değerlendirme . *Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi*, 8-15.
- Hill, D. A., Delaney, L. M., & Roncal, S. (1997). A chi-square automatic interaction detection (CHAID) analysis of factors determining trauma outcomes. *The Journal of Trauma: Injury, Infection, and Critical Care*, 42(1), 62-66.
- Hill, N. T., Perry, S. E., & Andes, S. (1996). Evaluating firms in financial distress: an event history analysis. *Journal of Applied Business Research*, 12(3), 61-71.
- Horngern, C. T., Foster, G., & Datar, S. M. (1997). *Cost Accounting: A Managerial Empbasis*. Prentice Hall.
- Horning, N. (2010). Random Forests: An algorithm for image classification and generation of continuous fields data sets. *International Conference on Geoinformatics for Spatial Infrastructure Development in Earth and Allied Sciences 2010*. Osaka.
- İskenderoğlu, Ö., Karadeniz, E., & Ayyıldız, N. (2015). Enerji sektörünün finansal analizi: Türkiye ve Avrupa enerji sektörü karşılaştırması. *İşletme ve İktisat Çalışmaları*, 3(3), 86-97.

- İşgüden Kılıç, B. (2019). Muhasebe, finans ve denetim alanlarında ön plana çıkan büyük veri analiz teknikleri ve teknolojileri. *Uluslararası Yönetim, Ekonomi ve Politika Kongresi* (s. 498-511). İstanbul: ICOMEP.
- Jabeur, S. B., & Fahmi, Y. (2018). Forecasting financial distress for French firms: a comparative study. *Empirical Economics*(54), 1173-1186.
- Jalbert, T. (2020). An enhanced management tool for creating pro-forma financial statements. *Management and Marketing Research*, 13(1), 51-81.
- Jareño, Á. J., Valero, B. E., & Pavía, J. M. (2017). *Using machine learning for financial fraud detection in the accounts of companies investigated for money laundering*. Castellón : Economics Department, Universitat Jaume.
- Kamińska, J. A. (2019). A random forest partition model for predicting NO₂ concentrations from traffic flow and meteorological conditions. *Science of the Total Environment*, 651, 475-483.
- Karakoç, İ. (2020). Yeniden değerlendirme oranı uygulaması ve vergisel etkileri. *Mali Çözüm*, 30(159), 251-260.
- Kavzaoglu, T., & Çölkesen, İ. (2010). Destek vektör makineleri ile uydu görüntülerinin sınıflandırılmasında kernel fonksiyonlarının etkilerinin incelenmesi. *Harita Dergisi*(144), 73-82.
- Kazem, A., Sharifi, E., Hussain, F. K., Saberi, M., & Hussain, O. K. (2013). Support vector regression with chaos-based firefly algorithm for stock market price forecasting. *Applied Soft Computing*, 13(2), 947-958.
- Khaidem, L., Saha, S., & Dey, S. R. (2016). Predicting the direction of stock market prices using random forest. *Applied Mathematical Finance*.
- Kong, D. (2005). Performance-based budgeting: the US experience. *Public Organization Review*, 5(2), 91-107.
- Kotsiantis, S. B. (2007). Supervised machine learning: A review of classification techniques. *Informatica*(31), 249-268.

- Kulalı, İ. (2016). Altman z-skor modelinin BİST şirketlerinin finansal başarısızlık riskinin tahmin edilmesinde uygulanması. *Uluslararası Yönetim İktisat ve İşletme Dergisi*, 12(27), 283-291.
- Kumar, M., & Thenmozhi, M. (2006). Forecasting stock index movement: A comparison of support vector machines and random forest. *ndian institute of capital markets 9th capital markets conference*.
- Kurtaran Çelik, M. (2010). Bankaların finansal başarısızlıklarının geleneksel ve yeni yöntemlerle öngörüsü. *Yönetim ve Ekonomi*, 17(2), 129-143.
- Küçükkocaoğlu, G., Keskin Benli, Y., & Küçüksözen, C. (2005). Finansal bilgi manipülasyonunun tespitinde yapay sinir ağı modelinin kullanımı. *İMKB Dergisi*, 9(36), 1-23.
- Lee, T. K., Cho, J. H., Kwon, D. S., & Sohn, S. Y. (2019). Global stock market investment strategies based on financial network indicators using machine learning techniques. *Expert Systems With Applications*(117), 228-242.
- Liaw, A., & Wiener, M. (2002). Classification and regression by random forest. *R News*, 2(3), 18-22.
- Lin, T. H. (2009). A cross model study of corporate financial distress prediction in Taiwan: multiple discriminant analysis, logit, probit and neural networks models. *Neurocomputing*, 72(16), 3507-3516.
- Liu, C., Chan, Y., Kazmi, S. H., & Fu, H. (2015). Financial fraud detection model: Based on random forest. *International Journal of Economics and Finance*, 7(7), 178-188.
- Magner, N., Welker, R. B., & Campbell, T. L. (1996). Testing a model of budgetary participation processes in a latent variable structural equations framework. *Accounting and Business Research*, 27, 41-50.
- Mahfoud, S., & Mani, G. (1996). Financial forecasting using genetic algorithms. *Applied Artificial Intelligence*(10), 543-565.

- Nami, S., & Shajari, M. (2018). Cost-sensitive payment card fraud detection based on dynamic random forest and k-nearest neighbors. *Expert Systems With Applications*(110), 381-392.
- Nickolas, S. (2021, 04 16). *Budgeting vs. Financial Forecasting: What's the Difference?* Investopedia: <https://www.investopedia.com/ask/answers/042215/whats-difference-between-budgeting-and-financial-forecasting.asp> adresinden alındı
- Özgülbaş, N., & Koyuncugil, A. S. (2007). Financial profiling of public hospitals: an application by data mining. *Internal Journal of Health Planning and Management*(24), 69-83.
- Özkan, G., & İnal, M. (2014). Comparison of neural network application for fuzzy and ANFIS approaches for multi-criteria decision making problems. *Applied Soft Computing*(24), 232-238.
- Pal, M. (2007). Random forest classifier for remote sensing classification. *International Journal of Remote Sensing*, 217-222.
- Parker, R. J., & Kyj, L. (2006). Vertical information sharing in the budgeting process. *Accounting, Organizations and Society*(31), 27-45.
- Penman, S. H. (2010). Financial forecasting, risk and valuation: Accounting for the future. *A Journal of Accounting, Finance and Business Studies*, 46(2), 211-228.
- Petek, A., & Şanlı, O. (2019). Türkiye’de gayrisafi yurtiçi hasıla, döviz kurları ve sanayi üretim endeksinin kapasite kullanım oranları üzerine etkileri: zaman serileri analizi. *International Review of Economics and Management*, 7(1), 49-73.
- Pietrzak, Z. (2013). Traditional versus activity-based budgeting in non-manufacturing companies. *Social Sciences*, 82(4), 26-37.
- Propel Nonprofits. (2021, 01 05). *10 Step Annual Budget*. Propel Nonprofits: https://www.propelnonprofits.org/wp-content/uploads/2017/10/10_step_annual_budgeting_checklist.pdf adresinden alındı
- Raghavendra, S. N., & Deka, P. C. (2014). Support vector machine applications in the field of hydrology: A review. *Applied Soft Computing* , 372-386.

- Ravi, V., & Pramodh, C. (2008). Threshold accepting trained principal component neural network and feature subset selection: Application to bankruptcy prediction in banks. *Applied Soft Computing*(8), 1539-1548.
- Robinson, M., & Duncan, L. (2009). *A basic model of performance-based budgeting*. Washington: International Monetary Fund.
- Rose, P. S., Andrews, W. T., & Giroux, G. A. (1982). Predicting business failure: A macroeconomic perspective. *Journal of Accounting, Auditing and Finance*, 6(1), 20-31.
- Ruland, W., & Zhou, P. (2004). Pro forma financial statements. *Commercial Lending Review*(19), 34-39.
- Rustam, Z., & Saragih, G. S. (2018). Predicting bank financial failures using random forest. *International Workshop on Big Data and Information Security (IWBIS)* (s. 81-86). Institute of Electrical and Electronics Engineers.
- Sá, J. A., Almeida, A., Rocha, B. R., & Mota, M. A. (2011). Lightning forecast using data mining techniques on hourly evolution of the convective available potential energy. *10th Brazilian Congress on Computational Intelligence (CBIC'2011)* (s. 1-5). Fortaleza: Brazilian Society on Computational Intelligence (SBIC).
- Sağlam, N. (2017). Kooperatiflerde bütçeleme, finansal tabloların analizi ve faaliyet raporu. *Temel Kooperatifçilik* (s. 275-308). içinde Eskişehir: Anadolu Üniversitesi Yayınları.
- Sağlam, N. (2020). *Örneklerle Tekdüzen Hesap Planı*. Ankara: Muhasebe Kitapları İnternet Yayıncılık.
- Sağlam, N., & Şengel, S. (2018). *Şirketler Muhasebesi*. Eskişehir: Nisan Kitabevi.
- Sağlam, N., Orhan, A., & Çakan, S. (2021). *Finansal Taloları Hazırlama ve Okuma Rehberi*. Bursa: Muhasebe Kitapları İnternet Yayıncılık.
- Sağlam, N., Uyar, S., & Yolcu, M. (2020). *Bağımsız Denetim Uygulama Rehberi*. Bursa: Muhasebe Kitapları İnternet Yayıncılık.
- Saldanlı, A. (2020, 12 10). *Finansal Yönetim*. İstanbul Üniversitesi: <http://auzefkitap.istanbul.edu.tr/kitap/kok/finansalyonu163.pdf> adresinden alındı

- Silahtaroglu, G. (2013). *Veri Madenciliği Kavram ve Algoritmaları*. İstanbul: Papatya Yayıncılık Eğitim.
- Smith, R. W., & Lynch, T. (2004). *Public budgeting*. New Jersey: Pearson.
- Springate, G. L. (1978). Predicting the possibility of failure in a Canadian firm. *Yayımlanmamış Doktora Tezi*. Simon Fraser University.
- Takma, Ç., Atıl, H., & Aksakal, V. (2012). Çoklu doğrusal regresyon ve yapay sinir ağı modellerinin laktasyon süt verimlerine uyum yeteneklerinin karşılaştırılması. *Kafkas Üniversitesi Veterinerlik Fakültesi Dergisi*, 18(6), 941-944.
- Tektaş, A., & Karataş, A. (2004). Yapay sinir ağları ve finans alanına uygulanması: Hisse senedi fiyat tahminlemesi. *Atatürk Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi*, 18(3-4), 337-349.
- Terzi, S. (2011). Finansal rasyolar yardımıyla finansal başarısızlık tahmini: Gıda sektöründe ampirik bir araştırma. *Çukurova Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 15(1), 1-18.
- Thakur, M., & Kumar, D. (2018). A hybrid financial trading support system using multi-category classifiers and random forest. *Applied Soft Computing*(67), 337-349.
- Tu, J. V. (1996). Advantages and disadvantages of using artificial neural networks versus logistic regression for predicting medical outcomes. *Journal of Clinical Epidemiology*, 1225-1231.
- Türk, Z. (2001). Modern bütçeleme tekniği: Kaizen bütçeleme. *Atatürk Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi*, 1(2), 215-228.
- Ünsal, A. (2000). Diskriminant analizi ve uygulaması üzerine bir örnek. *Gazi Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 2(3), 19-36.
- Ünvan, Y. A., & Tatlıdıl, H. (2011). Türk bankacılık sektörünün çok değişkenli istatistiksel yöntemler ile incelenmesi. *Ege Akademik Bakış*, 11(Özel Sayı), 29-40.
- Weber, M., Domeniconi, G., Chen, J., Weidele, D. K., Bellei, C., Robinson, T., & Leiserson, C. E. (2019). Anti-money laundering in Bitcoin: Experimenting with

graph convolutional networks for financial forensics. *KDD '19 Workshop on Anomaly Detection in Finance*. Anchorage: KDD.

Xiong, S. Y., Lu, C., Chang, L., & Xie, A. R. (2019). Impact analysis of financial early warning indicators based on random forest . *International Conference on Information Technology, Electrical and Electronic Engineering* (s. 701-706). Sanya: DEStech Transactions on Computer Science and Engineering.

Xuan, S., Liu, G., Li, Z., Zheng, L., Wang, S., & Jiang, C. (2018). Random forest for credit card fraud detection. *IEEE 15th International Conference on Networking, Sensing and Control (ICNSC)*. Institute of Electrical and Electronics Engineers.

Zırhlıoğlu, G. (2011). İnternet bağımlılığının CHAID analizi ile incelenmesi: Van İli Örneği. *Eğitimde ve Psikolojide Ölçme ve Değerlendirme Dergisi*, 2(2), 182-190.