

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

**FİNANSAL VERİLERLE KÂRLİLİĞİ AÇIKLAYAN  
MODELLERİN KARŞILAŞTIRILMASI ÜZERİNE BİR  
ARAŞTIRMA**

Yüksek Lisans Tezi

SERKAN ETİ

İstanbul, 2016

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

**FİNANSAL VERİLERLE KÂRLILIĞI AÇIKLAYAN  
MODELLERİN KARŞILAŞTIRILMASI ÜZERİNE BİR  
ARAŞTIRMA**

Yüksek Lisans Tezi

SERKAN ETİ

Danışman: ÖĞR. GRV. DR. MEHMET NURİ İNEL

İstanbul, 2016



T.C.  
MARMARA ÜNİVERSİTESİ  
SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ MÜDÜRLÜĞÜ

TEZ ONAY BELGESİ

İŞLETME Anabilim Dalı SAYISAL YÖNTEMLER Bilim Dalı TEZLİ YÜKSEK LİSANS öğrencisi SERKAN ETİ'nin FİNANSAL VERİLERLE KÂRLİLİĞİ AÇIKLAYAN MODELLERİN KARŞILAŞTIRILMASI ÜZERİNE BİR ARAŞTIRMA adlı tez çalışması, Enstitümüz Yönetim Kurulunun 15.06.2016 tarih ve 2016-21/23 sayılı kararıyla oluşturulan jüri tarafından oy birliği / oy çokluğu ile Yüksek Lisans Tezi olarak kabul edilmiştir.

Tez Savunma Tarihi 27/06/2016

Öğretim Üyesi Adı Soyadı

İmzası

	Öğretim Üyesi Adı Soyadı	İmzası
1.	Tez Danışmanı Öğr. Gör. MEHMET NURİ İNEL	
2.	Jüri Üyesi Prof. Dr. HAKAN YILDIRIM	
3.	Jüri Üyesi Doç. Dr. MERT ERER	

## GENEL BİLGİLER

İsim ve Soyadı	: Serkan ETİ
Anabilim Dalı	: İşletme
Programı	: Sayısal Yöntemler
Tez Danışmanı	: Öğr. Grv. Dr. Mehmet Nuri İnel
Tez Türü ve Tarihi	: Yüksek Lisans – Haziran 2016
Anahtar Kelimeler	: Kârlılık, Finansal Oranlar, Modelleme

## ÖZET

### **FİNANSAL VERİLERLE KÂRLILIĞI AÇIKLAYAN MODELLERİN KARŞILAŞTIRILMASI ÜZERİNE BİR ARAŞTIRMA**

Kârlılık, işletmeler için her zaman göz önünde tutulan bir husustur. Bu çalışmada aktif kârlılık, dört farklı yöntem ile modellenerek karşılaştırılmaktadır. BİST' te işlem gören teknoloji şirketlerinin finansal tabloları üzerinden çoklu doğrusal regresyon, lojistik regresyon, karar ağaçları ve yapay sinir ağları modelleri kurulmuştur. Daha sonrasında bu modeller değerlendirilerek karşılaştırılmıştır.

## **GENERAL KNOWLEDGE**

Name and Surname	: Serkan ETİ
Field	: Business Administration
Programme	: Quantitative Methods
Supervisor	: Lecturer. Phd. Dr. Mehmet Nuri İnel
Degree Awarded and Date	: Master – June 2016
Keywords	: Profitability, Financial Ratios, Modeling

### **ABSTRACT**

#### **A RESEARCH ON COMPARISON OF MODELS EXPLAINING THE PROFITABILITY BASE ON FINANCIAL DATA**

Profitability is always a main considerations for businesses. In this study, return on assets is modeled and compared with four different methods. Multiple linear regression, logistic regression, decision tree and neural networks are established with financial Statements of technology company traded on BIST. After that, on these models were evaluated and compared.

# İÇİNDEKİLER

	Sayfa No.
<b>TABLO LİSTESİ</b> .....	<b>vi</b>
<b>ŞEKİL LİSTESİ</b> .....	<b>viii</b>
<b>KISALTMALAR</b> .....	<b>ix</b>
<b>1. GİRİŞ</b> .....	<b>1</b>
<b>2. ORAN ANALİZİ</b> .....	<b>3</b>
2.1. Kârlılık Oranları.....	9
2.1.1. Aktif Kârlılık .....	9
2.2. Faaliyet Oranları .....	10
2.2.1. Satış Büyüklüğü .....	10
2.2.2. Varlık Büyümesi.....	10
2.2.3. Aktif Devir Hızı.....	10
2.2.4. Sermaye/ Toplam Kaynak Oranı.....	11
2.2.5. Alacakların Ortalama Tahsil Süresi.....	11
2.2.6. İşletme Büyüklüğü.....	11
2.2.7. Net Satışlar/ Duran Varlıklar Oranı.....	11
2.3. Likidite Oranları .....	12
2.3.1. Asit-Test Oranı.....	12
2.3.2. Cari Oran .....	12
2.4. Mali Oranlar .....	13
2.4.1. Kaldıraç Oranı .....	13
2.4.2. Kısa Vadeli Kaldıraç Oranı.....	13
2.4.3. Uzun Vadeli Kaldıraç Oranı.....	13
2.4.4. Özsermayenin Kazanma Gücü.....	13
2.4.5. Özsermaye Devir Hızı .....	14
2.5. Finansal Yapı Oranları.....	14
2.7.1. Finansal Gider Oranı.....	14

2.7.2. Borç Oranı .....	14
<b>3. KARŞILAŞTIRILAN YÖNTEMLER.....</b>	<b>15</b>
3.1. Çoklu Doğrusal Regresyon.....	17
3.1.1. Kademeli Değişken Seçimi (Stepwise ) .....	21
3.2. Lojistik Regresyon .....	22
3.2.1. İleriye Doğru Olabilirlik Oranı (Forward Likelihood Ratio) .....	25
3.3. Karar Ağaçları .....	26
3.3.1. CHAID Algoritması .....	28
3.4. Yapay Sinir Ağları.....	32
<b>4. UYGULAMA .....</b>	<b>36</b>
4.1. Uygulamanın Konusu, Amacı ve Önemi .....	36
4.1.1. Uygulamanın Konusu .....	36
4.1.2. Uygulamanın Amacı .....	36
4.1.3. Uygulamanın Önemi.....	36
4.1.4. Uygulamanın Yöntemleri ve Kısıtları .....	36
4.2. Yöntemler ile Model Kurulması.....	37
4.2.1. Çoklu Doğrusal Regresyon İle Model Kurulması .....	45
4.2.2. Lojistik Regresyon İle Model Kurulması .....	48
4.2.3. Karar Ağaçları İle Model Kurulması .....	57
4.2.4. Yapay Sinir Ağları İle Model Kurulması .....	65
4.3. Yöntemlerin Sonuçlarının Değerlendirilmesi .....	69
4.3.1. Çoklu Doğrusal Regresyon Sonucunun Değerlendirilmesi .....	69
4.3.2. Lojistik Regresyon Sonucunun Değerlendirilmesi .....	71
4.3.3. Karar Ağacı Sonucunun Değerlendirilmesi .....	72
4.3.4. Yapay Sinir Ağlarının Sonuçlarının Değerlendirilmesi .....	73
4.3.5. Genel Değerlendirme .....	73
<b>5. SONUÇ ve öneriler .....</b>	<b>77</b>

**KAYNAKÇA..... 80**





## TABLO LİSTESİ

	Sayfa No.
Tablo 1 Stepwise Çoklu Doğrusal Regresyondaki Adımsal $R^2$ .....	45
Tablo 2 Çoklu Regresyon Analizindeki Değişkenlerin VIF Değerleri.....	46
Tablo 3 Çoklu Doğrusal Regresyon Modelinin Anova Tablosu .....	47
Tablo 4 Çoklu Doğrusal Regresyon Analizi ile Kurulan Modelin Katsayıları .....	47
Tablo 5 Lojistik Regresyon Analizindeki Adım 0.....	49
Tablo 6 Lojistik Regresyon Adım 0'daki Doğruluk Yüzdesi.....	49
Tablo 7 Lojistik Regresyon Analizinde Adım 0' daki Değişkenler .....	50
Tablo 8 Lojistik Regresyon Analizinde Adım 0'daki Skor Değerleri .....	51
Tablo 9 Lojistik Regresyon Analizinde Adımlardaki Skor Değerleri .....	51
Tablo 10 Lojistik Regresyon Analizinde Değişken Seçimi.....	54
Tablo 11 Lojistik Regresyon Analizinde $R^2$ Oranları.....	55
Tablo 12 Lojistik Regresyon Analizinde Hosmer ve Lemeshow Testi.....	55
Tablo 13 Lojistik Regresyon Analizi Adımların Doğruluk Yüzdesi .....	56
Tablo 14 Lojistik Regresyon Analizinde Adımlardaki Değişkenler ve Katsayı.....	57
Tablo 15 CHAID Algoritması ile İlk Bölümleme.....	58
Tablo 16 CHAID Algoritmasının Birinci Ana Dalı .....	59
Tablo 17 CHAID Algoritmasının İkinci Ana Dalı .....	60
Tablo 18 CHAID Algoritmasının Üçüncü Ana Dalı .....	61

<b>Tablo 19 CHAID Algoritmasının Dördüncü Ana Dalı.....</b>	<b>62</b>
<b>Tablo 20 CHAID Algoritmasının Beşinci Ana Dalı.....</b>	<b>63</b>
<b>Tablo 21 CHAID Algoritması İle Elde Edilen Yaprak Düğümlerin Ortalaması ...</b>	<b>64</b>
<b>Tablo 22 Yapay Sinir Ağları Modelinin Çıktısı ve Gerçek Değerler .....</b>	<b>67</b>
<b>Tablo 23 Çoklu Doğrusal Regresyon, Lojistik Regresyon ve Yapay Sinir Ağları Modellerinin <math>R^2</math> Değerleri.....</b>	<b>75</b>



## ŞEKİL LİSTESİ

	<b>Sayfa No.</b>
<b>Şekil 1:</b> Karar Ağacı Modeli Örneği .....	27
<b>Şekil 2:</b> Temel Sinir Hücresi .....	33
<b>Şekil 3:</b> İleri Beslemeli Çok Katmanlı Temel Yapay Sinir Ağ Modeli.....	33
<b>Şekil 4:</b> Arena A.Ş. 2015 Yılı Sonu Bilançosu .....	39
<b>Şekil 5:</b> ARENA 2015 Gelir-Gider Tablosu .....	40
<b>Şekil 6:</b> Bağımlı ve Bağımsız Değişkenler.....	44
<b>Şekil 7:</b> Yapay Sinir Ağı Modeli.....	66
<b>Şekil 8:</b> Yapay Sinir Ağları Gerçek ve Tahmin Değer Grafiği .....	68

## KISALTMALAR

**ARENA** Arena Bilgisayar Sanayi ve Ticaret A.Ş.

**BİST** Borsa İstanbul

**İMKB** İstanbul Menkul Kıymetler Borsası

**BİST** Borsa İstanbul

**KAP** Kamu Aydınlatma Platformu



# 1. GİRİŞ

Sanayi devrimi ile işletmelerde seri üretimler için geliştirilen teknolojinin önemi her geçen gün artmaya başladı. Dünyanın küreselleşmesi ile de işletmelerin maliyeti azaltma, kârlılığı artırma konusunda teknolojiden faydalanmaya ve teknolojik gelişmeleri takip etmeye başladı. Teknolojinin önemi ile birlikte teknoloji sektörünün dünya ekonomisindeki payı da her geçen gün artmaya başlamıştır. Söz konusu işletmeler dünyada ve Türkiye' de önemini artırarak borsalarda işlem görmeye başlamışlardır.<sup>1</sup>

İşletmelerin en temel faaliyet amacı olan kârlılık, teknik açıdan aktif kârlılık(net kâr/aktifler), sermaye kârlılığı (net kâr/özsermaye) ve hisse başına kârlılık olarak ele alınmaktadır.

Bu çalışmada literatürde daha çok yer alan aktif kârlılık, mali tablolardan elde edebilecek finansal oranlar kullanılarak dört yöntemle açıklanmaya çalışılmıştır. Çoklu doğrusal regresyon analizi, lojistik regresyon analizi, karar ağaçları ve yapay sinir ağları ile elde edilen modeller değerlendirilerek, kârlılık analizi için karar vericinin hangi durumlarda, ne tür sonuçlar istediğine göre hangi yöntemi seçmesinin uygun olacağı belirlenmeye çalışılmıştır. Yöntemlerin birbirlerine göre artışı ve eksisi değerlendirilmiştir. Hangi yöntemin ne durumda daha uygun olacağının belirlenmesi ile karar vericiye yöntem belirlemede yardımcı olunmaya çalışılmıştır.

Çalışmanın ikinci bölümünde finansal tablo verilerinin ve kârlılığın tanımı ve formülüne yer verilmiştir. Literatürdeki önceki çalışmaların kısa bir özetine yer verilmiştir.

Üçüncü bölümde, çalışmada yer verilen doğrusal regresyon, lojistik regresyon, karar ağaçları ve yapay sinir ağları konu anlatımına yer verilmiştir. Varsayımları, tanımları ve yöntemlerdeki metotların anlatımına yer ayrılmıştır.

---

<sup>1</sup> Ali Bayraktaroğlu, İlhan Ege, Teknolojik Gelişme, İMKB ve NASDAQ'da İşlem Gören Teknoloji Şirketlerinin Finansal Analizi, **6. Bilgi Ekonomi ve Yönetim Uluslararası Kongresi**, İstanbul, Aralık 2007, S:84

Dördüncü bölümde ise, diğer bölümlerde anlatılan finansal oranlar ile yöntemler kullanılarak aktif kârlılığı açıklayan dört modelin kurulumu anlatılmıştır. Kurulan modellerin anlamlılığı ve ayrı ayrı yorumlarına yer verilmiştir. Bölümün sonunda da genel bir yorumlama ile dört modelin karşılaştırılmasına yer verilmiştir.



## 2. ORAN ANALİZİ

İşletmelerin temel amaçlarından birisi kâr elde etmektir. Türk Dil Kurumu'na göre kâr, alışveriş işlerinin sağladığı para kazancı, yarar veya fayda olarak tanımlanmaktadır. Ekonomik veya finans açısından ise kâr, üretim faktörlerinden biri olan girişimcinin üretimden aldığı paydır. Ticaret anlamı ise maliyet fiyatıyla satış fiyatı arasındaki farktır.<sup>2</sup>

Kârlılık kavramı ise, Türk Dil Kurumu'na göre kârlı olma durumudur. Kâr, para birimine göre tutar iken, kârlılık ise bir orandır.<sup>3</sup>

Finansal analiz, finansal tablolarda yer alan kalemler arasında ilişkinin kurulması, ölçülmesi ve yorumlanmasını işlemlerini kapsar. Analiz ile bir işletmenin geçmiş ve cari dönemdeki performansını inceleyerek geleceğe yönelik tahmin yapılmasını imkân sağlarken gelecekle ilgili planlama çalışmalarına ışık tutacak bilgiler elde edilebilir.<sup>45</sup>

Finansal analiz yatırım ve finansal karar alma sürecinde ilgili diğer bilgiler ile birlikte finansal verilerin seçimi, değerlendirilmesi ve yorumlanmasıdır. Finansal analiz ayrıca çalışan performansı, operasyon verimliliği ve kredi politikaları gibi konularını değerlendirmek için kullanılabilir.<sup>6</sup>

Finansal tablo analizi, yatırım yönetimi, kurumsal finansman, ticari kredi içeren meslek türlerinin çeşitliliğinde hayati bir faktördür. Finansal verilerin analizi ile bağlantılı olarak yatırım kararı alan kişilerin ya da bu tür faaliyetlerde bulunanlar, standart finansal oranlarla hesaplanan analizleri rutin olarak takip ederler. Finansal analiz de birçok durumda resmi gereksinimlerini karşılamak için çaba ve zihinsel efor

---

<sup>2</sup> <http://www.tdk.gov.tr/>

<sup>3</sup> Bekir Baykara, **Döner Sermayeli İşletmelerde Kâr ve Kârlılığın Anlamı**, Mali Hukuk Dergisi, Temmuz 1994, S.6.

<sup>4</sup> **Finansal Yönetim**, Sermaye Piyasası Faaliyetleri İleri Düzey Lisansı Eğitimi, Ekim 2012, S:12

<sup>5</sup> Nurhan Aydın, Mehmet Şen ve Niyazi Berk, **Finansal Yönetim-1**, 1.Baskı, Eskişehir, Haziran 2012, S:85

<sup>6</sup> Pamela Peterson Drake, **Financial Ratio Analysis**, [http://educ.jmu.edu/~drakepp/principles/module2/fin\\_rat.pdf](http://educ.jmu.edu/~drakepp/principles/module2/fin_rat.pdf) (26.04.2016)

gerektirir.<sup>7</sup> Finansal raporlamanın birincil hedefi finansal tablolar yardımıyla bir şirketin kârlılığını ve mali durumunu doğru ölçmektir. Finansal raporlamanın amacı ucuz sermaye elde etmektir.<sup>8</sup>

Finansal oran, iki kalemin arasındaki matematiksel ilişkiyi ifade eder. Karşılaştırmanın yararlı olması için iki değer birbiriyle ilişkili olmalıdır.<sup>9</sup>

Bu kapsamda literatürümüzde finansal analiz ile ilgili yapılmış birçok çalışma bulunmaktadır. Kârlılık ve finansal yapı ile ilgili olan bazı çalışmalar ise şunlardır:

Demir (2001), İMKB de işlem gören mali sektör hisse senetleri üzerinde yaptığı çalışmada 16 şirketi analiz için seçmiştir. 1991-2000 yılları arasındaki 6 aylık hisse senedi fiyatları ile çoklu regresyon analizi sonucu, hisse senedi fiyatını etkileyen faktörler olarak, piyasa değeri / defter değeri, hisse başına kâr, fiyat/kazanç oranı, öz sermaye kârlılığı, kaldıraç oranı, net kâr artış hızı, işlem görme oranı ve temettü ödeme oranlarının etkisi olduğunu saptamıştır.<sup>10</sup>

Nissim ve Penman (2001), yaptıkları araştırmada ticari ve finansal borçların kârlılığa etkisini, New Yorks borsasında işlem gören üretim işletmelerine ait 38 yıllık verileri kullanarak incelenmişlerdir.<sup>11</sup>

Eriotis ve Neokosmides (2002), yaptıkları çalışmalarında borç/özsermaye oranı ile kârlılık arasında negatif bir ilişki olduğunu göstermiştir.<sup>12</sup>

---

<sup>7</sup> Martin Fridson, Fernando Alvarez, **Financial Statement Analysis A Practitioner's Guide**, Third Edition:New York, John Wiley & Sons, 2002, S:3

<sup>8</sup> Martin Fridson, Fernando Alvarez, S:5

<sup>9</sup> John Bajkowski, Financial Ratio Analysis: Putting The Numbers To Work, **The American Association Of Individual Investors**, 1999, S:3

<sup>10</sup> Yusuf Demir, Hisse Senedi Fiyatını Etkileyen İşletme Düzeyindeki Faktörler Ve Mali Sektör Üzerine İMKB'de Bir Uygulama, **Süleyman Demirel Üniversitesi İ.İ.B.F. Dergisi**, 2001, Sayı 2, S:118

<sup>11</sup> Doron Nissim and Stephen H. Penman, **Financial Statement Analysis of Leverage and How It Informs About Profitability and Price-to-Book Ratios**,

[http://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract\\_id=292725](http://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=292725) 2001, (15.05.2016), S:1

<sup>12</sup> Nikolaos P. Eriotis, Zoe Frangouli, Zoe Ventoura-Neokosmides, Profit Margin And Capital Structure: An Empirical Relationship, **The Journal of Applied Business Research**, Vol. 18, N.2, 2002, S:2



Omran ve Ragab (2004), Mısır 'da faaliyet gösteren 46 işletmenin 1996-2000 yıllarındaki 10 finansal oran kullanarak özsermaye kârlılığı ile hisse senedi getirisi arasındaki ilişkiyi araştırmıştır.<sup>13</sup>

Tektaş, Karataş (2004), yapay sinir ağlarını kullanarak 7 şirketin hisse senedi fiyatını tahmin etmiştir. Ayrıca doğrusal regresyon yöntemi ile kıyaslayarak yapay sinir ağlarının daha başarılı sonuç verdiğini göstermiştir.<sup>14</sup>

Chen ve Zhau (2005), toplam satışların doğal logaritmasının kârlılığa pozitif etkisini tespit etmiştir.<sup>15</sup>

Akhtar (2005), Avustralya' da 1992 - 2001 yıllarındaki veriler ile yatay kesit tobit regresyon analizi ile çokuluslu ve ulusal işletmeler için büyüme oranın, kârlılığın ve işletme büyüklüğünün kaldıraçın önemli belirleyicileri olduğunu belirlemiştir.<sup>16</sup>

Karaatlı, Güngör, Demir, Kalaycı (2005), hisse senedi fiyatlarının tahmininde yapay sinir ağları kullanmıştır. Yaptığı çalışma da regresyon analizinden daha başarılı bir performans verdiğini göstermiştir.<sup>17</sup>

Solano ve Teruel (2006), yaptığı çalışmada 7 yıllık verileri kullanarak işletmelerin alacak, stok devir hızlarını ve nakit dönüşüm süresinin kârlılıkla pozitif etkisi olduğunu göstermiştir.<sup>18</sup>

Bodur, Aktan (2006), yaptıkları çalışma da küçük işletmelerin kendi mali tablolarıyla finansal durumunu nasıl yapabileceklerini araştırmışlardır.<sup>19</sup>

---

<sup>13</sup> Mohammed Omran, Linear Versus Non-linear Relationships Between Financial Ratios And Stock Returns: Empirical Evidence From Egyptian Firms, **Review of Accounting And Finance, Vol 2**, No 2, 2004, S:83

<sup>14</sup> Arzu Tektaş, Abdülmecit Karataş, Yapay Sinir Ağları ve Finans Alanına Uygulanması: Hisse Senedi Fiyat Tahminlemesi, **Atatürk Üniversitesi İ.İ.B.F. Dergisi, Cilt 18, Sayı 3-4**, 2004, S:337

<sup>15</sup> Long Chen, Xinlei Zhao, **Profitability, Mean Reversion of Leverage Ratios, and Capital Structure Choices**, 2005, S:35

<sup>16</sup> Shumi Akhtar, **Australian Multinational And Domestic Corporations Capital Structure Determinants**, 2004, S:6

<sup>17</sup> Meltem Karaatlı, İbrahim Güngör, Yusuf Demir ve Şeref Kalaycı, "Hisse Senedi Fiyat Hareketlerinin Yapay Sinir Ağları Yöntemi İle Tahmin Edilmesi", **Balikesir Üniversitesi Bandırma İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Akademik Fener Dergisi, Cilt.2, Sayı.1**, 2005 s.22-48,

<sup>18</sup> Pedro Juan Garcia-Teruel, Pedro Martinez Solano, Effects Of Working Capital Management On SME Profitability, **International Journal Of Managerial Finance, Vol 3, No 2**, 2007, S:167

Ege, Bayrakdarođlu (2007), İMKB ve NASDAQ' da faaliyet gösteren teknoloji şirketlerinin Du-Pont analizi ile özsermaye kârlılıklarının karşılaştırmışlardır. Finansal tablolardan hesaplanan veriler ile regresyon analizi yapılmıştır. Çalışmanın sonucunda en az etkileyen faktör özsermaye devir hızı olurken en çok etkileyenler ise net kâr marjı ile aktif devir hızı faktörleri olmuştur.<sup>20</sup>

Albayrak, Akbulut (2008), İMKB hizmet ve sanayi işletmeleri üzerine yaptıkları çalışma da 18 göstergenin kârlılığı etkisini araştırmışlardır.<sup>21</sup>

Koyuncugil,, Özgülbaş (2008), Chaid algoritması kullandıkları çalışmalarında İMKB' de işlem gören 697 KOBİ lerin 2000-2005 yılları arasındaki verilerini kullanmışlardır. Finansal verileri kullanarak KOBİ' lerin performanslarını iyi ve kötü olarak belirlemeye çalışmıştır.<sup>22</sup>

Dehuan ve Jin (2008), çalışmalarında, basit ve çoklu regresyon kullanmışlardır. Yıllık hisse senedi getirileri bağımlı değişken olarak kullanıldığı modelde toplam varlık devir hızı, hisse başına kardaki değişim, kâr marjı, aktif kârlılığı, özsermaye kârlılığı ve satışlardaki kârlılık ise kullandıkları bağımsız değişkenlerdir.<sup>23</sup>

Ege, Bayrakdarođlu (2009), çalışmalarında lojistik regresyon analizi kullanarak hisse senedi getirilerini likidite, faaliyet, kârlılık, finansal yapı, borsa performans oranları kullanarak finansal oranlarla ilişkisini ve düşük ve yüksek getirili şirketleri tespit etmiştir.<sup>24</sup>

---

<sup>19</sup> Bora Aktan, Bora Bodur, Oranlar Aracılığı İle Finansal Durumunuzu Nasıl Çözümlersiniz?, **Journal of Yasar University**, Cilt 1, Sayı 1, S:59

<sup>20</sup> Ali Bayrakdarođlu, İlhan Ege, S:84

<sup>21</sup> Ali Sait Albayrak, Ramazan Akbulut, Kârlılığı Etkileyen Faktörler: İMKB Sanayi ve Hizmet Sektörlerinde İşlem Gören İşletmeler Üzerine Bir İnceleme, **ZKÜ Sosyal Bilimler Dergisi**, Cilt.4, Sayı.7, 2008, S:56

<sup>22</sup> Ali Serhan Koyuncugil, Nermin Özgülbaş, İMKB'de İşlem Gören Kobi'lerin Güçlü Ve Zayıf Yönleri: CHAID Karar Ağacı Uygulaması, **Dokuz Eylül Üniversitesi İ.İ.B.F. Dergisi**, Cilt 23, Sayı 1, 2008, S:5

<sup>23</sup> Dehuan Jin, Jin Zhenhu, Firm Performance And Stock Returns: An Empirical Study Of The Top Performing Stocks Listed On Shanghai Stock Exchange, **Academy Of Accounting And Financial Studies Journal**, Vol.12, No.1, 2008

<sup>24</sup> İlhan Ege, Ali Bayrakdarođlu, İMKB Şirketlerinin Hisse Senedi Getiri Başarılarının Lojistik Regresyon Tekniđi İle Analizi, **ZKÜ Sosyal Bilimler Dergisi**, Cilt 5, Sayı 10, 2009, S:140

Albayrak, Koltan (2009), İMKB 100 endeksindeki sanayi ve hizmet sektöründe işlem gören 173 işletmeyi CHAID algoritması ile sınıflandırmıştır. Çalışmalarında 2004 - 2006 yıllarına ait veriler kullanılmıştır.<sup>25</sup>

Büyüksalvarcı, (2010), İMKB imalat sektöründe işlem gören işletmelerde yaptığı çalışmada, likidite oranları, faaliyet oranları, mali yapı oranları, borsa performans oranlarını kullanarak kârlılık oranlarına etkisini incelemiştir. Yaptığı çalışmada oranların hisse başına getirilerine doğrusal, kübik, logaritmik gibi ilişki içinde olduğunu incelemiştir.<sup>26</sup>

Oruç (2010), İMKB 100 endeksinde işlem gören işletmeler üzerinde yaptığı çalışma da çeşitli finansal göstergelerin hisse senedi getirilerine olan etkisini incelemiştir. Aktif devir hızı, özsermaye toplam varlık oranı, özsermaye kârlılığı, satış büyüklüğü, varlık büyümesi ve piyasa değeri defter değeri oranlarını kullanarak yaptığı çalışma da hisse senedi gelecek dönem getirilerinin belirlemeyi amaçlamıştır.<sup>27</sup>

Karaca, Başcı (2011), İMKB 30 endeksinde 2001-2009 dönemi üzerinde yaptığı çalışmada, kullandığı 17 oran ile panel analizi yapmıştır.<sup>28</sup>

Karadeniz, İskenderoğlu (2011), turizm işletmeleri üzerinde aktif kârlılık etkileyen değişkenler analizinde, bütünleşik regresyon analizi ile aktif büyüklüğü, işletmenin sektördeki pazar payı, net işletme sermayesi, alacak devir hızı, stok devir hızı ve aktif devir hızının aktif kârlılığı üzerindeki etkisi incelenmiştir.<sup>29</sup>

---

<sup>25</sup> Ali Sait Albayrak, Şebnem Koltan Yılmaz, Veri Madenciliği: Karar Ağacı Algoritmaları Ve İMKB Verileri Üzerine Bir Uygulama, **Süleyman Demirel Üniversitesi İ.İ.B.F. Dergisi**, C.14, S.1, 2009, S:39

<sup>26</sup> Ahmet Büyüksalvarcı, Finansal Oranlar İle Hisse Senedi Getirileri Arasındaki İlişkinin Analizi: İMKB İmalat Sektörü Üzerine Bir Araştırma, **Muhasebe ve Finansman Dergisi (MUFAD)**, Sayı. 48, Ekim 2010, S:130

<sup>27</sup> Eda Oruç, İMKB’de İşlem Gören İşletmelerin Hisse Senedi Getirileri İle Çeşitli Finansal Göstergeleri Arasındaki İlişki, **Hitit Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi**, 2010, Sayı 1-2, S:35

<sup>28</sup> Süleyman Serdar Karaca, Eşref Şeref Başcı, Hisse Senedi Performansını Etkileyen Rasyolar ve İMKB 30 Endeksinde 2001-2009 Dönemi Panel Veri Analizi, **Süleyman Demirel Üniversitesi İ.İ.B.F. Dergisi**, Cilt 16, S3, 2011, S:342

<sup>29</sup> Erdinç Karadeniz, Ömer İskenderoğlu, İstanbul Menkul Kıymetler Borsası’nda İşlem Gören Turizm İşletmelerinin Aktif Kârlılığını Etkileyen Değişkenlerin Analizi, **Anatolia: Turizm Araştırmaları Dergisi**, Cilt 22, Sayı 1, 2011, S:69

Akcan, Kartal (2011), İMKB'deki sigorta sektöründe yaptıkları çalışma da hisse senedi fiyatlarının yapay sinir ağları ile tahmin edilmeye çalışılmıştır. Özellikle ilk aya kadar olan tahminlerde yüksek derecede başarı elde edilmiştir.<sup>30</sup>

Akbulut (2011), İMKB imalat sektöründeki işletmelerde işletme sermayesi yönetimi ile kârlılık arasındaki ilişki incelenmiş, aktif kârlılığın bağımlı değişken olarak aldığı çalışmasında alacakların ortalama tahsil süresi, stok devir süresi, nakit döngüsü, aktif büyüklüğü, büyüme oranı ve kaldıraç oranı bağımsız değişkenleri ile açıklamıştır.<sup>31</sup>

Aydın, Kısakürek (2013), çalışmalarında aktif kârlılık, satış kârlılığı ve özsermaye kârlılıklarını kriz odaklı olarak sermaye yapısı ile ilişkisini analiz etmişlerdir.<sup>32</sup>

Kayalidere (2013), 2005 - 2011 dönem verileri ile yaptığı çalışmada muhasebe bilgileri yardımı ile hisse senedi fiyatlarını Ohlson yaklaşımı ile hesaplamıştır.<sup>33</sup>

Okuyan (2013), İstanbul Sanayi Odasına bağlı en büyük 500 ve ikinci 500 büyük sanayi işletmeleri üzerinde yaptığı çalışma da, borçlanma, büyüklük, işgücü verimliliği, ihracat, yabancı payı ve özel sektör payının aktif kârlılığına, özkaynak kârlılığına ve ekonomik kârlılığa etkisini incelemiştir.<sup>34</sup>

Korkmaz, Karaca Süleyman (2014), BİST imalat sektöründe, firma kârlılığının finansal belirleyicilerini tespit çalışmasında, hisse başına kazanç, aktif kârlılık ve özkaynak kârlılıklarını ayrı ayrı bağımlı değişkenler olarak kurdukları 3 model

---

<sup>30</sup> Ahmet Akcan, Cem Kartal, İMKB Sigorta Endeksini Oluşturan Şirketlerin Hisse Senedi Fiyatlarının Yapay Sinir Ağları İle Tahmini, **Muhasebe Ve Finansman Dergisi**, Temmuz 2011, S:32

<sup>31</sup> Ramazan Akbulut, İMKB'de İmalat Sektöründeki İşletmelerde İşletme Sermayesi Yönetiminin Kârlılık Üzerindeki Etkisini Ölçmeye Yönelik Bir Araştırma, **İstanbul Üniversitesi İşletme Fakültesi Dergisi**, Cilt 40, Sayı 2, 2011, S:195

<sup>32</sup> M. Mustafa Kısakürek, Yüksel Aydın, İşletmelerde Sermaye Yapısı ile Kârlılık Arasındaki İlişkinin Analizi: 1992-2011 Yılları Arası Finansal Krizler Odaklı BİST'te Bir Uygulama, **C.Ü. İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi**, Cilt 14, Sayı 2, 2013, S:103

<sup>33</sup> Koray Kayalidere, Hisse Senedi Piyasasında Muhasebe Bilgilerinin Rolü: İMKB-Mali Sektör Üzerine Bir Uygulama, **İşletme Araştırmaları Dergisi**, Vol.5. No.1, 2013, S:130

<sup>34</sup> H. Aydın Okuyan, Türkiye'deki En Büyük 1000 Sanayi İşletmesinin Kârlılık Analizi, **Business And Economics Research Journal**, Vol 4, Number 2, 2013, S:23

üzerinden panel veri analizi ile sekiz değişken ile açıklamaya çalışmışlardır. Aktif kârlılığı açıklayan anlamlı beş değişken tespit etmişlerdir.<sup>35</sup>

Kaya, Öztürk (2015), BİST gıda, içki ve tütün sektöründe işlem gören işletmeler üzerinde yaptığı çalışma da muhasebe kârları ile hisse senedi fiyatları arasındaki ilişkiyi panel eşbütünleşme ve Granger nedensellik testi ile incelemiştir. Aktif kârlılığın hisse senedi fiyatı değişkeni arasında nedensellik tespit edilmiştir.<sup>36</sup>

Jordan R. Tilley (2015), 1989 - 2014 yılları arasındaki 25 yıllık veri kullanılarak yaptıkları çalışma da hisse senedi getirisi hesaplanmıştır. Yaptığı çalışma ile düşük ve orta fiyatlı hisse senetlerini bulmada başarı sağlamıştır.<sup>37</sup>

Mali oran tanımları bir sonraki bölümde ele alınmıştır. Bu mali oranlara ait formüller bu bölümde verilecektir.

## 2.1. Kârlılık Oranları

### 2.1.1. Aktif Kârlılık

Literatür de kârlılık konusu farklı şekillerde ele alınmaktadır. Konu araştırıldığında sermaye kârlılığı, aktif kârlılık ve hisse başına kârlılığı en çok yer almaktadır. Çalışma da ise kârlılık olarak aktif kârlılık bağımlı değişken olarak ele alınmıştır.

Literatür çalışması sırasında incelenen çalışmalara bakıldığında finansal yapıların işletmelerin kârlılığa etkisini ölçmek için genel olarak aktif kârlılık kullanılmıştır.

Aktif kârlılık, işletme varlıklarının kâr elde etmede ne derecede etkili olduğunu gösteren bir orandır.<sup>38</sup> Aktif kârlılık,

$$\frac{\text{Net Kâr}}{\text{Toplam Aktif}}$$

<sup>35</sup> Özge Korkmaz, Süleyman Serdar Karaca, Üretim İşletmelerinde Firma Kârlılığının Finansal Belirleyicileri ve BİST İmalat Sanayi Uygulaması, **Ege Akademik Bakış**, Cilt.14, Sayı.1, 2014, S:21

<sup>36</sup> Abdulkadir Kaya, Meryem Öztürk, Muhasebe Kârları İle Hisse Senedi Fiyatları Arasındaki İlişki: BİST Firmaları Üzerine Bir Uygulama, **Muhasebe ve Finansman Dergisi**, Temmuz 2015, S:37

<sup>37</sup> Jordan R. Tilley, **Investment Performance of Common Stock In Relation to Their Price-Earnings Ratios: BASU 1977 Extended Analysis**, 2015, S:1

<sup>38</sup> Demir, S:118

şeklinde hesaplanır.

Literatür çalışması sırasında incelenen çalışmalarda kullanılan birçok finansal oran ve muhasebe verileri gözlenmiştir. En çok rastlananlara ve direk mali tablolardan temin edilebilecek olanlara çalışmamızda yer verilmiştir.

## 2.2. Faaliyet Oranları

### 2.2.1. Satış Büyüklüğü

İşletmelerin aktif kârlılığına satışların büyüklüğünün etkisini ölçmek için literatür de satışların doğal logaritması alınmıştır.<sup>39</sup> Çalışmamız da satışların büyüklüğü,

$$\ln(\text{Net Satışlar})$$

şeklinde hesaplanmıştır.

### 2.2.2. Varlık Büyümesi

Bu oran toplam varlıkların bir önceki toplam varlıklarından ne kadar oranda büyüdüğünü gösterir.<sup>40</sup> Varlık büyümesi

$$\frac{\text{Toplam Varlık}_t - \text{Toplam Varlık}_{t-1}}{\text{Toplam Varlık}_{t-1}}$$

şeklinde hesaplanmıştır.

### 2.2.3. Aktif Devir Hızı

Bu oran, yapılan satışların toplam aktiflerin kaç katı oranında olduğunu gösterir.<sup>41</sup> Dolayısıyla yüksek olması beklenen ve işletmeler için olumlu olması istenen bir orandır.<sup>42</sup> Aktif devir hızı,

$$\frac{\text{Net Satışlar}}{\text{Aktif Toplamı}}$$

şeklinde hesaplanmıştır.

---

<sup>39</sup> Eda Oruç, S:38

<sup>40</sup> Shumi Akhtar, S:7

<sup>41</sup> Erdinç Karadeniz, Ömer İskenderoğlu, S:71

<sup>42</sup> Mohammed Omran, S:85

#### **2.2.4. Sermaye/ Toplam Kaynak Oranı**

Toplam kaynaklarının ne kadarının işletme sahiplerinin tarafından sağlandığını gösteren bir orandır. Kreditorler için işletmenin mali gücünü olarak göz önünde bulundurulduğundan yüksek olması istenir.<sup>4344</sup> Bu oran,

$$\frac{\text{Özsermaye}}{\text{Toplam Kaynak}}$$

şeklinde hesaplanmıştır.

#### **2.2.5. Alacakların Ortalama Tahsil Süresi**

Bilançodaki alacaklar ve gelir tablosundaki satışlar arasındaki ilişkiyi açıklar. Alacak devir hızının düşük olması, işletmenin tahsil güçlüğü çektiğini gösterir.<sup>45</sup> Alacakların ortalama tahsil süresi,

$$\frac{\text{Ticari Alacaklar}}{\text{Net Satışlar}} \times 365$$

şeklinde hesaplanmıştır.

#### **2.2.6. İşletme Büyüklüğü**

İşletme büyüklüğünü ölçmek için literatürde birçok formül yer almaktadır. Çalışma da en çok kullanılan aktiflerin doğal logaritması alınarak hesaplanan işletme büyüklüğüne yer verilmiştir.<sup>4647</sup> Bu oran,

$$\ln(\text{Toplam Aktifler})$$

şeklinde hesaplanmıştır.

#### **2.2.7. Net Satışlar/ Duran Varlıklar Oranı**

Bu oran bazı kaynaklarda duran varlıklar devir hızı olarak ta geçmektedir. Duran varlıklara yapılan yatırımların seviyesini ölçmekte kullanılan bir orandır.<sup>48</sup> Bu oran,

<sup>43</sup> Bora Aktan, Bora Bodur, S:61

<sup>44</sup> Analiz Teknikleri, <http://myomuhasebe.tr.gg/Analiz-Teknikleri-3.htm>, (12 Nisan 2016)

<sup>45</sup> Ramazan Akbulut, 2011, S:199

<sup>46</sup> Shumi Akhtar, S:11

<sup>47</sup> Long Chen, Xinlei Zhao, S:37

<sup>48</sup> Analiz Teknikleri, <http://myomuhasebe.tr.gg/> (12 Nisan 2016)

$$\frac{\text{Net Satışlar}}{\text{Duran Varlıklar}}$$

şeklinde hesaplanmıştır.<sup>49</sup>

### 2.3. Likidite Oranları

#### 2.3.1. Asit-Test Oranı

Stoklar düşürülerek dönen varlıkların, kısa vadeli yabancı kaynaklara olan oranıdır. Asit-test oranı,

$$\frac{\text{Dönen Varlıklar} - \text{Stoklar}}{\text{Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar}}$$

şeklinde hesaplanmıştır. Bu oranın 1 olması beklenmekte olup Türkiye’ de tolerans sınırı 0,80 ile 1,20 olarak kabul edilir.<sup>50</sup>

#### 2.3.2. Cari Oran

Dönen varlıklar ile kısa vadeli yabancı kaynaklar arasındaki ilişkiyi ölçmek için kullanılan bu orandır. Literatürde çokça kullanılan cari oran,

$$\frac{\text{Dönen Varlıklar}}{\text{Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar}}$$

şeklinde hesaplanır. Cari oran, kısa vadeli ödeme gücünü ölçmek için yaygın olarak kullanılır.<sup>51</sup> Bu oran işletmenin 1 TL lik kısa vadeli yabancı kaynağına karşın ne kadar dönen varlığa sahip olduğunu gösterir. Likiditenin yeterli olması için bu oranın 2 olması istenir. Türkiye’ de bu oran için tolerans sınırları 1,60 ile 2,40 kabul edilir.<sup>52</sup>

<sup>49</sup> Mohammed Omran, S:86

<sup>50</sup> Mehmet Nuri İnel, **Belirsizlik Ortamında Fuzzy Finansal Oranlarla Karar Verme**, Yüksek Lisans Tezi, Marmara Üniversitesi SBE, 2011, S:18

<sup>51</sup> Florenz C. Tugas, A Comparative Analysis of the Financial Ratios of Listed Firms Belonging to the Education Subsector in the Philippines for the Years 2009-2011, **International Journal of Business and Social Science**, Vol 3, No 21, 2012, S:175

<sup>52</sup> Mehmet Nuri İnel, S:17



## 2.4. Mali Oranlar

### 2.4.1. Kaldıraç Oranı

İşletme varlıklarının hangi oranda yabancı kaynaklardan kazanıldığını gösteren orandır.<sup>53</sup> Kaldıraç oranının yüksek olması işletmenin riskli bir şekilde finanse edildiğini göstermektedir.<sup>54</sup> Bu oran,

$$\frac{\text{Toplam Yabancı Kaynaklar}}{\text{Pasif (Aktif) Toplamı}}$$

şeklinde hesaplanmıştır.

### 2.4.2. Kısa Vadeli Kaldıraç Oranı

İşletme varlıklarının hangi oranda kısa vadeli yabancı kaynaklarla finanse edildiğini gösteren bir orandır.<sup>55</sup> Bu oran,

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

şeklinde hesaplanmıştır.

### 2.4.3. Uzun Vadeli Kaldıraç Oranı

İşletme varlıklarının hangi oranda uzun vadeli yabancı kaynaklarla finanse edildiğini gösteren bir orandır.<sup>56</sup> Bu oran,

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

şeklinde hesaplanmıştır.

### 2.4.4. Özsermayenin Kazanma Gücü

İşletmelerin öz kaynaklarına karşılık ne kadar kâr elde ettiğini, yatırımın kârlılığını gösteren orandır. Bu oran,

$$\frac{\text{Net Kâr}}{\text{Öz Sermaye}}$$

<sup>53</sup> Erdinç Karadeniz, Ömer İskenderoğlu, S:69

<sup>54</sup> Nikolaos P. Eriotis, Zoe Frangouli, Zoe Ventoura-Neokosmides, S:2

<sup>55</sup> Erdinç Karadeniz, Ömer İskenderoğlu, S:70

<sup>56</sup> Erdinç Karadeniz, Ömer İskenderoğlu, S:70

şeklinde hesaplanmıştır.

#### **2.4.5. Özsermaye Devir Hızı**

Öz kaynakların hangi ölçüde verimli kullanıldığını gösteren orandır. Bu oran,

$$\frac{\text{Net Satışlar}}{\text{Öz Sermaye}}$$

şeklinde hesaplanmıştır.<sup>57</sup>

### **2.5. Finansal Yapı Oranları**

#### **2.7.1. Finansal Gider Oranı**

Finansal gider oranı, finansman giderlerinin, toplam yabancı kaynaklar içerisindeki ağırlığını ortaya koyan bir ağırlıktır.<sup>58</sup> Bu oran,

$$\frac{\text{Finansman Gideri}}{\text{Toplam Yabancı Kaynak}}$$

şeklinde hesaplanmıştır.

#### **2.7.2. Borç Oranı**

İşletmelerin borçlarının kârlılık üzerine etkisini ölçmek için çalışmada yer verilmiş olan orandır.<sup>59</sup> Borç oranı,

$$\frac{\text{Toplam Borç}}{\text{Toplam Aktif}}$$

şeklinde hesaplanmıştır.

---

<sup>57</sup> Süleyman Serdar Karaca, Eşref Şeref Başçı, S:342

<sup>58</sup> M. Mustafa Kısakürek, Yüksel Aydın, S:105

<sup>59</sup> H. Aydın Okuyan, S:27

### 3. KARŞILAŞTIRILAN YÖNTEMLER

Çalışma da çoklu regresyon, lojistik regresyon, karar ağaçları ve yapay sinir ağları olmak üzere dört yöntem ile kurulan modeller ele alınarak karşılaştırılmıştır. Ele alınan çalışma da aktif kârlılık bağımlı değişken olarak ele alınmıştır.

Çalışmada ele alınan bu yöntemler finans alanında birçok çalışmada önümüze çıkmaktadır.

Albayrak ve Yılmaz, 2009 yılındaki çalışmalarında CHAID algoritmasını kullanarak, karar ağaçları yöntemi yardımıyla İMKB 100' de işlem gören işletmelerin sanayi ve hizmet sektörüne göre sınıflandırmasını yapmıştır. İşletmenin sektörünün bağımlı değişken olduğu model de kârlılık oranları, likidite oranları, varlık kullanım etkinliği, sermaye yapısı oranları ve işletme büyüklüğü değişken sınıflar oranı kullanılmıştır.<sup>60</sup>

Dreiseitl ve Ohno-Machado tarafından 2002 yılında yapılan çalışmada lojistik regresyon ve yapay sinir ağları ile kurulan model karşılaştırılmıştır.<sup>61</sup>

Dönmez, Altuntaş ve Birgören, 2011 yılında Çanakkale bölgesindeki otel işletmelerinde yaptığı araştırmada çoklu doğrusal regresyon analizi doğrultusunda, girişimci yönetimin biçiminin alt boyutları olarak finansal performans, özsermaye kârlılığı, net kâr marjı gibi değişkenleri ele alınmıştır.<sup>62</sup>

Muzır ve Çağlar 2009 yılındaki çalışmalarında finansal başarısızlık tahmin modellerini diskriminant analizi, binary lojistik analizi ve probit analizi ile kurarak karşılaştırmıştır.<sup>63</sup>

---

<sup>60</sup> Ali Sait Albayrak, Şebnem Koltan Yılmaz, S:40

<sup>61</sup> Stephan Dreiseitl, Lucila Ohno-Machado, Logistic Regression And Artificial Neural Network Classification Models: A Methodology Review, **Journal Of Biomedical Informatics**, Vol 3, 2002, S:352

<sup>62</sup> Dilek Dönmez, Gültekin Altuntaş ve Tarık Birgören, Girişimci Yönetim Biçimi ve Finansal Performans İlişkisi: Çanakkale Bölgesi'nde Faaliyet Gösteren Otel İşletmelerinde Bir Araştırma, **İstanbul Üniversitesi İşletme Fakültesi Dergisi**, Cilt:40, No:2, 2011, S:278

<sup>63</sup> Erol Muzır, Nazan Çağlar, Finansal Başarısızlık Tahmin Modellerinin Türkiye' de Geçerliliği: Basit Model Önerileriyle Karşılaştırmalı Bir Araştırma, **Anadolu Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi**, Cilt 9, Sayı 2, 2009, S:15

Albayrak ve Akbulut 2008 yılında yaptıkları çalışma da regresyon analizi kullanarak İMKB sanayi ve hizmet sektörlerinde faaliyet gösteren işletmelerinin kârlılığı etkileyen finansal oranlar incelenmiştir. Kaldıraç oranı değişkenleri, likidite oranı değişkenleri, faaliyet oranı değişkenleri, piyasa değeri değişkenleri, işletme büyüklüğü değişkenlerinin bağımsız değişken olarak modele alınmıştır.<sup>64</sup>

Akbulut İMKB imalat sektöründe yaptığı 2011 çalışmasında çoklu regresyon analizi yöntemini kullanmıştır. Aktif kârlılığın bağımlı değişken olduğu çoklu regresyon analizi modelinde bağımsız değişken olarak alacakların ortalama tahsil süresi, stok devir süresi, nakit döngüsü, aktif büyüklük, büyüme oranı ve kaldıraç oranı alınmıştır.<sup>65</sup>

Akhtar finansal alandaki çalışmasında regresyon analizi kullanmıştır. Büyüklük, kârlılık, satışlar değişkenler olarak modelini kurmuştur.<sup>66</sup>

Koyuncugil ve Özgülbaş tarafından 2008 yılında yapılan çalışmada CHAID algoritması ile karar ağacı modeli kurulmuştur. İMKB' de işlem gören KOBİ'ler üzerinde çalışmıştır. Cari oran, asit-test oranı, nakit oranı, borç oranı, sermaye yapısı oranı, özsermaye varlık oranı, uzun vadeli yabancı kaynak devamlı sermaye oranı, alacakların ortalama tahsil süresi, dönen ve duran varlıkların devir hızları, özsermaye kârlılığı, varlıkların kârlılığı finansal verileri ile finansal performansının iyi veya kötü olmak üzere sınıflandırmıştır.<sup>67</sup>

Ege ve Bayrakdaroğlu lojistik regresyon analizi kullandıkları 2009 yılındaki çalışmalarında İMKB 30 şirketlerinin hisse senedi getirileri başarılarının durumunu finansal oranlar kullanarak belirlemiştir. Fiyat/Kazanç oranı, nakit oranı ve toplam varlıkların devir hızı oranı, hisse senedi getirilerinin açıklama da önemli birer bağımsız değişken olarak görülmüştür.<sup>68</sup>

Tektaş ve Karataş yapay sinir ağları ile yaptıkları çalışmalarında yedi şirketin hisse senedi fiyatını tahmin edilmeye çalışılmıştır. Çalışmanın sonucunda günlük veri

---

<sup>64</sup> Ali Sait Albayrak, Ramazan Akbulut, S:56

<sup>65</sup> Ramazan Akbulut, 2011, S:195

<sup>66</sup> Shumi Akhtar, S:8

<sup>67</sup> Ali Serhan Koyuncugil, Nermin Özgülbaş, S:5

<sup>68</sup> İlhan Ege, Ali Bayrakdaroğlu,S:140

kullanımında başarılı sonuçlar elde edilmiş ayrıca da regresyon analizine göre yapay sinir ağları daha başarılı sonuçlar verdiğini görmüşlerdir.<sup>69</sup>

Kim 2008 çalışmasında karar ağaçları, lineer regresyon ve yapay sinir ağlarını tek bir örnek üzerinde karşılaştırmıştır.<sup>70</sup>

Karaatlı, Güngör, Demir ve Kalaycı, çalışmalarında borsa endeksinin tahmini için yapay sinir ağlarını kullanmışlar ve sonuç olarak yapay sinir ağlarının performansının regresyon yöntemine göre daha yüksek olduğu bulunmuştur.<sup>71</sup>

Akcan ve Kartal 2011 yılındaki sigorta şirketleri üzerinde yaptığı hisse senedi fiyatlarının tahmini için yapay sinir ağlarını kullanarak modellemesinden 1 aya kadar olan tahminlerinin başarılı olduğunu ortaya koymuştur.<sup>72</sup>

Finans literatüründe analiz için bir çok yöntem kullanıldığını yukarıdaki literatür taramasında belirtilmiştir. Çalışmamız da yer alan çoklu doğrusal regresyon, lojistik regresyon, karar ağaçları ve yapay sinir ağlarından özet olarak bir sonraki bölümde bahsedilmiştir.

### 3.1. Çoklu Doğrusal Regresyon

Değişkenler arasındaki ilişkinin incelenmesinde akla ilk gelen yöntemlerden biri de regresyondur. Bir veya birden fazla bağımsız değişken ile bağımlı değişken arasındaki sebep sonuç ilişkisi veya doğrusal fonksiyon olabilen bağıntı regresyon analizinde incelenir.  $(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n, y)$  sıralı  $n + 1$  lilerin oluşturduğu noktalar kümesinden hareketle bağımsız değişkenlerin bağımlı değişken ile doğrusal ilişkinin matematiksel gösterimi,

$$\mu_y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_n x_n + \varepsilon$$

---

<sup>69</sup> Tektaş, Karataş, S:346

<sup>70</sup> Kim Yong Soo, Comparison of the decision tree, artificial neural network, and linear regression methods based on the number and types of independent variables and sample size, **Expert Systems with Applications**, Vol 34, 2008

<sup>71</sup> Meltem Karaatlı, İbrahim Güngör, ve Diğerleri, 2005 s.22-48,

<sup>72</sup> Ahmet Akcan, Cem Kartal, S:33

şeklindeki modelin kestirimidir. Burada denklemin sabiti olan  $\beta_0$ , aynı zaman da regresyon düzleminin Y eksenini kesim yeridir. Bağımsız değişkenlerin katsayıları olan  $\beta_i$  ( $i = 1, 2, \dots, n$ ) parametreleri ise kısmi eğimleri verir.  $\varepsilon$  ise hata terimidir.<sup>73</sup>

Regresyon analizinde noktalar kümesini en iyi temsil eden fonksiyonel ifade bulunmaya çalışılır. Bunun için genelde maksimum benzerlik yöntemi veya en küçük kareler yöntemi kullanılarak denklemin parametreleri belirlenir. Çalışmamızda regresyon analizinin katsayılarını belirlemek için en küçük kareler yönteminden yararlanılmıştır.

En küçük kareler yönteminde değişken ve denklem sayısının fazla olması durumunda matrislerden faydalanılır. Buna göre,

$$X = \begin{bmatrix} 1 & x_{11} & \cdots & x_{1n} \\ 1 & x_{21} & \cdots & x_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_{k1} & \cdots & x_{kn} \end{bmatrix} \quad Y = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_k \end{bmatrix} \quad b = \begin{bmatrix} b_0 \\ b_1 \\ \vdots \\ b_n \end{bmatrix}$$

şeklinde gösterirsek regresyon katsayıların matrisi,

$$b = (X^T X)^{-1} (X^T Y)$$

olur.<sup>74</sup>

Model istatistik yöntemi olduğu için temelinde dayandığı varsayımlar vardır. Bu varsayımlar,

- Gözlem değerleri ana kütleyle en iyi temsil eden değerlerdir.
- Bağımlı değişken ile bağımsız değişkenler arasındaki ilişki doğrusaldır.
- Her  $x_i$  için  $y_i$  lerin dağılımı normaldir.
- Normal dağılımların varyansı eşittir.
- $\varepsilon$ ' nin dağılımı sıfır ortalamalıdır ve  $\sigma_\varepsilon^2$  varyanslı normal dağılıma sahiptir.

<sup>73</sup> İsmail Hakkı Armutlulu, **İşletmelerde Uygulamalı İstatistik**, 2. Baskı, İstanbul:Alfa Yayınları, 2008, S:149,209

<sup>74</sup> Gareth James ve Diğerleri, **An Introduction to Statistical Learning With Applications In R**, New York:Springer, 2013, S:72

Çoklu regresyon analizinde birlikte her değişkenin marjinal açıklayıcılığının anlamlı olup olmadığına bakılır.<sup>75</sup>

Bağımsız değişkenler ile bağımlı değişken arasında doğrusal bir ilişki olup olmadığını sınamak için regresyonun anlamlılığına bakılır. Bunun için kurulan hipotez ise,

$$H_0: \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_n = 0$$

en az bir j için,

$$H_1: \beta_j \neq 0$$

şeklindedir. F sınamasına göre  $H_0$  hipotezi kabul edilirse, değişkenlerle bağımlı değişken arasında doğrusal bağıntının olmadığı anlamı çıkarılır.<sup>76</sup>

Hipotez sınaması için F-istatistiği hesaplanması yapılır. F istatistiği,

$$F = \frac{MS_R}{MS_E}$$

Burada k örneklem sayısı olmak üzere,

$$MS_R = SS_R/k$$

$$MS_E = SS_E/(k - n - 1)$$

$$SS_E = \sum (y_i - \hat{y}_i)^2$$

$$SS_R = b^T X^T y - \frac{(\sum_{i=1}^k y_i)^2}{k}$$

şeklinde ifade edilir.<sup>77</sup> Eğer  $F > f_{\alpha, n, k-n-1}$  ise %100(1 -  $\alpha$ ) olasılığı ile  $H_0$  hipotezi reddedilir ve kurulan model anlamlı olduğu kabul edilir.

<sup>75</sup> İsmail Hakkı Armutlulu, S:223

<sup>76</sup> İsmail Hakkı Armutlulu, S:224

Kurulan modelin anlamlılığı sınıandıktan sonra bağımsız deęişkenlerin bağımlı deęişkeni hangi oranda açıkladığına bakılır. Bağımlı deęişkendeki deęişiklięin bağımsız deęişkenler tarafından açıklanma yüzde oranı,

$$R^2 = \frac{SS_R}{SS_T}$$

şeklinde hesaplanır. Bu ifade  $0 \leq R^2 \leq 1$  arasında olup pozitif karekökü bağımsız deęişkenlerle bağımlı deęişken arasındaki doğrusal ilişkinin derecesini yani çoklu korelasyon katsayısını verir.<sup>78</sup>

Kurulan model F sınaması ile anlamlılığı bakılırken aynı zamanda seçilen bağımsız deęişkenlerin de modelde yer alıp almayacağını veya her bir deęişkenin bağımlı deęişkeni açıklama da katkısının olup olmadığını bakılması için deęişken seçiminin doğru olarak yapılması gerekir. Bunun için ilgili p-deęeri incelenir. İlgili deęişkenin p-deęeri güven aralığında olması istenir.

Bir bağımlı deęişkeni etkileyen çok sayıda bağımsız deęişken olabilir. Hepsini modele sokmak serbestlik derecesinin azalmasına, daha fazla gözlem yapılmasına ve her deęişkeni kontrol altında tutmak gibi zorluklar çıkaracağından genel olarak bağımlı deęişkeni mümkün oldukça en az deęişkenle açıklanmaya çalışılmak istenir. En uygun modelin belirlenmesi için tüm kombinasyonları denemek ise toplam  $2^n - 1$  model kestirimi yapmak anlamına gelir. Bu da deęişken sayısının artması ile birlikte çok fazla model olmasına neden olacaktır.<sup>79</sup> Bu sebeple modele hangi deęişkenlerin dâhil olacağını belirlemek için üç yaklaşım mevcuttur.

İlk yaklaşımda sadece sabitin olduğu, deęişkenin olmadığı bir model ile başlanır. Daha sonra uygun p deęerine ile en düşük RSS deęerli deęişken modele eklenir. Bu yaklaşım en yeni bir deęişken dâhil edilmesiyle açıklayıcılıkta anlamlı bir deęişiklik yapmayana kadar devam eder.<sup>80</sup>

---

<sup>77</sup> Gareth James ve Diğerleri, S:75-76

<sup>78</sup> İsmail Hakkı Armutlulu, S:224,238

<sup>79</sup> İsmail Hakkı Armutlulu, S:258

<sup>80</sup> Gareth James ve Diğerleri, S:78



İkinci yaklaşımda ise, bütün değişkenlerin katıldığı bir model ile başlar. En büyük p-değerine sahip değişken çıkarılır. Bu değişken model için en az anlamlı değişkendir. Değişkenin çıkarılmasıyla n-1 değişkenli model kurulur ve en büyük p değerine sahip değişken çıkarılmasıyla devam eder. En uygun model kurulana kadara değişken çıkarımı devam eder. Tüm değişkenler eşik değerinin altında p-değeri sahip olduğunda en uygun model kurulmuş olur.

Bir diğer yaklaşım ise bu iki yaklaşımın kombinasyonudur. Hiç bir değişkenin olmadığı model ile başlanan bu yaklaşımda en uygun değişken tek tek eklenerek devam eder. Her eklemekten sonra p-değeri değişeceğinden tekrar kontrol edilir. p-modeldeki değişkenlerden birinin p-değeri belirli bir düzeyin üzerine çıkarsa modelden o değişken çıkarılır. Bu yaklaşımda ileri ve geri adımları gerçekleştirme modeldeki bütün değişkenlerin p değerlerinin eşik değerden düşük oluncaya kadar devam edilir.<sup>81</sup>

### **3.1.1. Kademeli Değişken Seçimi (Stepwise )**

Çalışmamızda bir önceki bölümde bahsedilen yaklaşımlardan biri olan kademeli değişken seçimi (Stepwise) ile regresyon modeli kurulmuştur. Bu yöntemin her adımında kısmi F sınamaları ile bir değişken eklenir veya çıkarılır. Bağımlı değişken ile en yüksek korelasyona sahip bağımsız değişken ile model kurularak algoritma başlatılır. İkinci basamakta, kalan değişkenler için tek tek deneme yapılarak kısmi  $F_j$  değerleri hesaplanarak en büyük kısmi  $F_j$  değerine sahip değişken modele alınır. Burada kullanılan kısmi  $F_j$ ,

$$F_j = \frac{SS_R(\beta_j | \beta_1, \beta_0)}{MS_E(x_j, x_1)}$$

şeklinde hesaplanır. Burada modele alınacak değişken alınırken  $F_j$  değerinin F tablosundaki  $f_{\alpha;1,k-3}$  değerinden büyük olmasına dikkat edilmelidir.<sup>82</sup>

Modele yeni değişken eklendikten sonra ilk değişkenin modelde kalmalı mı yoksa çıkarılmalı mı diye kısmi  $F_j$  değeri hesaplanarak tekrar bakılır. Daha sonraki adımlarda da ikinci adımda yapılanlar kalan değişkenlere uygulanarak modele

---

<sup>81</sup> Gareth James ve Diğerleri, S:79

<sup>82</sup> İsmail Hakkı Armutlulu, S:263

eklenmesine daha sonrasında da kalmasına karar verilerek devam edilir. Eklenen anlamlı değişken kalmayana kadar bu adımlar tekrarlanır.<sup>83</sup>

### 3.2. Lojistik Regresyon

Bağımlı değişkenin kategorik olması durumunda doğrusal regresyon analizi uygulanamamaktadır. Bunun nedeni parametrelerin (katsayıların) kestiriminde kullanılan en küçük kareler yönteminin gerçek durumu ifade edememesidir. Bağımlı değişkenin kategorik olması durumunda doğrusal regresyon yerine lojistik regresyon kullanımı tercih edilir. Lojistik regresyon, bağımlı değişkenin kategorilerden birinde olma olasılığını tahminine dayanan bir analiz türüdür.<sup>84</sup> Diğer bir deyişle lojistik regresyon analizinin temeli örneklerin hangi sınıfa ait olduğunu kestirmek için denklem kurmaktır.<sup>85</sup> İkili kategorik  $\{0,1\}$  bir deyişkende beklenen deęer hesaplanarak,

$$E(Y) = 0XP(Y = 0) + 1XP(Y = 1) = P(Y = 1)$$

şeklinde olur. Yani beklenen deęer, bağımsız deyişkenin olma olasılığına eşit olur. Bu durumda beklenen deęer üzerinden bağımlı deyişkenin kategoriye ait olma olasılığının doğrusal regresyon denklemi,

$$E(Y) = \beta_0 + \beta X$$

şeklinde ifade edilen doğrusal olasılık modelidir. Bu modeldeki bağımsız deyişkenin varyansı da,

$$V(X) = E(Y)[1 - E(Y)]$$

şeklinde olur.

Doğrusal olasılık modeline göre bağımlı deyişkenin olasılığı  $[0,1]$  olması gerekirken  $\pm\infty$  aralığındadır. Bu sorunu düzeltmek için lojistik regresyon fonksiyonu kullanılır ve

---

<sup>83</sup> İsmail Hakkı Armutlulu, S:264-265

<sup>84</sup> Özgür Çakır, "Veri Madenciliğinde Sınıflandırma Yöntemlerinin Karşılaştırılması "Bankacılık Müşteri Veri Tabanı Üzerinde Bir Uygulama", (Doktora Tezi, Marmara Üniversitesi SBE, 2008), S:39

<sup>85</sup> Ömay Çokluk, Lojistik Regresyon Analizi: Kavram ve Uygulama, **Educational Sciences: Theory & Practice**, Vol 10 S.3, 2010, S:1360

$$E(Y) = \frac{e^{\beta_0 + \beta X}}{1 + e^{\beta_0 + \beta X}}$$

şeklinde kullanılır.

Lojistik regresyon fonksiyonunda,  $Y=0$  yerine  $Y=1$  için olasılık oranı dikkate alınır. Bu orana odds denir ve

$$\frac{E(Y)}{1 - E(Y)} = e^{\beta_0 + \beta X}$$

şeklindeki ifade edilir.<sup>86</sup> Odds, olasılık kestirimini 0-1 arasında olmasına karşın 0 'ın altında bir değer alamaması için de logit yani odds'un logaritması alınır.<sup>87</sup>

Genel olarak lojistik regresyon modeli,

$$\ln\left(\frac{E(Y)}{1 - E(Y)}\right) = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_n x_n + \varepsilon$$

şeklinde dir.<sup>88</sup>

Lojistik regresyon da doğrusal regresyondaki  $R^2$  ifadesi yerine -2Log likelihood (G), Cox-Snell R Square ve Nagelkerke R Square ifadeleri kullanılır. -2Log likelihood formülü,

$$G = -2 \ln \frac{\text{Değişkensiz Olabilirlik}}{\text{Değişkenli Olabilirlik}}$$

şeklinde dir. Bu ifade 1 serbestlik dereceli ki-kare dağılımına yakınsar.<sup>89</sup>  $L_0$  hiçbir değişkenin olmadığı modelin olabilirlik fonksiyonunun değeri,  $L_M$  kestirimin yapıldığı modelin olabilirlik değeri olmak üzere, Cox-Snell R Square formülü,

---

<sup>86</sup> Özgür Çakır, S: 40,41,42

<sup>87</sup> Ömay Çokluk, S:1367

<sup>88</sup> Gareth James ve Diğerleri, S:135

<sup>89</sup> Ayşe Oğuzlar, Lojistik Regresyon Analizi Yardımıyla Suçlu Profiline Belirlenmesi, **Uludağ Üniversitesi İ.İ.B.F. Dergisi**, Cilt 19, Sayı 1, 2005, S:24

$$R_{Cox-Snell}^2 = 1 - \left( \frac{L_o}{L_M} \right)^{\frac{2}{n}}$$

şeklindedir. Nagelkerke R Square ise Cox-Snell R Square formülünün 1 değerinin vermemesi üzerine düzeltilmesidir.

$$R_{Nagelkerke}^2 = \frac{R_{Cox-Snell}^2}{1 - (L_o)^{2/n}}$$

şeklindedir.

Lojistik regresyon analizinde katsayıların anlamlılığını da Wald testi ile ölçülür. Wald testi, bağımsız değişkenin katsayısı  $\beta_i$  nin en çok olabilirlik tahminin standart hatası ile karşılaştırılmasıdır.  $\beta_i$  nin standart hatası, kovaryans matrisindeki köşegen elemanlarının karekökünün alınmasıdır. Wald testi (W),

$$W = \frac{\beta_i}{Sb(\beta_i)}$$

şeklindedir. Fakat bu ifadenin karesi 1 serbest dereceli ki kare dağılımı göstereceğinden SPSS de bu ifadenin karesi kullanılır.

Regresyon analizlerinde en az bağımsız değişken ile bağımlı değişkendeki değişimi açıklamaktır. Hangi değişkenlerin modele dâhil edilecek değişkenin seçiminde skor testi (ST) kullanılır. Bu skor en olabilirlik denkleminin koşullu dağılımından hesaplanır ve formülü

$$ST = \frac{\sum_{i=1}^n x_i (y_i - \bar{y})}{\sqrt{\bar{y}(1 - \bar{y}) \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}}$$

şeklindedir.<sup>90</sup> Lojistik regresyon analizinde en uygun modelin belirlenmesi için doğrusal regresyon analizindeki gibi lojistik regresyon standart (direkt, tam, enter) ve kademeli

---

<sup>90</sup> Ayşe Oğuzlar, S:24

(aşamalı, stepwise) olmak üzere, kademeli yöntemler de kendi içerisinde ileriye doğru (forward) ve geriye doğru (backward) yöntemler olmak üzere ayrılmaktadır.<sup>91</sup>

### 3.2.1. İleriye Doğru Olabilirlik Oranı (Forward Likelihood Ratio)

İleriye doğru kademeli bu yöntemde regresyon analizindeki gibi ilk aşamada sadece sabit terimin olduğu model ile başlanılır. Sonrasında skor testine göre en önemli puan istatistiğine sahip olan değişken her adımda tek tek eklenir. Bu işlem anlamlı puan istatistiği olan değişken kalmayana kadar devam eder.<sup>92</sup> Bu işlemler esnasında her kademedeki eklenen değişkenin kalıp kalmayacağı da test edilir. Walt istatistiği ile bağımsız değişken için  $\beta_i$  katsayısının anlamlılık testi olarak en yaygın olarak kullanılan bir test olup değişkenin anlamlı olup olmamasına göre modelden çıkarılır.<sup>93</sup>

$\beta_i$  katsayı değerlerinin belirlenmesinde genel lojistik regresyon modelinden sonra Odds' un logaritması alındığından ifade sürekli hale geldiğinden en küçük kareler yöntemi uygulanabilir. Ancak en küçük kareler yöntemi sonuç odaklıdır. Lojistik regresyonda, olabilirlik oranı ile katsayı kestiriminde kesin olmayan bir sonuç ile başlayarak modelin iyileştirmesine dayanarak yinelemeli bir süreçle en iyi sonuç belirlenir. Bu süreçte kestirim, sınama ve yeniden kestirime dayanır.<sup>94</sup>

Eğer bağımlı değişken çalışmamızdaki gibi 0 ve 1 şeklinde kodlandıysa  $\pi(x)$ , bağımsız değişkenler verildiğinde bağımlı değişkenin 1'e eşit olma olasılığını ifade eder  $\pi(x) = P(Y = 1|X)$ .  $[1 - \pi(x)]$  değeri ise verilen herhangi bir bağımsız değişken için Y nin sıfıra eşit olma olasılığını ifade eder.  $1 - \pi(x) = P(Y = 0|X)$  olmak üzere,

$$\xi(x_i) = \pi(x_i)^{y_i} [1 - \pi(x_i)]^{(1-y_i)}$$

ifadesi elde edilir.

Bu ifade olasılık fonksiyonu ile çarpılıp logaritması alınırsa,

$$L(\beta) = \sum_{i=1}^n \{y_i \ln(\pi(x_i)) + (1 - y_i) \ln(1 - \pi(x_i))\}$$

<sup>91</sup> Ömay Çokluk, S:1374

<sup>92</sup> Ömay Çokluk, S:1374

<sup>93</sup> Ömay Çokluk, S:1375

<sup>94</sup> Özgür Çakır, S:43

elde edilir.  $L(\beta)$  ifadesini maksimum  $\beta$  değerlerini bulmak için  $\beta_i$  lere göre türevleri alınıp sifıra eşitlenir. Lojistik regresyonda türevlerin alınmasıyla elde edilen denklemler nonlineer olduğundan Newton-Raphson iterasyon yöntemi ile çözülebilir.<sup>95</sup> Newton-Raphson metodu ile iterasyon çözümü arandığında,

$$\beta^{(t+1)} = \beta^{(t)} + \{X \text{Diag}[n_i E(y_i)^{(t)} (1 - E(y_i)^{(t)}) X]^{-1} X(y - (n_i E(y_i)^{(t)})^{(t)})\}$$

iterasyonu  $\beta^{(t+1)} - \beta^{(t)} < \varepsilon$  oluncaya kadar devam ettirilmesiyle bulunur.<sup>96</sup>

### 3.3. Karar Ağaçları

Karar ağaçları, örnek veri seti üzerinden tümevarım yöntemi ile öğrenmeye dayalı bir veri madenciliği tekniğidir. İlk olarak 1950'lerin ortasında bir disiplin olarak tanınan karar ağaçları, öğrenme merkezli bir araştırma alanıdır.<sup>97</sup> Öyle ki öğrenme özelliği yüksek performanslı sistemler oluşturmak için potansiyel bir metodoloji sağlar. Karar verme adımları ile büyük miktardaki veri setlerini küçük boyutlu gruplara bölme sürecidir. Her küçük grup üyeleri bir diğeriyle daha çok benzerlik sağlar. Karar ağaçları tanımlayıcı ve tahmin edici bir yapıya sahiptir. Veri madenciliğinde kurulması ve yorumlanmasının kolaylığından dolayı çok kullanılan bir teknik olan karar ağaçlarında önemli bir konu veri setinde karar verme adımlarının ve bölüm noktalarının belirlenmesidir.<sup>98</sup>

Karar ağaçları, değişkenleri bilgi kazancı en fazla olan düğümden başlayarak parçalayıp bir ağaç oluşturma tekniğidir. Karar ağaçları, karar düğümleri, dallar ve yaprakların bulunduğu bir yapıdan oluşur. Karar düğümleri, değişkenlere gerçekleştirecek testi belirtir ve dallara ayırır. Karar ağaçları kök düğümden başlar ve yukarıdan aşağıya doğru yaprağa ulaşana kadar ardışık düğümleri takip ederek gerçekleşir. En son yapıya yaprak, en üst yapıya kök, arasındaki yapıya ise dal denir. Karar ağacı, çok sayıda kayıt içeren bir veri setini kullar uygulayarak daha küçük

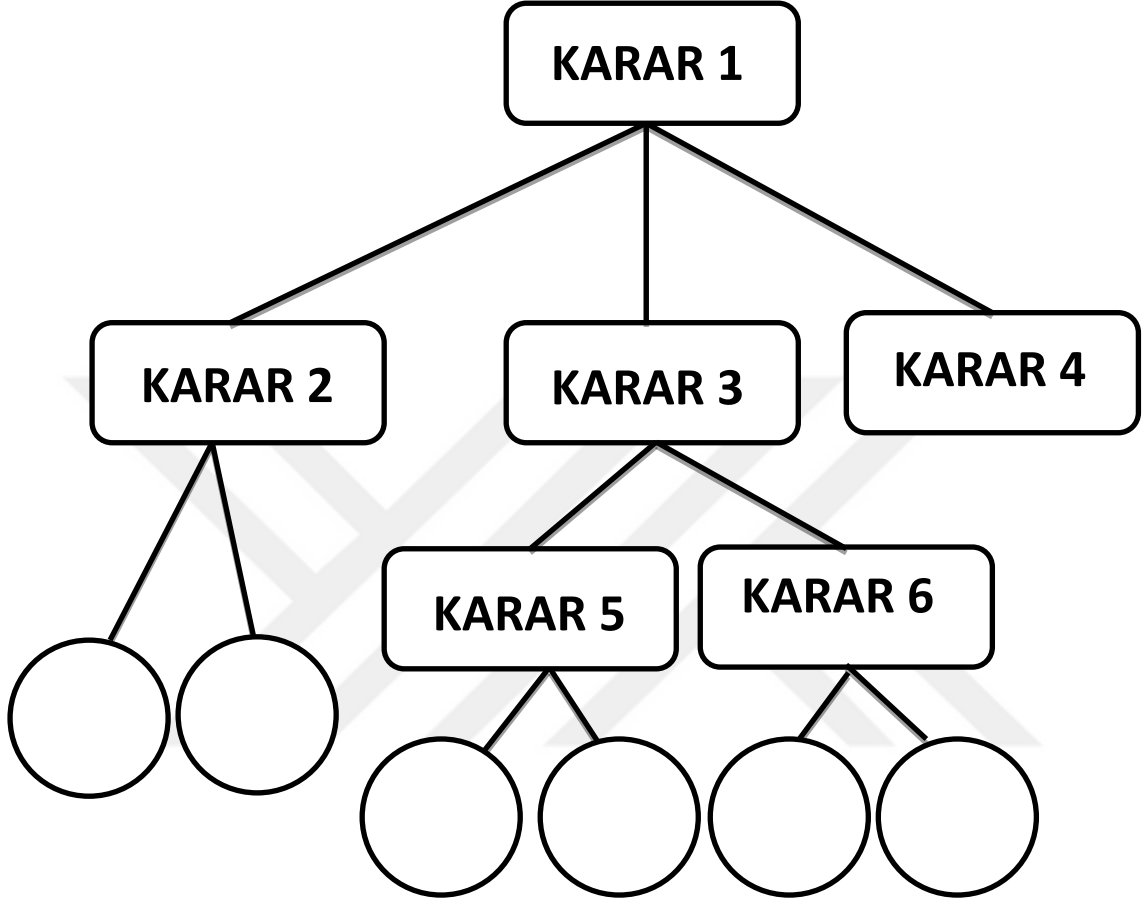
<sup>95</sup> Yıldır Atakurt, Lojistik Regresyon Analizi ve Tıp Alanında Kullanımına İlişkin Bir Uygulama, **Ankara Üniversitesi Tıp Fakültesi Mecmuası**, Cilt 52, Sayı 4, 1999, S:192-193

<sup>96</sup> Alan Agresti, **Categorical Data Analysis**, Second Edition, New Jersey:Wiley, 2002, S:194

<sup>97</sup> J.R. Quinlan, Induction Of Decision Trees, **Machine Learning**, Vol 1, No 1, 1986, S:81

<sup>98</sup> Ali Sait Albayrak, Şebnem Koltan Yılmaz, S:39

kümelere bölmek için yinelemeli olarak kazanma yöntemine göre inşa edilir. Düşümlerdeki değişken belirlemek için bilgi kazanımı değerine bakılır.<sup>99</sup>



Şekil 1: Karar Ağacı Modeli Örneği

Şekil 1’de de görüleceği gibi karar ağaçları, verileri ağacın kökünden yapraklarına doğru sıralayarak sınıflandırırken her düğümde belli bir değişkeni test eder. Test sonucuna göre her dal uygun düğümü gösterecek şekilde yaprağa doğru aşağı iner.<sup>100</sup>

Karar ağaçlarının kullanımının avantajı olduğu gibi dezavantajları da vardır. Karar ağaçlarını oluşturmak zahmetsiz, yorumlanması kolay, kuralları anlaşılabilir,

<sup>99</sup> David M. Magerman, Statical Decision-Tree Models For Parsing, **Association for Computational Linguistics**, Stroudsburg:USA, 1995, S:277

<sup>100</sup> Paul E. Utgoff, Neil C. Berkman and Jeffery A. Close, Decision Tree Induction Based on Efficient Tree Restructuring, **Machine Learning Vol 29, S 1**, 1997, S:7

sürekli ve kategorik değerler ile kullanılabilir, açıklayıcı, veri seti ne kadar büyük olsa da optimum yaprak sayısı ile anlaşılabilen yapıya sahiptir.<sup>101</sup>

Karar ağaçlarının dezavantajı ise, yapısı örnek sayısına, nitelik sayısına bağlıdır. Örnek değıştikçe dallanma değışebilir. Karar ağaçları her dalda ancak belli bir özellik ile veri setini birbiriyle karşılaştırdığından birden fazla değışken olduğu durumlarda bağımsız değışkenler arasındaki ilişkiyi saptama da yetersizdir.<sup>102</sup>

Karar ağacında karar düğümlerinin seçimi ve bölümlenmesinin seçimi için birçok algoritma üretilmiştir. ID3, C4.5 ve C5.0, CHAID, C&RT, QUEST, CART bunların başlıca olanlarıdır. ID3 algoritması değışkenlerin entropi değerleri hesaplanarak ikili ağaç üreten bir algoritmadır. CART veya C&RT 1984 yılında Breiman, Friedman, Olshen ve Stone tarafından geliştirilen bir algoritmadır. İkili ağaç üreten bir algoritma olup veriyi iki alt kümeye ayıran ağaç oluşturur. CHAID algoritması ise ayırma kriteri olarak ki-kareyi kullanan 1980 yılında Kass tarafından geliştirilmiş bir algoritma olup bağımsız değışkenlerin tüm değerlerini dikkate alarak analiz yapar. Değışken sürekli ise F testi, kategorik ise ki-kare testi kullanarak iki ve ikiden fazla ayırım yapan bir algoritmadır. Böylelikle daha geniş bir ağaç üretebilir. C4.5 ve onun geliştirilmiş hali C5.0 algoritmaları ise 1993 yılında Quinlan tarafından geliştirilmiş bir algoritmadır. QUEST algoritması ise 1997 yılında Loh ve Shih tarafından geliştirilen ikili ağaç üreten bir algoritmadır.<sup>103</sup>

### **3.3.1. CHAID Algoritması**

Karar ağaçları algoritmaları arasında CHAID algoritması sürekli değışkenler ile çalışan bir algoritma olmasından dolayı uygulama da kullanılmıştır. Ayrıca birden fazla bölümlerle yapabiliyor olması algoritmanın tercih edilmesindeki bir diğer etken olmuştur. Literatür de finans alanında karar ağaçları ile yapılan çalışmalarda CHAID algoritması görülmektedir.

---

<sup>101</sup> Paul E. Utgoff, Neil C. Berkman and Jeffery A. Close, S:5

<sup>102</sup> David M. Magerman, S:276

<sup>103</sup> Sonia Singh, Priyanka Gupta, Comparative Study ID3, Cart And C4.5 Decision Tree Algorithm: A Survey, **International Journal Of Advanced Information Science And Technology**, Vol 27 No 27, 2014, S:101



CHAID (Chi-Squared Automatic Interaction Detector) algoritması 1980 yılında Kass tarafından geliştirilmiş bir karar ağacı tekniğidir. Kass 1980 de yayınladığı CHAID algoritmasının ilk halinde tekniğini kategorik bağımlı değişken bir değişken için AID algoritmasının bir dalı olarak kurmuştur.<sup>104</sup> CHAID algoritması ayırma kriteri olarak Ki-kareyi kullandığından dolayı bağımsız değişkenin olası bütün değerlerini dikkate alarak analiz yapar. Bağımlı değişkeni dikkate alarak istatistik olarak benzer olan değişkenleri birleştirip farklı olan diğer değişkenlerle işlemlerini sürdürür. Daha sonra karar ağacının ilk dalını oluştururken en iyi bağımsız değişkeni seçer. Her bir düğüm içerisinde seçilen değişkenin benzer değerlerinden oluşur. Bu süreç ağaç büyüyene kadar yinelenir. Yapılacak testler bağımlı değişkenin kategorik ya da sürekli olmasına göre değişmektedir. Eğer değişken sürekli bir değişken ise F testi uygulanırken kategorik bir değişken durumunda Ki- kare testi kullanılır. CHAID algoritması ID3 ya da C4.5 gibi ikili bir algoritma değildir, herhangi bir düğümde ikiden fazla bölümlene yapabilir. Böylelikle diğer karar ağaçları algoritmalarına göre daha geniş ağaç üretebilir.<sup>105</sup> CHAID algoritması, sürekli ve kategorik tüm değişkenler türleri ile çalışabilen bir yapıya sahip olup, sürekli bağımsız değişkenler otomatik olarak analizin amacına uygun olarak kategorize edilerek analiz edilir.<sup>106</sup>

AID (Automatic Interaction Detection, Otomatik Etkileşim Dedektörü) gibi CHAID adımsal bir prosedürdür. İlk olarak her bağımsız değişken için en iyi bölümlene bulunur. Sonra bağımsız değişkenler karşılaştırılır ve en iyi bağımsız değişken seçilir. Veri seti, bu seçilen bağımsız değişkene göre bölünür. Analiz için ayrıca üretilen her bir alt grubun bağımsız olarak tekrar analiz edilir.

AID, Morgan ve Sonquist tarafından tarif edilen bir algoritmadır. AID, veri setini ardışık olarak bir veya daha fazla bağımsız değişken kullanarak ardışık olarak ikili bölümlene yapar. AID aralık ölçekli bağımlı değişken üzerinde çalışır ve F-istatistiği kullanarak her bölümlenmede gruplar arası kareler toplamını maksimum

---

<sup>104</sup> G.V. Kass, An Exploratory Technique For Investigating Large Quantities Of Categorical Data, Applied Statistics, V.29, No 2, 1980, S:119

<sup>105</sup> Mevlut Ture, Fusun Tokatli, Imran Kurt, Using Kaplan-Meier Analysis Together With Decision Tree Methods (C&RT, CHAID, QUEST, C4.5 and ID3) In Determining Recurrence-free Survival Of Breast Cancer Patients, **Expert Systems With Applications**, Vol 36, No 2, 2009, S:2020

<sup>106</sup> Ali Serhan Koyuncugil, Nermin Özgülbaş, S:6

yapmaya çalışır. CHAID algoritması bunun aksine, nominal ölçekli bağımlı değişken üzerinde çalışır ve ikili bölümlenme zorunlu olmadığı için her bir bölümlenme de ki-kare değerini maksimum yapmaya çalışır. AID 'in seçim prosedürü daha fazla kategori içeren bağımsız değişkenlerden yanadır. Çünkü maksimum yapma kriteri daha çok olasılıklar üzerinedir. CHAID' in karar alma sürecinde anlamlılık testinin kullanılmasının amacı taraflılığını kaldırmaktır.<sup>107</sup>

Her bağımsız değişkenin tipi o değişkenin kategorilerinin izin verilebilen gruplarını belirler. Öyle ki ki-kare testine göre en yüksek önem seviyesi ile olasılık tablosunu inşa eder.<sup>108</sup>

CHAID algoritması ile karar ağacı oluşturma adımları şu şekildedir:

1. Adım: Her bir bağımsız değişken X için, X' in Y bağımlı değişkenini dikkate alarak en az öneme sahip ya da en büyük p değerine sahip kategori çifti bulunur. Eğer Y sürekli ise F testi kullanılır. Eğer Y kategorik ise X' in kategorileri satırları ve Y' nin kategorileri sütunları oluşturacak iki yönlü tablo oluşturulur ve Pearson ki-kare testi veya olabirlik oranı test edilir. Y sıralı ise de Y birliktelik modeli uygulanarak olabirlik oranı testi kullanılır.

2. Adım: En büyük p değerine sahip bağımsız değişken çifti için, önceden belirlenmiş  $\alpha_{\text{birleştire}}$  değeri ile kıyaslanır. Eğer p değeri  $\alpha_{\text{birleştire}}$  büyük ise bağımsız değişken tek bir kategori altında birleştirilip yeni kategori kümesi için birinci adıma tekrar dönlür. Eğer p değeri  $\alpha_{\text{birleştire}}$  küçük ise bir sonraki adımdan devam edilir.

3. Adım: Bağımlı ve bağımsız değişken için uygun Bonferroni düzeltmesi ile p değeri hesaplanır.

4. Adım: Düzeltilmiş en küçük p değerine sahip bağımsız değişken en önemli değişken olarak seçilir ve  $\alpha_{\text{böl}}$  ile kıyaslanır. Eğer p değeri  $\alpha_{\text{böl}}$  değerinden küçük veya

---

<sup>107</sup> G.V. Kass, S:119

<sup>108</sup> G.V. Kass, S:120

eşit ise bağımsız değişken bölünür. Eğer p değeri  $\alpha_{böl}$  değerinden büyük ise düğüm bölünmez ve uç düğüm kabul edilir.<sup>109</sup>

Ağaç büyümesi durana kadar bu adımlar tekrarlanır.

Bonferroni kritik değerler arasında benzerliği tespit eder.  $1 \leq r \leq c$  olmak üzere süreç r gruba bölünebilen belirli bir türün c kategorik bağımsız değişkenin sayısını belirlemektedir ve bu anlamlılık seviyesi için bir sınır belirlemek için Bonferroni eşitsizliğinde kullanılır. Değişkenin üç türü için çarpanların hesaplanması için CHAID tarafından kullanılan formül;

1. Monoton Değişkenler: AID 'teki gibi monoton değişken sıralı ölçekte yazılabilen değişkendir. Bu da sadece sürekli kategoriler tekrar gruplanabilir demektir. Bonferroni çarpanı, binom katsayısı olan

$$B_{Monoton} = \binom{c-1}{r-1}$$

kullanılır.

2. Serbest (Free) Değişkenler: AID 'teki gibi serbest değişken, bütünüyle nominal değişkendir. Bu da kategorilerin herhangi bir gruplanmasına müsait olduğu anlamına gelir. Uygun doluluk probleminden dolayı Bonferroni çarpanını bölümlerde bulmak sıkıntılıdır.

$$B_{Serbest} = \sum_{i=0}^{r-1} (-1)^i \frac{(r-i)^c}{i!(r-i)!}$$

3. Yüzen (Floating) değişkenler: Bazı pratik durumlarda, değişkenlerin kategorileri diğerlerine ait olmayan tek kategori beklentisi ile sıralı ölçekte yazılabilir. Buna “floating” kategori denir. Araştırmalarda bilinmeyen veya eksik kategori olduğu zaman bu durum genellikle ortaya çıkar ve onlara özel bir kategori atanır (Floating kategori).

---

<sup>109</sup> Ali Serhan Koyuncugil, S:8

Floating kategori dışında, grupta monoton değişkenler gibi sürekli değişkenlere de yapılabilir. Fakat floating kategori yalnız olabilir ya da kategorileri gruplarının ya da diğer kategorilerin herhangi biri ile birleştirilebilir. Bonferroni çarpanı monoton durumun basit bir eklentisinden gelir ve

$$B_{float} = \binom{c-2}{r-2} + r \binom{c-2}{r-1} = \frac{r-1+r(c-r)}{c-1} B_{Monoton}$$

şeklindedir.<sup>110</sup>

### 3.4. Yapay Sinir Ağları

Yapay sinir ağ modelleri 1943 yılında McCulloch ve Pitts tarafından gerçekleştirilmiş olsa da yapay sinir ağlarının disiplinin resmi başlangıcı olarak 1987 yılındaki Elektrik-Elektronik Mühendisliği Enstitüsü tarafından San Diego'da gerçekleştirilen uluslararası konferans kabul edilir.<sup>111</sup>

Yapay sinir ağları, kendisine sunulan bir girdi seti ile çıktı setini eşleştirerek modelleyebilen ve canlıların sinir sisteminden esinlenerek geliştirilen bilgisayar tabanlı bir sistemdir. Yapay sinir ağları tahmin sınıflandırma ve kümeleme işlemlerinin kapsamında sayılabilecek her türlü problemin çözümünde kullanılan doğrusal olmayan modellerdir. İstatistikî modeller gibi analiz öncesi varsayım gerektirmez.<sup>112</sup>

Yapay sinir ağlarının temelinde yapay sinir hücreleri (nöronlar) birbirlerine bağlantının kendisi tarafından belirlenen ve güncellenen ağırlıklarla bağlanır.<sup>113</sup> Yapay sinir hücrelerinde temel olarak dış ortamdan veya diğer nöronlardan gelen veriler, giriş datası, ağırlıklar, toplama ve aktivasyon fonksiyonu ve çıktılar bütününden oluşur. Dış ortamdan alınan veri ağırlıkları (W) ile nörona bağlanır. Toplam fonksiyonu, girişler (X) ve bunların ağırlıklarının çarpımlarının toplamı olan net girişin hesaplanmasıdır. Bu süreçte net çıkışlarını yani nöron çıktısını hesaplar. Bu fonksiyon genel olarak

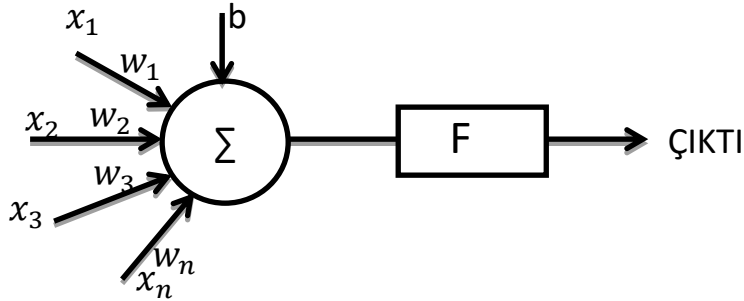
<sup>110</sup> G.V. Kass, S:122

<sup>111</sup> Neha Yadav, Anupam Yadav, Manoj Kumar, **An Introduction to Neural Network Methods for Differential Equations**, 13. Baskı, Springer, 2015, S:13

<sup>112</sup> Ahmet Akcan, Cem Kartal, S:32

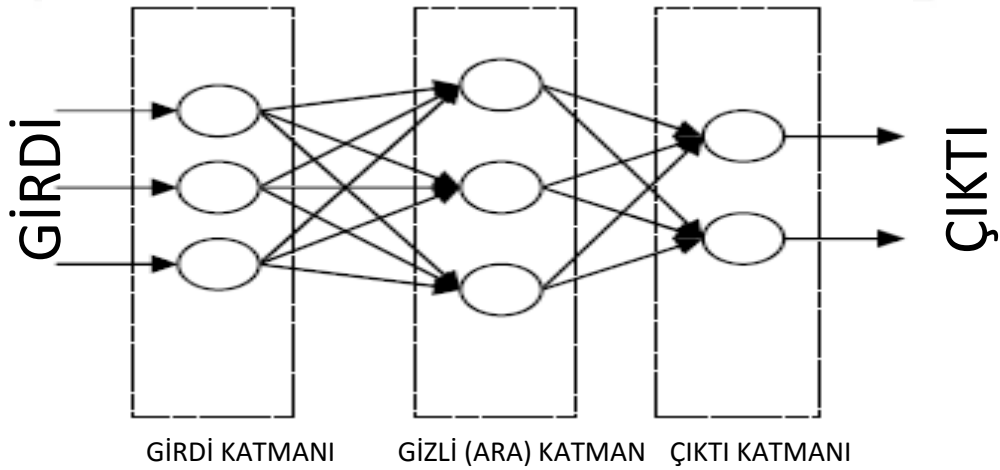
<sup>113</sup> Özgür Çakır, S:48

doğrusal olmayan bir fonksiyondur. b de sabit olmak üzere bias ya da eşik değeri olarak adlandırılır. Temel sinir hücresinin gösterimi şekil 2 de verilmiştir.<sup>114115</sup>



Şekil 2: Temel Sinir Hücresi

Yapay sinir ağlarını tahmin için en çok kullanılan modeli, dışarıdan girilen verilerin oluşturduğu girdi katmanından, sonuçların oluşturduğu çıktı katmanından ve bu iki katman arasında yer alan en az bir adet gizli katmanın yer aldığı çok katmanlı algılayıcı modelidir.<sup>116</sup> Yapay sinir ağları, sinir hücrelerinin birleşmesi ile oluşur. Şekil 3' te gösterildiği gibi genellikle girdi, gizli veya ara ve çıktı katmanları olmak üzere 3 katmandan ve paralel olarak birbirlerine bağlanarak oluşturulur.<sup>117</sup>



Şekil 3: İleri Beslemeli Çok Katmanlı Temel Yapay Sinir Ağ Modeli

<sup>114</sup> Simon Haykin, **Neural Networks A Comprehensive Foundation**, 2. Baskı, India:Pearson Prentice Hall, 2005, S:33

<sup>115</sup> Edward I. Altman, Giancarlo Marco And Franco Varetto, Corporate Distress Diagnosis: Comparisons Using Linear Discriminant Analysis And Neural Networks, **Journal Of Banking And Finance**, Vol. 18, No.31 ,1994, S:513

<sup>116</sup> Ahmet Akcan, Cem Kartal, S:32

<sup>117</sup> Simon Haykin, S:186

Girdi: Bir sinir hücresine dış dünyadan veya diğer başka hücrelerden gelen bilgilerdir.

Ağırlık: Girdilerin, sinir hücresi üzerindeki etkisini gösteren katsayılarıdır. Her bir girdi kendine ait bir ağırlığa sahiptir. Ağırlıklar istenen çıktı sonuçlarına ulaşmak için eğitim aşamasında ayarlanabilen parametrelerdir.<sup>118</sup>

Toplama Fonksiyonu: Bu fonksiyon, bir hücreye gelen girdileri ağırlıkları ile çarpıp toplayarak net girdiyi hesaplar.

$$\text{Toplama Fonksiyonu} = \sum_{i=1}^n w_i x_i$$

Literatürde toplama fonksiyonun başka formülleri de mevcuttur. Bazı çalışmalarda bu fonksiyon yerine normalleştirme maksimum ya da minimum, çoğunluk, kümülatif toplam fonksiyonları da görülebilir.

Aktivasyon Fonksiyonu: Bu fonksiyon, doğrusal olmayan bir fonksiyondur. Sinir hücresin gelen girdiye karşılık çıktıyı belirler. Aktivasyon fonksiyonun seçilirken dikkat edilmesi gereken bir husus türevinin kolay hesaplanıyor olmasıdır.<sup>119</sup> Genellikle türevi kolay alınmasından dolayı sigmoid fonksiyonu kullanılır. Bunun dışında eşik değerinin üzerinde ya da altında olmasına göre 0 veya 1 çıktısı veren adım fonksiyonu, tanjant hiperbolik fonksiyonu veya sinüs fonksiyonu da literatürde kullanılan diğer aktivasyon fonksiyonlarıdır.<sup>120</sup>

Çıktı: Aktivasyon fonksiyonu tarafından belirlenen değerdir. Elde edilen çıktı bir başka nörona ya da dış dünyaya gönderilir. Bir sinir hücresinin bir çıktısı olur.<sup>121</sup>

Ağın yapısına göre ileri ya da geri beslemeli olmak üzere iki tür yapay sinir ağ modeli vardır. Dış ortamdan gelen girdi bilgisinin girdi katmanından çıktı katmanına doğru akması ve bu süreçte girdi katmanından gizli katmana, gizli katmandan çıktı

---

<sup>118</sup> Martin P. Wallace, Neural Networks And Their Application To Finance, **Business Intelligence Journal**, Vol.1, No.1, 2008, S:71

<sup>119</sup> Simon Haykin, S:190

<sup>120</sup> Simon Haykin, S:191

<sup>121</sup> Timothy Masters, **Practical Neural Network Recipes in C++**, U.S.A., Academic Press, 1993, S:80.

katmanına bağlanarak öngörü üretir.<sup>122</sup> Geri beslemeli yapay sinir ağlarında çıktılar girdilere bağlanarak ileri beslemeli bir ağdan elde edilir.<sup>123</sup> İleri beslemeli yapay sinir ağlarında, girdiler ve girdilerin ağırlıklarının hesaplanarak sonucu bir sonraki katmana aktarılır. Bu hesaplama işlemi, çıkış katmanındaki sinir hücrelerinde de yapıldıktan sonra sonlanır. Geri beslemeli yapay sinir ağlarında ise bazı katmanlarda önceki katmana bağlanılır. Bu tür modellerde denetimsiz öğrenme söz konusudur. Geri beslemeli yapay sinir hücrelerinin bir çıkışı diğer her bir sinir hücresinin girdisine bağlanır.<sup>124</sup>

---

<sup>122</sup> Özgür Çakır, S:50

<sup>123</sup> Simon Haykin, S:183

<sup>124</sup> Simon Haykin, S:184

## 4. UYGULAMA

### 4.1. Uygulamanın Konusu, Amacı ve Önemi

#### 4.1.1. Uygulamanın Konusu

Uygulamanın konusu, çoklu regresyon, lojistik regresyon, karar ağaçları ve yapay sinir ağlarıyla oluşturulacak kârlılık modellerini karşılaştırmaktır. Kurulacak olan modellerin birbirine göre üstünlük ve zayıflıklarını ele alarak yorumlamaktır.

#### 4.1.2. Uygulamanın Amacı

Uygulamanın amacı, kârlılık analizi yapılırken kullanılacak modellerin üstünlüklerini dikkate alarak en uygun analizin belirlenmesi ve modeller arasındaki farkların oluşturduğu üstünlükler ile modellerin değerlendirmesini yapabilmektir.

#### 4.1.3. Uygulamanın Önemi

Uygulamanın önemi, kârlılık analizinde değerlendirme aşamasında kullanılacak modelin belirlenmesinde ve karar vericiye kolaylık sağlamaktır.

#### 4.1.4. Uygulamanın Yöntemleri ve Kısıtları

Literatürdeki kârlılık çalışmalarına bakıldığında birbirinden farklı birçok sektörde yapıldığı görülmektedir. Küreselleşen dünya da işletmelerin maliyeti indirgeme ve kârlılıklarını artırma konusunda teknolojiden faydalanmaya başlanıldığından teknoloji sektörü ve bu sektördeki işletmelerin dünya ekonomisindeki payı artmaya başladı. Uygulamamız için ülkemizde ve dünya da gelişmekte olan ve ön plana çıkmaya başlayan teknoloji sektörü seçilmiştir. BİST' e bağlı 10 şirket yer almaktadır. Bu şirketler, Arena bilgisayar sanayi ve ticaret a.ş., Armada bilgisayar sistemleri sanayi ve ticaret a.ş., Despec bilgisayar pazarlama ve ticaret a.ş., Datagate bilgisayar malzemeleri ticaret a.ş., Escort teknoloji yatırım a.ş., İndeks bilgisayar sistemleri mühendislik sanayi ve ticaret a.ş., Link bilgisayar sistemleri yazılımı ve donanımı sanayi ve ticaret a.ş., Logo yazılım sanayi ve ticaret a.ş., Plastikkart akıllı kart iletişim sistemleri sanayi ve ticaret a.ş., Senkron güvenlik ve iletişim sistemleri a.ş.' dir.



Fakat Senkron şirketine ait mali tablo verileri 2012 yılından itibaren BİST ve KAP' ta yer almaktadır. Çalışmanın homojenliği ve veri sayısını artırmak adına bu şirket dışındaki 9 adet firmanın ortak tarihi olan 2007'den itibaren yıllık mali tablo değerleri kullanılmıştır. Finansal oranların hesaplanmasında düzenli veri toplanmasının öneminden dolayı yılsonu verileri kullanarak yılsonu değerleri göz önüne alınarak analiz yapılmıştır. Bu anlamda hesaplanmalar da 2007 ile 2015 yıllarına ait bilanço verilerinden yararlanılmıştır.

Seçilen işletmelerindeki finansal tablo değerleri alınarak aktif kârlılık, satış büyüklüğü, likidite oranı, kaldıraç oranı, cari oran, varlık büyümesi, finansal gider oranı, kısa ve uzun vadeli kaldıraç oranı, aktif devir hızı, sermaye/toplam kaynak oranı, alacakların ortalama tahsil süresi, borç oranı, net satışlar/duran varlıklar oranı, özsermayenin kazanma gücü, özsermaye devir hızı, işletme büyüklüğü değişkenleri hesaplanmıştır. Aktif kârlılığı açıklamak için çoklu regresyon, lojistik regresyon, karar ağaçları ve yapay sinir ağları kullanarak modellenmiştir. Kurulan modeller birbiriyle karşılaştırılmıştır. Literatürde ayrı ayrı ya da ikiyeşerli olarak ele alınan bu yöntemlerin tek bir veri üzerinden karşılaştırılmıştır. Modellerin ayrı ayrı değerlendirilmesinde modeldeki değişkenler üzerinden yorumlamalar yapılmıştır.

#### **4.2. Yöntemler ile Model Kurulması**

Kurulan dört modelde literatürde yer alan, aktif kârlılık bağımlı değişken olarak tanımlanmıştır. İkinci bölümde de finansal yapı başlığı altında anlatılan on altı oran, bu bölümde kurulan modellerin bağımsız değişkenleri olarak ele alınmıştır.

BİST' te yer alan 10 adet teknoloji şirketinden 9' u üzerinde çalışma yapılmıştır. Bu bölümde örnek olması açısından bağımlı ve bağımsız değişkenlerin hesaplanmasına detaylı olarak yer verilmiştir. Bunun için uygulamamızda yer alan şirketlerden biri olan ARENA şirketinin 2015' e ait yılsonu mali tablosu şekil 4'te görülmektedir. Bu tabloya göre uygulamadaki değişkenler tezin ikinci bölümde de belirtilen formüller yardımıyla hesaplanması aşağıdadır.

<b>ARENA BİLGİSAYAR SANAYİ VE TİCARET A.Ş. 2015/Yıllık</b>			
<b>V A R L I K L A R</b>		<b>K A Y N A K L A R</b>	
<b>DÖNEN VARLIKLAR</b>	530.535.872	<b>KISA VADELİ YÜKÜMLÜLÜKLER</b>	335.810.105
Nakit ve Nakit Benzerleri	34.901.198	Kısa Vadeli Borçlanmalar	111.180.800
Finansal Yatırımlar	0	Uzun Vadeli Borçlanmaların Kısa Vadeli Kısımları	0
Ticari Alacaklar	329.254.443	Diğer Finansal Yükümlülükler	0
Finans Sektörü Faaliyetlerinden Alacaklar	0	Ticari Borçlar	197.723.468
Diğer Alacaklar	0	Finans Sektörü Faaliyetlerinden Borçlar	0
Türev Araçlar	0	Çalışanlara Sağlanan Faydalar Kapsamında Borçlar	1.490.744
Stoklar	162.040.131	Diğer Borçlar	4.653.956
Canlı Varlıklar	0	Türev Araçlar	437.078
Peşin Ödenmiş Giderler	2.466.737	Devlet Teşvik ve Yardımları	0
Cari Dönem Vergisiyle İlgili Varlıklar	0	Ertelenmiş Gelirler	14.592.420
Diğer Dönen Varlıklar	1.740.140	Dönem Karı Vergi Yükümlülüğü	3.782.017
<b>ARA TOPLAM</b>	<b>530.402.649</b>	<b>Kısa Vadeli Karşılıklar</b>	<b>1.949.622</b>
Satış Amaçlı Sınıflandırılan Duran Varlıklar	133.223	Diğer Kısa Vadeli Yükümlülükler	0
<b>DURAN VARLIKLAR</b>	<b>11.245.777</b>	<b>ARA TOPLAM</b>	<b>335.810.105</b>
Finansal Yatırımlar	0	Satış Amaçlı Sınıflandırılan Varlık Gruplarına İlişkin Yükümlülükler	0
Ticari Alacaklar	0	<b>UZUN VADELİ YÜKÜMLÜLÜKLER</b>	<b>3.872.909</b>
Finans Sektörü Faaliyetlerinden Alacaklar	0	Uzun Vadeli Borçlanmalar	0
Diğer Alacaklar	0	Diğer Finansal Yükümlülükler	0
Türev Araçlar	0	Ticari Borçlar	0
Özkaynak Yöntemiyle Değerlenen Yatırımlar	0	Finans Sektörü Faaliyetlerinden Borçlar	0
Canlı Varlıklar	0	Diğer Borçlar	0
Yatırım Amaçlı Gayrimenkuller	0	Türev Araçlar	0
Maddi Duran Varlıklar	5.301.335	Devlet Teşvik ve Yardımları	0
Maddi Olmayan Duran Varlıklar	4.577.532	Ertelenmiş Gelirler	0
Peşin Ödenmiş Giderler	0	Uzun Vadeli Karşılıklar	2.839.077
Ertelenmiş Vergi Varlığı	1.366.910	Cari Dönem Vergisiyle İlgili Borçlar	0
Diğer Duran Varlıklar	0	Ertelenmiş Vergi Yükümlülüğü	1.033.832
<b>TOPLAM VARLIKLAR</b>	<b>541.781.649</b>	Diğer Uzun Vadeli Yükümlülükler	0
		<b>Ö Z K A Y N A K L A R</b>	<b>202.098.635</b>
<b>Kar veya Zarar ve Diğer Kapsamlı Gelir Tablosu</b>		<b>ANA ORTAKLIĞA AİT ÖZKAYNAKLAR</b>	<b>199.768.760</b>

Satışlar (Hasılat)	1.414.725.230	Ödenmiş Sermaye	32.000.000
Finansman Giderleri (-)	-16.790.105	Sermaye Düzeltme Farkları	0
		Geri Alınmış Paylar (-)	0
		Karşılıklı İştirak Sermaye Düzeltmesi (-)	0
		Paylara İlişkin Primler/İskontolar	161.365
		Kar veya Zararda Yeniden Sınıflandırılmayacak Birikmiş Diğer Kapsamlı Gelirler veya Giderler	-1.557.584
		Kar veya Zararda Yeniden Sınıflandırılacak Birikmiş Diğer Kapsamlı Gelirler veya Giderler	85.909.646
		Kardan Ayrılan Kısıtlanmış Yedekler	9.283.750
		Geçmiş Yıllar Karları/Zararları	61.597.257
		Net Dönem Karı/Zararı	12.374.426
		KONTROL GÜCÜ OLMAYAN PAYLAR	2.329.875
		<b>TOPLAM KAYNAKLAR</b>	541.781.649

**Şekil 4:** Arena A.Ş. 2015 Yılı Sonu Bilançosu

<b>Gelir-Gider Tablosu</b>	
<b>KAR VEYA ZARAR KISMI</b>	
Hasılat	1.414.725.230
Satışların Maliyeti (-)	-1.323.630.531
Ticari Faaliyetlerden Brüt Kar (Zarar)	91.094.699
Finans Sektörü Faaliyetleri Hasılatı	0
Finans Sektörü Faaliyetleri Maliyeti (-)	0
Finans Sektörü Faaliyetlerinden Brüt Kar (Zarar)	0
<b>BRÜT KAR/ZARAR</b>	91.094.699
Genel Yönetim Giderleri (-)	-28.186.305
Pazarlama Giderleri (-)	-25.357.099
Araştırma ve Geliştirme Giderleri (-)	0
Esas Faaliyetlerden Diğer Gelirler	3.479.801
Esas Faaliyetlerden Diğer Giderler (-)	0
<b>ESAS FAALİYET KARI/ZARARI</b>	41.031.096
Yatırım Faaliyetlerinden Gelirler	0
Yatırım Faaliyetlerinden Giderler (-)	0
Özkaynak Yöntemiyle Değerlenen Yatırımların Karlarından/Zararlarından Paylar	0

FİNANSMAN GİDERİ ÖNCESİ FAALİYET KARI/ZARARI	0
Finansman Giderleri (-)	-16.790.105
SÜRDÜRÜLEN FAALİYETLER VERGİ ÖNCESİ KARI/ZARARI	24.240.991
Sürdürülen Faaliyetler Vergi Gideri (-)/Geliri	-11.572.216
- Dönem Vergi Gideri (-)/Geliri	-13.113.833
- Ertelenmiş Vergi Gideri (-)/Geliri	1.541.617
SÜRDÜRÜLEN FAALİYETLER DÖNEM KARI/ZARARI	12.668.775

**Şekil 5:** ARENA 2015 Gelir-Gider Tablosu

Uygulamanın bağımlı değişkeni olan aktif kârlılık, Arena şirketi için şekil-4 yardımıyla hesaplanırsa,

$$Aktif Kârlılık = \frac{Net Kâr}{Toplam Aktif}$$

$$0,022840245738925 = \frac{12374426}{541781649}$$

hesaplanır. Uygulamanın bağımsız değişkenleri bilanço değerlerinden hesaplanmıştır. İlk bağımsız değişken olan satış büyüklüğü değişkeni

$$Satış Büyüklüğü = \ln(Net Satışlar)$$

$$21,0702011654399 = \ln(1414725230)$$

şeklinde hesaplanmıştır. Likidite oranlarından biri olan Asit-test oranı,

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

$$1,09733368803777 = \frac{530535872 - 162040131}{335810105}$$

şeklinde hesaplanmıştır. İşletme varlıklarının hangi oranda yabancı kaynaklardan karşılandığını gösteren kaldıraç oranı,

$$Kaldıraç Oranı = \frac{Toplam Yabancı Kaynaklar}{Toplam Aktif}$$

$$0,626974011812644 = \frac{335810105 + 3872909}{541781649}$$

şeklinde hesaplanmıştır. Dönen varlıklar ile kısa vadeli yabancı kaynaklar arasındaki ilişkiyi ölçmek için kullanılan cari oran,

$$\text{Cari Oran} = \frac{\text{Dönen Varlıklar}}{\text{Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar}}$$
$$1,57986869394535 = \frac{530535872}{335810105}$$

şeklinde hesaplanmıştır. Toplam varlıkların bir önceki toplam varlıklarından ne kadar oranda büyüdüğünü gösteren varlık büyümesi oranı,

$$\text{Varlık Büyümesi} = \frac{\text{Toplam Varlık}_t - \text{Toplam Varlık}_{t-1}}{\text{Toplam Varlık}_{t-1}}$$
$$0,088037043015917 = \frac{530535872 - 497944121}{497944121}$$

şeklinde hesaplanmıştır. Finansman giderlerinin, toplam yabancı kaynaklar içerisindeki ağırlığını ortaya koyan finansal gider oranı,

$$\text{Finansal Gider Oranı} = \frac{\text{Finansman Gideri}}{\text{Toplam Yabancı Kaynak}}$$
$$-0,0494287447649649 = \frac{-16790105}{335810105 + 3872909}$$

şeklinde hesaplanmıştır. İşletme varlıklarının hangi oranda kısa vadeli yabancı kaynaklarla finanse edildiğini gösteren kısa vadeli kaldıraç oranı,

$$\text{Kısa Vadeli Kaldıraç Oranı} = \frac{\text{Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar}}{\text{Pasif (Aktif) Toplamı}}$$
$$0,619825543408171 = \frac{335810105}{541781649}$$

şeklinde hesaplanmıştır. İşletme varlıklarının hangi oranda uzun vadeli yabancı kaynaklarla karşılandığını gösteren uzun vadeli kaldıraç oranı,

$$\text{Uzun Vadeli Kaldıraç Oranı} = \frac{\text{Uzun Vadeli Yabancı Kaynaklar}}{\text{Pasif (Aktif) Toplamı}}$$

$$0,0071484684044734 = \frac{3872909}{541781649}$$

şeklinde hesaplanmıştır. Yapılan satışların toplam aktiflerin kaç katı oranında olduğunu gösteren aktif devir hızı,

$$\text{Aktif Devir Hızı} = \frac{\text{Net Satışlar}}{\text{Aktif Toplamı}}$$

$$2,61124612214394 = \frac{1414725230}{541781649}$$

şeklinde hesaplanmıştır. Toplam kaynaklarının ne kadarının işletme sahiplerinin tarafından sağlandığını gösteren sermaye/toplam kaynak oranı,

$$\text{Sermaye/Toplam Kaynak Oranı} = \frac{\text{Özsermaye}}{\text{Toplam Kaynak}}$$

$$0,373025988187356 = \frac{202098635}{541781649}$$

şeklinde hesaplanmıştır. Bilançodaki alacaklar ve gelir tablosundaki satışlar arasındaki ilişkiyi açıklayan alacakların ortalama tahsil süresi,

$$\text{Alacakların Ortalama Tahsil Süresi} = \frac{\text{Ticari Alacaklar}}{\text{Net Satışlar}} \times 365$$

$$84,9478535807268 = \frac{329254443}{1414725230} \times 365$$

şeklinde hesaplanmıştır. İşletmelerin borçlarının, aktif kârlılık üzerine etkisini ölçmek için kullanılan borç oranı,

$$\text{Borç Oranı} = \frac{\text{Toplam Borç}}{\text{Toplam Aktif}}$$

$$0,626974011812644 = \frac{339683014}{541781649}$$

şeklinde hesaplanmıştır. Duran varlıklar devir hızı olarak da bilinen net satışlar/duran varlıklar oranı,

$$\text{Net Satışlar/Duran Varlıklar Oranı} = \frac{\text{Net Satışlar}}{\text{Duran Varlıklar}}$$

$$125,800576518635 = \frac{1414725230}{11245777}$$

şeklinde hesaplanmıştır. Süleyman Serdar Karaca ve Eşref Savaş Başçı' nın 2011 yılındaki ortak çalışmasında,<sup>125</sup> Ali Serhan Koyuncugil ve Nermin Özgülbaş' ın 2008 yılındaki ortak çalışmasında<sup>126</sup> ve Yusuf Demir' in 2001 yılındaki çalışmasında<sup>127</sup> bağımsız değişken olarak kullanılan, işletmenin özkaynaklarına karşılık ne kadar kâr elde ettiğini gösteren özsermayenin kazanma gücü değişkeni,

$$\text{Özsermayenin Kazanma Gücü} = \frac{\text{Net Kâr}}{\text{Öz Sermaye}}$$

$$0,0612296367068486 = \frac{12374426}{202098635}$$

şeklinde hesaplanmıştır. Öz kaynakların hangi ölçüde verimli kullanıldığını gösteren özsermayenin devir hızı,

$$\text{Özsermayenin Devir Hızı} = \frac{\text{Net Satışlar}}{\text{Öz Sermaye}}$$

$$7,00017211892599 = \frac{1414725230}{202098635}$$

şeklinde hesaplanmıştır. İşletme büyüklüğünü ölçmek için kullanılan işletme büyüklüğü,

---

<sup>125</sup> Karaca, Başçı, S:338

<sup>126</sup> Koyuncugil, Özgülbaş, S:2

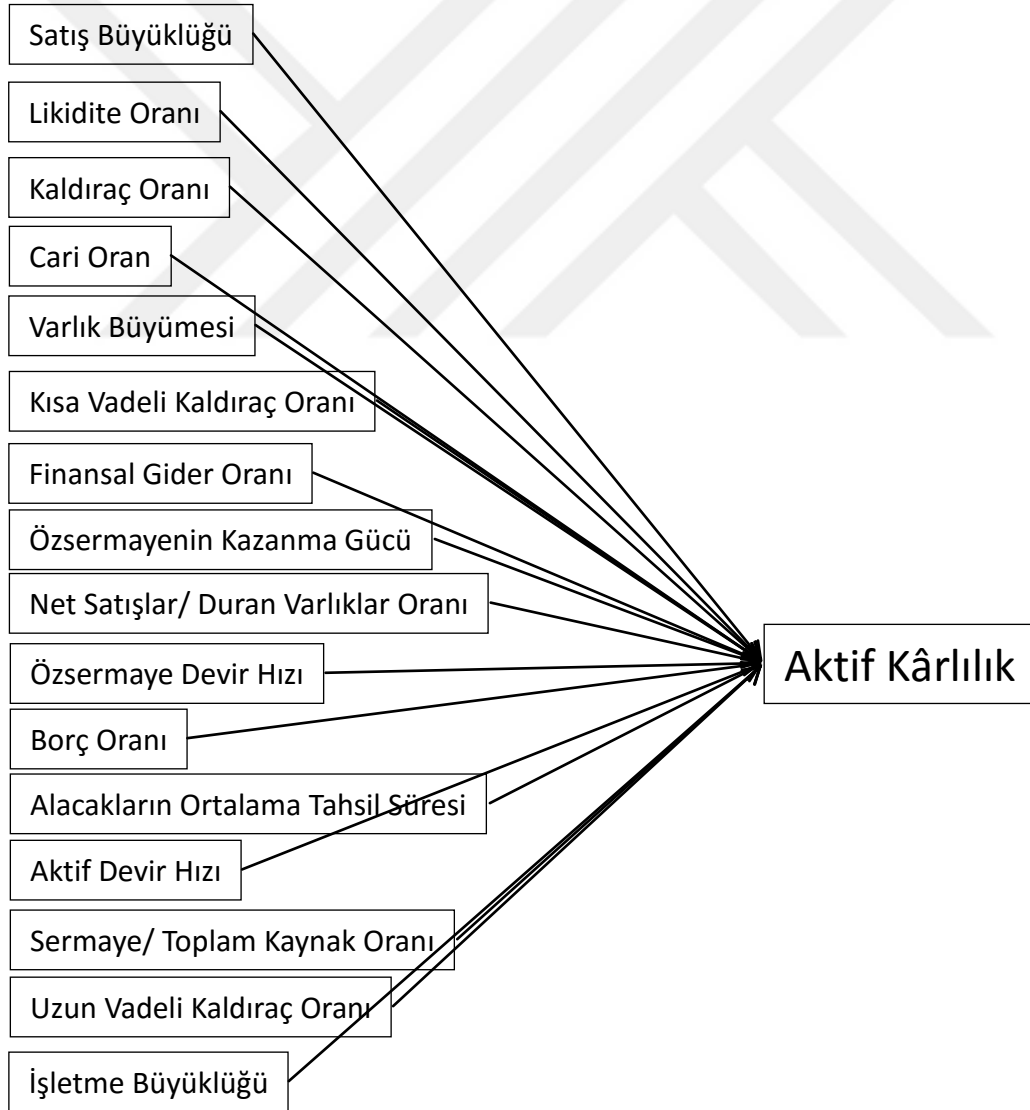
<sup>127</sup> Demir, S:109

$$\text{İşletme Büyüklüğü} = \ln(\text{Toplam Aktifler})$$

$$8,73382429070636 = \ln(541781649)$$

şeklinde hesaplanmıştır.

Hesaplamalar sonucunda bağımlı ve bağımsız değişkenler genel olarak şekil 5'te gösterilmiştir. Hesaplanan on altı bağımsız değişken ile aktif kârlılık bağımlı değişkenin arasındaki tek yönlü ilişki şekil üzerinde görsel olarak gösterilmiştir. Şekil 5'te yer alan bütün bağımsız değişkenler analiz içerisinde modellerin kendi metotlarına göre indirgeme yapılmıştır.



**Şekil 6:** Bağımlı ve Bağımsız Değişkenler



#### 4.2.1. Çoklu Doğrusal Regresyon İle Model Kurulması

Çoklu doğrusal regresyon modeli kurmak için SPSS.20 programı kullanılmıştır. Programa değişkenler çalışmadaki isimleri ile sürekli değişken (scale) olarak girilmiştir. SPSS.20' den analiz (analyze) sekmesinden regresyon (regression) seçilerek doğrusal regresyon (linear)'a basılarak yapılmıştır. Aktif kârlılık bağımlı değişken olarak belirtilir. Uygulamada kullanılan kademeli değişken seçimi ile çoklu regresyon analizi için açılan pencerede method olarak stepwise seçilmiştir.

Çoklu doğrusal regresyon analizinde değişkenlerin seçimi ve anlamlılık için  $\alpha = 0,05$  alınmıştır. Analizler ve değerlendirmeler bu değer göz alınarak yapılmıştır. Bu değer istenirse doğrusal regresyon seçildikten sonra açılan penceredeki seçenekler kısmından değiştirilebilir.

Bütün bağımsız değişkenlerin alınarak yapılan analiz sonucunda belirlenen değişkenler özsermayenin kazanma gücü, özsermayenin devir hızı, alacakların ortalama tahsil süresi, uzun vadeli kaldıraç oranı ve likidite oranı olmuştur. Kademeli olarak seçilen değişkenlerden ilk olarak özsermaye kazanma gücü, daha sonra özsermayenin devir hızı modele alınmıştır. Üçüncü adımda alacakların ortalama tahsil süresi, dördüncü olarak uzun vadeli kaldıraç oranı modele dahil edilmiştir. En son olarak da likidite oranı modele eklenerek nihai model elde edilmiştir. SPSS.20 çıktısına bakıldığında adım adım modele değişken eklenirken her adımdaki  $R^2$  değeri aşağıdaki gibidir.

**Tablo 1**  
**Stepwise Çoklu Doğrusal Regresyondaki Adımsal  $R^2$**

Model	$R^2$	Standart Hata
1	0,749	0,04517
2	0,867	0,03304
3	0,889	0,033044
4	0,903	0,02866
5	0,912	0,02738

Birinci modelde tek bağımsız değişkenin özsermayenin kazanama gücünün olduğu modeldir. Bu modelin açıklayıcılık değeri ( $R^2$ ) değeri 0,749' dur. İkinci model de özsermayenin kazanma gücü bağımsız değişkeninin yanına özsermayenin devir hızı bağımsız değişkeni eklenmiştir. Bu modelin  $R^2$  değeri 0,867' e yükseldiği görülmüştür. Modele alacakların tahsil süresinin eklenmesi ile elde edilen üçüncü modelde  $R^2$  değeri 0,889' a, daha sonra uzun vadeli kaldıraç oranının eklenmesi ile elde edilen dördüncü modelde  $R^2$  değeri 0,903 olur. Likidite oranının da modele eklenmesi ile elde edilen sonuncu modelin  $R^2$  değeri 0,912 olur. Bu değer kurulan çoklu doğrusal regresyon modelinin açıklayıcılık değeridir.

Çoklu doğrusal regresyon analizinde, modele dahil edilen her değişkenin VIF değerlerinin 10' dan küçük olması gerekir <sup>128</sup>. Bu durumda değişkenler arasında doğrusal bağlantının olmadığını gösterir. Kurulan modelin VIF değerleri aşağıda verilmiş ve hepsi 10'dan küçük olduğu görülmüştür.

**Tablo 2**

**Çoklu Regresyon Analizindeki Değişkenlerin VIF Değerleri**

Bağımsız Değişkenler	VIF
Likidite Oranı	1,443
Uzun Vadeli Kaldıraç Oranı	1,097
Alacakların Tahsil Süresi	1,308
Özsermayenin Devir Hızı	1,914
Özsermayenin Kazanma Gücü	1,242

% 5 anlamlılık seviyesinde Anova tablosundaki sig. değeri  $< 0,05$  olduğu için çoklu regresyon katsayısı geçerlidir. Ayrıca 0,05 anlamlılık seviyesinde  $F_{0,05;75;80}=1,454798'$  dir. Modelimizin F değeri 156,238 olduğu için F sınavasının  $H_0$  hipotezi red edilir.

$$H_0: \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_n = 0$$

Bu durumda 0,05 anlamlılık düzeyinde model anlamlıdır.

<sup>128</sup> Ali Sait Albayrak, Çoklu Doğrusal Bağlantı Halinde En Küçük Kareler Tekniğinin Alternatifi Yanlı Tahmin Teknikleri Ve Bir Uygulama, **ZKÜ Sosyal Bilimler Dergisi**, Cilt 1, Sayı 1, 2005, S:110

**Tablo 3****Çoklu Doğrusal Regresyon Modelinin Anova Tablosu**

ANOVA TABLOSU					
	Sapma Kareleri Toplamı (SS)	Serbestlik Derecesi	Ortalama SS	F	Sig.
Regresyon	0,585	5	0,117	156,238	0
Kalıntı	0,056	75	0,001		
Toplam	0,642	80			

Kurulan çoklu regresyon modelinin katsayılarının tablosu aşağıdaki gibidir. Bu tabloya bakarak sig değerleri  $< 0,05$  olduğu görülmüştür. Bu da değişkenlerin modelde olmasının anlamlı olduğu anlamına gelir. Ayrıca t testi ile her değişkenin modelde olmasının anlamlı olup olmadığına bakılabilir.

**Tablo 4****Çoklu Doğrusal Regresyon Analizi ile Kurulan Modelin Katsayıları**

Değişkenler	Standartlaştırılmamış Katsayılar		Standartlaştırılmış Katsayılar	t	Sig.
	$\beta$	Standart Hata	$\beta$		
Sabit Katsayı	,027	,011		2,564	,012
Likidite Oranı	,003	,001	,102	2,405	,019
Alacakların Ortalama Tahsil Süresi	,001	,000	-,098	-2,426	,018
ÖzSermayenin Kazanma Gücü	,684	,027	1,011	25,649	,000
ÖzSermayenin Devir Hızı	-,007	,001	-,378	-7,729	,000
Uzun Vadeli Kaldıraç Oranı	-,280	,073	-,142	-3,843	,000

Tablodaki standartlaştırılmamış katsayılar sütunundaki  $\beta$  değerleri, beş bağımsız değişkenle kurulan modelin katsayılarıdır. Modelin sabiti 0.027'dir. Likidite oranının katsayısı 0,003, alacakların ortalama tahsil süresinin katsayısı 0,001, özsermayenin kazanma gücünün katsayısı 0,684, özsermayenin devir hızının katsayısı -0,007 ve uzun vadeli kaldıraç oranının katsayısı -0,280' dir. Değişkenlerin katsayılarının ikisi negatif, üç

tanisinin pozitiftir. Çoklu doğrusal regresyon analizi ile kurulan kârlılık modeli aşağıdaki gibidir.

$$\begin{aligned} \mu_{\text{Aktif Kârlılık}} = & \\ & 0,027 + 0,003 * x_{\text{Likidite Oranı}} + 0,001 * x_{\text{Alacakların Ortalama Tahsil Süresi}} + 0,684 * \\ & x_{\text{Özsermayenin Kazanma Gücü}} - 0,007 * x_{\text{Özsermayenin Devir Hızı}} - 0,280 * \\ & x_{\text{Uzun Vadeli Kaldıraç Oranı}} \end{aligned}$$

#### 4.2.2. Lojistik Regresyon İle Model Kurulması

Lojistik regresyon analizi ile model kurmak için SPSS.20 kullanılmıştır. SPSS.20’ den analiz (analyze) sekmesinden regresyon (regression) seçilerek binary lojistik (binary logistic)’a basılarak yapılmıştır.

Çalışmanın bağımlı değişkeni olan aktif kârlılık sürekli değişkendir. Lojistik regresyon analizinde bağımlı değişken kategorik olması gerektiğinden analiz için,

$$lojik = \begin{cases} 0, & \text{Aktif Kârlılık} \leq 0 \\ 1, & \text{Aktif Kârlılık} > 0 \end{cases}$$

şeklinde kategorileştirme yapılmıştır. Yeni değişkende 1’ in anlamı işletmenin kârlı olduğunu, 0’ in ise anlamı kârlı olmadığı manasına gelmektedir.

Aktif kârlılık ve özsermayenin kazanma gücü değişkenlerinin pay kısımlarında net kâr kalemi yer aldığından lojistik regresyon analizi yapıldığında işletmelerinin aynı olmasından dolayı, özsermayenin kazanma gücünün işaretinin negatif olması durum da  $y=0$ , pozitif olduğu durumda  $y=1$  olduğu görülmüştür. Bu da tam uyumluluk problemi çıkarmıştır. Bundan dolayı lojistik analiz yaparken diğer değişkenler üzerinden analiz yapılmıştır. Özsermayenin kazanma gücü dışındaki on beş bağımsız değişken ile analiz yapılmıştır.

SPSS.20’ de yapılan analizde bağımlı değişken olarak 0 ve 1 olarak kodlanan yeni değişken dependent değişken hücrelerine yerleştirilmiştir. Önceki bölüm de anlatılan ileriye doğru olabilirlik oranı (Forward: LR) method kısmından seçilmiştir. Değişkenlerin her adımda girişi için bakılacak anlamlılık oranı 0,05, çıkışı için 0,10

alınmıştır. Katsayıların belirlenmesi için de maksimum iterasyon sayısı 20 seçilmiştir. Katsayıların  $\exp(B)$  içinde %95 oran kullanılmıştır. Bu ayarlar binary logistic analizindeki seçenekler (options) kısmından yapılmıştır.

Analizin ilk adımında sabitin olduğu ilk model kurulmuştur. Bu modelin en uygun -2Loglikelihood değerine dördüncü iterasyonda elde edilmiştir. İlk modelin tablo 5’ te de görüldüğü gibi -2Loglikelihood değeri 74,578 olurken sabitin değeri ise 1,566 olmuştur.

**Tablo 5**  
**Lojistik Regresyon Analizindeki Adım 0**

**Model 1**

İterasyon	-2 Log likelihood	Katsayılar
		Sabit
Adım 0 1	75,387	1,309
2	74,582	1,547
3	74,578	1,566
4	74,578	1,566

Kurulan bu modele göre işletmelerin kârlılığını tahminindeki doğruluk oranına bakılır. Kurulan modelin doğru tahmin etme değeri % 82,7’ dir.

**Tablo 6**  
**Lojistik Regresyon Adım 0’ daki Doğruluk Yüzdesi**

		Öngörülen		
		Lojik		Doğruluk Yüzdesi
		,00	1,00	
Adım 0	Lojik	,00	1,00	
		0	14	0,0
		0	67	100,0
	Genel Yüzde			82,7

Tablo 6’ da görüldüğü üzere bu model kârlı olmayı %100 tahmin ederken, kârlı olmamayı tamamen yanlış tahmin etmektedir.

Adım 0'da sabitin değeri 1,566' dır. Tablo.7' deki sig. değeri<0,05 olduğundan modelin anlamlı olduğunu gösterir. Standart hata değeri 0,294, wald değeri ise 28,386'dır. Önceki bölümde de dile getirildiği gibi buradaki wald değeri, katsayının standart hataya bölümünün karesidir.

**Tablo 7**

**Lojistik Regresyon Analizinde Adım 0' daki Değişkenler**

**Denklemdaki Değişkenler**

	B	Standart Hata	Wald	Serbestlik Derecesi	Sig.	Exp(B)
Adım 0 Sabit	1,566	,294	28,386	1	,000	4,786

Sabitin belirlenmesinden sonraki adımda en yüksek skor testine sahip anlamlı değişkenin belirlenerek modele eklenmesidir. Sig. değerinin belirlenen anlamlılık değerinden (0,05) düşük olan en yüksek skor değerine sahip değişken modele eklenir. Tablo.8' de değişkenlerin skor değerleri, serbestlik dereceleri ve sig. değerleri yer almaktadır. Bu tabloda likidite oranının, cari oranın, finansal gider oranının, uzun vadeli kaldıraç oranının, alacakların ortalama tahsil süresinin, net satışlar/duran varlıklar oranının sig değerleri 0,05'den büyük olduğu için modele eklenmeleri anlamlı değildir. Diğer bağımsız değişkenler arasında en yüksek skor değerine sahip olan değişken satış büyüklüğü değişkenidir. Bu değişkenin skor değeri 13,453' tür. Bundan sonraki adımda satış büyüklüğü değişkeni modele eklenerek devam eder.

**Tablo 8****Lojistik Regresyon Analizinde Adım 0'daki Skor Değerleri**

			Skor	Serbestlik Derecesi	Sig.
Adım 0	Değişkenler	Satış Büyüklüğü	13,453	1	,000
		Likidite Oranı	1,491	1	,222
		Kaldıraç Oranı	7,253	1	,007
		Cari Oran	,872	1	,350
		Varlık Büyümesi	3,291	1	,070
		Finansal Gider	,413	1	,521
		KısaVadeliKaldıraçOranı	6,646	1	,010
		UzunVadeliKaldıraçOranı	,162	1	,687
		Aktif Devir Hızı	11,554	1	,001
		Sermaye / Toplam Kaynak	7,928	1	,005
		Alacakların Ortalama Tahsil	,002	1	,966
		Borç Oranı	7,253	1	,007
		NetSatışlar DuranVarlık	,714	1	,398
		ÖzSermayenin Devir Hızı	9,242	1	,002
		İşletmenin Büyüklüğü	12,131	1	,000

Bir sonraki adımda diğer değişkenlerin seçimi ile devam edilerek en uygun lojistik regresyon analizi belirlenmiştir. En uygun lojistik regresyon analizi belirlenirken yapılan adımlar ve iterasyonların sonuçları tablo.9' da gösterilmiştir. Bu tabloya göre, satış büyüklüğü değişkeninden sonra ikinci adımda alacakların ortalama tahsil süresi, üçüncü adımda cari oran, dördüncü adımda aktif devir hızı değişkenleri modele eklenmiştir. Son adımda ise ilk değişken olan satış büyüklüğü değişkeninin modelden çıkarıldığı görülmüştür.

**Tablo 9****Lojistik Regresyon Analizinde Adımlardaki Skor Değerleri**

			Skor	Serbestlik Derecesi	Sig.
Adım 1	Değişkenler	Likidite Oranı	,674	1	,412
		Kaldıraç Oranı	,631	1	,427
		Cari Oran	,712	1	,399
		Varlık Büyümesi	2,199	1	,138
		Finansal Gider	,004	1	,948
		KısaVadeliKaldıraçOranı	,698	1	,403

	UzunVadeliKaldıraçOranı	,117	1	,732
	Aktif Devir Hızı	1,191	1	,275
	Sermaye/Toplam Kaynak	,052	1	,819
	AlacaklarınOrtalamaTahsilSüresi	4,381	1	,036
	Borç Oranı	,631	1	,427
	NetSatışlar / DuranVarlık	,008	1	,927
	ÖzSermayenin Devir Hızı	,621	1	,431
	İşletmenin Büyüklüğü	1,476	1	,224
Adım 2 Değişkenler	Likidite Oranı	3,652	1	,056
	Kaldıraç Oranı	3,472	1	,062
	Cari Oran	4,481	1	,034
	Varlık Büyümesi	2,708	1	,100
	Finansal Gider	,834	1	,361
	KısaVadeliKaldıraçOranı	3,314	1	,069
	UzunVadeliKaldıraçOranı	,254	1	,614
	Aktif Devir Hızı	3,054	1	,081
	Sermaye/Toplam Kaynak	,025	1	,874
	Borç Oranı	3,472	1	,062
	NetSatışlar / DuranVarlık	,000	1	,985
	ÖzSermayenin Devir Hızı	,434	1	,510
	İşletmenin Büyüklüğü	,339	1	,560
Adım 3 Değişkenler	Likidite Oranı	,963	1	,326
	Kaldıraç Oranı	1,802	1	,180
	Varlık Büyümesi	1,184	1	,276
	FinansalGider	1,373	1	,241
	KısaVadeliKaldıraçOranı	1,332	1	,248
	UzunVadeliKaldıraçOranı	,059	1	,808
	AktifDevirHızı	4,497	1	,034
	Sermaye/Toplam Kaynak	,053	1	,818
	BorçOranı	1,802	1	,180
	NetSatışlar / DuranVarlık	,063	1	,802
	ÖzSermayenin Devir Hızı	,828	1	,363
	İşletmenin Büyüklüğü	,679	1	,410
Adım 4 Değişkenler	Likidite Oranı	1,435	1	,231
	Kaldıraç Oranı	6,071	1	,014
	Varlık Büyümesi	1,180	1	,277
	Finansal Gider	,409	1	,523
	KısaVadeliKaldıraçOranı	7,338	1	,007
	UzunVadeliKaldıraçOranı	1,071	1	,301
	Sermaye/Toplam Kaynak	,064	1	,800
	Borç Oranı	6,071	1	,014
	NetSatışlar / DuranVarlık	2,257	1	,133



Adım 5 Değişkenler	ÖzSermayenin Devir Hızı	1,167	1	,280
	İşletmenin Büyüklüğü	,028	1	,868
	Satış Büyüklüğü	2,003	1	,157
	Likidite Oranı	1,656	1	,198
	Kaldıraç Oranı	,626	1	,429
	Varlık Büyümesi	1,512	1	,219
	Finansal Gider	,013	1	,908
	KısaVadeliKaldıraçOranı	1,750	1	,186
	UzunVadeliKaldıraçOranı	2,020	1	,155
	Sermaye/Toplam Kaynak	,040	1	,842
	Borç Oranı	,626	1	,429
	NetSatışlar / DuranVarlık	3,822	1	,051
	ÖzSermayenin Devir Hızı	,221	1	,639
	İşletmenin Büyüklüğü	1,409	1	,235

**Tablo 10**

**Lojistik Regresyon Analizinde Değişken Seçimi**

**İterasyon Süreci**

İterasyon	-2 Log likelihood	Değişkenler					
		Sabit	Satış Büyüklüğü	Alacakların Ortalama Tahsil Süresi	Cari Oran	Aktif Devir Hızı	
Adım 1	1	65,455	-4,607	,318			
	2	61,729	-7,495	,498			
	3	61,483	-8,469	,558			
	4	61,481	-8,561	,564			
	5	61,481	-8,562	,564			
Adım 2	1	62,732	-6,642	,398	,006		
	2	57,442	-11,423	,663	,009		
	3	56,848	-13,675	,788	,011		
	4	56,835	-14,064	,810	,012		
	5	56,835	-14,074	,810	,012		
	6	56,835	-14,074	,810	,012		
Adım 3	1	59,778	-10,136	,551	,008	,118	
	2	53,138	-17,385	,929	,015	,172	
	3	52,032	-22,107	1,171	,019	,207	
	4	51,974	-23,581	1,245	,020	,219	
	5	51,974	-23,687	1,250	,021	,219	
	6	51,974	-23,687	1,250	,021	,219	
Adım 4	1	54,712	-8,673	,365	,014	,162	,678
	2	47,209	-13,348	,535	,022	,233	1,205
	3	45,734	-15,868	,607	,028	,277	1,644
	4	45,615	-16,468	,614	,030	,292	1,836
	5	45,614	-16,490	,612	,030	,293	1,861
	6	45,614	-16,490	,612	,030	,293	1,861
Adım 5	1	58,610	-2,111		,012	,100	,983
	2	49,851	-4,252		,021	,167	1,845
	3	47,832	-5,748		,026	,212	2,481
	4	47,639	-6,331		,029	,229	2,742
	5	47,637	-6,405		,029	,231	2,776
	6	47,637	-6,406		,029	,231	2,777
	7	47,637	-6,406		,029	,231	2,777

Beş adımdaki -2 Loglikelihood, Cox & Snell R kare ve Nagelkerke R kare değerleri tablo 10' da gösterilmiştir. Bu tabloya göre en yüksek Cox & Snell R kare ve

onun düzeltilmiş hali olan Nagelkerke R kare değeri, en düşük -2 Loglikelihood değeri adım 4 te tespit edilmiştir.

**Tablo 11**

**Lojistik Regresyon Analizinde  $R^2$  Oranları**

Adımlar	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Kare	Nagelkerke R Kare
1	61,481	,149	,248
2	56,835	,197	,327
3	51,974	,244	,405
4	45,614	,301	,500
5	47,637	,283	,470

Adımlardaki kurulan modeller Hosmer ve Lemeshow testine göre, Lemeshow testinin sig değerinin 0,05'den büyük olmasından dolayı "Modelde uyum eksikliği olmadığı" şeklindeki kurulan  $H_0$  hipotezi kabul edilir. Bu durumda, elde edilen lojistik regresyon modelinin veri kümesine uyumun iyi olduğu yüzde 95 güvenle söylenebilmektedir.<sup>129</sup>

**Tablo 12**

**Lojistik Regresyon Analizinde Hosmer ve Lemeshow Testi**

**Hosmer ve Lemeshow Testi**

Adımlar	Chi-square	df	Sig.
1	13,818	8	,087
2	8,406	8	,395
3	6,736	8	,565
4	8,942	8	,347
5	11,778	8	,161

Doğruluk yüzdesi tablosuna bakıldığında, ilk adımda doğruluk yüzdesi % 84, ikinci adımda % 86,4, üçüncü ve beşinci adımda % 87,7, dördüncü adım da % 88,9'dur. En yüksek doğruluk oranı dördüncü adımda elde edilmiştir.

<sup>129</sup> Hüseyin Tatlıdil, Murat Özel, Firma Değerlendirme Çalışmaları Konusunda Çok Değişkenli İstatistiksel Analize Dayalı Karar Destek Sistemlerinin Kullanımı, **Bankacılık Dergisi**, S.54, 2005, S:52

**Tablo 13****Lojistik Regresyon Analizi Adımların Doğruluk Yüzdesi**

			Öngörülen		
			Lojik		Doğruluk Yüzdesi
			,00	1,00	
Adım 1	Lojik	,00	4	10	28,6
		1,00	3	64	95,5
	Genel Yüzde				84,0
Adım 2	Lojik	,00	5	9	35,7
		1,00	2	65	97,0
	Genel Yüzde				86,4
Adım 3	Lojik	,00	5	9	35,7
		1,00	1	66	98,5
	Genel Yüzde				87,7
Adım 4	Lojik	,00	8	6	57,1
		1,00	3	64	95,5
	Genel Yüzde				88,9
Adım 5	Lojik	,00	6	8	42,9
		1,00	2	65	97,0
	Genel Yüzde				87,7

Tablo.14'te değişken eklenerek veya çıkarılarak kurulan modellerdeki bağımsız değişkenlerin katsayıları, standart hataları, wald değeri, serbestlik dereceleri, sig, Exp(B) ve Exp(B)' nin en yüksek ve en düşük değer aralıkları yer almaktadır. Dördüncü adımda görüldüğü üzere Satış büyüklüğü değişkeninin sig değerinin büyük olmasından dolayı beşinci adımda çıkarılmıştır. Satış büyüklüğü değişkeninin sig değerinin büyük olması kurulan modelde anlamlı olmadığı gösterir. Dördüncü adımda -2Loglikelihood değerinin en düşük veya Cox & Snell R Kare ile Nagelkerke R kare değerlerinin yüksek olması, doğruluk yüzdesinin bu adımda en yüksek olmasına rağmen sig. değerinin yüksek olmasından dolayı satış büyüklüğü değişkeni modelden çıkarılmıştır. Bu değişkenin çıkarılmasıyla beşinci adımda en nihai model kurulmuştur.

**Tablo 14****Lojistik Regresyon Analizinde Adımlardaki Değişkenler ve Katsayı**

	B	Standart Hata	Wald	Serb. Der.	Sig.	Exp(B)	95% C.I. for EXP(B)	
							Lower	Upper
Adım 1								
Satış Büyüklüğü	,564	,171	10,932	1	,001	1,758	1,258	2,456
Sabit	-8,562	2,990	8,200	1	,004	,000		
Adım 2								
Satış Büyüklüğü	,810	,228	12,600	1	,000	2,249	1,437	3,517
Alacakların Ortalama Tahsil Süresi	,012	,006	3,809	1	,051	1,012	1,000	1,023
Sabit	-14,074	4,336	10,535	1	,001	,000		
Adım 3								
Satış Büyüklüğü	1,250	,368	11,546	1	,001	3,492	1,697	7,182
Cari Oran	,219	,111	3,912	1	,048	1,245	1,002	1,548
Alacakların Ortalama Tahsil Süresi	,021	,009	5,670	1	,017	1,021	1,004	1,038
Sabit	-23,687	7,502	9,970	1	,002	,000		
Adım 4								
Satış Büyüklüğü	,612	,448	1,863	1	,172	1,844	,766	4,442
Cari Oran	,293	,128	5,228	1	,022	1,340	1,043	1,723
Aktif Devir Hızı	1,861	,907	4,207	1	,040	6,429	1,086	38,051
Alacakların Ortalama Tahsil Süresi	,030	,011	7,517	1	,006	1,031	1,009	1,054
Sabit	-16,490	8,139	4,105	1	,043	,000		
Adım 5								
Cari Oran	,231	,112	4,266	1	,039	1,260	1,012	1,568
Aktif Devir Hızı	2,777	,774	12,865	1	,000	16,066	3,523	73,255
Alacakların Ortalama Tahsil Süresi	,029	,011	7,322	1	,007	1,029	1,008	1,051
Sabit	-6,406	2,357	7,390	1	,007	,002		

Exp(B) değeri, bağımsız değişkendeki bir birim artışının kârlı olma durumunda, kârlı olma durumuna göre olasılıkta ne kadar etkili olduğunu gösterir. Tablo.14' teki beşinci adımda cari oranın exp(B) değeri 1,260' tır.

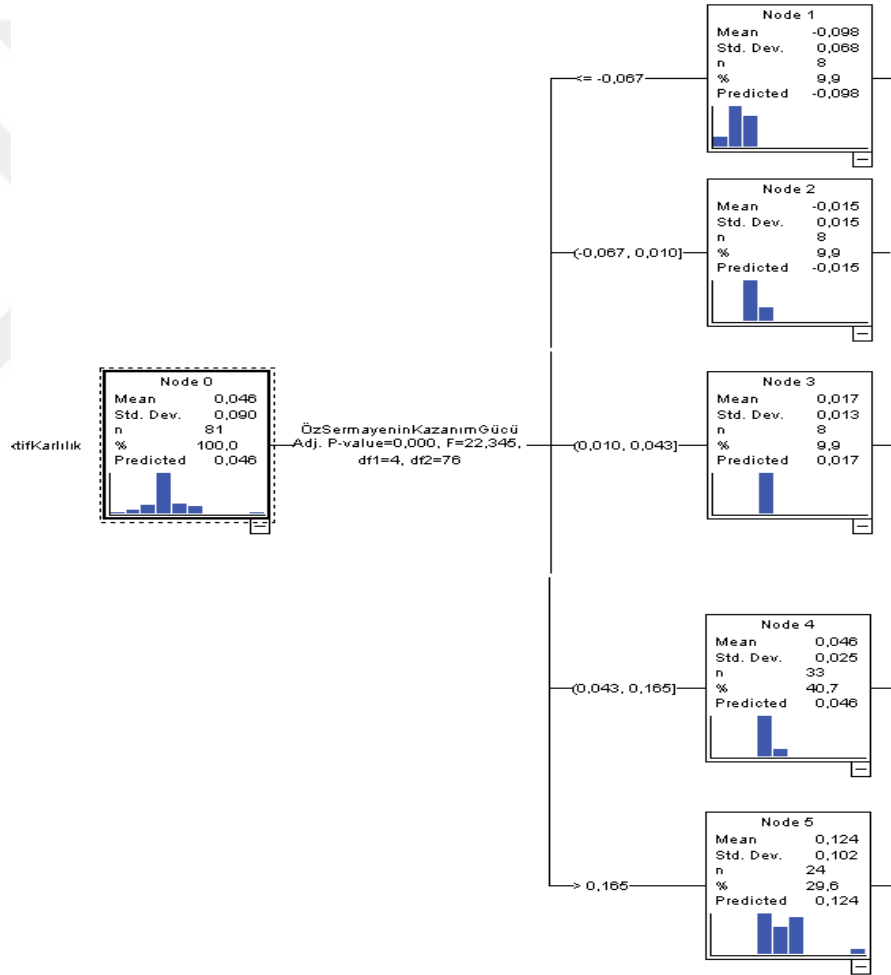
Lojistik regresyon analizi ile kurulan model' de bağımlı değişken olan kârlı olma durumunu, cari oran, aktif devir hızı ve alacakların ortalama tahsil süresi değişkenleri ile açıklanabilmektedir. Lojistik regresyon analizinde on altı değişkenden üç değişkene indirgeyerek modeli kurmuştur.

#### 4.2.3. Karar Ağaçları İle Model Kurulması

Karar ağacı modeli SPSS.20 ile kurulmuştur. Programda analiz (analyze) sekmesinden sınıflandırma (Classify) seçilerek ağaç (tree) yolu izlenerek analiz yapılmıştır. Bağımlı değişken için çalışmanın aktif kârlılığı kullanılmıştır. Bağımsız

değişkenler kısmına çalışmada kullanılan bütün değişkenler yerleştirilmiştir. Ağacın büyüme methodu olarak önceki bölümde anlatılan CHAID algoritması seçilmiştir. Ağaçta bölümlendirme için kriter kısmı programda criteria olarak gözükken kısımda yer almaktadır. Bu bölümdeki üst düğüm (parent node) 2, alt düğüm (child node) 1 olarak seçilmiştir. Bu değerler yapraklardaki olması istenen örneklem sayısıdır. Analizde diğer analizlerde olduğu gibi anlamlılık seviyesi 0,05 alınmıştır.

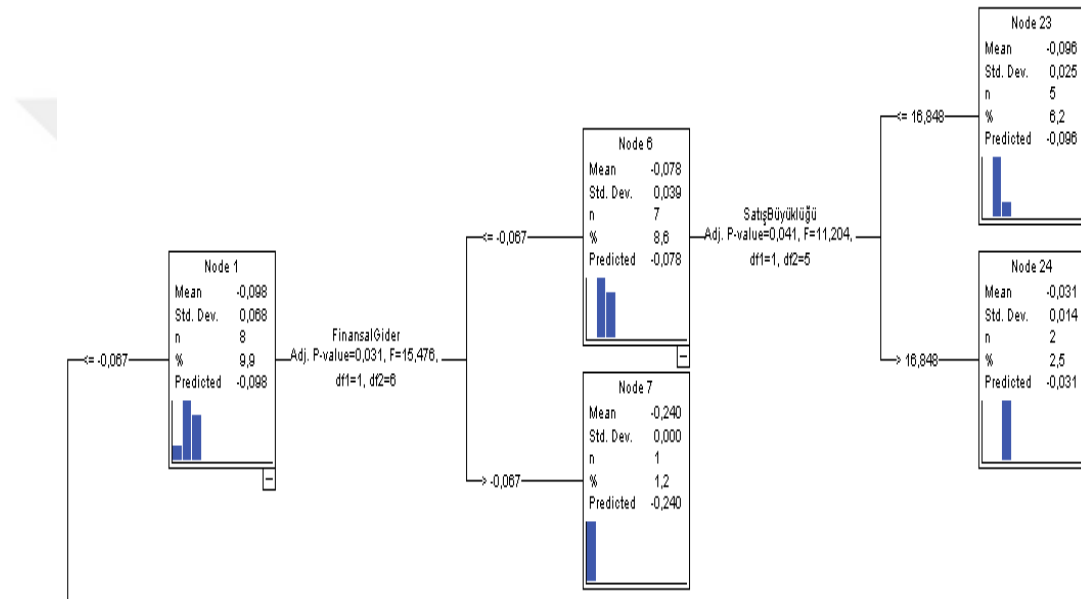
**Tablo 15**  
**CHAID Algoritması ile İlk Bölümlenme**



CHAID algoritması ile veri seti özsermayenin kazanma gücü değişkeni ile tablo.15'te görüldüğü gibi beş dala bölünmüştür. Özsermenin kazanma gücünün -0,067' den küçük olması durumunda düğüm 1 (node 1), -0,067 ile 0,010 arasında olması durumunda düğüm 2, 0,010 ile 0,043 arasında olması durumunda düğüm 3, 0,043 ile

0,165 arasında olması durumunda düğüm 4 ve 0,165' ten büyük olması durumunda düğüm 5 olmak üzere bölümlenmiştir. Düğümler içindeki sayılar o düğümde yer alan örneklerin ortalaması, standart hatası, örneklem sayısı ve öngörülen tahmini değeridir. Örneğin birinci düğümünde 81'lik veri setinin 8 adeti bulunmaktadır ve bunlarında ortalaması -0,098' dir.

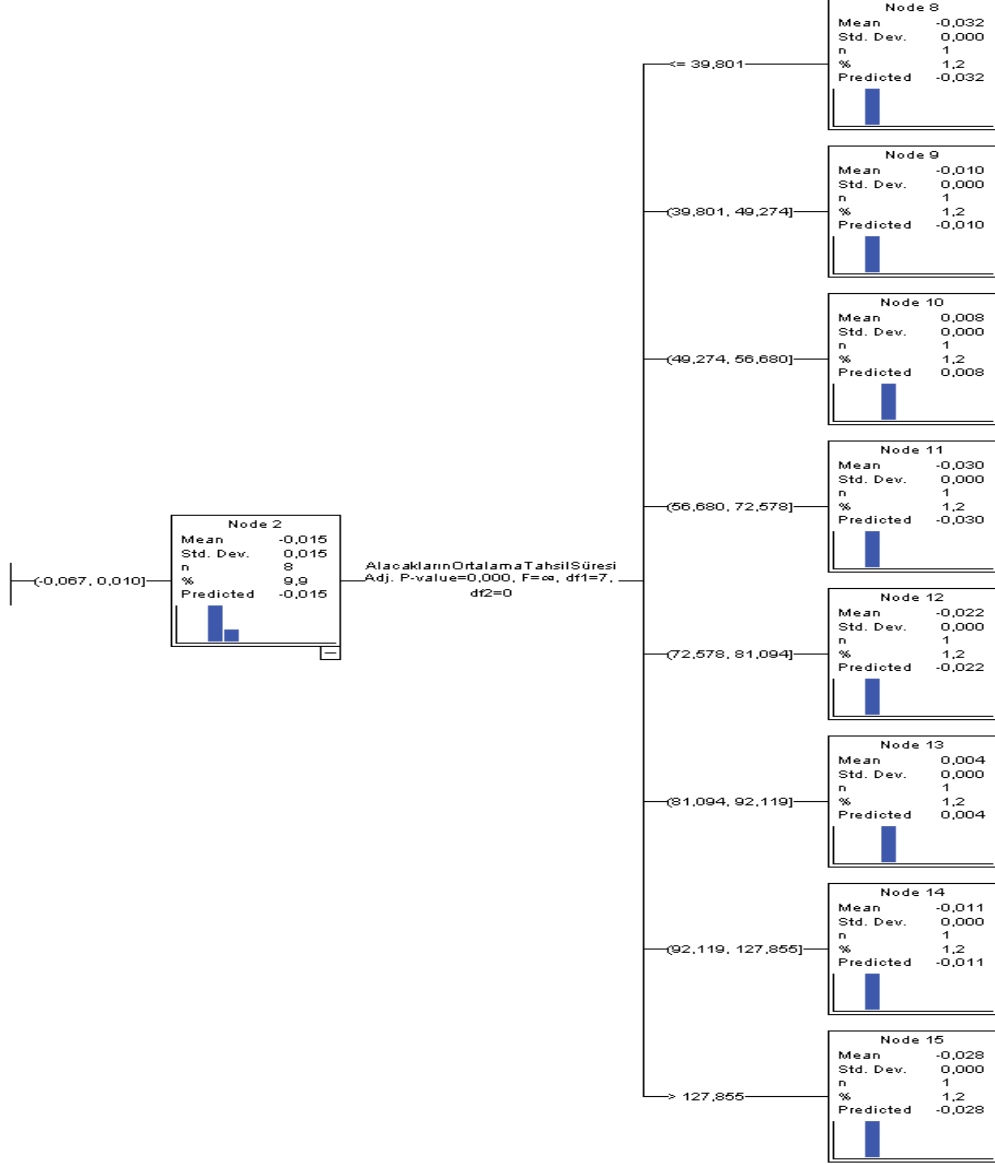
**Tablo 16**  
**CHAID Algoritmasının Birinci Ana Dalı**



Özsermayenin kazanma gücü değişkeni ile bölümlenmesinden sonra oluşan ilk düğüm, finansal gider oranı ile bölümlenmiştir. Bu oranın -0,067'den büyük olması durumunda, yaprak düğüm elde edilmiştir. Bu düğümdeki değerlerin ortalaması ve öngörüsü -0,240'dır. Finansal gider oranının -0,067' e eşit veya daha küçük olması durumunda, satış büyüklüğü değişkeninin değerine bakılarak yaprak düğüm elde edilmiştir. Satış büyüklüğünün değerinin 16,848'den eşit veya küçük olması durumunda elde edilen yaprak düğüm 23. düğümdür. Satış büyüklüğü değeri 16,848'den büyük olması durumunda 24. yaprak düğüm elde edilmiştir.

Tablo 17

CHAID Algoritmasının İkinci Ana Dalı

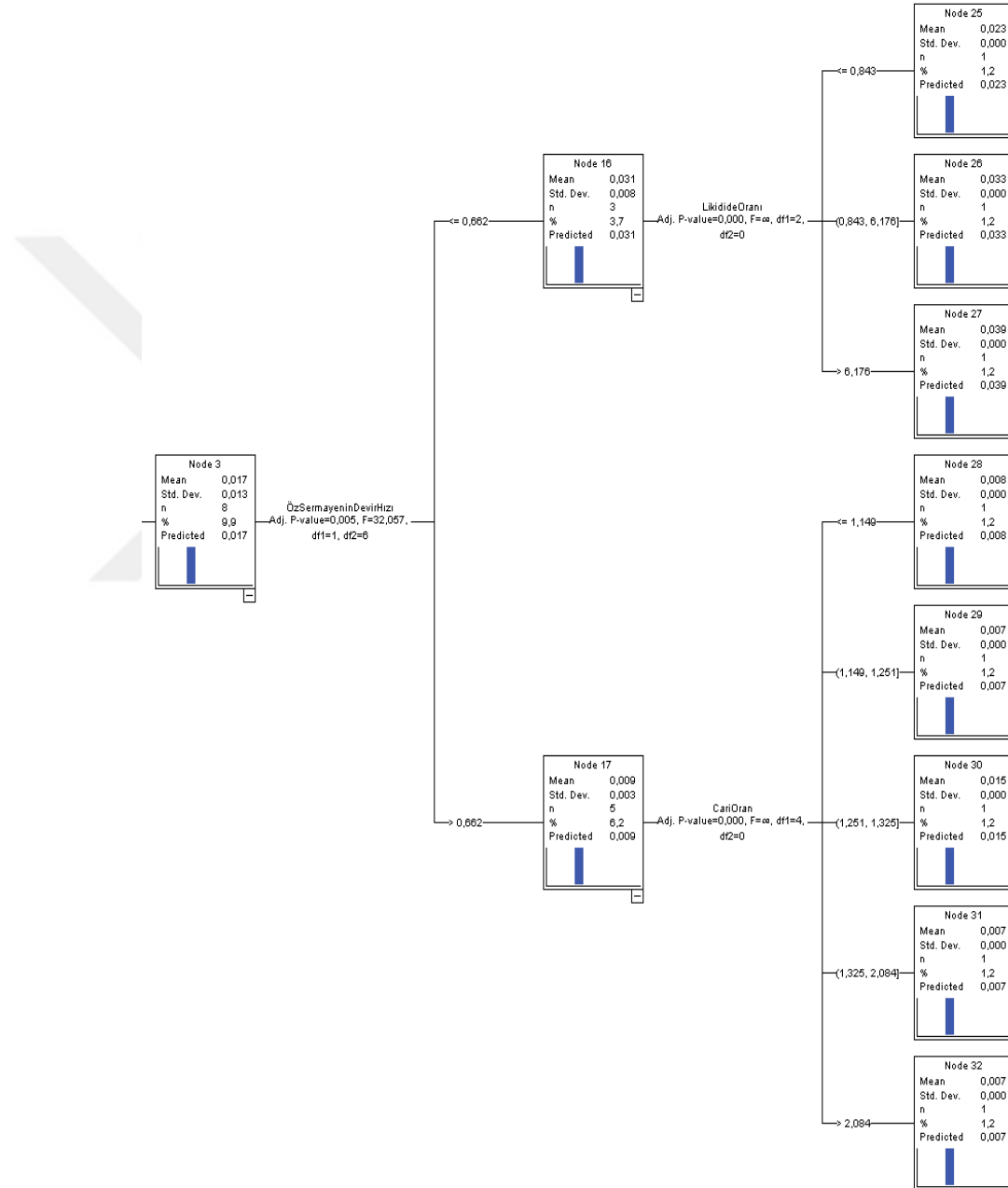


Özsermayenin kazanma gücü değişkeni ile bölümlenmesinden sonra oluşan ikinci düğüm, alacakların ortalama tahsil süresi ile bölümlenmiştir. Bu oranın değerlerine göre sekiz yaprak düğüm elde edilmiştir. Alacakların ortalama tahsil süresinin 39,801' e eşit veya az olması durumunda ortalaması -0,032 olan sekizinci düğüm elde edilmiştir. İkinci ana dal da özsermayenin kazanma gücünden sonra sadece alacakların ortalama tahsil süresine bakarak yaprak düğümler elde edildiği görülmüştür.



Tablo.17' de ikinci ana dalın bütün yaprakları gösterilmiştir. Bu anal dal da alacakların ortalama tahsil süresine göre bölümlene yer almaktadır.

**Tablo 18**  
**CHAID Algoritmasının Üçüncü Ana Dalı**

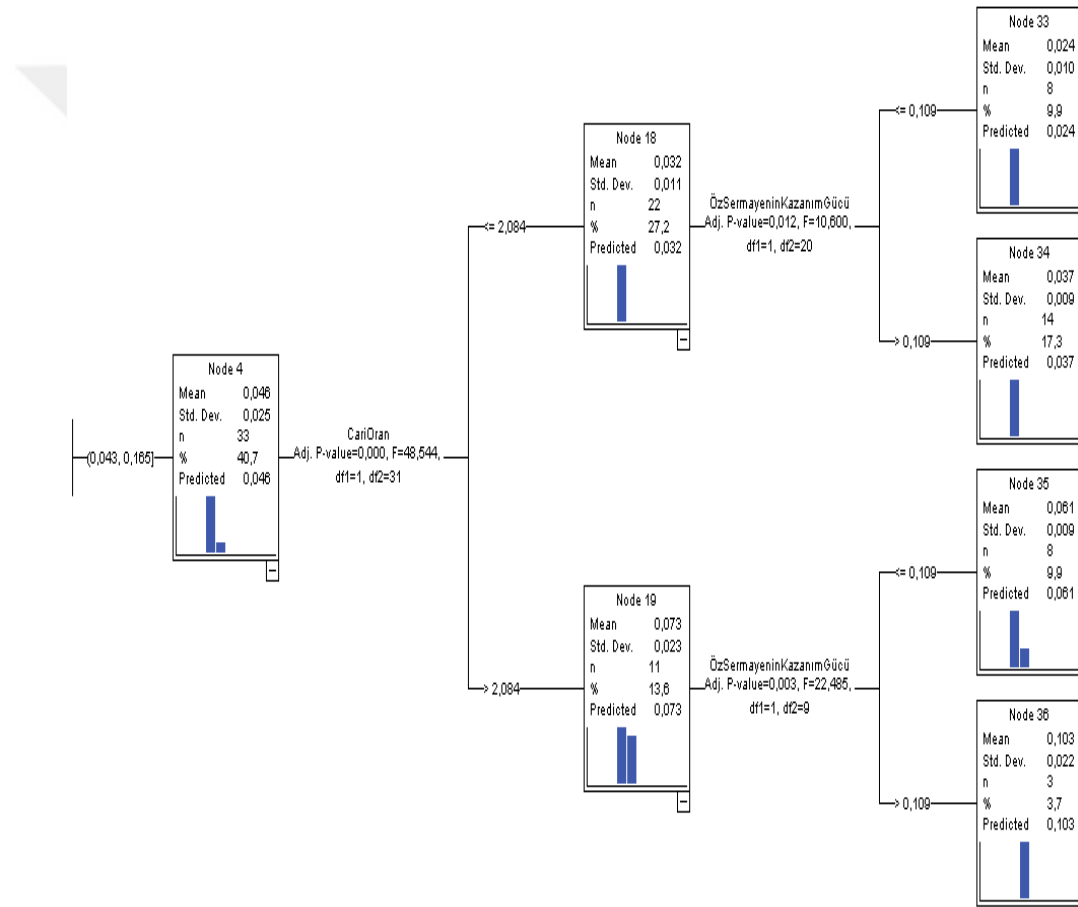


Özsermayenin kazanma gücü değişkeni ile bölümlenmesinden sonra oluşan üçüncü düğüm, özsermayenin devir hızı ile bölümlenmiştir. Bu oranın 0,662'e eşit veya

daha küçük olması durumunda on altıncı düğüm oluşmuş, bu düğümde likidite oranına göre üçe bölünerek yaprak düğümler elde edilmiştir. Özsermayenin devir hızı değeri 0,662'den büyük olması durumunda ise cari orana bakarak beş yaprak düğüm elde edilmiştir. Tablo.18 de yer alan üçüncü ana dal da özsermayenin devir hızı değişkeninin değerine bakılarak likidite oranı ya da cari oran yardımı ile öngörüle bulunulabilmektedir.

**Tablo 19**

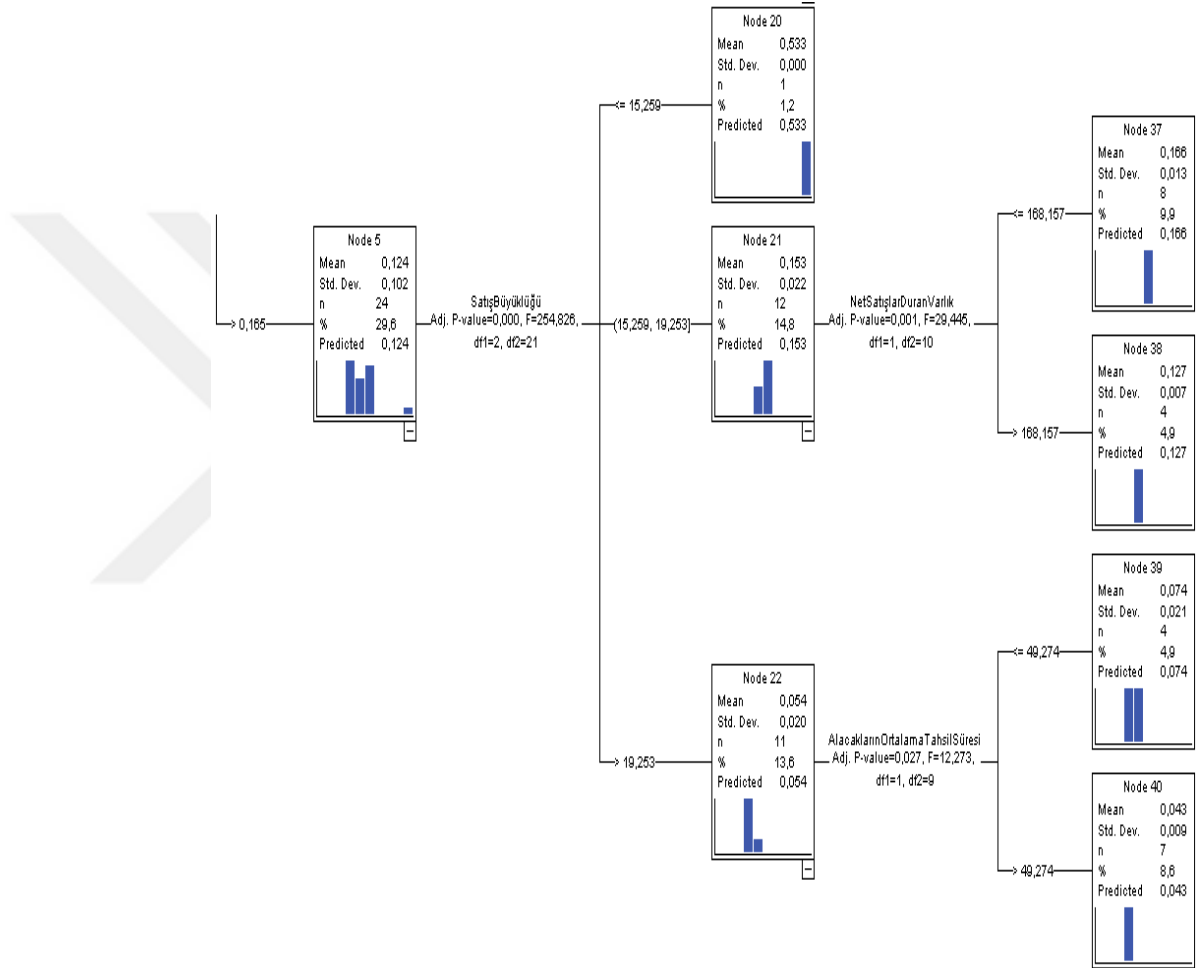
**CHAID Algoritmasının Dördüncü Ana Dalı**



Özsermayenin kazanma gücü değişkeni ile bölünmesinden sonra oluşan dördüncü düğüm, cari oran ile bölünmüştür. Bu oranın 2,084'e eşit veya daha küçük olması durumunda on sekizinci düğüm oluşmuş, bu düğümde özsermayenin kazanma gücüne göre tekrar ikiye bölünerek yaprak düğümler elde edilmiştir. Cari oran değeri 2,084'den büyük olması durumunda ise özsermayenin kazanma gücü değerine bakarak

iki yaprak düğüm elde edilmiştir. Tablo.19 da yer alan dördüncü ana dal da cari oran ve özsermayenin kazanma gücü değişkenlerin değerlerine bakılarak öngörüle bulunulabilmektedir.

**Tablo 20**  
**CHAID Algoritmasının Beşinci Ana Dalı**



Özsermayenin kazanma gücü değişkeni ile bölümlenmesinden sonra oluşan beşinci düğüm, satış büyüklüğü ile bölümlenmiştir. Bu oranın 15,259'a eşit veya daha küçük olması durumunda yirminci yaprak düğüm oluşmuştur. Satış büyüklüğü değeri 15,259 ile 19,253 değerleri arasında ise net satışlar / duran varlıklar oranına bakılarak yaprak düğümler elde edilmiştir. Satış büyüklüğü değeri 19,253'den büyük olması durumunda alacakların ortalama tahsil süresine bakılarak yaprak düğümler elde edilmiştir. Beşinci ana dal da sadece satış büyüklüğünün 15,259' a eşit veya daha küçük olması durumuna bakılarak öngörüle bulunulabilme imkânı olduğu gibi bu değişkenin

değerinin 15,259 ile 19,253 değerleri arasında olması durumunda net satışlar / duran varlıklar oranına bakılarak ya da bu oranın 19,253'den büyük olması durumunda alacakların ortalama tahsil süresine bakarak öngörülebilir.

**Tablo 21**  
**CHAID Algoritması İle Elde Edilen Yaprak Düğümlerin Ortalaması**

**Yaprak Düğümlerin Ortalama Değerleri**

Düğüm	N	Yüzde	Ortalama
20	1	1,2%	,5328
37	8	9,9%	,1661
38	4	4,9%	,1271
36	3	3,7%	,1031
39	4	4,9%	,0737
35	8	9,9%	,0614
40	7	8,6%	,0433
27	1	1,2%	,0391
34	14	17,3%	,0367
26	1	1,2%	,0326
33	8	9,9%	,0236
25	1	1,2%	,0227
30	1	1,2%	,0146
28	1	1,2%	,0081
10	1	1,2%	,0081
32	1	1,2%	,0074
31	1	1,2%	,0070
29	1	1,2%	,0069
13	1	1,2%	,0038
9	1	1,2%	-,0105
14	1	1,2%	-,0113
12	1	1,2%	-,0220
15	1	1,2%	-,0275
11	1	1,2%	-,0297
24	2	2,5%	-,0307
8	1	1,2%	-,0320
23	5	6,2%	-,0964
7	1	1,2%	-,2397

CHAID algoritması ile elde edilen karar ağacında yirmi sekiz adet yaprak düğüm elde edilmiştir. Bu yapraklar düğümlerin içindeki verilerin ortalaması tablo 21' de verilmiştir.

Karar ağaçları ile kurulan modelde, on altı bağımsız değişkenden sekiz tanesini kullanarak dallandırma yapmıştır. Kurulan modelde bölümlendirmelerdeki karar kriterlerin de özsermayenin kazanma gücü, finansal gider oranı, satış büyüklüğü, alacakların ortalama tahsil süresi, özsermayenin devir hızı, likidite oranı, cari oran, net satışlar/duran varlık oranı değişkenleri kullanılarak aktif kârlılık açıklanmıştır.

#### **4.2.4. Yapay Sinir Ağları İle Model Kurulması**

Yapay sinir ağları ile kârlılık modeli MATLAB R2015 ile kurulmuştur. Literatürde yapay sinir ağları için en çok kullanılan program olarak Matlab dikkat çektiğinden diğer modellerden farklı olarak yapay sinir ağ modeli bu program üzerinden kurulmuştur.

Yapay sinir ağlarında, öğrenme ve test aşamaları için veri seti 80'e 20 oranında bölünmüştür.<sup>130</sup> 81 adet veri bulunan set, 16'sı test için sistematik rassal örnekleme ile ayrılmıştır. Rassal olarak seçilen ilk örnek 5. satır olmuştur.  $k=81/16$  olarak 5 alınmış ve ilk örnekten sonra 5'er adımla satırlar seçilerek test kümesi oluşturulmuştur.

Matlab'da verilerin girilebilmesi için matris formuna getirilmelidir. Ayrıca ondalık sistemde virgül yerine nokta kullanılmalıdır. Aynı satırdaki matris elemanları arasında boşluk, sütunlar arasında noktalı virgül kullanarak ayrılarak matrisler oluşturulur.

$$A = [x_{11} \ x_{12} \ \dots \ x_{1n}; \ x_{21} \ x_{22} \ \dots \ x_{2n}; \ \dots]$$

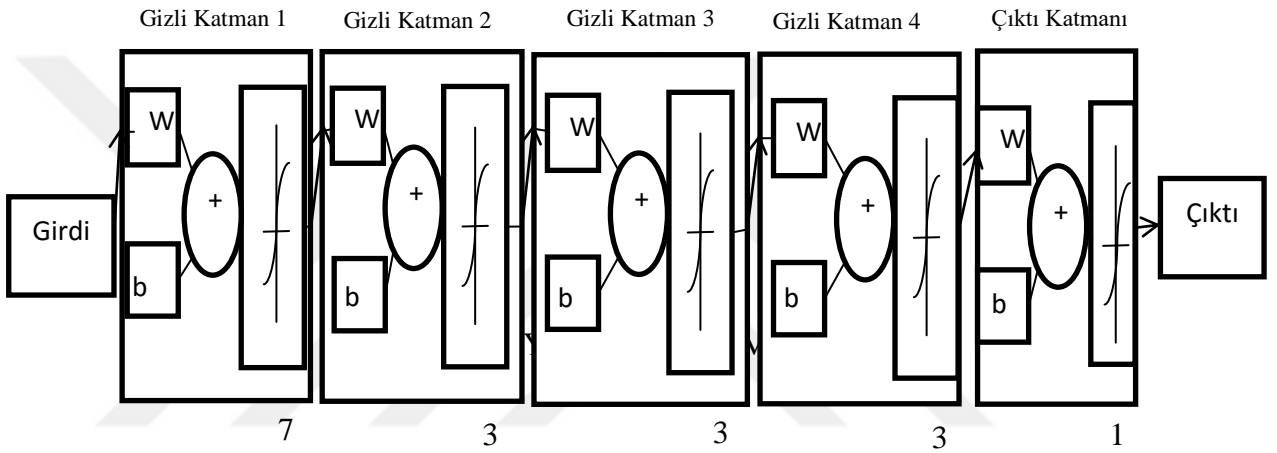
şeklinde matlab'a data girişi yapılabilmektedir. Bu şekilde bağımsız değişkenler öğrenme girdisi ve öğrenme çıktısı olarak, bağımlı değişken test girdisi ve test çıktısı olarak düzenlenmelidir.

Matlab' da yapay sinir ağları için toolbox kısmına “nntool” konutu ile çalıştırılır. Açılan ekranda veri girişleri “yeni” butonundaki “veri” sekmesine öğrenme girdisi, öğrenme çıktısı ve test girdisi girilir. Ayrıca girilen verinin girdi ya da çıktı olduğu da burada belirtilir. Verilerin girilmesinden sonra da “yeni” butonundaki “ağ” sekmesinden yapay sinir ağının ayarları ve öğrenme verileri girilerek oluşturulur.

---

<sup>130</sup> Karaatlı, Güngör, Demir, Kalaycı, S:43

Yapay sinir ađ yapısı için önceki bölümde anlatılan ileri beslemeli öğrenme modeli seçilmiştir. Ađ yapısı ekranında bunun için “feed-forward backprop” seçilir. Katman sayısı olarak denemeler sonucunda en uygun olarak beş katmanlı on altı sinir hücreli yapay sinir ađ belirlenmiştir. Matlab’ da belirlenen katman sayısının bir tanesi çıktı katmanı olarak otomatik olarak ayrılır. Beş katmanın ilk katmanına yedi, diğer katmanlarına üçer sinir hücresi sayısı en uygun olarak denenerek belirlenmiştir. Yapay sinir ađları için fonksiyon olarak da veri setinde negatif değerler olduğundan tansig fonksiyonu seçilmiştir. Bu şekilde kurulan yapay sinir ađ modeli aşağıdaki gibidir.



**Şekil 7:** Yapay Sinir Ađı Modeli

Ađ yapısı belirlendikten sonra, öğrenme aşamasına geçilir. Sistemik örnekleme ile seçilen test verisinin dışındaki örnekler öğrenme süresinde ađ eğitilir. Programdaki öğrenme (train) sekmesine gelinir. Burada öğrenme girdisi ve öğrenme çıktısı verileri ile birlikte iterasyon parametreleri ađa tanıtılır. Eğitimin tekrar sayısı (epochs) olarak 1000 olarak belirlenmiştir. Eğitim durdurma kriteri olarak minimum hata değeri  $1e-07$  olarak kabul edilmiştir.

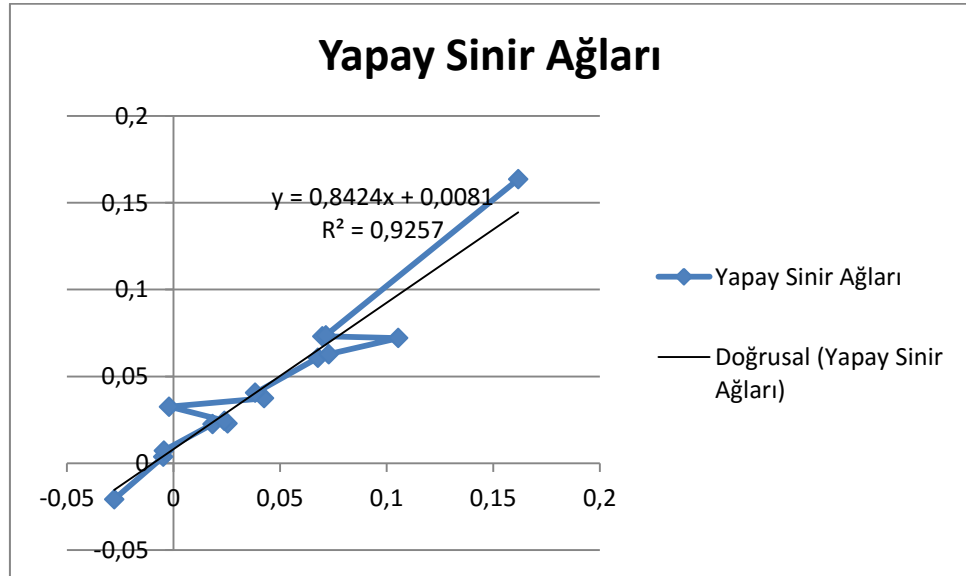
Eđitilen ađdan çıktıları elde etmek için test verisi modele sokulur. Böylelikle modelin çıktıları elde edilmiş olur. Modelin çıktıları tablo 22’ de verilmiştir. Modelin

çıktıları ile gerçek değerler kıyaslamak için, modelin sonuçları ile gerçek değerlerin grafiği çizildiğinde  $R^2$  değerinin 0,9257 olduğu görülmüştür.<sup>131</sup>

**Tablo 22**

**Yapay Sinir Ağları Modelinin Çıktısı ve Gerçek Değerler**

Aktif Kârlılık	YSA Çıktısı
0,073645851	0,071552
0,040609345	0,038413
-0,020644145	-0,027766
0,163482428	0,16183
0,037515019	0,042569
0,060810041	0,06788
0,0073588	-0,0044961
0,024476289	0,023979
0,072133331	0,10553
0,032561312	-0,0019894
0,062829028	0,072888
0,003835406	-0,0046786
0,073087604	0,069926
0,022955137	0,02548
0,022655126	0,018393



<sup>131</sup> Sinan Uğuz, Yapay Sinir Ağları Matlab Uygulaması,  
[https://ybssoftware.files.wordpress.com/2011/03/ysa\\_uygulama.pdf](https://ybssoftware.files.wordpress.com/2011/03/ysa_uygulama.pdf) (09.05.2016), S:14

### Şekil 8: Yapay Sinir Ağları Gerçek ve Tahmin Değer Grafiği

Yapay sinir ağları, on altı değişkenin tamamını kullanarak bilgisayar tabanlı bir disiplin oluşturmuştur. Kurulan modelde başlangıçtaki bütün değişkenlere yer verilmiştir.

Modelin ağırlıkları ve bias değerleri aşağıdaki verilmiştir. Birinci gizli katmanın ağırlık ve bias değeri,

$\dot{w}_{1;1}=[0.29186 \ 0.25043 \ 0.17886 \ -0.35916 \ 0.25614 \ 0.34259 \ 0.2527 \ -0.019409$   
 $0.50377 \ 0.43711 \ 0.4145 \ -0.48286 \ 0.26955 \ -0.50811 \ -0.54182 \ 0.021417; \ 0.32058$   
 $0.82507 \ -0.43726 \ 0.52964 \ -0.32848 \ 0.2209 \ 0.53139 \ -0.41809 \ -0.43763 \ 0.57608 \ -0.1259$   
 $0.223 \ -0.39716 \ 0.053924 \ -0.22461 \ -0.30691; \ -0.47095 \ 0.71998 \ -0.20932 \ 0.71166$   
 $0.25018 \ -0.32408 \ -0.43706 \ -0.084482 \ 0.28338 \ 0.7029 \ 0.13042 \ -0.13935 \ 0.49254$   
 $0.33465 \ -0.37971 \ 0.084118; \ 0.21803 \ -0.16871 \ 0.59379 \ 0.15506 \ -0.11223 \ 0.18301 \ -$   
 $0.035859 \ 0.071841 \ -0.42489 \ -0.48821 \ -0.064349 \ -0.1392 \ 0.021695 \ 1.0926 \ 0.17701 \ -$   
 $0.26679; \ 0.14087 \ 0.39013 \ 0.23015 \ 0.54615 \ -0.014964 \ 0.038352 \ -0.29811 \ -0.21471 \ -$   
 $0.077216 \ -0.3778 \ 0.21929 \ 0.27984 \ 0.25449 \ -0.82792 \ 0.75458 \ -0.012585; \ -0.55939$   
 $0.95101 \ 0.60244 \ 0.37347 \ -0.72184 \ -0.027754 \ 0.080826 \ -0.20322 \ 0.098509 \ -0.47063 \ -$   
 $0.29586 \ 0.071709 \ -0.26483 \ 0.32425 \ 0.17468 \ 0.049201; \ -0.076162 \ -0.20792 \ 0.31966 \ -$   
 $0.10814 \ -0.61769 \ 0.063523 \ 0.33155 \ 0.18919 \ -0.83253 \ -0.41148 \ -0.53298 \ 0.14534 \ -$   
 $0.49152 \ -0.62733 \ 0.18828 \ -0.44653]$

$B_1=[-1.7812; \ -1.2153; \ 0.49649; \ 0.67955; \ 0.62062; \ -1.1579; \ -1.4253]$

ikinci katmanın ağırlık ve bias değeri,

$\dot{w}_{2;1}=[-0.76339 \ 0.62871 \ -0.69172 \ 0.92174 \ 0.46627 \ -0.20155 \ -0.26026;$   
 $0.81093 \ 0.36392 \ -0.2141 \ -1.093 \ 0.25541 \ -0.30304 \ 0.31392; \ -0.4105 \ 0.93727 \ -0.28162$   
 $0.013031 \ -1.0123 \ 0.64009 \ -0.39248]$

$B_2=[1.8703; \ -0.20348; \ -1.7681]$

üçüncü katmanın ağırlık ve bias değeri,



$\hat{w}_{3;2} = [-1.0531 \ 1.5146 \ -1.2874; -1.5517 \ 0.71004 \ 1.2184; -1.8985 \ 0.26174 \ 0.63602]$

$B_3 = [1.6998; -0.15115; -2.0193]$

dördüncü katmanın ağırlık ve bias değeri,

$\hat{w}_{4;3} = [-0.54656 \ -1.5588 \ -1.1622; 0.045553 \ -1.4358 \ -1.4372; -1.7315 \ -1.8677 \ -0.41799]$

$B_4 = [2.0198; 0.010454; -2.0208]$

beşinci katmanın ağırlık ve bias değeri,

$\hat{w}_{5;4} = [-0.49541 \ 1.0899 \ 2.4511]$

$B_5 = [0.34453]$

şeklinde dir.

### **4.3. Yöntemlerin Sonuçlarının Değerlendirilmesi**

Önceki bölüm de BİST' te yer alan teknoloji şirketlerinin finansal tablo değerlerinden yararlanarak, aktif kârlılık üzerine dört farklı model kurulmuştur. Çoklu doğrusal regresyon analizi, lojistik regresyon analizi karar ağaçları ve yapay sinir ağları ile modellerin kurulması önceki bölümde detaylı olarak anlatılmıştır. Bu bölümde kurulan bu dört model öncelikle ayrı ayrı olarak ele alınmış ve değerlendirilmiştir. Daha sonra da dört model karşılaştırmalı olarak değerlendirilmiştir.

#### **4.3.1. Çoklu Doğrusal Regresyon Sonucunun Değerlendirilmesi**

Çoklu doğrusal regresyon analizi ile önceki bölüm de modelin kurulması anlatılmıştır. Bu bölümde kurulan bu modelin değerlendirilmesi üzerinde durulacaktır. Aktif kârlılığın bağımlı değişken olarak alındığı çoklu doğrusal regresyon modeli,

$$\begin{aligned} \mu_{\text{Aktif Kârlılık}} = & \\ & 0,027 + 0,003 * x_{\text{Likidite Oranı}} + 0,001 * x_{\text{Alacakların Ortalama Tahsil Süresi}} + 0,684 * \\ & x_{\text{Özsermayenin Kazanma Gücü}} - 0,007 * x_{\text{Özsermayenin Devir Hızı}} - 0,280 * \\ & x_{\text{Uzun Vadeli Kaldıraç Oranı}} \end{aligned}$$

şeklinde stepwise yöntemi ile kurulmuştur. Kurulan bu modelin  $R^2$  değeri 0,912 olarak hesaplanmıştır.

Stepwise yöntemi yardımıyla başta belirlenen ve daha önceki bölümlerde anlatılan on altı bağımsız değişken üzerinden, en uygun modelin likidite oranı, alacakların ortalama tahsil süresi, özsermayenin kazanma gücü, özsermayenin devir hızı ve uzun vadeli kaldıraç oranının olduğu beş değişkenli model olduğu belirlenmiştir. Kurulan bu modele göre aktif kârlılıktaki değişimi, likidite oranı, alacakların ortalama tahsil süresi, özsermayenin kazanma gücü, özsermayenin devir hızı ve uzun vadeli kaldıraç oranı bağımsız değişkenleri ile % 91,2 oranında açıklanabilmektedir.

Aktif kârlılıktaki değişimi en çok açıklayan değişken, en yüksek katsayıya sahip özsermayenin kazanma gücüdür. Bu bağımsız değişkenin katsayısı 0,684' tür. Bundan dolayı stepwise yönteminde modele eklenen ilk değişken olmuştur. Bu değişken ile aktif kârlılık arasında pozitif bir ilişki söz konusudur. Özsermayenin kazanma gücündeki artış, aktif kârlılıkta olumlu bir etki yaptığı modelde ortaya konulmuştur.

Likidite oranı, alacakların ortalama tahsil süresi ve özsermayenin kazanma gücü bağımsız değişkenleri ile aktif kârlılık arasında katsayılarının pozitif olmasından dolayı pozitif yönlü bir ilişkiler olduğu görülmektedir. Bu değişkenlerdeki artış, bağımsız değişkenlerin kendi katsayıları oranında aktif kârlılığı artırmaktadır.

Aktif kârlılık ile katsayılarının negatif olmasından dolayı uzun vadeli kaldıraç oranı ve özsermayenin devir hızı arasında negatif yönlü bir ilişkiler olduğu görülmüştür. Bu değişkenlerdeki azalış, bağımsız değişkenlerin kendi katsayıları oranında aktif kârlılığı artırmaktadır.

### 4.3.2. Lojistik Regresyon Sonucunun Değerlendirilmesi

Lojistik regresyon analizi ile önceki bölüm de modelin kurulması anlatılmıştır. Bu bölümde kurulan bu modelin değerlendirilmesi üzerinde durulacaktır.

Lojistik regresyon analizinde, bağımlı değişkenin kategorik olması gerektiğinden, aktif kârlılık yerini kârlı olup olmadığını gösteren lojik değişkeni almıştır. Bağımlı değişkenin kategorik hale getirilmesinden dolayı, bu analizde bağımlı değişken üzerinde bilgi kaybı oluşmuştur. Lojistik regresyon analizi ile kurulan model de bir şirketin sadece kârlı olup olmadığı yorumu yapılabilmektedir. Çoklu doğrusal regresyondaki gibi aktif kârlılığı hesaplamak mümkün olamamaktadır. Bu analizin en büyük dezavantajı da budur.

Önceki bölümde lojistik regresyon analizinde on beş değişken üzerinden ileriye doğru olabilirlik oranı yöntemi kullanılarak, cari oran, aktif devir hızı ve alacakların ortalama tahsil süresi bağımsız değişkenleri ile model kurulmuştur. Bu analizde bağımsız değişken sınıfından özsermayenin kazanma gücü çıkarılmıştır. Bunun nedeni daha önceki bölümde de anlatıldığı üzere, bağımlı değişkenin kategorik hale gelmesinden sonra tam uyumluluk sorunu ortaya çıkarmasıdır. Geriye kalan on beş bağımsız değişken üzerinden analiz sonucu belirlenen cari oran, aktif devir hızı ve alacakların tahsil süresi bağımsız değişkenleri ile şirketin kârlı olup olmaması belirlenebildiği lojistik regresyon ile ortaya konmuştur.

Lojistik regresyon analizi ile kurulan modelin katsayı, standart hataları ve diğer istatistik değerleri tablo.14' te verilmiştir. Toplam beş adımda kurulan model de üç bağımsız değişken yer almaktadır. Bu değişkenler cari oran, aktif devir hızı ve alacakların ortalama tahsil süresi bağımsız değişkenleridir.

Tablo.14' te adım beşte yer alan modelde bağımsız değişkenlerin  $\exp(B)$  değerleri, 1' den büyüktür. Bundan dolayı şirketlerin kârlı olma olasılığı ile modeldeki cari oran, aktif devir hızı ve alacakların ortalama tahsil süresi ile pozitif yönde bir ilişki mevcuttur.<sup>132</sup> Bu model de En yüksek  $\exp(B)$  değerine ve B değerine sahip bağımsız

---

<sup>132</sup> Çokluk, S:1390

değişken aktif devir hızıdır. Bundan dolayı bağımlı değişken ile en büyük ilişkiye sahip değişken aktif devir hızı değişkenidir.

#### **4.3.3. Karar Ağacı Sonucunun Değerlendirilmesi**

Karar ağacı ile önceki bölüm de modelin kurulması anlatılmıştır. Bu bölümde kurulan bu modelin değerlendirilmesi üzerinde durulacaktır. Bu analizde aktif kârlılık bağımlı değişken olarak alınmıştır. On altı bağımsız değişkeninde tamamı analize sokulmuştur. CHAID algoritmasının kullanıldığı karar ağaçları modelin de bölümlenme işleminde sekiz adet bağımsız değişken kullanmıştır. Bunlar özsermayenin kazanma gücü, finansal gider oranı, satış büyüklüğü, alacakların ortalama tahsil süresi, özsermayenin devir hızı, likidite oranı, cari oran ve net satışlar/duran varlıklar oranı değişkenleridir.

CHAID algoritması ile ilk bölümlenmede özsermayenin kazanma gücü belirlenmiş ve beş ana dala ayrılmıştır. Daha sonrasında bu beş ana dal diğer değişkenler yardımıyla dallanarak aktif kârlılığa ait en uygun ağaç modelini oluşturmuştur.

Önceki bölümlerde CHAID algoritması yapısında değişkenlerin kategorik hale getirilmesi anlatılmıştı. Bundan dolayı karar ağaçları analizinde bir bilgi kaybı oluşmaktadır. Örneğin ikinci ana dal üzerinden bir yol izlendiğinde, özsermayenin kazanım gücünün  $-0,067$  ile  $0.010$  arasında olması durumunda, sadece alacakların ortalama tahsil süresi değişkenine bakılarak yorum yapılmaktadır. Alacakların ortalama tahsil süresi değişkeni  $39,801$ ' den düşük her işletme için aktif kârlılık  $-0,032$  olarak ön görülmektedir.

Kurulan karar ağacı modeline bakıldığında bölümlenmelere göre izlenen yola göre karar kriter değişkeni farklılık göstermektedir. İki bağımsız değişken üzerinden analiz yapılabildiği gibi daha fazla değişken değerine bakılarak da değerlendirme yapıldığı görülmektedir. İlk bölümle de kullanılan ana dal kriteri, özsermayenin kazanma gücüdür. Bu değişken, CHAID algoritmasına göre kurulan modelde ilk bakılacak değişken ve hesaplanması gereken ana bağımsız değişkendir.

#### **4.3.4. Yapay Sinir Ağlarının Sonuçlarının Değerlendirilmesi**

Yapay sinir ağları ile önceki bölüm de modelin kurulması anlatılmıştır. Bu bölümde kurulan bu modelin değerlendirilmesi üzerinde durulacaktır. Bu analizde aktif kârlılık bağımlı değişken olarak alınmıştır. On altı bağımsız değişkeninde tamamı analize sokulmuştur. Yapay sinir ağları ile analizde bağımsız değişken sayısında indirgeme yapılmamaktadır. Bundan dolayı değişkenlerin hepsi modelde yer almaktadır. Bu durum analiz için bir dezavantaj oluşturmaktadır. Çünkü bütün girdiler anlamlı olup olmamasına bakılmaksızın analizde yer verilmektedir.

Yapay sinir ağları ile kurulan modelin  $R^2$  değerinin 0,9257 olduğu önceki bölümde hesaplanmıştı.<sup>133</sup> Kurulan yapay sinir ağ modelinin bu değeri kurulan diğer modellerden daha yüksek olduğu görülmüştür.

Yapay sinir ağları ile model kurulurken, katman sayısı ve bu katmanlardaki sinir hücresi sayısı belirlenmesi gerekmektedir. Bizim uygulamamızda denemeler sonucunda en uygun olarak dört gizli, bir çıktı katmanı olmak üzere beş katmanlı model seçilmiştir. İlk gizli katmanda yedi sinir hücresi, diğerlerinde üç sinir hücresi ile model kurularak analiz yapılmıştır. Bu sayıların sabit olmaması, kesin kurallarının olmaması yapay sinir ağları modelinin belirlenmesi için denemeler yapılmasını gerekli kılmaktadır.

Yapay sinir ağları ile kurulan modelin en büyük dezavantajı, elde edilen modelin anlamlandırılması ve açıklanabilir olmamasıdır. Katmanlardaki bağıntı ağırlıklarının ifade ettiği ilişkiyi anlamlandırmak maalesef mümkün olmadığından dolayı, sonuçların nasıl ortaya çıktığını açıklanmasını imkânsız hale getirmektedir. Bundan dolayı yapay sinir ağları ile analiz yaparken sonuçların değerlendirilmesi önemli ise kullanılması daha doğru olacaktır.<sup>134</sup>

#### **4.3.5. Genel Değerlendirme**

Önceki bölümlerde çoklu doğrusal regresyon, lojistik regresyon, karar ağaçları ve yapay sinir ağları kullanılarak aktif kârlılığı finansal yapı değerleri ile açıklayan modellerin kuruluşu ayrı ayrı olarak detaylı bir şekilde anlatılmıştı. Modellerin

---

<sup>133</sup> Uğuz, S:14

<sup>134</sup> Çakır, S:56

kurulumunda çoklu doğrusal regresyon, lojistik regresyon ve karar ağaçları analizleri için SPSS.20 programından, yapay sinir ağları ile MATLAB R2015 programından yararlanılmıştır. Bu programların analizde kullanımı anlatılmış daha sonrada ayrı ayrı olarak kurulan modeller değerlendirilmiştir. Bu bölümde ise kurulan bu dört modelin genel bir değerlendirmesi ve karşılaştırılmasına yer verilecektir.

Çoklu doğrusal regresyon analizinde beş, lojistik regresyon analizinde üç, karar ağaçları analizde sekiz ve yapay sinir ağlarında on altı değişken ile kârlılık ifade edilmiştir. Çoklu doğrusal regresyon, lojistik regresyon ve karar ağaçlarında kullanılan metotlar değişken seçimi yapabildiğinden indirgeme imkânı sağlarken, yapay sinir ağlarında bu imkânın olmaması bir dezavantaj olarak görülmektedir.

Kurulan dört ayrı model birbirleriyle karşılaştırıldığında ortak değişkenler olduğu görülmektedir. Karar ağaçlarının bölümlene karar değişkenlerinden biri özsermayenin devir hızı, aynı zamanda çoklu doğrusal regresyon analizinde bağımsız değişken olarak yer almaktadır. Genel olarak dört modele bakıldığında iki değişken ortak olarak dikkat çekmektedir. Biri alacakların ortalama tahsil süresi, diğeri ise özsermayenin kazanma gücü değişkenidir. Alacakların ortalama tahsil süresi, kurulan dört modelde de yer almaktadır. Her dört model de aktif kârlılığı açıklamak için, bu değişkeni modele almıştır. Özsermayenin kazanma gücü değişkeni ise lojistik regresyon analizinde tam uyumluluk verdiği için dolayı çıkarıldığından bu analiz dışında diğer modellerde yer almıştır. Çoklu doğrusal regresyon analizinde en büyük katsayıya dolayısıyla da en büyük açıklama gücüne sahip değişkendir. Karar ağacı modelinde ise ana bölümlene kriteri olarak yer almaktadır.

Çoklu doğrusal regresyon, lojistik regresyon ve yapay sinir ağları ile kurulan modellerin  $R^2$  ifadeleri tablo.23' de verilmiştir.

**Tablo 23**

**Çoklu Doğrusal Regresyon, Lojistik Regresyon ve Yapay Sinir Ağları Modellerinin  $R^2$  Değerleri**

Yöntemler	$R^2$
Çoklu Doğrusal Regresyon	0,912
Lojistik Regresyon	0,47
Yapay Sinir Ağları	0,9257

Tablo.23’ de verilen değerler ışığında, bu üç model arasında aktif kârlılığı en çok gerçeğe benzerliğe sahip model yapay sinir ağlarıdır. Gerçek en yakın sonuçlar elde etmek için yapılacak bir çalışma için yapay sinir ağlarının kullanılması iyi bir seçim olacaktır.

Yapay sinir ağları ile kurulan model sonuç bakımından en iyi performansa sahiptir. Fakat bu analizinde yorumlanmasında güçlük ve değişken indirgenmesi yapılmamasından dolayı sadece sonuç elde edilebilmektedir.

Lojistik regresyon analizinde kategorik hale getirme problemine sahiptir. Bağımlı değişkenin kategorik hale getirilmesi gerekmektedir. Bu durumda işletmelerin kârlı olup olmadığı üzerine bir analiz yapmak mümkün olabilmektedir.

Genel olarak, modellerin kendi içlerinde değerlendirildiğinde analizlerin avantaj ve dezavantajları seçilecek modelde büyük önem taşımaktadır. Model seçiminde analiz amacına göre uygun model belirlenmelidir.

Uygulama bulguları ışığında yapılan dört modelde farklı sayıda değişken yer almıştır. Çoklu doğrusal regresyon analizi ile yapılan modelde beş değişken yer alırken lojistik regresyon analizinde üç değişken yer almıştır. Yapılan dört analizde ortak değişken olarak özsermayenin kazanım gücü ile alacakların ortalama tahsil süresi yer almıştır.

Özsermayenin kazanım gücü ile alacakların ortalama tahsil süresi bağımsız değişkenleri aktif kârlılık üzerinde her model de etkili olduğu görülmüştür. Finansal açıdan kârlılığı değişimi üzerinde değişkenler arasında dikkat çeken oranlar olarak

gözenmiştir. Çoklu doğrusal regresyon ve lojistik regresyon analizi sonuçlarına göre alacakların ortalama tahsil süresi değeri ile kârlılık arasında doğru orantı vardır.

Özsermayenin kazanım gücü, yapılan modeller de yer alan bir diğereğişken olmuştur. Aktif kârlılıktaki değışimi açıklamakta yer alan bu değışken aynı zamanda çoklu doğrusal regresyon, lojistik regresyon analizinde katsayı olarak en büyüğe sahiptir. Buranda işletmeler kârlılıklarını artırmakta bu orana önem vermesi gerektiğı sonucuna varılmaktadır.





## 5. SONUÇ VE ÖNERİLER

Kârlılık kavramı, işletmeler için temel amaçlardan biridir. Rekabetin daha da arttığı günümüzde kârı anlamak ve artırma yollarını bulmak büyük bir önem kazanmaktadır. Yapılan uygulamada çoklu doğrusal regresyon, lojistik regresyon, karar ağaçları ve yapay sinir ağları olmak üzere dört ayrı model üzerinde durulmuştur. Bu modeller yardımıyla kârlılık açıklanmaya çalışılmıştır.

Kârlılığı açıklamak için BİST' de işlem gören dokuz adet teknoloji şirketinden yararlanılmıştır. Teknoloji sektörünün günümüzde her gün önem kazanmasından dolayı bu şirketler üzerinde analiz yapılmıştır. İşletmelerin KAP ve BİST' in resmi sitelerindeki finansal tablo değerleri kullanılarak kârlılık üzerindeki etkili kalemler belirlenmiştir.

Çalışmanın ikinci bölümünde, kârlılık ve finansal yapı detaylı olarak tanıtılmıştır. Kârlılığın ve finansal yapıların tanımları ve formüllerine yer verilmiştir. Ayrıca bu bölümde kârlılık ve finansal yapılar üzerine literatürde daha önce yapılmış çalışmalardan değinilmiştir.

Üçüncü bölümde uygulamada yer alan çoklu doğrusal regresyon, lojistik regresyon, karar ağaçları ve yapay sinir ağları modelleri detaylı bir şekilde anlatılmıştır. Bu analizlerin uygulanmasından, varsayımların ve tanımlarına yer verilmiştir. Ayrıca kurulan modeller için kullanılan metotların üzerinde durulmuştur. Çoklu regresyon analizinde kullanılan stepwise metodu, lojistik regresyon analizinde kullanılan en çok olabilirlik oranı metodu, karar ağaçları analizinde kullanılan CHAID algoritması ve yapay sinir ağları analizinde ileri beslemeli çok katmanlı model üzerinde durulmuştur.

Dördüncü bölüm uygulamanın yer aldığı bölümdür. Bu bölümde uygulamanın yapıldığı teknoloji işletmelerin finansal tabloları incelenmiştir. İkinci bölümde teorik olarak anlatılan kârlılık ve finansal yapı değerlerin hesaplanması detaylı olarak anlatılmıştır. Hesaplanan bu değerler, üçüncü bölümde anlatılan modeller üzerinden analizler yapılmıştır.

Dördüncü bölümde kurulan dört model ayrı ayrı değerlendirilmiştir. Her modelin kendi içinde yer alan değişkenlerinin önemine yer verilmiştir. Kurulan modellerin kârlılığı açıklamak için kullandığı değişkenler belirlenmiştir. Bu değişkenlerin kârlılık üzerinde etkisine bakılmıştır.

Dördüncü bölümün sonunda genel bir değerlendirmeye yer verilmiştir. Burada kurulan modellerin avantaj ve dezavantajları üzerinde durulmuştur. Dolayısıyla modellerin birbirilerine göre üstünlükler eksiklerinden bahsedilmiştir. Çoklu doğrusal regresyon analizi, lojistik regresyon analizi ve yapay sinir ağları analizinin  $R^2$  değerlerine bakıldığından, en iyi kârlılık analizi modelinin yapay sinir ağlarının ürettiği olduğu görülmüştür. Yapay sinir ağları modelinin ise yorumlanması ve açıklanabilir olmamasından dolayı sadece sonuç alma konusunda başarılı olduğu görülmüştür.

Çoklu doğrusal regresyon analizinde beş, lojistik regresyon analizinde üç, karar ağaçları analizinde sekiz ve yapay sinir ağlarında on altı değişken ile kârlılık ifade edilmiştir. Çoklu doğrusal regresyon analizi ile kurulan modelde likidite oranı, alacakların ortalama tahsil süresi, özsermayenin kazanma gücü, özsermayenin devir hızı ve uzun vadeli kaldıraç oranı değişkenleri yer almaktadır. Lojistik regresyon analiz ile kurulan modelde, cari oran, aktif devir hızı ve alacakların ortalama tahsil süresi değişkenleri yer almaktadır. Karar ağacı ile kurulan modelde ise özsermayenin kazanma gücü, finansal gider oranı, satış büyüklüğü, alacakların ortalama tahsil süresi, özsermayenin devir hızı, likidite oranı, cari oran, net satışlar/duran varlık oranı değişkenleri yer almaktadır. Çoklu doğrusal regresyon, lojistik regresyon ve karar ağaçlarında kullanılan metotlar değişken seçimi yapabildiğinden indirgeme imkânı sağlarken, yapay sinir ağlarında bu imkânın olmaması bir dezavantaj olarak görülmektedir.

Aktif kârlılık ele alındığında yalnızca sonuçlar ile ilgili olunması halinde yapay sinir ağlarının kullanılması daha uygundur.  $R^2$  değerlerine bakılarak karşılaştırıldığında gerçek değerlere en yakın sonucu yapay sinir ağlarının verdiği görülmüştür. Yapılacak analizde sonuçların iyi olmasının yanında hangi değişkenlerin önemli olduğu, ne kadar etkili olduğu araştırılmak istenirse çoklu doğrusal regresyonun kullanılması daha uygun olacaktır. Aktif kârlılıkta ilgilenilecek konu şayet kârlı olup olmama durumu ise lojistik

regresyon bu konuda yardımcı olmaktadır. Kârlılık analizi için şayet bölümlenme yapılarak yorumlamak, değişken önceliği belirlenmek, duruma göre analiz yapılmak istenirse karar ağaçları ile yapılacak bir çalışma yararlı olacaktır.

Alacakların ortalama tahsil süresi ve özsermayenin kazanama gücü değişkenlerinin genel analizlerde ortak olduğu görülmüştür. Bundan dolayı işletmeler kârlılıklarını artırmak için, ticari alacakları ile satışları arasındaki oranı yüksek tutmaları ve sermayelerini en iyi yatırımında kullanmaları gerekmektedir.

Sonuç olarak, kârlılık analizinde kullanılacak yöntemin belirlenmesinde kurulan modelinin seçimi önemlidir. Sadece aktif kârlılığın değeri önemli olduğu durumlarda, yapay sinir ağlarının en iyi yöntem olduğu söylenebilmektedir. Karar ağaçlarının yorumlanmasının basit olmasının üstünlük olmasına karşın düğümler içi verilerin bölümlenmeler sonucu kategorik hale gelmesi en büyük dezavantajdır. Lojistik regresyon analizinde de kârlılık durumunun ele alındığı durumlarda kullanılması gereken bir modelle üretilmektedir. Çoklu doğrusal regresyon modelinin yorumlanabilir olması yapay sinir ağlarına üstünlüğüne karşın aktif kârlılığı değerlerinin gerçek değerlere yakınlık konusunda yapay sinir ağlarının daha iyi sonuç verdiği görülmüştür.

Çalışmamız çoklu doğrusal regresyon analizi, lojistik regresyon, karar ağaçları ve yapay sinir ağları modellerini içermektedir. Uygulama olarak teknoloji sektörü ele alınmıştır. Çalışmada yer alan modellerin başka sektörlerde uygulanarak denenmesi, bundan sonraki çalışmalara konu olabileceği öngörülmektedir.

Uygulama bölümünde modellerin kurulması aşamasında kullanılan metotlar ile tekrar analizler yapılabilmektedir. Karar ağaçları modeli kurulurken CHAID algoritmasından yararlanılmıştır. CHAID algoritması dışında sürekli veriler üzerinde çalışan C5.0 gibi ikili bölümlenme yapan algoritmalar denenerek sonuçların algoritmalar üzerinden kıyaslanması da bundan sonraki çalışmalara konu olabileceği öngörülmektedir.

Çalışmamız tek bir sektör ele alınarak yapılmıştır. Farklı sektörler de tek model üzerinde yapılacak çalışmaların değerlendirilmesi, bundan sonraki çalışmalara konu olabileceği öngörülmektedir.

## KAYNAKÇA

### *Kitaplar*

Alan Agresti, **Categorical Data Analysis**, Second Edition, New Jersey:Wiley, 2002

Armutlulu İsmail Hakkı, **İşletmelerde Uygulamalı İstatistik**, 2. Baskı, İstanbul:Alfa Yayınları, 2008

Aydın Nurhan, Şen Mehmet ve Berk Niyazi, **Finansal Yönetim-1**, 1.Baskı, Eskişehir, Haziran 2012

David M. Magerman, **Statistical Decision-Tree Models For Parsing**, Association for Computational Linguistics, Stroudsburg:USA, 1995

**Finansal Yönetim**, Sermaye Piyasası Faaliyetleri İleri Düzey Lisansı Eğitimi, Ekim 2012

Fridson Martin, Alvarez Fernando, **Financial Statement Analysis A Practitioner's Guide**, Third Edition:New York, John Wiley & Sons, 2002

Gareth James ve Diğerleri, **An Introduction to Statistical Learning With Applications In R**, New York:Springer, 2013

Neha Yadav, Anupam Yadav, Manoj Kumar, **An Introduction to Neural Network Methods for Differential Equations**, 13. Baskı, Springer, 2015

Simon Haykin, **Neural Networks A Comprehensive Foundation**, 2. Baskı, India:Pearson Prentice Hall, 2005

Timothy Masters, **Practical Neural Network Recipes in C++**, U.S.A., Academic Press, 1993

### ***Sürekli Yayınlar***

Akbulut Ramazan, İMKB’de İmalat Sektöründeki İşletmelerde İşletme Sermayesi Yönetiminin Kârlılık Üzerindeki Etkisini Ölçmeye Yönelik Bir Araştırma, **İstanbul Üniversitesi İşletme Fakültesi Dergisi**, Cilt 40, Sayı 2, 2011

Akcan Ahmet, Kartal Cem, İMKB Sigorta Endeksini Oluşturan Şirketlerin Hisse Senedi Fiyatlarının Yapay Sinir Ağları İle Tahmini, **Muhasebe Ve Finansman Dergisi**, Temmuz 2011

Aktan Bora, Bodur Bora, Oranlar Aracılığı İle Finansal Durumunuzu Nasıl Çözümlersiniz?, **Journal of Yasar University**, Cilt 1, Sayı 1

Albayrak Ali Sait, Akbulut Ramazan, Kârlılığı Etkileyen Faktörler: İMKB Sanayi ve Hizmet Sektörlerinde İşlem Gören İşletmeler Üzerine Bir İnceleme, **ZKÜ Sosyal Bilimler Dergisi**, Cilt.4, Sayı.7, 2008

Albayrak Ali Sait, Çoklu Doğrusal Bağlantı Halinde En Küçük Kareler Tekniğinin Alternatifi Yanlı Tahmin Teknikleri Ve Bir Uygulama, **ZKÜ Sosyal Bilimler Dergisi**, Cilt 1, Sayı 1, 2005

Albayrak Ali Sait, Yılmaz Şebnem Koltan, Veri Madenciliği: Karar Ağacı Algoritmaları Ve İMKB Verileri Üzerine Bir Uygulama, **Süleyman Demirel Üniversitesi İ.İ.B.F. Dergisi**, C.14, S.1, 2009

Atakurt Yıldır, Lojistik Regresyon Analizi ve Tıp Alanında Kullanımına İlişkin Bir Uygulama, **Ankara Üniversitesi Tıp Fakültesi Mecmuası**, Cilt 52, Sayı 4, 1999

Bajkowski, **Financial Ratio Analysis: Putting The Numbers To Work, The American Association Of Individual Investors**, 1999

Baykara Bekir, Döner Sermayeli İşletmelerde Kâr ve Kârlılığın Anlamı, Mali Hukuk Dergisi, Temmuz 1994

Büyükşalvarcı Ahmet, Finansal Oranlar İle Hisse Senedi Getirileri Arasındaki İlişkinin Analizi: İMKB İmalat Sektörü Üzerine Bir Araştırma, **Muhasebe ve Finansman Dergisi (MUFAD)**, Sayı. 48, Ekim 2010

Çakır Özgür, “Veri Madenciliğinde Sınıflandırma Yöntemlerinin Karşılaştırılması “Bankacılık Müşteri Veri Tabanı Üzerinde Bir Uygulama”, (**Doktora Tezi**, Marmara Üniversitesi SBE, 2008)

Çokluk Ömay Çokluk, Lojistik Regresyon Analizi: Kavram ve Uygulama, **Educational Sciences: Theory & Practice**, Vol 10 S.3, 2010

Dehuan Jin, Jin Zhenhu, Firm Performance And Stock Returns: An Empirical Study Of The Top Performing Stocks Listed On Shanghai Stock Exchange, **Academy Of Accounting And Financial Studies Journal**, Vol.12, No.1, 2008

Demir Yusuf, Hisse Senedi Fiyatını Etkileyen İşletme Düzeyindeki Faktörler Ve Mali Sektör Üzerine İMKB’de Bir Uygulama, **Süleyman Demirel Üniversitesi İ.İ.B.F. Dergisi**, 2001, Sayı 2

Dönmez Dilek, Altuntaş Gültekin ve Birgören Tarık, Girişimci Yönetim Biçimi ve Finansal Performans İlişkisi: Çanakkale Bölgesi'nde Faaliyet Gösteren Otel İşletmelerinde Bir Araştırma, **İstanbul Üniversitesi İşletme Fakültesi Dergisi**, Cilt:40, No:2, 2011

Edward I. Altman, Giancarlo Marco And Franco Varetto, Corporate Distress Diagnosis: Comparisons Using Linear Discriminant Analysis And Neural Networks, **Journal Of Banking And Finance**, Vol. 18, No.31, 1994

Ege İlhan, Bayrakdaroğlu Ali, İMKB Şirketlerinin Hisse Senedi Getiri Başarılarının Lojistik Regresyon Tekniği İle Analizi, **ZKÜ Sosyal Bilimler Dergisi**, Cilt 5, Sayı 10, 2009

G.V. Kass, An Exploratory Technique For Investigating Large Quantities Of Categorical Data, **Applied Statistics**, V.29, No 2, 1980

İnel Mehmet Nuri, Belirsizlik Ortamında Fuzzy Finansal Oranlarla Karar Verme, **Yüksek Lisans Tezi**, Marmara Üniversitesi SBE, 2011

J.R. Quinlan, Induction Of Decision Trees, **Machine Learning**, Vol 1, No 1, 1986

Jordan R. Tilley, **Investment Performance of Common Stock In Relation to Their Price-Earnings Ratios: BASU 1977 Extended Analysis**, 2015

Karaatlı Meltem, Güngör İbrahim, Demir Yusuf ve Kalaycı Şerefci, "Hisse Senedi Fiyat Hareketlerinin Yapay Sinir Ağları Yöntemi İle Tahmin Edilmesi", **Balıkesir Üniversitesi Bandırma İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Akademik Fener Dergisi**, Cilt.2, Sayı.1, 2005

Karaca Süleyman Serdar, Başcı Eşref Şeref, Hisse Senedi Performansını Etkileyen Rasyolar ve İMKB 30 Endeksinde 2001-2009 Dönemi Panel Veri Analizi, **Süleyman Demirel Üniversitesi İ.İ.B.F. Dergisi**, Cilt 16, S3, 2011

Karadeniz Erdinç, İskenderoğlu Ömer, İstanbul Menkul Kıymetler Borsası'nda İşlem Gören Turizm İşletmelerinin Aktif Kârlılığını Etkileyen Değişkenlerin Analizi, **Anatolia: Turizm Araştırmaları Dergisi**, Cilt 22, Sayı 1, 2011

Kaya Abdulkadir, Öztürk Meryem, Muhasebe Kârları İle Hisse Senedi Fiyatları Arasındaki İlişki: BİST Firmaları Üzerine Bir Uygulama, **Muhasebe ve Finansman Dergisi**, Temmuz 2015

Kayalıdere Koray, Hisse Senedi Piyasasında Muhasebe Bilgilerinin Rolü: İMKB-Mali Sektör Üzerine Bir Uygulama, **İşletme Araştırmaları Dergisi**, Vol.5. No.1, 2013

Kısakürek M. Mustafa, Aydın Yüksel, İşletmelerde Sermaye Yapısı ile Kârlılık Arasındaki İlişkinin Analizi: 1992-2011 Yılları Arası Finansal Krizler Odaklı BİST'te Bir Uygulama, **C.Ü. İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi**, Cilt 14, Sayı 2, 2013

Kim Yong Soo, Comparison of the decision tree, artificial neural network, and linear regression methods based on the number and types of independent variables and sample size, **Expert Systems with Applications**, Vol 34, 2008

Korkmaz Özge, Karaca Süleyman Serdar, Üretim İşletmelerinde Firma Kârlılığının Finansal Belirleyicileri ve BİST İmalat Sanayi Uygulaması, **Ege Akademik Bakış**, Cilt.14, Sayı.1, 2014

Koyuncugil Ali Serhan, Özgülbaş Nermin, İMKB'de İşlem Gören Kobi'lerin Güçlü Ve Zayıf Yönleri: CHAID Karar Ağacı Uygulaması, **Dokuz Eylül Üniversitesi İ.İ.B.F. Dergisi**, Cilt 23, Sayı 1, 2008

Long Chen, Xinlei Zhao, **Profitability, Mean Reversion of Leverage Ratios, and Capital Structure Choices**, 2005

Martin P. Wallace, Neural Networks And Their Application To Finance, **Business Intelligence Journal**, Vol.1, No.1, 2008

Muzır Erol, Çağlar Nazan, Finansal Başarsızlık Tahmin Modellerinin Türkiye' de Geçerliliği: Basit Model Önerileriyle Karşılaştırmalı Bir Araştırma, **Anadolu Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi**, Cilt 9, Sayı 2, 2009

Nikolaos P. Eriotis, Zoe Frangouli, Zoe Ventoura-Neokosmides, Profit Margin And Capital Structure: An Empirical Relationship, **The Journal of Applied Business Research**, Vol. 18, N.2, 2002

Oğuzlar Ayşe Oğuzlar, Lojistik Regresyon Analizi Yardımıyla Suçlu Profiline Belirlenmesi, **Uludağ Üniversitesi İ.İ.B.F. Dergisi**, Cilt 19, Sayı 1, 2005

Okuyan H. Aydın, Türkiye'deki En Büyük 1000 Sanayi İşletmesinin Kârlılık Analizi, **Business And Economics Research Journal**, Vol 4, Number 2, 2013

Omran Mohammed , Linear Versus Non-linear Relationships Between Financial Ratios And Stock Returns: Empirical Evidence From Egyptian Firms, **Review of Accounting And Finance**, Vol 2, No 2, 2004



Oruç Eda, İMKB’de İşlem Gören İşletmelerin Hisse Senedi Getirileri İle Çeşitli Finansal Göstergeleri Arasındaki İlişki, **Hitit Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi**, 2010, Sayı 1-2

Paul E. Utgoff, Neil C. Berkman and Jeffery A. Close, Decision Tree Induction Based on Efficient Tree Restructuring, **Machine Learning** , Vol 29, S 1, 1997

Pedro Juan Garcia-Teruel, Pedro Martinez Solano, Effects Of Working Capital Management On SME Profitability, **International Journal Of Managerial Finance**, Vol 3, No 2, 2007

Shumi Akhtar, **Australian Multinational And Domestic Corporations Capital Structure Determinants**, 2004

Sonia Singh, Priyanka Gupta, Comparative Study ID3, Cart And C4.5 Decision Tree Algorithm: A Survey, **International Journal Of Advanced Information Science And Technology**, Vol 27 No 27, 2014

Stephan Dreiseitl, Lucila Ohno-Machado, Logistic Regression And Artificial Neural Network Classification Models: A Methodology Review, **Journal Of Biomedical Informatics**, Vol 3, 2002

Tatlıdil Hüseyin, Özel Murat, Firma Değerlendirme Çalışmaları Konusunda Çok Değişkenli İstatistiksel Analize Dayalı Karar Destek Sistemlerinin Kullanımı, **Bankacılık Dergisi**, Sayı 54, 2005

Tektaş Arzu, Karataş Abdülmecit, Yapay Sinir Ağları ve Finans Alanına Uygulanması: Hisse Senedi Fiyat Tahminlemesi, **Atatürk Üniversitesi İ.İ.B.F. Dergisi**, Cilt 18, Sayı 3-4, 2004

Ture Mevlut, Tokatlı Fusun, Kurt Imran, Using Kaplan-Meier Analysis Together With Decision Tree Methods (C&RT, CHAID, QUEST, C4.5 and ID3) In Determining Recurrence-free Survival Of Breast Cancer Patients, Expert Systems With Applications, Vol 36, No 2, 2009

### ***Diğer Yayınlar***

**Analiz Teknikleri**, [http://myomuhasebe.tr.gg/Analiz-Teknikleri-\\_3.htm](http://myomuhasebe.tr.gg/Analiz-Teknikleri-_3.htm), (12 Nisan 2016)

Bayrakdarođlu, Ali, Ege, İlhan, "Teknolojik Gelişme, İMKB ve NASDAQ'da İşlem Gören Teknoloji Şirketlerinin Finansal Analizi", **6. Bilgi Ekonomi ve Yönetim Uluslararası Kongresi**, İstanbul, Aralık 2007, ss. 84-100

Doron Nissim and Stephen H. Penman, **Financial Statement Analysis of Leverage and How It Informs About Profitability and Price-to-Book Ratios**, [http://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract\\_id=292725](http://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=292725) 2001, (15.05.2016)

Pamela Peterson Drake, **Financial Ratio Analysis**, [http://educ.jmu.edu/~drakepp/principles/module2/fin\\_rat.pdf](http://educ.jmu.edu/~drakepp/principles/module2/fin_rat.pdf) (26.04.2016)

Türk Dil Kurumu, Bilim ve Sanat Terimleri Sözlüğü, <http://www.tdk.gov.tr/>, (15 Mayıs 2016)

Uğuz Sinan, Yapay Sinir Ağları Matlab Uygulaması, [https://ybssoftware.files.wordpress.com/2011/03/ysa\\_uygulama.pdf](https://ybssoftware.files.wordpress.com/2011/03/ysa_uygulama.pdf) (09.05.2016), S:14