

**YAPAY SİNİR AĞLARI İLE KÂRLILIK TAHMİNİ VE PANEL VERİ ANALİZİ  
KİYASLAMASI: GAYRİMENKUL YATIRIM ORTAKLIKLARI ÖRNEĞİ**

**Doktora Tezi**

**Ayşegül PEKER**

**Eskişehir 2025**

**YAPAY SİNİR AĞLARI İLE KÂRLILIK TAHMİNİ VE PANEL VERİ  
ANALİZİ KİYASLAMASI: GAYRİMENKUL YATIRIM ORTAKLIKLARI  
ÖRNEĞİ**

**Ayşegül PEKER**

**DOKTORA TEZİ**

**İşletme Anabilim Dalı**

**Sayısal Yöntemler Bilim Dalı**

**Danışman: Dr. Öğr.Üyesi Duygu TUNALI**

**Anadolu Üniversitesi**

**Lisansüstü Eğitim Enstitüsü**

**Ocak 2025**

**Eskişehir**

## JÜRİ VE ENSTİTÜ ONAYI

Ayşegül PEKER'in "Yapay Sinir Ağları ile Kârlılık Tahmini ve Panel Veri Analizi Kıyaslaması: Gayrimenkul Yatırım Ortaklıkları Örneği" başlıklı tezi .../.../2025 tarihinde aşağıdaki jüri tarafından değerlendirilerek "Anadolu Üniversitesi Lisansüstü Eğitim-Öğretim ve Sınav Yönetmeliği'nin ilgili maddeleri uyarınca, İşletme Ana Bilim Dalı Sayısal Yöntemler Programında Doktora tezi olarak kabul edilmiştir.

|                 | Ünvanı Adı Soyadı              | İmza |
|-----------------|--------------------------------|------|
| Üye (Danışman): | Dr. Öğr. Üyesi Duygu TUNALI    |      |
| Üye :           | Prof. Dr. Ali ÖZDEMİR          |      |
| Üye :           | Prof. Dr. Metin ZONTUL         |      |
| Üye :           | Dr. Öğr. Üyesi Gülşah KULALI   |      |
| Üye :           | Dr. Öğr. Üyesi Levent TERLEMEZ |      |

**Prof. Dr. Nafiz Öncü CAN**

**Lisansüstü Eğitim Enstitüsü Müdürü**

## ÖZET

### YAPAY SİNİR AĞLARI İLE KÂRLILIK TAHMİNİ VE PANEL VERİ ANALİZİ KIYASLAMASI: GAYRİMENKUL YATIRIM ORTAKLIKLARI ÖRNEĞİ

Ayşegül PEKER

İşletme Anabilim Dalı

Sayısal Yöntemler Bilim Dalı

Anadolu Üniversitesi, Lisansüstü Eğitim Enstitüsü, Ocak, 2025

Danışman: Dr. Öğr. Üyesi Duygu TUNALI

Fon sahipleri tarafından yatırım kararı almak, firmalar tarafından ise yatırımlarının finansmanı ile ilgili stratejik kararlar vermek amacıyla kârlılık tahmininde bulunmak oldukça önemlidir. Bunun yanında uygulamada kârlılığı tahmin etmek güç olmakla birlikte uzmanlık gerektirmektedir. Geleneksel ekonometrik modellerle yapılan kârlılık tahminlerinde kısıtlayıcı unsurlarla karşı karşıya kalınabilmektedir. Son yıllarda kârlılık tahmini için esnek hesaplama, büyük ve farklı veri tipleri ile çalışabilme ve anlık değişimleri tahmin edebilme yetenekleri ile yapay zekâ teknikleri ön plana çıkmıştır.

Yapay zekâ tekniklerinden biri olan Yapay Sinir Ağları (YSA) algoritmaları ile en iyi kârlılık tahmin modelinin tespit edilmesi bu çalışmanın temel amacını oluşturmaktadır. Ayrıca YSA tahmin modeli ile elde edilen bulgular, veri setine panel veri analizi uygulanması sonucu elde edilen bulgularla karşılaştırılarak YSA tekniğinin tahmin başarısı yorumlanmıştır. Çalışmanın kapsamı Borsa İstanbul'da (BİST) işlem gören Gayrimenkul Yatırım Ortaklıklarının (GYO) 2010-2019 çeyrek dönem mali tablo değerlerini içermektedir. Yapılan kârlılık tahmininde bağımlı değişken olarak ele alınan aktif kârlılık ve öz kaynak kârlılığı için YSA ile çalıştırılan çok sayıda deneme modeli sonucu ulaşılan en iyi  $R^2$  genel performans değerleri sırasıyla %87 ve %98 olarak elde edilmiştir. Bu değerlerin yapılan panel veri analizi bulgularıyla karşılaştırılması neticesinde, YSA tahmin modellerinin, panel veri analiz modellerine göre daha başarılı tahmin yapabildiği sonucuna ulaşılmıştır.

**Anahtar Kelimeler:** Yapay sinir ağları, Çok katmanlı algılayıcı, Panel veri, Sabit etkiler modeli, Kârlılık tahmini.

## ABSTRACT

### PROFITABILITY ESTIMATION WITH ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS AND COMPARISON WITH PANEL DATA ANALYSIS: THE CASE OF REAL ESTATE INVESTMENT TRUSTS

Ayşegül PEKER

Department of Business Administration

Programme in Numerical Methods

Anadolu University, Graduate School, January, 2025

Supervisor: Assist. Prof. Dr. Duygu TUNALI

Making profitability predictions by fund owners to make investment decisions, and by firms to make strategic decisions regarding the financing of their investments, is highly important. In addition, predicting profitability in practice can be challenging and requires expertise. Profitability estimates made with traditional econometric models may face limiting factors. In recent years, artificial intelligence techniques have come to the fore for profitability estimation with their flexible calculation, ability to work with large and different data types, and ability to predict instant changes.

The main purpose of this study is to determine the best profitability prediction model using Artificial Neural Networks (ANN) algorithms, one of the artificial intelligence techniques. Additionally, the findings obtained from the ANN prediction model are compared with the findings obtained from applying panel data analysis to the dataset, allowing for an interpretation of the prediction success of the ANN technique. The scope of the study includes the quarterly financial statement values of Real Estate Investment Trusts (REITs) traded on the Borsa Istanbul (BIST) between 2010 and 2019. The best  $R^2$  overall performance values obtained from numerous trial models run with ANN for the dependent variables considered in profitability prediction, namely asset profitability and equity profitability, are respectively obtained as 87% and 98%. As a result of comparing these values with the findings of panel data analysis, it is concluded that the ANN prediction models are able to make more successful predictions compared to panel data analysis models.

**Keywords:** Artificial neural network, Artificial intelligence, Multilayer perceptron, Panel data, Fixed effect model, Profitability estimation.

## TEŞEKKÜR

Bu doktora tezimi tamamlama yolculuğumda, bana destek olan herkese içtenlikle teşekkür ediyorum. Bu süreç, yalnızca akademik bir öğrenme deneyimi değil, aynı zamanda hayatıma değer katan, çok anlamlı ilişki ve tecrübelerle doluydu.

Öncelikle tez danışmanım sayın Dr. Öğr. Üyesi Duygu TUNALI hocama çalışmamın her aşamasında bana gösterdiği rehberlik, sabır ve desteğinden dolayı teşekkürlerimi sunuyorum.

Ayrıca jüri üyeleri olan değerli hocalarımla zamanlarını ayırarak çalışmama sağladıkları geri bildirimler ve katkılardan dolayı teşekkür ederim.

Çalışmamın YSA analiz aşamasında bana değerli bilgiler öğreten ve katkı sağlayan çok kıymetli Prof. Dr. Metin ZONTUL hocama da şükranlarımı sunuyorum.

Bu süreç boyunca beni koşulsuz destekleyerek ve sevgileriyle güç veren tüm aileme sonsuz teşekkür ederim. Özellikle değerli hayat arkadaşım, eşim Selçuk PEKER'e çalışma sürecimde her zaman anlayışlı olması, yanımda olması, gösterdiği sabır ve verdiği destek için teşekkür ediyorum.

Canım çocuklarım, en kıymetlilerim Alya PEKER ve Bilge Kaan PEKER'e bu süreç boyunca büyük motivasyon kaynağım oldukları için sonsuz minnettarım.

Ayşegül PEKER

Eskişehir, 2025

## ETİK İLKE VE KURALLARA UYGUNLUK BEYANNAMESİ

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

Ayşegül PEKER

## ÜRETKEN YAPAY ZEKÂ KULLANIM BEYANI

Bu tezi hazırlarken \_\_\_\_\_ (ChatGPT, Gemini, DALL-E vb.) üretken yapay zekâ programlarından destek almadığımı beyan ederim. Tezin hazırlığı aşamasında üretken yapay zekâ programlarından \_\_\_\_\_ (ömeğin çeviri, bilimsel makale vb.) desteği aldım. Üretken yapay zekâ programlarından aldığım bilgilerin doğruluğunu kontrol ettiğimi bildiririm. Herhangi bir zamanda, çalışmamla ilgili yaptığım bu beyana aykırı bir durumun saptanması durumunda, ortaya çıkacak tüm ahlaki ve hukuki sonuçları kabul ettiğimi bildiririm.

Ayşegül PEKER

## İÇİNDEKİLER

|                                                            | <u>Sayfa</u> |
|------------------------------------------------------------|--------------|
| BAŞLIK .....                                               | i            |
| JÜRİ VE ENSTİTÜ ONAYI.....                                 | ii           |
| ÖZET .....                                                 | iii          |
| ABSTRACT.....                                              | iv           |
| TEŞEKKÜR .....                                             | v            |
| ETİK İLKE VE KURALLARA UYGUNLUK BEYANNAMESİ.....           | vi           |
| ÜRETKEN YAPAY ZEKÂ KULLANIM BEYANI .....                   | vii          |
| TABLolar DİZİNİ.....                                       | xi           |
| ŞEKİLLER DİZİNİ.....                                       | xiii         |
| GRAFİKLER DİZİNİ .....                                     | xiv          |
| SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ .....                       | xv           |
| 1. GİRİŞ .....                                             | 1            |
| 1.1. Amaç ve Kapsam .....                                  | 4            |
| 1.2. Literatür Çalışmaları .....                           | 8            |
| 1.3. Çalışmanın Önemi ve Özgünlüğü.....                    | 14           |
| 2. YAPAY SİNİR AĞLARI .....                                | 18           |
| 2.1. Yapay Sinir Ağlarının Gelişimi .....                  | 18           |
| 2.2. Makine Öğrenmesi.....                                 | 20           |
| 2.3. Yapay Sinir Ağları ve Kullanım Alanları.....          | 22           |
| 2.4. Yapay Sinir Hücresinin Yapısı ve İşleyişi .....       | 25           |
| 2.4.1.    Biyolojik sinir hücresinin yapısı .....          | 25           |
| 2.4.2.    Yapay sinir hücresinin yapısı ve işlevleri ..... | 26           |
| 2.5. Yapay Sinir Ağlarının Sınıflandırılması.....          | 34           |
| 2.5.1.    Katman sayısına göre sinir ağları.....           | 34           |
| 2.5.2.    Veri akış yönüne göre sinir ağları .....         | 36           |

|                                                                                                          |            |
|----------------------------------------------------------------------------------------------------------|------------|
| <b>2.6. Yapay Sinir Ağlarında Öğrenme .....</b>                                                          | <b>38</b>  |
| 2.6.1. Ağın eğitilmesi.....                                                                              | 38         |
| 2.6.2. Ağın doğruluğunun ölçülmesi.....                                                                  | 44         |
| 2.6.3. Ağın test edilmesi .....                                                                          | 44         |
| <b>2.7. Performans Ölçümleri.....</b>                                                                    | <b>44</b>  |
| <b>3. PANEL VERİ ANALİZİ.....</b>                                                                        | <b>47</b>  |
| <b>3.1. Panel Veri Analizi İşleyişi, Avantajları ve Sınırlılıkları.....</b>                              | <b>48</b>  |
| 3.1.1. Homojenlik testi .....                                                                            | 49         |
| 3.1.2. Birimler arası korelasyon (yatay kesit bağımlılığı) testi .....                                   | 50         |
| 3.1.3. Birim kök testi.....                                                                              | 52         |
| <b>3.2. Panel Veri Modelleri.....</b>                                                                    | <b>53</b>  |
| <b>3.3. Havuzlanmış En Küçük Kareler Modeli (HEKK) .....</b>                                             | <b>53</b>  |
| 3.3.1. Sabit etkiler modeli (SEM).....                                                                   | 54         |
| 3.3.2. Tesadüfi etkiler modeli (TEM) .....                                                               | 55         |
| <b>3.4. Panel Veri Model Tahmin Yöntemleri .....</b>                                                     | <b>56</b>  |
| <b>3.5. Değişen Varyans ve Otokorelasyon Testi .....</b>                                                 | <b>57</b>  |
| <b>3.6. Driscoll-Kraay Tahmincisi.....</b>                                                               | <b>59</b>  |
| <b>4. BULGULAR VE YORUM.....</b>                                                                         | <b>61</b>  |
| <b>4.1. Verilerin Toplanması, Hazırlanması ve Faktör Analizi.....</b>                                    | <b>61</b>  |
| <b>4.2. Panel Veri Analizi Uygulaması.....</b>                                                           | <b>65</b>  |
| <b>4.3. YSA Analizi Uygulaması.....</b>                                                                  | <b>80</b>  |
| 4.3.1. Verilerin standartlaştırılması .....                                                              | 83         |
| 4.3.2. YSA modelinin eğitilmesi, doğrulanması ve test edilmesi.....                                      | 84         |
| <b>4.4. Driscoll-Kraay Dirençli Sabit Etkili Model ve MLP Regressor Modelinin Karşılaştırılması.....</b> | <b>93</b>  |
| <b>5. SONUÇ VE ÖNERİLER .....</b>                                                                        | <b>95</b>  |
| <b>KAYNAKLAR .....</b>                                                                                   | <b>103</b> |

**EKLER**



## TABLÖLAR DİZİNİ

### Sayfa

|                                                                                                                            |    |
|----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|----|
| <b>Tablo 1.1.</b> Analiz Kapsamında Yer Alan GYO Firmaları .....                                                           | 5  |
| <b>Tablo 1.2.</b> Analiz Kapsamında Kullanılan Değişkenler.....                                                            | 6  |
| <b>Tablo 2.1.</b> Toplama Fonksiyonları (Öztemel, 2020, s:50) .....                                                        | 29 |
| <b>Tablo 2.2.</b> En Çok Kullanılan Aktivasyon Fonksiyonları.....                                                          | 31 |
| <b>Tablo 2.3.</b> En Çok Kullanılan Normalleştirme Teknikleri.....                                                         | 39 |
| <b>Tablo 4.1.</b> Kayıp veri sayısı .....                                                                                  | 62 |
| <b>Tablo 4.2.</b> Döndürülmüş Bileşenler Matrisi.....                                                                      | 63 |
| <b>Tablo 4.3.</b> Analizde Kullanılan Değişkenler.....                                                                     | 64 |
| <b>Tablo 4.4.</b> Değişkenlere Ait Özet İstatistikler.....                                                                 | 65 |
| <b>Tablo 4.5.</b> Korelasyon Matrisi .....                                                                                 | 68 |
| <b>Tablo 4.6.</b> B1 Aktif Kârlılık ve B2 Öz Kaynak Kârlılığına Ait Homojenlik Testi.....                                  | 70 |
| <b>Tablo 4.7.</b> B1 Aktif Kârlılık ve B2 Öz Kaynak Kârlılığına Ait Birimler Arası Korelasyon Tablosu.....                 | 70 |
| <b>Tablo 4.8.</b> Değişkenlerin Birimler Arası Korelasyon Testi Tablosu .....                                              | 71 |
| <b>Tablo 4.9.</b> CIPS Birim Kök Test Sonuçları Tablosu.....                                                               | 72 |
| <b>Tablo 4.10.</b> B1-Aktif Kârlılık Model Belirleme Test Sonuç Tablosu.....                                               | 74 |
| <b>Tablo 4.11.</b> B2-Öz Kaynak Kârlılığı Model Belirleme Test Sonuç Tablosu.....                                          | 75 |
| <b>Tablo 4.12.</b> B1 Aktif Kârlılık ve B2 Özkaynak Kârlılığına Ait Değişen Varyans ve Otokorelasyon Sınaması Tablosu..... | 76 |
| <b>Tablo 4.13.</b> B1-Aktif Kârlılık Driscoll-Kraay Dirençli Sabit Etkiler Modeli Tahmin Sonuçları Tablosu .....           | 77 |
| <b>Tablo 4.14.</b> B2-Öz Kaynak Kârlılığı Driscoll-Kraay Dirençli Sabit Etkiler Modeli Tahmin Sonuçları Tablosu .....      | 78 |
| <b>Tablo 4.15</b> YSA Model Ağ Bilgisi .....                                                                               | 82 |
| <b>Tablo 4.16.</b> B1 Aktif Kârlılık Hata ve Performans Ölçümleri Tablosu .....                                            | 85 |
| <b>Tablo 4.17.</b> B2 Özkaynak Kârlılığı Hata ve Performans Ölçümleri Tablosu .....                                        | 86 |

|                                                                                                        |    |
|--------------------------------------------------------------------------------------------------------|----|
| <b>Tablo 4.18.</b> Driscoll-Kraay Dirençli Sabit Etkiler ve MLP Regressor Model Karşılaştırmaları..... | 93 |
|--------------------------------------------------------------------------------------------------------|----|



## ŞEKİLLER DİZİNİ

### Sayfa

|                                                   |    |
|---------------------------------------------------|----|
| Şekil 2.1. Makine Öğrenme Stratejileri .....      | 20 |
| Şekil 2.2. Pekiştirmeli Öğrenme .....             | 21 |
| Şekil 2.3. Denetimsiz Öğrenme .....               | 22 |
| Şekil 2.4. Denetimli Öğrenme .....                | 22 |
| Şekil 2.5. Biyolojik Sinir Hücresi .....          | 26 |
| Şekil 2.6. Yapay Sinir Hücresinin Yapısı .....    | 27 |
| Şekil 2.7. Basit Bir Yapay Sinir Ağı .....        | 34 |
| Şekil 2.8. Tek Katmanlı Ağ .....                  | 35 |
| Şekil 2.9. Çok Katmanlı Ağ .....                  | 36 |
| Şekil 2.10. Çok Katmanlı İleri Beslemeli Ağ ..... | 37 |
| Şekil 2.11. Çok Katmanlı Geri Beslemeli Ağ .....  | 37 |
| Şekil 4.1. YSA Model Tahmin Süreci Şeması .....   | 81 |

## GRAFİKLER DİZİNİ

|                                                                                                                      | <u>Sayfa</u> |
|----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|--------------|
| <b>Grafik 2.1</b> Doğrusal Dağılım .....                                                                             | 30           |
| <b>Grafik 2.2.</b> Doğrusal Olmayan Dağılım .....                                                                    | 30           |
| <b>Grafik 2.3.</b> Derece Azaltma .....                                                                              | 43           |
| <b>Grafik 4.1.</b> B1 Aktif Kârlılık Eğitim, Doğrulama, Test Seti ve Genel Performans Hata Dağılım Grafiği .....     | 89           |
| <b>Grafik 4.2.</b> B2 Özkaynak Kârlılığı Eğitim, Doğrulama, Test Seti ve Genel Performans Hata Dağılım Grafiği ..... | 90           |
| <b>Grafik 4.3.</b> B1 Aktif Kârlılık Gerçek ve Tahmin Değerleri Sapma Grafiği .....                                  | 91           |
| <b>Grafik 4.4.</b> B2 Özkaynak Kârlılığı Gerçek ve Tahmin Değerleri Sapma Grafiği .....                              | 91           |
| <b>Grafik 4.5.</b> B1 Aktif Kârlılık ve B2 Özkaynak Kârlılığı Değişkenlerin Önem Grafiği                             | 92           |

## SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ

|       |                                                                                        |
|-------|----------------------------------------------------------------------------------------|
| BİST  | : Borsa İstanbul                                                                       |
| CADF  | : Cross-Sectionally Augmented Dickey-Fuller (Yatay Kesit Artırılmış Dickey-Fuller)     |
| CD    | : Cross-Sectional Dependence (Yatay Kesit Bağımlılığı)                                 |
| CIPS  | : Cross-Sectionally Augmented Im Peseran Shin (Yatay Kesit Artırılmış Im Peseran Shin) |
| GYO   | : Gayrimenkul Yatırım Ortaklığı                                                        |
| KAP   | : Kamuyu Aydınlatma Platformu                                                          |
| KMO   | : Kaiser Meyer Olkin                                                                   |
| LM    | : Lagrange Multiplier (Lagrange Çarpanı)                                               |
| MAE   | : Mean Absolute Error (Ortalama Mutlak Hata)                                           |
| MLP   | : Multi Layer Perceptron (Çok Katmanlı Algılayıcı)                                     |
| MSE   | : Mean Squared Error (Ortalama Kare Hatası)                                            |
| OLS   | : Ordinary Least Squares (Sıradan En Küçük Kareler)                                    |
| SPK   | : Sermaye Piyasası Kurulu                                                              |
| $p$   | : İstatistiksel anlamlılık                                                             |
| $R^2$ | : Belirlilik Katsayısı                                                                 |
| Relu  | : Rectified Linear Unit (Düzeltilmiş Doğrusal Birim)                                   |
| Tanh  | : Hiperbolik tanjant                                                                   |
| YSA   | : Yapay Sinir Ağı                                                                      |

## 1. GİRİŞ

İnsan beyni karar verme ve öğrenme yetenekleriyle oldukça üst seviyede çalışmakta olup bir resmin küçük bir parçasını görerek dahi genel olarak resmin tamamını kavrayabilmektedir. İnsanoğlunun bu yeteneklerini bilgisayarlar aracılığıyla yapma eğilimi son yıllarda oldukça gelişme göstermektedir. İnsan beyninin işleyiş yeteneklerini taklit eden bilgisayarların kullanım alanları da giderek gelişmektedir. Makinelerin ve bilgisayarların kullanılmadığı alan neredeyse yoktur. Dolayısıyla birçok teknolojik ürün hayatı oldukça kolaylaştırmaktadır. En basit şekliyle evlerde kullanılan buzdolabı, çamaşır makinesi, bulaşık makinesi, cep telefonları, televizyon, bilgisayar gibi aletler yapay zekânın ürünleridir. Yapay zekâ; insana mahsus anlama, tecrübelerle dayalı öğrenme, genelleme, çözüm üretme, anlam çıkartma ve karar verme gibi üst seviyede mantığa dayalı yeteneklerin bilgisayar ya da bilgisayar temelli makineler aracılığıyla modellenmesidir ([Öztürk ve Şahin, 2018, s:24](#)).

Son yıllarda, hesaplama kabiliyeti, bilgi işleme yeteneğinin gelişmesi ve veriye ulaşmanın kolay olması nedeniyle finansal piyasalarda analizler için makine öğrenme teknikleri aktif bir şekilde kullanılmaktadır. Finansal piyasa verileri ile ilgili tahminlerde bulunmak için; geleneksel zaman serisi yaklaşımından yapay zekâyâ kadar uzanan çeşitli girişimler olduğu görülmektedir ([Min, 2020, s:1](#)). İnsan beyninin taklit edilmesi ile ortaya çıkan yapay zekânın en çok kullanılan metotlarından birini Yapay Sinir Ağı (YSA) oluşturmaktadır ([Eğrioğlu, Yolcu ve Baş, 2020, s:1](#)).

İnsan beyninin niteliklerini öğrenme becerisini kullanarak yeni bilgiler üretmek, tanımak, tahminlemek ve analiz etmek için kullanılan yapay sinir ağları, bilgisayar destekli bir sistemdir ([Yavuz ve Deveci, 2012, s:168](#)). Yapay sinir ağları; genelleme, doğrusal olmama, paralellik, esneklik, eksik veri, hata toleransı, ayrıca çok değişken ve parametre ile çalışabilme özelliklerinden dolayı, geleneksel modelleme yöntemleri (basit regresyon modelleri, büyük ölçekli yapısal makro ekonometrik ölçekli modeller, Box-Jenkins (ARMA) modeli ve VAR (Vektör Otoregresif) modelleme teknikleri vb.) kullanılarak çözülmemeyen problemlerin analizinde öğrenmeye dayalı uyarlanabilir çözüm sağlamada oldukça başarılıdır ([Sönmez, Zontul ve Bülbül, 2015, s:11-12](#)). Bir diğer avantajı ise veri dağılımı ve değişkenlerle ilgili varsayımlara ihtiyaç duymamasıdır ([Yavuz ve Deveci, 2012, s:169](#)).

YSA; tıp alanında, savunma sanayi uygulamalarında, üretim sistemlerinin optimizasyonunda, robot sistemlerin kontrolünde, doğrusal olmayan sistem modelleme, resim işleme, karakter el yazısı ve imza tanıma, veri madenciliği gibi geniş yelpazede yer alan alanlarda uygulanabilmektedir ([Ağyar, 2015, s:22](#)). Bununla birlikte finansal alanda makro ekonomik tahminler, banka kredilerinin değerlendirilmesi, döviz kuru tahminleri, risk analizleri, finansal kârlılık analizleri vb. konularda da uygulanabilmektedir.

Tahmin ve karar modelleme problemlerinin birçoğunun çözümünde yapay sinir ağları kullanılmaktadır. Finansal ve ekonomik alanlarda doğrusal olmayan davranışların çözümünün zor olduğu göz önünde bulundurulursa, yapay sinir ağlarının yetenekleri sayesinde yaygın olarak kullanılan bir analiz yöntemi olduğu açıkça belirtilebilir ([Da Silva vd., 2017, s:4](#)). Bununla birlikte finans, ekonomi ve bankacılık için isteğe bağlı tahmin fonksiyonunu kullanarak belirlenmiş olan verilerden öğrenebilme ve tahminde bulunma kabiliyetlerinin olması yapay sinir ağlarının en büyük faydalarından biridir ([Sönmez, Zontul ve Bülbül, 2015, s.11](#)).

YSA'lar doğrusal olmayan özellikleri ile geleneksel ve parametrik yöntemlere göre oldukça iyi bir alternatif olarak geliştirilmiştir. Günümüzde yapay zekânın her alanda yer bulmasıyla, birçok teknik de beraberinde gelişmiştir. Bu tekniklerden en çok yararlanan alanlardan biri de finans sektörüdür. Finans piyasalarında teknolojinin gelişmesiyle artan rekabete bağlı olarak her ne kadar geleneksel ekonometrik modelleme tekniklerinin kullanımı artsa da zamanla yetersiz kalmıştır. Bu nedenle daha gelişmiş bir teknik olan yapay sinir ağları, mevcut geleneksel modelleme tekniklerini değiştirmek veya desteklemek için kullanılabilmektedir. YSA'ların hisse senedi performansı, finansal zaman serisi tahmini, iflas tahmini, tahvil notu iyileştirme, kredi risk analizi ve yatırım yönetimi tahmini gibi farklı finansal alanlarda uygulanmasıyla birlikte oldukça başarılı sonuçlar elde edilmiştir ([Burrell ve Folarin, 1997, s:194](#)).

Özellikle gelişmekte olan piyasalarda yer alan finans sektörü, büyük yenilik ve değişim içermektedir. Bu değişim sektördeki verimli ve birbiriyle ilişkili birçok nedenden dolayı verileri işlemek için daha gelişmiş yöntemlerin kullanılmasına zemin hazırlamaktadır. Bu nedenlerden ilki, verilerin genellikle çok gürültülü olması yani piyasada verilerin dağılımının çok değişkenlik göstermesi ile asimetrik bir yapı oluşması ve doğrusal olmayan sonuçlarla karşılaşılmasıdır. İkincisi ise, uygulanan politika veya yasal konular hakkında deneme yanılma yoluyla öğrenme süreci ve piyasa organizasyonunda meydana

gelen deęişikliklerdir. Byle bir yapıya sahip piyasa iin iyi tahminleyici bir metodun belirlenmesi gerekir. YSA bu anlamda olduka bařarılı sonular vermektedir. Yksek bir performans elde edebilmek iin bir sinir aęının parametre tahminlerinin olduka iyi tespit edilmesi gerekir. Bunun iin ğrenmeye dayalı bir aę modeli olduka bařarılı sonular vermektedir ([McNelis, 2005, s:8](#)).

YSA, yakın zamanda ortaya ıkan ve karmařık gerek veri problemlerini modellemek iin birok disiplinde geniř kabul gren hesaplamalı modelleme aracıdır. Bu baęlamda literatrde yapay zekâ modelleriyle yapılmıř eřitli alıřmalar bulunmaktadır. zellikle finans alanındaki uygulamalar; kredi deęerlendirilmesi, portfy ynetimi, finansal tahmin ve planlama olmak zere  sınıfta deęerlendirilmektedir ([Bahrammirzaee, 2010, s:1166](#)).

YSA analizi ile tahmin son yıllarda olduka ilgi ekmektedir ve alıřmanın temel fikrini oluřturmaktadır. Bu baęlamda YSA analizi ile kârlılık tahmini yaparak elde edilen sonuların ekonometrik panel veri modeli ile karřılařtırılmasına alıřılmıřtır. Bu doęrultuda BİST’de iřlem gren GYO firmalarının mali tablo verileri kullanılmıřtır.

Sermaye Piyasası Kurulu (SPK) tarafından dzenlenen GYO, getiri potansiyeli yksek gayrimenkullere, gayrimenkule dayalı projelere ve gayrimenkule dayalı sermaye piyasası aralarına yatırım yapmak suretiyle faaliyet gsteren zel bir portfy ynetim řirket trdr. GYO’ların temel amacı gayrimenkule ya da konut, iř merkezleri, alıřveriř merkezleri, hastaneler, oteller, ticari parklar, yap-iřlet-devret gibi byk lekli gayrimenkul projelerinin finansmanına kaynak saęlamaktır.

Trkiye’de GYO’lar son yıllarda geliřmekte olan sektrler arasındadır. GYO’lar tek bařlarına gayrimenkul projeleri iin finansman ayıramayan yatırımcılara, uzman bilirkiřiler aracılıęıyla gayrimenkul deęerleme ve rasyonel bir fiyatlama avantajı da sunarak finansman saęlamaktadırlar. Bu nedenle Trkiye gibi gayrimenkul zengini olan lkeler aısından byk nem arz etmektedir. GYO’lar, gayrimenkul projelerine finansman saęlayarak sektrn bymesini desteklemektedirler. GYO hisseleri projelerin finansmanını saęlamak amacıyla halka aık olarak iřlem grmekte ve bylece geniř bir yatırımcı tabanından kaynak saęlamaktadırlar.

BİST’de nemli bir paya sahip olan 27 GYO firmasının 2010-2019 eyrek dnem verileri ile kârlılık tahmini yapılması amalanan arařtırmanın ilk blmnde genel bilgilere yer verilmiř olup, konunun amacı, kapsamı, YSA ile kârlılık tahmini ve GYO firmalarının

kârlılık analizlerine ilişkin dünyada ve Türkiye’de yapılmış olan literatür çalışmaları ve çalışmanın önemi ile özgünlüğü ele alınmıştır. İzleyen bölümde çalışmanın metodolojisini oluşturan yapay zekâ, makine öğrenmesi ve yapay sinir ağları ile ilgili tanımlar ve gelişim süreci ele alınarak kısaca bilgiler verilmiştir. Üçüncü bölümde Panel Veri Analizi yönteminin işleyişi ve modelleri tanıtılmıştır. Dördüncü bölümde BİST’de işlem gören ve çalışmanın veri setini oluşturan GYO firmalarına ait mali tablolardan elde edilen değişkenler doğrultusunda MLP Regressor modeli ile kârlılık tahmini yapılmış olup, bulgular panel veri analizi tahmincilerinden Driscoll-Kraay dirençli sabit etkiler modeli ile karşılaştırılmıştır. Son kısımda ise elde edilen sonuçlar yorumlanmış ve önerilerde bulunulmuştur.

### **1.1. Amaç ve Kapsam**

Çalışmada makine öğrenmesi tekniklerinden YSA ile finansal oranlar kullanılarak kârlılığa ilişkin regresyon modeli tahmini yapılması ve panel veri analizi sonuçlarıyla karşılaştırılması planlanmıştır. GYO firmalarının mali tablolarından elde edilen finansal oranlar ile belirlenmiş olan değişkenler için YSA’da ağırlıklar ve hiper parametreler tespit edilerek bu doğrultuda kârlılığı en iyi tahmin eden modeller kurulacaktır. Böylece aktif kârlılık ve özkaynak kârlılığı üzerinde hangi değişkenlerin etkili olduğu belirlenecektir.

Uygulamanın kapsamını SPK’ya kayıtlı BİST’de işlem gören ve önemli bir paya sahip olan GYO’lar oluşturmaktadır. Mart 2024 itibarıyla BİST’de işlem gören 48 GYO firması bulunmaktadır. Çalışma 2010-2019 yılları çeyrek dönem verilerini kapsamaktadır. 2008 ekonomik krizi ve etkisinin 2009 yılında da etkili olması, 2020 yılındaki pandemi ve daha sonraki yıllarda konut fiyatlarının aşırı hızlı artması nedeniyle daha sağlıklı bir veri elde etmek için analiz kapsam dönemi 2010-2019 yıllarına ait çeyrek dönemler olarak belirlenmiştir. BİST’de işlem gören 48 firmadan bazılarının yakın zamanda faaliyete geçmeleri ve birkaç firmanın ise analizin yapılacağı dönemler içerisinde verilerinin tam olmamasından dolayı 27 tane firmanın verisi analiz edilmiştir. Analize dahil edilen firmalar Tablo 1.1’de verilmiştir.

**Tablo 1.1.** *Analiz Kapsamında Yer Alan GYO Firmaları*

| <b>BİST Endeks Kodu</b> | <b>GYO Firmaları</b>                           |
|-------------------------|------------------------------------------------|
| <b>AKFGY</b>            | AKFEN GAYRİMENKUL YATIRIM ORTAKLIĞI A.Ş.       |
| <b>AKSGY</b>            | AKİŞ GAYRİMENKUL YATIRIM ORTAKLIĞI A.Ş.        |
| <b>AKMGY</b>            | AKMERKEZ GAYRİMENKUL YATIRIM ORTAKLIĞI A.Ş.    |
| <b>ALGYO</b>            | ALARKO GAYRİMENKUL YATIRIM ORTAKLIĞI A.Ş.      |
| <b>ATAGY</b>            | ATA GAYRİMENKUL YATIRIM ORTAKLIĞI A.Ş.         |
| <b>AGYO</b>             | ATAKULE GAYRİMENKUL YATIRIM ORTAKLIĞI A.Ş.     |
| <b>AVGYO</b>            | AVRASYA GAYRİMENKUL YATIRIM ORTAKLIĞI A.Ş.     |
| <b>DZGYO</b>            | DENİZ GAYRİMENKUL YATIRIM ORTAKLIĞI A.Ş.       |
| <b>DGGYO</b>            | DOĞUŞ GAYRİMENKUL YATIRIM ORTAKLIĞI A.Ş.       |
| <b>EKGYO</b>            | EMLAK KONUT GAYRİMENKUL YATIRIM ORTAKLIĞI A.Ş. |
| <b>HLGYO</b>            | HALK GAYRİMENKUL YATIRIM ORTAKLIĞI A.Ş.        |
| <b>IDGYO</b>            | İDEALİST GAYRİMENKUL YATIRIM ORTAKLIĞI A.Ş.    |
| <b>ISGYO</b>            | İŞ GAYRİMENKUL YATIRIM ORTAKLIĞI A.Ş.          |
| <b>KLGYO</b>            | KİLER GAYRİMENKUL YATIRIM ORTAKLIĞI A.Ş.       |
| <b>KGYO</b>             | KORAY GAYRİMENKUL YATIRIM ORTAKLIĞI A.Ş.       |
| <b>MRGYO</b>            | MARTI GAYRİMENKUL YATIRIM ORTAKLIĞI A.Ş.       |
| <b>NUGYO</b>            | NUROL GAYRİMENKUL YATIRIM ORTAKLIĞI A.Ş.       |
| <b>OZKGY</b>            | ÖZAK GAYRİMENKUL YATIRIM ORTAKLIĞI A.Ş.        |
| <b>OZGYO</b>            | ÖZDERİCİ GAYRİMENKUL YATIRIM ORTAKLIĞI A.Ş.    |
| <b>PEGYO</b>            | PERA GAYRİMENKUL YATIRIM ORTAKLIĞI A.Ş.        |
| <b>RYGYO</b>            | REYSAŞ GAYRİMENKUL YATIRIM ORTAKLIĞI A.Ş.      |
| <b>SRVGY</b>            | SERVET GAYRİMENKUL YATIRIM ORTAKLIĞI A.Ş.      |
| <b>SNGYO</b>            | SİNPAŞ GAYRİMENKUL YATIRIM ORTAKLIĞI A.Ş.      |
| <b>TRGYO</b>            | TORUNLAR GAYRİMENKUL YATIRIM ORTAKLIĞI A.Ş.    |
| <b>TSGYO</b>            | TSKB GAYRİMENKUL YATIRIM ORTAKLIĞI A.Ş.        |
| <b>VKGYO</b>            | VAKIF GAYRİMENKUL YATIRIM ORTAKLIĞI A.Ş.       |
| <b>YGYO</b>             | YEŞİL GAYRİMENKUL YATIRIM ORTAKLIĞI A.Ş.       |

Firmalara ait finansal tablo oranları, Kamuyu Aydınlatma Platformu (KAP) üzerinden ve Finnet Mali Analiz programı ile tespit edilmiş olup, makro değişkenler için verilere Türkiye İstatistik Kurumu (TÜİK), Türkiye Cumhuriyeti Merkez Bankası resmi internet sitesi ve Finnet Mali Analiz programı aracılığıyla ulaşılmıştır. GYO'ların kârlılık ve performansının ölçülmesi ile ilgili değişkenlerin belirlenmesinde daha önce bu alanda yapılmış olan çalışmalar göz önünde bulundurularak belirlenen ve analiz kapsamında değerlendirilecek oranlar Tablo 1.2'de verilmiştir ([Chung ve Pruitt 1994](#); [Canbaş, Doğukanlı ve Düzakın 2004](#); [Benefield, Anderson ve Zumpano, 2009](#); [Selimler ve Kale 2012](#); [Özcan, 2013](#); [Aytekin ve Kahraman, 2015](#); [Oktar ve Yüksel 2015](#); [Zügül ve Şahin, 2015](#); [Işık, Yalman ve Koşaroğlu, 2017](#); [Şenol ve Karaca 2017](#); [Uçak, 2017](#); [Münyas, 2018](#); [Afşar ve Karpuz, 2019](#); [Cesur ve İrez, 2019](#); [Gülyüz, 2019](#); [Yılmaz, 2019](#); [Doğan, 2019](#); [Günay ve Timur, 2019](#); [Türkdönmez ve Babuşcu 2019](#); [Çelik ve Arslanlı, 2020](#); [Aktaş ve Darwish, 2020](#); [Şenol ve Koç 2021](#); [Erdoğan 2022](#); [Öztürk, Çelik ve Daştan 2022](#); [Kılınç ve Konuşkan 2022](#).).

**Tablo 1.2.** *Analiz Kapsamında Kullanılan Değişkenler*

| <b>Bağımlı Değişkenler</b>    |           |                     |                                                                                |
|-------------------------------|-----------|---------------------|--------------------------------------------------------------------------------|
| <b>Kârlılık Oranları</b>      | <b>B1</b> | Aktif Kârlılık      | Net Kâr/Toplam Aktifler                                                        |
|                               | <b>B2</b> | Özsermaye Kârlılığı | Net Kâr/ Toplam Öz Kaynaklar                                                   |
| <b>Bağımsız Değişkenler</b>   |           |                     |                                                                                |
| <b>Likidite Oranları</b>      | <b>L1</b> | Cari Oran           | Dönen Varlıklar/Kısa Vadeli Borçlar                                            |
|                               | <b>L2</b> | Asit-Test Oranı     | (Dönen Varlıklar-Stoklar)/Kısa Vadeli Borçlar                                  |
|                               | <b>L3</b> | Nakit Oran          | (Hazır Değerler+Menkul Kıymetler)/Kısa Vadeli Borçlar                          |
| <b>Finansal Yapı Oranları</b> | <b>F1</b> | Borç/Kaynak Oranı   |                                                                                |
|                               | <b>F2</b> | Borç/Özkaynak Oranı | Toplam Borçlar/Toplam Öz Kaynaklar                                             |
|                               | <b>F3</b> | Özkaynak Oranı      | Öz Kaynak/Toplam Varlıklar                                                     |
|                               | <b>F4</b> | KVB Oranı           | Kısa Vadeli Borçlar/Toplam Kaynaklar                                           |
|                               | <b>F5</b> | UVB Oranı           | Uzun Vadeli Borçlar/Toplam Kaynaklar                                           |
|                               | <b>F6</b> | Kur Riski           | (Mutlak(Yabancı Para Varlıklar -YabancıPara Yükümlülükler))/Toplam Özkaynaklar |
|                               | <b>F7</b> | Öz Sermaye Çarpanı  | Toplam Aktifler/Toplam Öz kaynaklar                                            |

**Tablo 1.2.** (Devam) *Analiz Kapsamında Kullanılan Değişkenler*

|                                     |           |                                           |                                                                       |
|-------------------------------------|-----------|-------------------------------------------|-----------------------------------------------------------------------|
| <b>Etkinlik Oranları</b>            | <b>E1</b> | Alacak Devir Hızı                         | Net Satışlar/Ortalama Ticari Alacaklar                                |
|                                     | <b>E2</b> | Net İşletme Sermayesi Devir Hızı          | Net Satışlar/Ortalama Net İşletme Sermayesi                           |
|                                     | <b>E3</b> | Aktif Devir Hızı                          | Net Satışlar/Ortalama Aktifler                                        |
|                                     | <b>E4</b> | Özkaynak Devir Hızı                       | Net Satışlar/Ortalama Öz Kaynaklar                                    |
| <b>Piyasa Performans Oranları</b>   | <b>P1</b> | Fiyat/Kazanç Oranı                        | Piyasa Değeri/Net Kâr                                                 |
|                                     | <b>P2</b> | Piyasa Değeri/Defter Değeri (PD/DD) Oranı | Piyasa Değeri/Öz Kaynaklar                                            |
|                                     | <b>P3</b> | Hisse Başına Getiri Oranı                 | Net Kâr/Dolaşımdaki Hisse Senedi Sayısı                               |
|                                     | <b>P4</b> | Tobin's Q Oranı                           | (PiyasaDeğeri+(Kvb-Kısa Vadeli Varlıklar)+Uvb)/Toplam Varlıklar       |
| <b>Rekabet ve Büyüklük Oranları</b> | <b>R1</b> | İşletme Büyüklüğü-1                       | Log(Toplam Aktifler)                                                  |
|                                     | <b>R2</b> | İşletme Büyüklüğü-2                       | Log(Toplam Net Satışlar)                                              |
|                                     | <b>R3</b> | Pazar Payı                                | İşletmeninNet Satışları/Sektördeki İşletmelerin Net Satışları Toplamı |
| <b>Makro Değişkenler</b>            | <b>M1</b> | Enflasyon                                 | Bir Önceki Döneme Göre Tüfe Yüzde Değişim                             |
|                                     | <b>M2</b> | Ekonomik Büyüme Oranı (GSYH)              | Bir Önceki Döneme Göre GSYH Yüzde Değişim                             |
|                                     | <b>M3</b> | Cari Açık Oranı                           | Cari Denge/ GSYH                                                      |
|                                     | <b>M4</b> | Faiz Oranı                                | Mevduata Uygulanan Faiz Oranı                                         |

Tablo 1.2'ye göre 2 bağımlı değişken; 25 bağımsız değişken belirlenmiştir. Tespit edilen oranlar ile çeşitli değişkenler ve parametreler kullanılarak aktif kârlılık ve özkaynak kârlılığı tahmin edilmeye çalışılmıştır. Araştırma kapsamında tespit edilen finansal tablo oranları farklı konumdaki kullanıcıların işletmenin performansı, kârlılığı, faaliyetleri, mali yapısı ve finansal durumundaki değişiklikler hakkında ekonomik kararlar vermesinde fayda sağlayan bilgiler sunmaktadır.

Çalışmanın amacı ve kapsamında açıklanan bilgilere dayalı olarak yapılan literatür çalışması izleyen kısımda yer almaktadır.

## 1.2. Literatür Çalışmaları

YSA'ların büyük ve karmaşık verileri işleyerek iyi bir performans göstermesi ve tahmin yeteneği ile popüler bir ivme kazanması birçok araştırmacının ilgisini çekmiş böylece bu alanda çalışmaların giderek artmasına sebep olmuştur. Sağlık, savunma sanayi, robotik sistemler, dil işleme, el yazısı ve imza tanıma gibi birçok alanda yer alan YSA'lar finans sektöründe de kendisine uygulama alanı bulmuştur. Finans uygulamalarından biri kârlılık tahminidir. YSA kullanarak kârlılık tahmini yapılması ile ilgili çalışmalar 1980'li yılların sonları 1990'lı yılların başlarına tekabül etmektedir. Yapılan ilk çalışmalar kısaca özetlenmiştir. Schöneburg (1990) YSA kullanarak hisse senedi fiyat tahminini %90'a varan bir oranla öngöründe bulunmuştur. Falas, Charitou ve Charalambous (1994) hisse senedinin kazanç tahmininde YSA çok katmalı ileri beslemeli ağ modelini kullanmışlardır. Elde ettikleri bulguları lojistik regresyon modeli ile kıyaslama yapmışlardır. YSA modelinin lojistik regresyon modeline göre biraz daha iyi performans gösterdiği sonucuna varmışlardır. Callen ve arkadaşları (1996) New York Borsasında işlem gören şirketlerin üç aylık muhasebe kazançlarını tahmin etmek amacıyla YSA modelini kullanmışlardır. Charitou ve Charalambous (1996) özel sektör verilerine ait 10509 gözlem örneği kullanarak YSA lojistik regresyon ile kazanç tahmininde bulunmuşlardır. Al-Osaimy (1998) Kohonen'deki 26 İslami bankanın 1991-1993 dönemlerini kapsayan verilerini kullanarak YSA ile kârlılıklarına göre sınıflandırmaya çalışmıştır. Uyguladığı modelin %89 oranında doğru bir şekilde sınıflandırdığı sonucuna varmıştır. Desai ve Bharati (1998) büyük hisse senetleri ve şirket tahvillerinin getirilerini tahmin etmek amacıyla YSA modelini kullanmış ve GARCH modeli ile kıyaslamışlardır. YSA modelinin finansal performans ölçümlerinin daha iyi sonuçlandığını gözlemlemiştir. YSA ile tahmine dayalı finans alanında iflas tahmini, kredi riski tahmini, borsa endeks eğilimi tahmini, hisse senedi fiyat tahmini gibi literatürde birçok çalışma mevcutken, kârlılık tahmini ile yapılan çalışma sayısı görüldüğü gibi daha sınırlı kalmaktadır.

2000'li yılların başlarından itibaren popülerliğini giderek artıran YSA ile kârlılık tahmini çalışmaları, içinde bulunduğumuz döneme kadar yapılmış olan araştırmalar ile literatüre ışık tutmuştur. Bu bağlamda yapılan çalışmalar kronolojik sırayla verilmiştir. Fernandez-Rodriguez, Gonzalez-Martel ve Sosvilla-Rivero (2000), Madrid Hisse Senedi Piyasası Genel Endeksine uyguladıkları teknik ticaret kuralının kârlılığını YSA ile tahmin

etmişlerdir. İşlem maliyetlerinin olmadığı durumlarda, teknik ticaret kuralının “istikrarlı” piyasa dönemlerinde hem "ayı" piyasası hem de "istikrarlı" piyasa için her zaman alım-satım stratejisinden üstün olduğunu gösterdiğini, öte yandan, satın alma ve tutma stratejisinin yalnızca "boğa" piyasası alt dönemi için YSA'ya dayalı ticaret kuralından daha yüksek getiri ürettiği sonucuna varmışlardır. Olson ve Mossman (2003) bir yıl sonraki Kanada hisse senedi getirilerine ilişkin sinir ağı tahminlerini, sıradan en küçük kareler (OLS) ve lojistik regresyon (logit) teknikleri kullanılarak elde edilen tahminlerle karşılaştırmayı amaçlamışlardır. Girdi verileri olarak 1976-1993 dönemi boyunca 2352 Kanadalı şirkete ait 61 muhasebe oranlarını kullanmışlardır. Girdi ve çıktı değişkenleri arasındaki doğrusal olmayan ilişkileri dikkate alan geriye yayımlı sinir ağlarının hem nokta tahmininde hem de yüksek veya düşük getiri sağlaması beklenen firmaları sınıflandırmada en iyi regresyon alternatiflerinden daha iyi performans gösterdiğini tespit etmişlerdir. Jasic ve Wood (2004); S&P 500, DAX, TOPIX ve FTSE borsa endekslerinin 1965-1999 dönemlerini kapsayan getirilerini YSA ile tahmin etmişlerdir. YSA tahmin performansı için RMSE, NMSE ve MAE metriklerini kullanmışlardır. Elde ettikleri bulguları Peseran-Timmermann testiyle karşılaştırarak YSA'nın tahmin performansının daha iyi olduğu sonucuna varmışlardır. De Andrés, Landajo ve Lorca (2005) bir dizi finansal oran temelinde İspanyol ticari ve endüstriyel şirketlerinin kârlılık düzeyini hem parametrik (LDA ve Logit) hem de parametrik olmayan (perceptron sinir ağları ve bulanık kural tabanlı sınıflandırıcılar) sınıflandırma modelleri ile kıyaslamışlardır. Sonuç olarak parametrik olmayan sınıflandırıcıların daha iyi performans gösterdiğini tespit etmişlerdir. Enke ve Thawornwong (2005) çok sayıda finansal ve ekonomik değişkenin öngörücü ilişkilerini değerlendirmek için makine öğreniminde kullanılan veri madenciliği ile bilgi kazanım tekniğini tanıtmaya çalışmışlardır. Daha sonra gelecekteki değerlerin etkili bir tahminini sağlama yetenekleri açısından seviye tahmini ve sınıflandırmaya yönelik sinir ağı modellerini kullanmışlardır. Sonuç olarak sınıflandırma modellerinin yönlendirdiği ticaret stratejilerinin, satın al ve tut stratejisinin yanı sıra sinir ağının seviye tahminine dayalı öngörülerinin doğrusal regresyon modellerinin yönlendirdiği stratejilerden daha yüksek riske göre ayarlanmış kârlar ürettiğini tespit etmişlerdir. Cao ve Parry (2009), hisse başına kazanç tahmini için geri yayımlı sinir ağı ile genetik algoritma modellerini kullanarak kıyaslama yapmışlardır. Geri yayılım ile tahmin edilen sinir ağı ağırlıklarının, alternatif bir tahmin prosedürü olan genetik algorithmadan önemli ölçüde daha doğru tahmin ettiği sonucunu elde etmişleridir. Bakar

ve Tahir (2009), çalışmalarında 13 bankanın 2001-2006 dönemlerine ait verilerini kullanarak çoklu doğrusal regresyon ve sinir ağı ile performanslarını tahmin etmeye çalışmışlardır. Likidite, kredi riski, maliyet/gelir oranı, büyüklük, yoğunlaşma oranı, enflasyon ve GSYH olarak yedi bağımsız değişken ile aktif kârlılığı ölçmüşlerdir. Elde ettikleri bulgular doğrultusunda YSA modelinin tahmin etmede daha güçlü olduğu sonucuna varmışlardır. Mohamad, İbrahim ve Massoud (2013), Mısır Menkul Kıymetler Borsası'nda işlem gören 164 inşaat firmasının 2000-2010 dönemlerine ait mali veriler ile beklenen net kârını tahmin etmek için çoklu regresyon (MR) ve sinir ağı (NN) tekniklerini kullanmışlardır. Uyguladıkları bu iki tekniğin bulgularını karşılaştırarak çoklu regresyon tekniğinin daha iyi tahmin sonucu verdiğini tespit etmişlerdir. Qiu, Song ve Akagi (2016) Japon Nikkei 225 endeksinin getirisini tahmin etmek için herhangi bir doğrusal olmayan fonksiyonu önceden bir varsayım olmadan haritalayabilen bir geri yayımlı YSA modeli uygulamışlardır. Elde ettikleri sonuçları benzetilmiş tavlama ve genetik algoritma modelleri ile hibrit olarak ele almışlardır. Bu bağlamda genetik algoritma ve benzetilmiş tavlamaya dayalı hibrit modelin geleneksel geri yayımlı modele göre daha iyi performans gösterdiğini tespit etmişlerdir. Saberi ve arkadaşları (2016), Tahran Borsasında işlem gören firmaların kârlılığını tahmin etmek için YSA ve Veri Zarflama tekniklerini kullanmışlardır. 2012-2015 yıllarını kapsayan çalışmalarında 7 bağımsız değişken kullanmışlar ve YSA'nın daha iyi tahmin sonucu verdiğini tespit etmişlerdir. Razavi ve arkadaşları (2019), Tahran'da bulunan 374 ATM'nin kârlılığını YSA ile tahmin eden bir model sunmuşlardır. YSA modelinde ileri beslemeli ve Elman ağı ile tekniğini kullanarak ATM işlemlerinin gelirlerini minimum hata ile tahmin etmişlerdir. Lado-Sestayo ve Vivel-Bua (2020), derin öğrenme tekniklerinden yararlanarak otel kârlılığını tahmin eden bir algoritma tasarlamışlardır. Analiz için 2005-2011 yılları ele alınmış olup, kamuya açık otellerin verilerini kullanmışlardır. Veri setini Amadeus Ulusal İstatistik Enstitüsü (NSI) ve EuroGeographics'den elde etmişlerdir. Girdi değişkenleri olarak otel ve turistik destinasyonları kullanmışlardır. Derin öğrenme algoritmalarının otel kârlılığını yüksek düzeyde tahmin edebildiği sonucuna varmışlardır. Marak, Ambarkhane ve Kulkarni (2022), Hint bankalarının kârlılığını yapay sinir ağını kullanarak tahmin etmişlerdir. Banka kârlılığını tahmin etmek için hem iç hem de dış faktörleri kullanmışlardır. Analiz için çapraz doğrulama tekniğine dayalı sinir ağını kullanmışlardır. Elde ettikleri sonuçları çoklu doğrusal regresyon modeli ile karşılaştırmışlardır. YSA'ya dayalı modellerde tahmin performansının daha iyi

sonuçlandığını tespit etmişlerdir. Alaameri ve Faihan (2022), banka kârlarının tahmini için LSTM (Uzun Kısa Dönemli Hafıza) ve NAR (Doğrusal Olmayan Otoregresif) olmak üzere iki tür sinir ağı kullanmışlardır. Çalışmaları için 2004-2019 yılları kapsamında 12 Irak bankası verilerini kullanmışlardır. RMSE ve MAPE metrikleri ile performans karşılaştırması yapmışlardır. Nar modelinin daha iyi tahmin sonucu verdiğini tespit etmişlerdir. Vukovic ve arkadaşları (2023) regresyon ve makine öğrenme teknikleri ile perakende piyasası firmalarının performansını tahmin etmişlerdir. Rastgele efekt regresyonu ve makine öğrenme teknikleri olan derin sinir ağları, LSTM (Long Short Term Memory) ve rastgele orman yöntemleri ile kârlılık tahmini yapmışlardır. Tahmin yöntemlerini karşılaştırmak için parametrik ve parametrik olmayan tahmin ölçümlerini ve ANOVA'yı kullanmışlardır. Kârlılığın piyasa performansı üzerinde ve satış büyümesi ile web trafiğinin de firma kârlılığı üzerinde doğrusal olmayan olumlu bir etkisi olduğunu tespit etmişlerdir. Regresyonun, tahmin doğruluğu açısından makine öğrenimi yöntemlerine göre daha düşük olduğu, gelişmiş yöntemlerin ise (portfolyolar ve topluluklar), bireysel makine öğrenimi yöntemleriyle karşılaştırıldığında daha iyi ve daha istikrarlı sonuçlar verdiğini tespit etmişlerdir.

Türkiye’de yapay sinir ağları ile ilgili çalışmalara 1990’lı yılların başlarında rastlanmaktadır. Kârlılığın tahmini ile ilgili yapılan çalışmalar ise 2000’li yıllarda karşımıza çıkmaktadır. Bu bağlamda sırasıyla yapılan çalışmalara kısaca yer verilmiştir. Doğan (2006), yüksek lisans tezinde hisse senedi getirisinin tahmini YSA ile yapmıştır. Türkiye ve Brezilya Borsasına ait endeksleri analiz etmiştir. Şerbetli (2008) yine banka kârlılığının tahmini üzerine yaptığı yüksek lisans tezinde 2000-2001 çeyrek dönemlerine ait verileri kullanmıştır. Makro ekonomik değişkenlerin bankacılık kârlılığını temsil ettiği düşünülen net kar, sermaye getirisi ve aktif getiri üzerindeki etkilerini araştırmıştır. Çalışmasında Philips-Perron ve ADF testlerini uygulanmış ve Yapay Sinir Ağları metodolojisi kullanmıştır. Sönmez, Zontul ve Bülbül (2015), çalışmalarında Türkiye’de faaliyet gösteren 24 mevduat bankasının 2013 yılı çeyrek dönemlerine ait mali tablo verileri ve makro ekonomik değişkenler ile kârlılık tahmini yapmışlardır. Aktif kârlılık (ROA) ve özkaynak kârlılık (ROE) bağımlı değişkenini 27 bağımsız değişkenle tahmin etmeye çalışmışlardır. Bunun için YSA Levenberg-Marquardt (LM) algoritması ile tahmin için bir yazılım modeli oluşturmuşlardır. Elde ettikleri yazılım modeli ile aktif ve özkaynak kârlılığı (ROA, ROE) oldukça iyi tahmin etmişlerdir. Ömürbek, Akçakanat ve Aksoy (2019), çalışmalarında aktif büyüklüklerine göre ele aldıkları bankaların kârlılığını

tahmin etmişlerdir. Bağımlı değişken olarak özkaynak kârlılığını kullanmışlardır. Tahmin için yapay sinir ağları yöntemini kullanmışlardır. 2003 Mart-2017 Haziran çeyrek dönemlerini ele aldıkları çalışmalarında kârlılık üzerinde 10 bağımsız değişken belirlemişlerdir. Test ve gerçek değerlerin birbirine çok yakın olduğunu tespit ederek, 2017 Eylül - 2018 Haziran dönemlerinin kârlılık öngörüsünü de yapmışlardır. Balcı (2021) yüksek lisans tezinde YSA analizi ile banka kârlılığını tahmin etmeye çalışmış ve elde ettiği bulguları doğrusal regresyon yöntemi ile karşılaştırmıştır. Bu doğrultuda YSA yönteminin başarılı bir tahmin sonuç verdiğini tespit etmiştir. Kayakuş ve diğerleri (2023) çalışmalarında, Demir çelik sektöründe faaliyet gösteren 13 firmanın finansal verileri ile öz kaynak ve aktif kârlılığı yapay sinir ağları (YSA), çoklu doğrusal regresyon (MLR) ve destek vektör regresyonu (SVR) modellerini kullanarak tahmin etmişlerdir. Analiz için 2015-2021 üç aylık dönemlerini ele almışlardır. Tasarladıkları modellerden aktif kârlılığı tahmin etme başarısı YSA için %86,4, SVR için %79,9 ve MLR için %74 olarak gerçekleşmiştir. Aynı modelin öz kaynak kârlılığını tahmin etme başarısını ise YSA için %85,8, SVR için %80,9 ve MLR için %63,8 olarak bulmuşlardır. YSA ve SVR'nin daha başarılı sonuçlar üretebildiği sonucuna varmışlardır. Yapılan çalışmalar göz önünde bulundurulduğunda genellikle YSA ile kârlılık tahmininde banka sektörünün ele alındığı görülmektedir.

Dünyada ve Türkiye’de YSA ve panel veri analiz yöntemlerinin karşılaştırılmasına yönelik yapılmış olan çalışmaların sınırlı olduğu gözlemlenmiştir. Her iki yöntemin de karşılaştırıldığı çalışmalara kısaca yer verilerek açıklanmıştır. Heo ve arkadaşları (2020) hane halkı mali oranlarına ilişkin açıklama ve tahminleri geliştirmek amacıyla alternatif yöntemleri geliştirmek için panel veri analizi ve YSA analizlerini kullanarak karşılaştırma yapmışlardır. YSA modellerinin finansal oranları tanımlarken ve tahmin ederken daha iyi bir genel model uyumu sağladığını tespit etmişlerdir. Ho ve arkadaşları (2020) Amerika Birleşik Devletleri'nin (ABD) Çin'den ve Asya'daki 14 B&R ülkesinden değişen giyim ithalat kalıplarını incelemişlerdir. 1998'den 2018'e kadar olan verilere panel regresyon modeli ve YSA analizini uygulamışlardır. Geliştirdikleri model ile 2019 yılı ticaret modelini tahmin etmişlerdir. Sonuç olarak YSA modelinin tahmin gücünün daha iyi olduğunu göstermişlerdir. Kırıl ve Çelik (2020) Türkiye’de konut fiyatlarının etkileyen faktörlerin tespiti için panel veri regresyonu modelini kullanmışlardır. Elde ettikleri faktörler ile konut fiyatını etkileyenleri tahmin etmek amacıyla YSA analizi uygulamışlardır. Her iki yöntem ile belirledikleri faktörlerin uyumlu olmadığı sonucuna

ulaşmışlardır. Parlakkaya, Kahraman ve Cihan (2022) Türk bankacılık sektöründe yer alan geleneksel bankalar ile katılım bankalarının sermaye yapılarına etki eden faktörleri incelemişlerdir. Analiz kapsamında bankaların 2010-2020 yılları arası finansal verilerini kullanarak panel veri regresyon ve yapay sinir ağları modeli ile analiz yapmışlardır. YSA ve panel veri analizinin birlikte kullanılmasına yönelik çalışmaların sınır olması araştırmamızın temel fikirlerinden birinin oluşmasına katkıda bulunmuştur.

Çalışmanın verisini oluşturan GYO firmaları Türkiye’de 1980’lerin ortalarında faaliyet göstermesine rağmen literatürdeki akademik çalışmalar 2000’li yıllarda yaygınlaşmaya başlamıştır. Türkiye ve Dünya’da literatürde GYO’ların kârlılık analizleri ile ilgili çalışmalara ise 2010’lu yılların sonlarında rastlanmaktadır. Yapılan çalışmalar incelendiğinde GYO’ların kârlılığını ölçmek için çeşitli analizler karşımıza çıkmaktadır. Jakpar ve arkadaşları (2018) 2008-2015 yılları arasında Malezya’da bulunan 8 GYO firmasının özkaynak kârlılığını belirleyen faktörleri panel veri analiz yöntemi ile belirlemeye çalışmışlardır. Ocakdan (2019) Türkiye’deki GYO firmalarının kârlılık analizini yaptığı çalışmada 2014-2018 yılları kapsamında 33 firmayı incelemiştir. Araştırma kapsamında işletmelerin kârlılık oranlarının yıllar itibari ile gösterdiği değişimi inceleyerek işletmelerin vergi ve faiz yüklerinin kârlılıklarını nasıl etkilediğini açıklamaya çalışmıştır. Çelik ve Arslanlı (2020) çalışmalarında, gayrimenkul yatırım ortaklığı firmalarının aktif kârlılığı ve piyasa değerine etki eden finansal oranlarının tespit edilmesini amaçlamışlardır. Araştırmaları için panel veri analizi yöntemini kullanmışlardır. Elde edilen bulgular sonucunda, uzun vadeli borçlar/aktif toplamı, öz kaynak kârlılığı ve cari oran ile piyasa değeri arasında anlamlı negatif ilişki; aktif toplamı ile piyasa değeri arasında anlamlı pozitif ilişki; pay senedi getirisi, cari oran ve öz kaynak kârlılığı ile aktif kârlılık arasındaki anlamlı pozitif ilişki bulgusuna varmışlardır. Aktaş ve Darwish (2020) çalışmalarında Türkiye’de faaliyette bulunan Gayrimenkul Yatırım Ortaklıklarının aktif kârlılık ve öz sermaye kârlılığını etkileyen mali tablo oranlarını belirlemeyi amaçlamışlardır. 32 gayrimenkul yatırım ortaklığının 2014-2019 yıllık verileri ile Panel Veri Analizi yapmışlar, uzun vadeli borç oranının hem aktif kârlılık oranı hem de öz sermaye kârlılık oranı üzerinde ters yönlü bir etkiye sahip olduğunu, buna karşın analizde kullanılan diğer bağımsız değişkenlerin, herhangi bir etkiye sahip olmadıkları sonucuna ulaşmışlardır. Tekin (2021) çalışmada Türkiye’deki 21 GYO firmasının 2010-2019 çeyrek dönemlerine ait verileri kullanarak aktif ve öz sermaye kârlılığını etkileyen faktörleri panel veri analizi ile tespit etmiştir. Öndeş ve Barakalı

(2023) faiz oranlarında meydana gelen deęişimin gayrimenkul sektöründe kârlılık üzerindeki etkisini incelemişlerdir. 2011-2021 çeyrek dönemlerini ele aldıkları çalışmalarında panel veri analizini uygulamışlardır. Çalışmalarında ticari ve konut faizinin aktif kârlılığı etkilediğı sonucuna ulaşmışlardır. Cunha, Borges ve Ferreira (2023) çalışmalarında borsada işlem görmeyen GYO'ların konut fiyatlarındaki artış ve GSYİH verilerini kullanarak öz sermaye kârlılığını etkileyip etkilemediğini araştırmışlardır. Portekiz'de yer alan GYO firmalarının 10 yıllık verilerini ele almışlardır. Panel veri analizi kanonik eş bütünleşme regresyon (CCR) tekniğini kullanmışlardır. Konut fiyatlarındaki artışın öz sermaye kârlılığını etkilemediğı sonucuna varmışlardır. Coşkuner, Rençber ve Çelik (2024), çalışmalarında Türkiye ve Malezya'daki GYO firmalarının kârlılıklarını etkileyen deęişkenleri karşılaştırmışlardır. Çalışmalarında bağımlı deęişken olarak aktif kârlılık ve öz kaynak kârlılığını ele almışlardır. Kârlılığı etkileyen faktörlerin önem derecesini tespit etmek amacıyla rassal orman regresyonu yöntemini kullanmışlardır. Çalışmalarında iki ülke firmalarının aktif ve özsermaye kârlılıkları üzerinde en önemli etkiye sahip deęişkenlerin toplam borç/toplam aktif oranı ve toplam aktiflerin logaritması olduğı sonucunu elde etmişlerdir.

Kârlılığın ölçülmesinde birçok analiz yöntemi kullanılmış olup, GYO firmalarının kârlılık analizleri için yapılmış olan çalışmaların ise sınırlı olduğı görülmektedir. Özellikle Türkiye'de GYO firmalarının YSA analiz modeli ile kârlılık tahmininin daha önce yapılmadığı açıkça söylenebilir. Bu açıdan ele alındığında YSA analizi ile kârlılık tahmini yapılmasının çalışmamızın temel fikrinin oluşmasında ve araştırmamızın çerçevesini şekillendirmesinde yardımcı olan bir diğerk unsurdur.

### **1.3. Çalışmanın Önemi ve Özgünlüğü**

Çalışmanın temelini oluşturan kârlılık analizini ele almadan önce kâr ve kârlılık kavramlarının anlaşılması gerekmektedir. Kâr, üretimde marjinal maliyeti aşan fazlalık veya tüm sermayeden elde edilen gelirlerden maliyetlerin çıkarılması sonucu kalan miktar olarak tanımlanmaktadır ([Littleton, 1928, s:279](#)). Bu açıdan ele alındığında kârlılık kavramı sadece kısa vadede ele alınmamakla birlikte daha uzun vadeli hedefleri de içeren bir unsurdur.

Firmalar açısından kârlılık; finansal büyüme, başka kaynaklar elde edebilmek için yatırım imkânı yaratabilme, sürdürülebilirlik, rekabet avantajı, kredibilitelerini artırarak finansman erişimi sağlayabilme gibi pek çok unsurdan dolayı önemlidir.

Kârlılık tahmini kompleks bir yapıya sahiptir. Bu açıdan bakıldığında sadece finansal tablo oranları ile ölçülmesi zordur. Kârlılığı etkileyen ekonomik politikalar ya da yönetim politikaları gibi nitel birçok faktör de bulunmaktadır. Finansal tablo oranları kârlılığın ölçülmesinde tek ölçüt olmamasına rağmen firmanın mali yapısını göstermesi açısından somut bilgiler sağladığı için önemli bir yere sahiptir.

Literatürde kârlılığın ölçülmesi için kullanılan oranlar içerisinde iki önemli oran olan aktif kârlılık ve özkaynak kârlılığının çoğunlukla kullanıldığı görülmektedir. Bunun başlıca sebebi yatırımcılar açısından şirketlerin borç ve sermaye kullanımının önemli olmasıdır. Aktif kârlılık, işletmenin varlıklarını ne kadar verimli kullandığını ve bu varlıklar üzerinden ne kadar kâr elde ettiğini gösteren bir orandır. Ayrıca bu oran işletmelerin büyüme potansiyeli ve sürdürülebilirliğini, finansal kriz durumunda dayanıklılığını göstermesi ve rekabet avantajı sağlama, fon sahiplerini çekme gibi özelliklerinden dolayı önemlidir. Özkaynak kârlılığı ise, şirket sahiplerinin sermayeleri ile ne kadar kâr elde ettiğini gösteren bir orandır. Özkaynak kârlılığının yüksek olması sermayenin fazla olduğunu göstermektedir. Bununla birlikte firmalara sürdürülebilir büyüme sağlayabilmekte ve işletmelerin yatırımcılarına ve hissedarlarına yüksek kâr ödeyebilme olanağı sunabilmektedir.

Çalışma kapsamında kârlılık tahmini için BİST’de önemli bir paya sahip olan GYO firmalarının finansal tablo verileri kullanılmıştır. GYO’lar Türkiye’de gelişmekte olan sektörler arasındadır. GYO’lar tek başlarına gayrimenkul projeleri için finansman ayıramayan yatırımcılara, uzman bilirkişiler aracılığıyla gayrimenkul değerlendirme ve rasyonel bir fiyatlama avantajı da sunarak finansman sağlamaktadırlar. Bu nedenle Türkiye gibi gayrimenkul zengini olan ülkeler açısından büyük önem arz etmektedir. Bu doğrultuda kârlılığın hem yatırımcılar hem de GYO firmaları açısından önemi vurgulanmıştır.

Yatırımcılar açısından kârlılık tahmini ele alındığında önemi;

- Karlılığın ölçülmesi GYO’ların performansını değerlendirmek açısından oldukça önemlidir. Özellikle aktif kârlılık ve özkaynak kârlılığının ölçülmesi

yatırımcılara GYO'lar hakkında sağlıklı bir kâr marjına ve etkili bir varlık yönetimine sahip olup olmadığı hakkında bilgi verir.

- Yatırım yapmak isteyen fon sahiplerine özellikle kârlılık üzerinde etkili olan göstergeleri değerlendirme fırsatı sunar ve bu göstergeler GYO'ların kârlılık potansiyeli ve büyüme beklentileri hakkında bilgi sağladığı için gelecekteki yatırım kararlarını vermede yardımcı olur. Ayrıca yatırım risklerini de değerlendirme fırsatı bulabilirler.

- Yatırımcılar kârlılığı yüksek ve sürdürülebilir bir firmaya olumlu bir bakış açısı sergiler. Bu nedenle güçlü bir kârlılık tahmini yatırımın güvenliğini de artırabilmektedir.

- Ayrıca yatırımcılara hem en kârlı yatırımı yapma fikri hem de zaman kaybını minimuma indirme olanağı sağlanmış olacaktır.

GYO firmaları açısından ele alındığında önemi;

- GYO firmaları aktif kârlılık ve özkaynak kârlılığı tahmin verilerini kullanarak bu sonuçları stratejik planlama süreçlerinde yol gösterici olarak kullanabilirler.

- GYO'lar kârlılık tahmini ile finansal performanslarını değerlendirme fırsatı bulabilirken bununla birlikte portföy yönetim optimizasyonlarını da sağlayabilirler.

- Güçlü bir kârlılık tahmini GYO'lar için potansiyel büyüme fırsatları sunacağından, yeni proje ve yatırımlara yönelmelerini de sağlar.

- Çalışmadan elde edilen bulgular doğrultusunda GYO firmaları diğer değişkenler sabitken, mevcut değişkenler ile birlikte kurulan modeller aracılığıyla belirlenen hiper parametre ve ağırlıkların kârlılık üzerindeki etkilerini görebileceklerdir.

- Firmalar belirlenen hiper parametre ve ağırlıklar üzerinde değişiklik yapabilecek, aynı zamanda değişkenlerin gelecekte kârlılık üzerindeki etkisini tahmin edebileceklerdir. Böylece hem yeni bir GYO açmak isteyen yatırımcılara hem de mevcut GYO firma yöneticilerine faaliyetlerini planlamada yol göstermesi açısından kolaylık sağlayabilecektir.

YSA ile yapılan tahminleme çalışmalarının birçok alanda iyi performans gösterdiği belirlenmiştir. Finans alanında benzer tahminleme çalışmaları olmakla beraber özellikle

literatürde kârlılık tahmini üzerine yapılan çalışma oldukça sınırlıdır. GYO'lar için ise YSA modeline dayalı tahminleme ile yapılan herhangi bir çalışmaya rastlanmamıştır. Bu yönden çalışmanın literatüre sağlayacağı katkı önemli olarak görülmektedir. Ayrıca bu alanda yatırım yapmak isteyen sermaye sahiplerine sunacağı öngörü avantajı nedeniyle yatırımcılar ve firmalar açısından önem arz ettiği düşünülmektedir.



## 2. YAPAY SİNİR AĞLARI

Bu bölümde çalışmanın metodolojisini oluşturan YSA'nın gelişimi, kullanım alanları, yapısı, işlevi, sınıflandırılması, ağıın öğrenmesi ve performans ölçümleri hakkında bilgiler verilecektir.

### 2.1. Yapay Sinir Ağlarının Gelişimi

Çalışmanın yöntemini oluşturan YSA, yapay zekâ ve makine öğrenmesi tekniklerinin alt dalıdır. Bu nedenle yapay zekâ, gelişimi ve makine öğrenme tekniklerinin kavranması gerekmektedir.

Yapay zekâ, karmaşık olan insan zekâsından ilham alınarak akıl yürütme işlevlerini mantıksal bir biçimciliğe indirgeme girişimlerinden ortaya çıkmıştır ([Dick, 2019, s:4](#)). Yapay zekâ, insana özgü öğrenme, algılama, karar verme, çalışma, düşünme, problem çözme, uyum sağlama, kendi kendine analiz yapma gibi yetilerden ilham alınarak bilgisayar bilimi alanındaki çalışmaların geliştirilmesi işlevidir ([PK, 1984, s:250](#)).

1800'lü yılların ortalarından itibaren yapay zekânın ortaya çıkması ile birlikte bu alanda birçok gelişmeler arka arkaya gerçekleşmiştir. Yapay zekânın ilk yapı taşı 1847'de George Boole tarafından mantıksal akıl yürütme için resmi bir dil geliştirmesiyle oluşmaya başlamıştır. Bu durumu 1936'da Alan M. Turing tarafından icat edilen Turing makinesi takip etmiştir. 1943 yılında Warren McCulloh ve Walter Pitts, bir nöron modeline dayanan birkaç temel bileşenin birbirine bağlanması yeteneklerini inceleyerek yapay nöronları icat etmişlerdir ([PK, 1984, s:161](#)). 1949'da Donald Hebb yapay nöronları birbirine bağlamak için adaptasyon yasalarını uygulamışlar ve yapay zekanın öğrenmeye dahil edilebileceğini kanıtlamışlardır ([PK, 1984, s:101](#); [PK, 1984, s:209](#)). Marwin Minsky ve Dean Edmond 1951 yılında ilk sinir bilgisayarını icat etmişlerdir ([PK, 1984, s:161](#)). 1952 yılı içerisinde John McCharty yapay zekâ terimini ilk kez ortaya atmış ve 1956 yılında Dartmouth'da bir yaz kongresinde ilk kez tanımlamıştır. Yapılan bu kongreyle yapay zekâ tanımı ilk kez dünyada mühendislik, matematik, fizik, teknoloji gibi birçok alanda dikkatleri üzerine çekmeyi başarmıştır. Kongrede McCharty yapay zekâ yazılımı oluşturmak için kullanılan LISP (List Processing) dilini tanıtmıştır. 1965 yılında Herbert Simon makinelerin her işi yapabilecekleri kapasitede olduğunu söylemiştir. Bu gelişmelerle birlikte yapay zekânın büyümesi her geçen gün önemli ölçüde artmış ve yüz

tanıma, parmak izi alma, ses tanıma vb. birçok alanda teknoloji geliştirilmiştir ([PK, 1984, s:447-448](#)).

Bu gelişmelerin takibinde yapay zekânın farklı modellerinin ortaya çıkması da kaçınılmaz olmuştur. Bu modellerden biri olan Yapay Sinir Ağlarının tarihsel gelişimi ise 1940'lı yıllara tekabül etmektedir. 1958 yılında Rosenblatt, “perceptron” adını türetmiş ve dikkatleri üzerine çekecek bir mimari yapı tasarlamayı başarmıştır. 1960 yılında Widrow ve öğrencisi Hoff, aynı zamanda Delta kuralı olarak da bilinen En Küçük Ortalama Kare (LMS) öğrenme prosedürü olan algılayıcı eğitim algoritmasıyla ilgili önemli bir yargı sunmuşlardır. Bu öğrenme kuralı ADALINE’de (Adaptive Linear Neuron) uyarlanabilir doğrusal eleman olarak uygulanmıştır. 1970’lerde Grossberg biyolojik ve psikolojik kanıtlara dayalı, doğrusal olmayan dinamik sistemlerin birkaç yeni mimarisini önerdiği çalışmasıyla öne çıkmıştır. 1982 yılında Hopfield en uygun şekilde problemleri çözmek için belirli doğrusal olmayan dinamik bir yapı uygulamıştır. 1986’da PDP araştırma grubu “Hata Yayılımıyla İç Temsilleri Öğrenmek” başlıklı bir makale de dahil olmak üzere bir dizi algoritma ve sonuç yayınlamıştır ([Huang, 2009, s:975-976](#)).

1980-1990 yılları arasında sinir ağlarının geri yayımlı öğrenme modeli keşfedilmiştir ([PK, 1984, s:153](#)). 1989 yılında Yan LeCun evrişimli sinir ağı (CNN) olarak bilinen görüntü tanıma yönelik yapay zekâyı tanıtmıştır. 1991 yılında Sepp Hochreiter tekrarlayan sinir ağlarını (Recurrent Neural Network-RNN) keşfetmiştir. 1997 yılında Hochreiter ve Jurgen Schmidhuber konuşmadan metne çeviri için uzun kısa dönem belleği (Long Short Term Memory-LSTM) icat etmişlerdir ([PK, 1984, s:193-194](#)).

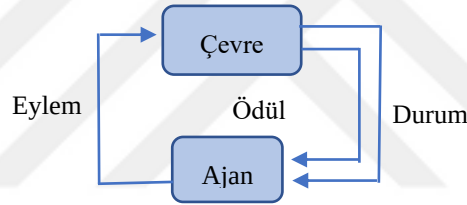
Yapay zekâ üzerine çalışmaların yoğunlaşması ile birlikte farklı teknolojiler ortaya çıkmıştır. Bu teknolojiler arasında en çok kullanılanlar aşağıdaki gibi sıralanabilir ([Öztemel, 2020, s:15](#));

- *Uzman Sistemler*; mevcut bir sorunu uzmanı olan kişiler çözebildiği gibi bilgisayarların da çözebilmesi için geliştirilen programlardır.
- *Genetik Algoritmalar*; karmaşık optimizasyon problemlerinin çözümünde kullanılan teknolojidir.
- *Bulanık Önergeler Mantığı*; beklenmedik olaylar karşısında karar verebilme için bilgisayarların geliştirildiği teknolojidir.
- *Zeki Etmenler*; donanım ve yazılım olarak geliştirilen, bağımsız kararlar verebilen bilgisayar sistemleridir.



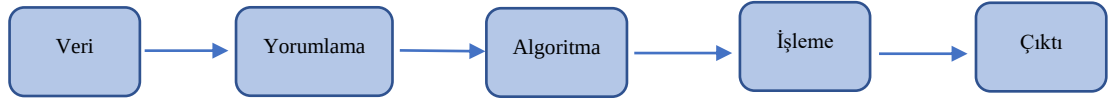
Makine öğrenmesinin birçok stratejisi bulunmasına rağmen üç öğrenme stratejisinin yaygın olarak kullanıldığı görülmektedir ([Öztemel, 2020](#); [Bi vd. 2019](#); [Carleo vd., 2019](#); [Wei vd., 2019](#); [Mohammed, Khan ve Bashier, 2016](#); [Marsland, 2011](#); [Ayodele, 2010](#)). Bu stratejiler;

- **Pekiştirmeli Öğrenme (Reinforcement):** Bir ödül maksimize etme amacı olan yapay bir etken ya da ajan, mevcut ortamın eylemleri hakkında bilgileri de toplayarak bir çıktı üretmektedir. Yapay etken çevreyle etkileşim sağlayarak ve karşılaştığı ödülleri en üst düzeye çıkarmak için bir sonraki adımına karar vermektedir ([Carleo vd., 2019, s:6-7](#)). Yapay etken (ajan), en iyi karar üretilene kadar sinyaller vermektedir. Etkenin ürettiği sinyallerin dikkate alınması ile en iyi öğrenme gerçekleşene kadar süreç devam etmektedir ([Öztemel, 2020, s:25](#)). Pekiştirmeli öğrenme modelinin nasıl işlediği Şekil 2.2’de gösterilmiştir.



Şekil 2.2. Pekiştirmeli Öğrenme

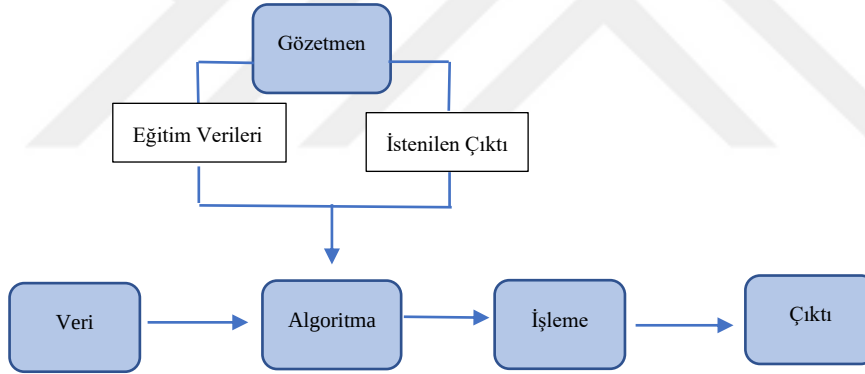
- **Denetimsiz Öğrenme (Unsupervised):** Bu sistemde bir denetleyiciye gerek yoktur. Modele girdiler verilmektedir ve bu girdiler arasındaki ilişkiyi algoritmanın kendisinin öğrenmesi amaçlanmaktadır. Böylece verilerdeki ilginç yapı ortaya çıkarılmaktadır. Sistem veriler hakkında önceden öğrendiği özellikleri kullanarak giriş yapılan yeni veriyi ait olduğu sınıfa atamaktadır. Elde edilen çıktılara kullanıcının etiket vermesi gerekmektedir. Bu model genellikle kümeleme ve boyut azaltma için kullanılmaktadır ([Mahesh, 2020, s:383](#)). Denetimsiz öğrenme modeli Şekil 2.3’de verilmiştir.



Şekil 2.3. Denetimsiz Öğrenme

- **Denetimli Öğrenme (Supervised):** Bu modelde doğru cevapları hedefleyen bir eğitim seti oluşturulmaktadır. Bu eğitim setine bağlı tüm olası girdiler sisteme girilerek, algoritmanın doğru yanıt vermesi için çalıştırılmaktadır. Bu model örneklerden öğrenme olarak da adlandırılmaktadır ([Marsland, 2011 s:6](#)).

Denetimli öğrenmenin amacı belli bir durumun sonucunu tahmin etmek/sınıflandırmaktır ([Jiang, Gradus ve Rosellini, 2020, s:676](#)). Şekil 2.4'te bir denetimli öğrenme modeli gösterilmiştir.



Şekil 2.4. Denetimli Öğrenme

Çalışmanın yöntemini oluşturan YSA denetimli öğrenme kapsamında yer alıp, söz konusu stratejinin amacı doğrultusunda tahmin yapmaya çalışmaktadır. Bu bağlamda izleyen kısımda YSA, kullanım alanları, yapısı, işleyişi ve öğrenme süreci açıklanmıştır.

### 2.3. Yapay Sinir Ağları ve Kullanım Alanları

İnsan beyninin nasıl çalıştığı tarih boyunca sürekli merak edilen konulardan biri olmuştur. Bu prensiple yola çıkılarak birçok araştırmacı insan beyninin yeteneklerini taklit etme üzerine uzun yıllar araştırmalar yapmıştır. Zamanla bilgisayar ya da bilgisayar destekli cihazların gelişmesiyle birlikte yapay zekâ ile donatılmış bir makine veya otonom

mekanizmayı oluşturmak, çeşitli bilim ve mühendislik alanlarında çalışan araştırmacıların eskiden beri dikkatini çekmiştir ([Da Silva vd., 2017, s:3](#)).

Hesap makinesinin icadıyla başlayan ve karmaşık yapıdaki bilgisayarların gelişmesine kadar devam eden süreç üzerinde bilim insanlarının merak yetisi oldukça önemli bir rol oynamaktadır. İlk zamanlar bilgisayarlar sadece aritmetik işlemler amacıyla programlanmışken, günümüzde birçok alanda insan beyninin nitelikleri gibi öğrenmeleri ve karar vermeleri beklenmektedir ([Öztemel, 2020, s:37](#)).

Yapay zekânın gelişimini takiben makine öğrenmesine olan ilgi de giderek artmış ve birçok modelin oluşmasına neden olmuştur. Bu modellerden birisi ise Yapay Sinir Ağları (YSA)'dır. YSA, biyolojik yapıdaki insan beyninin bilgiyi işleme şeklini ilham alarak simüle etmek için tasarlanmış bilgisayar programıdır ([Agatonovic-Kustrin ve Beresford, 2000, s:717](#)). İnsan beyninin temel fonksiyonları olan öğrenme, hatırlama, genelleme yapma, yeni veri türetebilme gibi yeteneklerini matematiksel bir biçimde modelleyerek taklit eden bilgi işleme teknolojisidir ([Öztürk ve Şahin, 2018, s:27](#)).

YSA, çok sayıda nöronun birbirine bağlı birimlerinden oluşan bir yapıdır. Ağdaki her bir nöron giriş sinyali alabilir, işleyebilir ve bir çıkış sinyali gönderebilir. Yapı, bir dizi ağırlıklı sinaps, ağırlıklandırılmış girdi verilerini toplamak için bir toplayıcı ve nöronun çıktısının sınırlarını belirlemek için bir aktivasyon fonksiyonundan oluşur ([Zhang, 2018, s:1](#)).

YSA içinde bulunduğumuz çağda oldukça yaygın kullanılır bir hale gelmiştir. Son zamanlarda teknolojiye hızlı atılımlarla birlikte sürekli gelişim ve değişimin artması sonucunda oldukça yararlı katkılar sağlamaktadır. YSA, birçok alanda; sınıflandırma, kümeleme, örüntü tanıma ve tahmin için modeller sunarak oldukça faydalı olmaktadır. YSA, Makine Öğrenimine bağlı, geleneksel regresyon ve istatistiksel modellere nispeten daha kullanışlı bir alt tür modeldir ([Abiodun vd., 2018, s:2](#)).

Bilgisayarların ve bilgisayar destekli makinelerin gelişmesiyle birlikte yapay sinir ağları teknikleri son zamanlarda hızlı bir ilerleme sağlayarak gelişimini sürdürmeye devam etmektedir. Bununla birlikte tekniğin kullanım alanı geniş bir yelpazede yer almaktadır.

Yapay zekâyâ dayalı olarak otonom mekanizmalar inşa etmek, çeşitli bilim ve mühendislik alanlarının her zaman ilgisini çekmiştir. Bu mekanizmalardan biri olan YSA'lar 50'li yıllarda daha çok dikkatleri çeken ve 90'lı yıllardan itibaren derinlemesine

araştırılan bir alan olmaya devam etmiştir. Yapay sinir ağları ile ilgili oldukça geniş bir yelpazeye sahip kullanım alanları mevcuttur ([Da Silva vd. 2017, s:3](#)). Bunlardan bazıları;

- Yapay uydulardan elde edilen görüntülerin analizi.
- Konuşma ve yazma kalıplarının sınıflandırması.
- Bilgisayarlar aracılığıyla ile yüz tanıma.
- Yüksek hızlı trenlerin kontrolü.
- Finansal piyasalarda hisse senedi tahmini.
- Tıbbi görüntülerde anormallik tanımlaması.
- Finansal kurumların müşterileri için kredi profillerinin otomatik olarak tanımlanması.
- Çamaşır makinesi, mikrodalga fırınlar, dondurucular, kahve makineleri, video, kamera gibi elektronik cihaz ve cihazların kontrolü vb.

Yapay Sinir Ağları uygulamaları genellikle tahmin, sınıflandırma, veri ilişkilendirme, veri yorumlama ve veri filtreleme işlemlerinde kullanılmaktadır ([Ağyar, 2015, s.22-23](#)).

**Tahmin:** Bu uygulamada veriler girdi değerleri ile bir çıktıyı tahmin etmek için kullanılır.

**Sınıflandırma:** Bu işlem girdi değerlerinin sınıflandırılmasından oluşur.

**Veri İlişkilendirme:** Bilgileri önceden öğrenerek eksik olan verileri tamamlar.

**Veri Yorumlama:** Toplanıp analiz edilen veriler, daha önceden eğitilen bilgiler ile karşılaştırılarak olaylar hakkında yorumlama yapılır.

**Veri Filtreleme:** Çok sayıdaki verilerin içerisinde uygun olanları belirler.

Yapay sinir ağları insan beyninin biyolojik yapısı taklit edilerek ortaya çıkmış bir sistem olup, bilgisayarlar aracılığıyla her geçen zaman daha da geliştirilmiştir. Süreç içerisinde biyolojik sinir ağlarına dayalı olarak geliştirilen bir model olan YSA'lar bazı özelliklere sahiptir ([Jain, Mao ve Mohiuddin, 1996, s:31](#)):

- Doğrusal olmama
- Paralellik
- Dağıtılmış temsil ve hesaplama
- Genelleme yeteneği
- Öğrenme yeteneği
- Esneklik ve eksik verilerle çalışabilme

- Hata toleransı ve düşük enerji tüketimi
- Çok fazla değişken ve parametrelerle çalışabilme
- Uyarlanabilirlik
- Doğal bağlamsal bilgi işleme

Bu özellikler ayrıca YSA'nın avantajlarını oluşturmaktadır. Sistemin avantajlarının yanında dezavantajları da vardır ([Öztemel, 2020, s:34-35](#)):

- YSA'nın donanım bağımlı çalışmaları
- Ağ yapısının belirlenmesinin deneme yanılma yoluyla yapılması
- Kullanılan parametre değerlerinin belirlenmesinde herhangi bir kural olmaması
- Problemin ağa uygun şekilde gösterilememesi
- Ağın eğitiminin ne zaman sonlandırılacağına bilinmemesi
- Ağın davranışlarının açıklanamaması

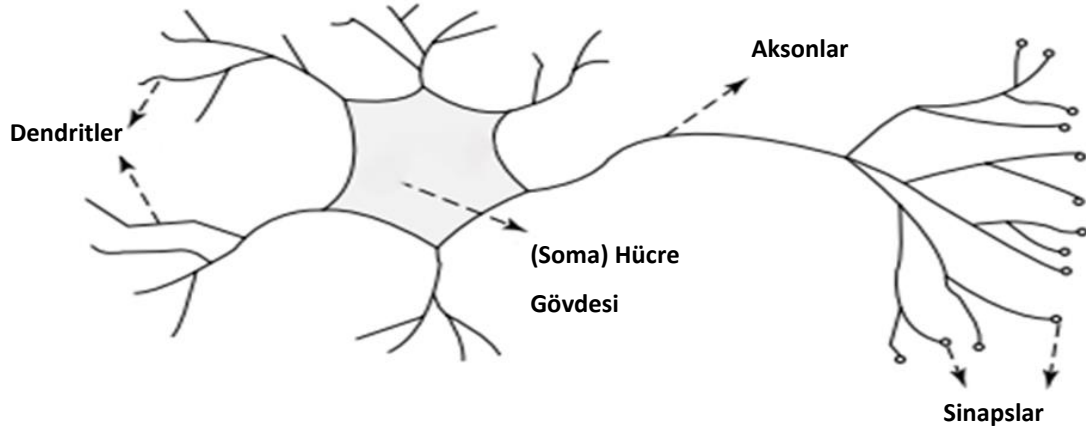
gibi özellikler YSA'nın dezavantajlarını oluşturmaktadır. YSA'lar bu dezavantajlarına rağmen birçok alanda sunduğu başarılı uygulamalar nedeniyle tercih edilmektedir. YSA'ların daha iyi anlaşılabilmesi için yapısı ve işleyişinin iyi bilinmesi gerekmektedir ([Öztemel, 2020, s:35](#)).

## **2.4. Yapay Sinir Hücresinin Yapısı ve İşleyişi**

Çeşitli kullanım alanı ve birçok özelliğe sahip YSA'ların yapısının anlaşılabilmesi için öncelikle biyolojik sinir hücresinin kavranması gerekmektedir. Daha sonra yapay sinir hücresinin yapısı ve bölümlerinin işleyişi hakkında bilgilere yer verilmektedir.

### **2.4.1. Biyolojik sinir hücresinin yapısı**

Yapay sinir ağı, biyolojik bir sinir hücresi gibi bilgiyi işleme bileşenlerini taklit eden ve bu doğrultuda geliştirilmiş sistemdir. Beyin hücresinin temel birimi nörondur. Şekil 2.5'te tipik bir biyolojik sinir hücre yapısı görülmektedir.



Şekil 2.5. *Biyolojik Sinir Hücresi* ([Abraham, 2005, s:902.](#))

Sinir hücresi 4 temel bölüme ayrılmaktadır;

- 1- Dendritler,
- 2- Soma (hücre gövdesi),
- 3- Aksonlar,
- 4- Sinapslar.

Dendritler, giriş kanalları olarak hareket eden somanın ince uzantılarıdır. Bu uzantılar girdilerini diğer nöronların sinapslarından alır. Dendritlerden sinapslar aracılığıyla gelen sinyaller zamanla soma tarafından işlenir. Soma, işlenmiş değerleri aksonlar ve yine sinapslar aracılığıyla diğer sinir hücrelerine gönderir ([Anderson ve McNeill, 1992, s:4](#)). Bir sinir hücresinin işlevselliği dinamik ve beyin kimyası ile ilgili olan sinaptik ağırlıklara bağlıdır ([Da Silva vd., 2017, s:10](#)).

#### 2.4.2. Yapay sinir hücresinin yapısı ve işlevleri

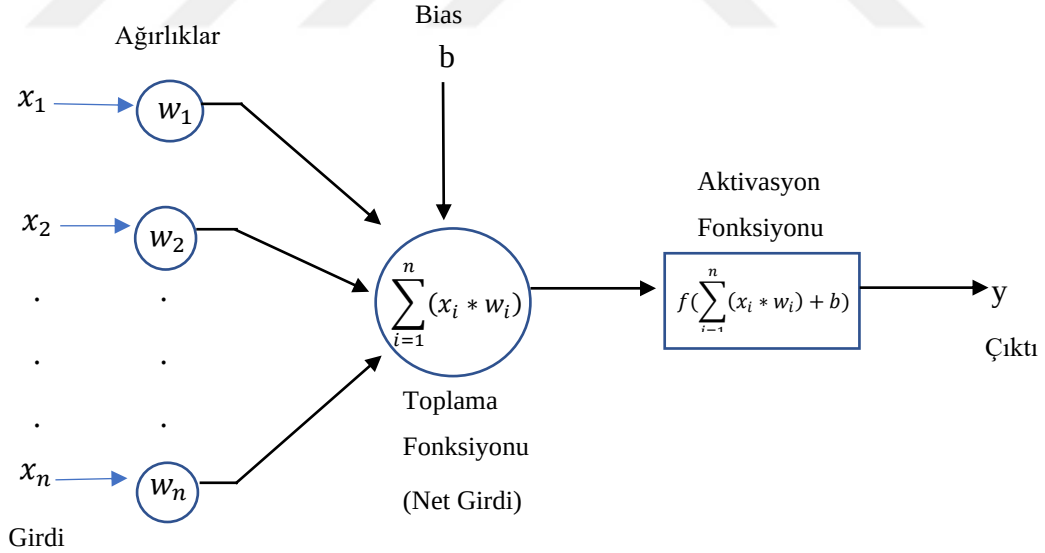
Son deneysel verilerin sağladığı kanıtlara göre biyolojik sinir hücreleri, yapay sinir hücrelerine göre daha kompleks bir yapıya sahiptirler. Ağ tasarımcıları biyolojik sinir hücrelerinin daha iyi anlaşılması ve teknolojinin de ilerlemesiyle birlikte yapay sinir ağlarını geliştirmeye devam etmektedir ([Anderson ve McNeill, 1992, s:4](#)). Bununla

birlikte, izleyen özellikler gerçek ve yapay sinir hücrelerinde ortak işlevler olarak tanımlanmaktadır ([Shanmuganathan, 2016, s:4-5](#)):

- Öğrenme ve adaptasyon
- Genelleme
- Büyük paralellik
- Sağlamlık
- İlişkisel bilgi depolama
- Mekansal-zamansal bilgi işleme.

Bir nöron, sinir ağı sistemi içerisinde temel bilgi işleme birimidir. Bu temel bilgi işlemine *perceptron* denilmektedir. Temel bir biyolojik nöron yapısında olduğu gibi yapay sinir hücresi de girdileri alır, birleştirir, işler ve genellikle doğrusal olmayan bir işlem gerçekleştirir. Ardından işlenen bilgi sonucunda nihai çıktı elde edilir ([Anderson ve McNeill, 1992, s:3](#)).

Yapay sinir hücresinin yapısı Şekil 2.6'da gösterilmektedir:



Şekil 2.6. Yapay Sinir Hücresinin Yapısı ([Csáji, 2001, s:6.](#))

Biyolojik bir sinir ağında olduğu gibi yapay sinir ağında da bölümler bulunmaktadır. Yapay sinir ağında bu bölümler proses elemanları olarak adlandırılmaktadır. Her proses elemanında 5 temel bölüm bulunmaktadır. Bu bölümler ([Öztemel, 2020, s:49-51](#)):

- Girdi katmanı
- Ağırlıklar
- Toplama fonksiyonu
- Aktivasyon fonksiyonu
- Çıktı katmanı

*Girdi Katmanı;* Dış ortamdan gelen ve değişkenler tarafından varsayılan değerleri temsil eden sinyaller ya da örneklerdir. Girdi değerleri, uygulamada genellikle öğrenme algoritmasının etkinliğini artırmak amacıyla normalize edilir ([Da Silva vd., 2017, s:12](#)).

*Ağırlıklar;* Bir sinir hücresine eş zamanlı birçok girdi iletilmektedir. Bazı girdiler sinir hücresinin işleme elemanları üzerinde diğer girdilerden daha fazla öneme sahiptir. Her girdinin yapısına göre toplama fonksiyonunun ihtiyaç duyduğu etkiyi veren kendi göreceli ağırlıkları vardır. Ağırlıklar yapay sinir hücresi tarafından kaydedilen giriş verilerinin yoğunluğunu belirlemek amacıyla ağ yapısı içerisinde uyarlanabilir katsayılardır. Girdinin ağa olan bağlantı gücünü göstermektedirler. Ağırlıklar öğrenme kuralları ile ağın topolojisine göre en etkili sonucu almak üzere uyarlanabilirler ([Anderson ve McNeill, 1992, s:22](#)).

*Toplama Fonksiyonu;* Sinir hücresine gelen net girdinin hesaplandığı fonksiyondur. Sisteme gelen girdiler ağırlık değerleriyle çarpılır ve toplanarak net girdi elde edilir ([Öztemel, 2020, s:49](#)). Net girdi formülü aşağıdaki gibidir.

$$Net\ Girdi = \sum_{i=1}^n (x_i * w_i) \quad (2.1)$$

Net girdiyi hesaplamak için farklı fonksiyon türleri bulunmakla birlikte en yaygın kullanılanı toplama fonksiyonudur. Diğer fonksiyonlar Tablo 2.1’de verilmiştir. ([Öztemel, 2020, s:50](#))

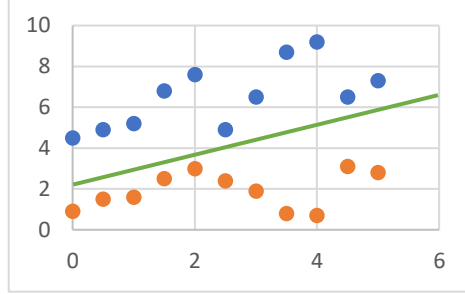
**Tablo 2.1.** Toplama Fonksiyonları ([Öztemel, 2020, s:50](#))

| Net Girdi                                                        | Açıklama                                                                                                                                         |
|------------------------------------------------------------------|--------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| Çarpım<br>$Net\ Girdi = \prod_{i=1}^n (x_i * w_i)$               | Ağırlık değerleri ile girdi değerleri birbirleriyle ve çıkan sonuçlar da yine birbirleriyle çarpılır.                                            |
| Maksimum<br>$Net\ Girdi = Max(x_i * w_i)$                        | Ağırlık değerleri ile girdi değerleri birbirleriyle çarpılır. Bulunan değerlerden en büyük olan değer analize dahil edilir.                      |
| Minimum<br>$Net\ Girdi = Min(x_i * w_i)$                         | Ağırlık değerleri ile girdi değerleri birbirleriyle çarpılır. Bulunan değerlerden en küçük olan değer analize dahil edilir.                      |
| Çoğunluk<br>$Net\ Girdi = \sum_{i=1}^n Sgn(x_i * w_i)$           | Ağırlık değerleri ile girdi değerleri çarpılır. Pozitif değerler ile negatif değerler belirlendikten sonra büyük olan sayı analize dahil edilir. |
| Kümülatif<br>$Net\ Girdi = Net(eski) + \sum_{i=1}^n (x_i * w_i)$ | Mevcut girdi değerleri ile ağırlıklar birbirleriyle çarpılır ve daha önce gelen bilgilerle toplanır.                                             |

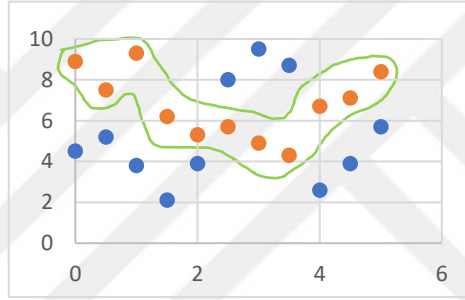
*Aktivasyon Fonksiyonu*; toplama fonksiyonundan elde edilen değeri girdi olarak alan, daha sonra sinir ağının işleme biriminde işlem gören değeri nihai çıktıya dönüştüren matematiksel bir fonksiyondur ([Alaloul ve Qureshi, 2020, s:5](#)). Aktivasyon fonksiyonunun amacı sinir hücresi çıktısını makul bir değer aralığında sınırlandıran ve diğer sinir hücrelerine sinyaller gönderen transfer fonksiyonudur ([Sharma, Rai ve Dev, 2012, s:281](#)).

Aktivasyon fonksiyonu kullanılmadığı durumda sinir hücresi çıktısından transfer edilen sinyal, doğrusal bir fonksiyon olarak gerçekleşir. Doğrusal fonksiyonlar tek derecelik polinom olmaları nedeniyle özellikle tek katmanlı YSA modelinde karmaşık verileri işlemek için sınırlı güce sahip olduğu kabul edilmektedir. Doğrusal bağlanıma sahip fonksiyonlar YSA tasarımında karmaşık problemlerin çözümü için yeterli olmamaktadır. Gerçek evrensel düzlemde verilerin dağılımı çoğunlukla doğrusal değildir. Buna benzer durumlarda doğrusal olmayan aktivasyon fonksiyonları YSA'yı gerçek evrensel fonksiyon tahmin edicileri olarak benzersiz kılmaktadır. Aktivasyon fonksiyonlarının

doğrusal ve doğrusal olmama gibi farklı türleri bulunmaktadır. Ancak doğrusal olmayan aktivasyon fonksiyonları çok daha fazla tercih edilmektedir ([Alaloul ve Qureshi, 2020, s:5](#)).



**Grafik 2.1** Doğrusal Dağılım

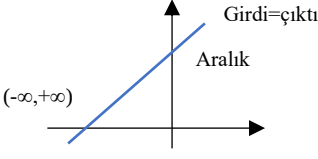
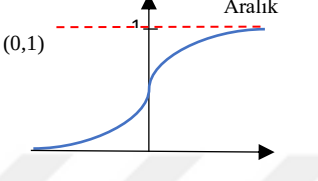
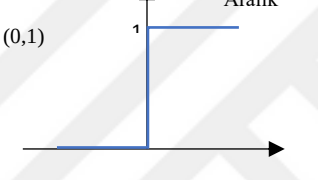
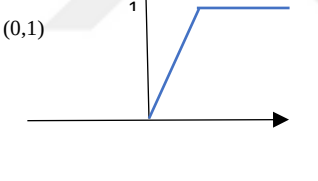
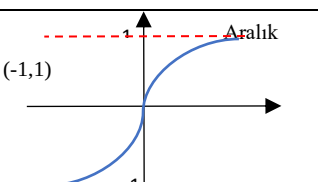


**Grafik 2.2.** Doğrusal Olmayan Dağılım

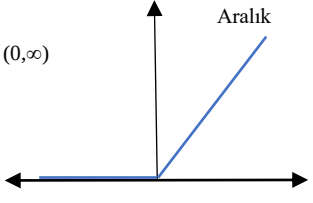
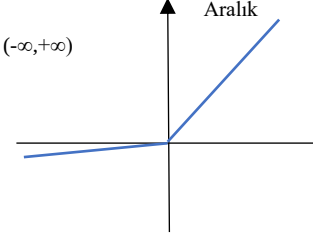
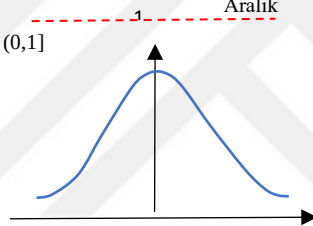
Aktivasyon fonksiyonunun kullanımı Grafik 2.1 ve Grafik 2.2’de görüldüğü gibi doğrusal ve doğrusal olmayan dağılıma sahip problem yapılarında sınır çizmede oldukça faydalıdır. Böylece özellikle doğrusal olmayan verilerin dağılımında nöral yapı daha anlaşılabilir olmaktadır.

En çok kullanılan aktivasyon fonksiyonları Tablo 2.2’de verilmiştir ([Alaloul ve Qureshi, 2020](#); [Feng ve Lu, 2019](#); [Bircanoğlu ve Arıca, 2018](#); [Nwankpa vd., 2018](#); [Zhang, 2018](#); [Arı ve Berberler, 2017](#); [Sharma ve Athaiya, 2017](#); [Kukreja vd, 2016](#); [Sharma, Rai ve Dev, 2012](#); [Asilkan ve Irmak, 2009](#); [Hamzaçebi ve Kutay, 2004](#); [Csáji, 2001](#); [Vecci, Piazza ve Uncini, 1998](#)).

**Tablo 2.2.** En Çok Kullanılan Aktivasyon Fonksiyonları

| Aktivasyon Fonksiyonları                                                                                                                                       | Grafik                                                                               | Açıklama                                                                                                                                                                                                            |
|----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|--------------------------------------------------------------------------------------|---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| <p>Lineer Fonksiyon</p> $y = f_{(Net)} = x$                                                                                                                    |    | <p>Toplama fonksiyonundan elde edilen net girdi değeri aynı şekliyle hücrenin çıktısı olarak kabul edilebilir. Doğrusal problemleri çözmek amacıyla kullanılabilir.</p>                                             |
| <p>Sigmoid Fonksiyonu</p> $f_{(Net)} = \frac{1}{1 + e^{-Net}}$                                                                                                 |    | <p>Doğrusal olmaması ve türevinin alınabilmesi nedeniyle en çok tercih edilen ve çok katmanlı ağ modelinde sıklıkla kullanılan fonksiyondur.</p>                                                                    |
| <p>Step Fonksiyonu</p> $f_{(Net)} = \begin{cases} 1, & \text{if } Net > \text{eşik değeri} \\ 0, & \text{if } Net \leq \text{eşik değeri} \end{cases}$         |   | <p>Elde edilen net girdinin belirlenen bir eşik değerinin altında veya üstünde olmasına göre hücre çıktısı 0 ya da 1 değeri alan fonksiyondur.</p>                                                                  |
| <p>Eşik Değer Fonksiyonu</p> $f_{(Net)} = \begin{cases} 0, & \text{if } Net \leq 0 \\ Net, & \text{if } 0 < Net < 1 \\ 1, & \text{if } Net \geq 1 \end{cases}$ |  | <p>Gelen değerlerin 0'dan küçük veya eşit olması durumunda 0; 1'den büyük veya eşit olması durumunda 1; 0 ile 1 arasında olması durumunda ise kendi değerini veren çıktılar üreten fonksiyondur.</p>                |
| <p>Hiperbolik Tanjant Fonksiyonu (tanh)</p> $f_{(Net)} = \frac{e^{Net} - e^{-Net}}{e^{Net} + e^{-Net}}$                                                        |  | <p>Sigmoid fonksiyonuna benzeyen fakat daha geniş bir aralığa sahip olan fonksiyondur. Sigmoid fonksiyonuna göre 0 ile 1 arası değerler alırken, hiperbolik tanjant fonksiyonu -1 ile 1 arasında değerler alır.</p> |

**Tablo 2.2.** (Devam) *En Çok Kullanılan Aktivasyon Fonksiyonları*

|                                                                                                                                            |                                                                                     |                                                                                                                                                                                                                                |
|--------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|-------------------------------------------------------------------------------------|--------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| ReLU Fonksiyonu (Rectified Linear Unit)<br>$f_{(Net)} = \begin{cases} Net, & \text{if } Net > 0 \\ 0, & \text{if } Net \leq 0 \end{cases}$ |   | Gizli katmanlarda en çok kullanılan fonksiyondur. Hesaplama yükü diğer fonksiyonlara göre daha azdır. Böylece ağ daha hızlı çalışır.                                                                                           |
| Leaky ReLU Fonksiyonu<br>$f_{(Net)} = \begin{cases} 0.01Net, & \text{if } Net < 0 \\ Net, & \text{if } Net \geq 0 \end{cases}$             |   | ReLU fonksiyonundan farkı; 0 değil, 0'a yakın bir değerin verilmesidir. ReLU fonksiyonundaki ölü gradyanları tekrardan hareket geçirmek için kullanılır. Böylece öğrenme negatif bölgedeki değerler içinde geçerli olmaktadır. |
| Gaussian Fonksiyonu<br>$f_{(Net)} = e^{-Net^2}$                                                                                            |  | Türevlenebilir bir fonksiyondur. Normal dağılıma sahiptir.                                                                                                                                                                     |

Birçok çalışma doğrusal olmayan veriler içermektedir. Bazı aktivasyon fonksiyonları doğrusal olmama özelliğine sahiptir. Bu fonksiyonların kullanılması ağı öğrenme yeteneğini belirlemektedir. Bir sinir hücresinin etkin çalışması açısından doğrusal olmayan problemler için aktivasyon fonksiyonunun seçilmesi önemlidir. Özellikle çok katmanlı bir sinir ağı yapısında aktivasyon fonksiyonları, gizli ve çıktı katmanlarda kullanılmaktadır ([Lee, Kim ve Lee 2020, s:12-13](#)). Çıktı katmanları için aktivasyon fonksiyonu belirlemek kolaydır. Gizli katmanlar için ise deneme yanılma yoluyla fonksiyon belirlenmektedir. Model kurulurken ağı eğitilmesinde en iyi performansı gösterecek fonksiyonun seçilmesi gerekir ([Sharma ve Athaiya, 2017, s:314](#)).

- Ağ çok derinse ve işlem yükü önemli bir problem teşkil ediyorsa ReLU aktivasyon fonksiyonu tercih edilebilir. Hesaplama yükünün az olması nedeniyle ağ daha hızlı çalışabilir. Dezavantajı, negatif bölgede türevinin 0 olmasıdır. Buna rağmen en

yaygın kullanılan fonksiyondur ve diğer fonksiyonlara nazaran daha iyi performans gösterir. Ağın modellenmesinde dış katmanlarda değil, gizli katmanlarda kullanılmalıdır.

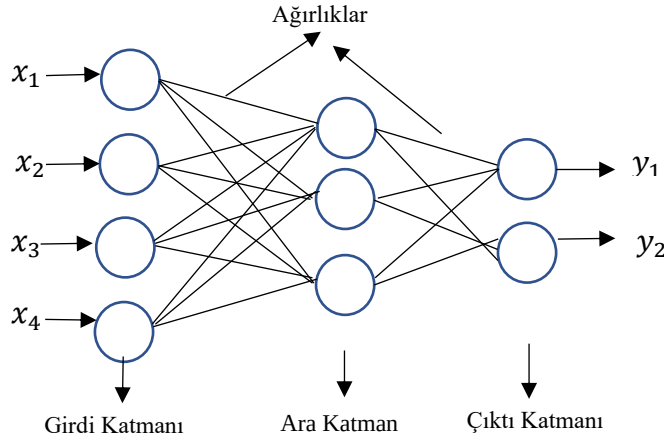
- Ağ modellenirken ReLu aktivasyon fonksiyonuyla başlanabilir. Tatmin edici sonuçlar alınamazsa diğer aktivasyon fonksiyonları denenmelidir.
- Ağ yapısı içerisinde ölü nöronlar bulunuyorsa Leaky ReLu aktivasyon fonksiyonu tercih edilebilir. Fakat ReLu fonksiyonuna göre işlem yükü biraz daha fazladır.
- Sigmoid ve tanh fonksiyonları gizli katmanlar için uygun değildir. Bunun nedeni ağ çıktısı 0'a yakın değer verdiğinde kaybolan gradyan probleminin ortaya çıkmasıdır. Bu durum ağın öğrenmesini yavaşlatabilir. Bu iki fonksiyon genellikle çıkış katmanlarında kullanılır. Sınıflandırma problemleri için en iyi sonucu sigmoid aktivasyon fonksiyonu vermektedir. Sonucun 0 veya 1 olduğu ikili sınıflandırma problemlerinde daha etkili sonuç vermektedir.

Özellikleri belirtilen aktivasyon fonksiyonları ağın eğitilmesi sırasında deneme yanılma yoluyla belirlenerek, sinir hücresinde işlenen bilginin aktarımını çıktı katmanına iletir.

*Çıktı Katmanı;* Sinir hücresi tarafından işlenerek üretilen nihai değerdir. Elde edilen sonuç, etkileşim halinde olduğu diğer sinir hücrelerinin girdisi olabildiği gibi, tekrar kendi sinir hücresinin de girdisi olabilmektedir ([Da Silva vd. 2017, s:12](#)).

Yapay sinir ağı çok sayıdaki sinir hücresinin birbirleriyle bağlı birimlerinden oluşan ve genellikle katmanları olan bir yapıdır. Ağ içerisinde bulunan her bir sinir hücresi girdi şeklinde gelen sinyalleri alır, işler ve bir çıktı sinyali gönderir ([Zhang, 2018, s:1](#)).

Yapay sinir ağları temel olarak girdi katmanı, ara katman ve çıktı katmanı olarak birbirine paralel 3 katmandan oluşur. Bu basit mimari yapı Şekil 2.7'de verilmiştir.



Şekil 2.7. Basit Bir Yapay Sinir Ağı ([Öztemel, 2020, s:53.](#))

Şekildeki yuvarlak figürler proses elemanlarını temsil etmektedir. Her bir proses elemanının arasında bulunan çizgiler ise bağlantı ağırlıklarıdır.

- **Girdi katmanı:** Sadece verilerin girişi sağlanmaktadır. Başka herhangi bir işlem gerçekleşmez. Verilerin girişi genellikle normalizasyon işleminden sonra yapılır. Bu normalleştirme işlemi, ağ tarafından gerçekleştirilen matematiksel modelin daha iyi sayısal kesinlik vermesini sağlar ([Da Silva vd., 2017, s:21](#)).
- **Ara katman:** Veriler işlenmekte ve çıktı katmanına gönderilmektedir. Bir yapay sinir ağında birden fazla ara katman bulunabilir.
- **Çıktı katmanı:** Ara katmandan gelen işlenmiş verinin nihai sonucunu vermektedir ([Öztemel, 2020, s:52-53](#)).

## 2.5. Yapay Sinir Ağlarının Sınıflandırılması

Yapay sinir ağları temel olarak tek katmanlı ve çok katmanlı olarak iki tür yapıda ele alınmaktadır. Ayrıca ileri beslemeli (tekrarlamayan) ve geri beslemeli (tekrarlayan) olarak da sınıflandırılabilir. Geri beslemeli yapı, tekrarlayan veya oto ilişkisel olarak bilinirken; ileri beslemeli yapı, tekrarlamayan ya da ilişkisel olmayan olarak bilinmektedir ([Sharma, Rai ve Dev, 2012, s:280](#)).

### 2.5.1. Katman sayısına göre sinir ağları

Katman sayısına göre sinir ağları tek katmanlı ve çok katmanlı olarak sınıflandırılmaktadır.

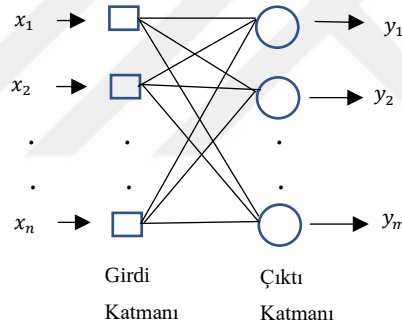
- Tek Katmanlı Ağlar;

Bu yapay sinir ağı modelinde, sadece bir giriş bir de çıkış katmanı bulunmaktadır. Bilgi akışı her zaman girdi katmanından çıktı katmanına doğru tek yönlü olarak gerçekleşmektedir. Genellikle örüntü sınıflandırma ya da doğrusal filtreleme problemlerinin çözümü amacıyla kullanılır ([Da Silva vd., 2017, s:22](#)). Bu yapı genellikle iki türdür:

- *Perceptron*; birden fazla girdi alarak bir çıktı üreten nöron yapısıdır ([Öztemel, 2020, s:61](#)).

- *Adaptif Doğrusal Eleman (Adaptive Linear Element-ADALINE)*; en küçük ortalamaların karesi (delta kuralı) yöntemine dayalı olarak ağırlıkların minimize edildiği bir nöron yapısıdır ([Öztemel, 2020, s:69](#)).

Şekil 2.8’de tek katmanlı ağ modeli verilmiştir;

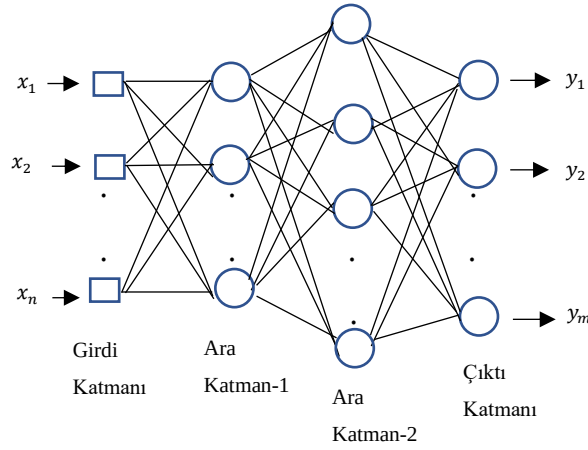


Şekil 2.8. Tek Katmanlı Ağ ([Da Silva, 2017, s:22.](#))

- Çok Katmanlı Ağlar;

Çok katmanlı ağ modelinde her katman, doğrudan kendi bilgilerini alan ve bir sonraki katmana gönderen birimlerden oluşur. Bir girdi katmanı, bir veya daha fazla ara katman ve bir çıktı katmanından oluşmaktadır. Girdi katmanına verilen örnekler, ara katmanda işlenir ve çıktı katmanına dağıtılarak nihai sonuç elde edilir ([Kröse ve Smagt, 1996, s:33](#)).

Şekil 2.9 çok katmanlı ağ modeline örnek olarak verilebilir;



Şekil 2.9. Çok Katmanlı Ağ ([Da Silva, 2017, s:23.](#))

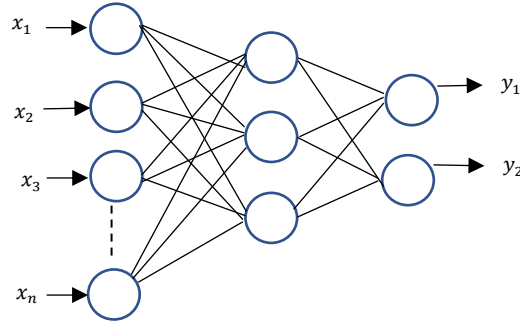
### 2.5.2. Veri akış yönüne göre sinir ağları

Veri akış yönüne göre yapay sinir ağları ileri ve geri beslemeli olarak sınıflandırılmaktadır.

- İleri Beslemeli Yapay Sinir Ağları;

İleri beslemeli yapay sinir ağları doğrusal olmayan regresyon modelleri için en güçlü yapıya sahip oldukça yaygın kullanılan sistemlerdir ([Shanmuganathan, 2016, s:16](#)). Girdi birimlerinden çıktı birimlerine doğru uzanan, nöronların katmanlar halinde gruplandığı, yalnızca ileri doğru bağlantılarla veri akışının sağlandığı ancak geri bildirimin olmadığı güçlü yapıdaki sinir ağı mimarisidir ([Kröse ve Smagt, 1996, s:17](#)). Bu güçlü bağlantıları olan yapı; zaman serisi tahmini, tıbbi teşhis veya el yazısı tanıma gibi başarılı uygulamalarla, her türlü sürekli doğrusal olmayan haritalamaları öğrenebilen bir model sağlamaktadır ([Mendes vd., 2002, s:1895](#)).

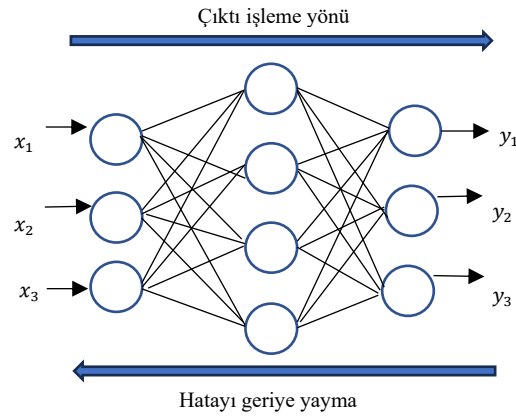
İleri beslemeli yapay sinir ağlarının, problem çözümü için kullanıcı tarafından belirlenen bir algoritma gerektirmemesi, insanlar gibi örneklerden öğrenmesi ve içsel bir genelleme yapabilme yeteneğine sahip olması gibi avantajları bulunmaktadır. Bu avantajlarına rağmen modelin mevcut problem çözümünde iyi performans göstereceğine dair önceden bir garantisinin olmaması sorun teşkil edebilmektedir ([Benardos ve Vosniakos, 2007, s:365](#)). Şekil 2.10’da çok katmanlı ileri beslemeli bir ağ modeli gösterilmiştir.



Şekil 2.10. Çok Katmanlı İleri Beslemeli Ağ (Svozil, Kvasnicka ve Pospichal, 1997, s:45.)

- Geri Beslemeli Yapay Sinir Ağları;

Geri beslemeli yapay sinir ağları, modelin eğitiminde en yaygın kullanılan yöntemdir. İleri beslemeli ağı göre temel farkı hedeflenen ve elde edilen çıktı değerleri katmanlara geri yayılarak ağırlıklar tekrar ayarlanmaktadır. Geri beslemeli yapay sinir ağları denetimli öğrenme ve ileri beslemeli mimariyi kullanmaktadır. Bununla birlikte tahmin ve sınıflandırma teknikleri için sıklıkla kullanılan bir sinir ağı modelidir (Kukreja vd., 2016, s:29-30). Geri beslemeli ağ modeli aşağıdaki Şekil 2.11’de gösterilmiştir.



Şekil 2.11. Çok Katmanlı Geri Beslemeli Ağ (Wythoff, 1993, s:119.)

Geri beslemeli yapay sinir ağları, bir katmanın çıktısının bir önceki katmanın girdisine ya da kendi katmanına tekrar girdi olarak geri yönlendirildiği bir bağlantı türüne sahiptir (Agatonovic-Kustrin ve Beresford, 2000, s:720). Bu ağlardaki geri bildirim yapısı dinamik bilgi işleme niteliğindedir. Bu özellik zaman serisi tahmini, sistem tanımlama ve

optimizasyonu, süreç kontrolü gibi zamanla değişen sistemlerde kullanılabilir (Da Silva vd., 2017, s:24).

## 2.6. Yapay Sinir Ağlarında Öğrenme

Yapay sinir ağları bir eğitim sürecinden geçerek öğrenme gerçekleştirmektedir. Eğitim süreci sırasında bazı örnekler ağı işlenmekte ve istenilen çıktıya yaklaşabilmek için ağırlıklar değiştirilmektedir (Alaloul ve Qureshi, 2020, s:9).

Sinir ağlarının eğitim aşamasında en yaygın kullanılan yöntem geriye yayılımdır. Geriye yayılım denetimli öğrenme ve ileri beslemeli bir mimari yapı kullanmaktadır. Bu yöntemle hedeflenen ve elde edilen çıktı katmanlara geri yayılarak ağırlıklar yeniden ayarlanmaktadır (Kukreja vd., 2016, s:29-30).

Sistemin öğrenebilmesi için örnekler ağı defalarca gösterilmektedir. Böylece en doğru ağırlıklar bulununcaya kadar işleme devam edilir. Optimal ağırlığa ulaşılmasıyla örneklem hakkında genellemelere varılabilir. Örneklem hakkında bu şekilde genelleme yapılabilmesi ile ağı öğrenmesi gerçekleşmiş olur (Öztemel, 2020, s:55). Bu şekilde bir ağ modeli, tahmin ve sınıflandırma amacıyla en yaygın kullanılan tekniktir (Kukreja vd., 2016, s:30).

Yapay sinir ağlarında öğrenme; ağı eğitilmesi, doğrulanması ve test edilmesi olmak üzere üç aşamada gerçekleşmektedir (Alaloul ve Qureshi, 2020, s:11).

### 2.6.1. Ağı eğitilmesi

Yapay sinir ağlarında öğrenme algoritmasının daha etkin olarak çalışabilmesi için verilerin normalizasyonunun yapılması önem teşkil etmektedir. Normalizasyon işleminin yapılmasının temel amacı, verinin kalitesini artırmaktır. Özellikle zaman serilerine dayalı veriler geniş bir aralığa sahiptir. Bu nedenle yakın değer aralığında ölçeklendirilmesi gerekmektedir. Bu durum, hem verileri daha düzenli bir hale getirir hem de algoritmanın öğrenme sürecini hızlandırır (Bhanja ve Das, 2018, s:2).

Normalleştirme için sıklıkla kullanılan teknikler Tablo 2.3'te verilmiştir (Akıllı ve Atıl, 2020; Aksu, Güzeller ve Eser, 2019; Bhanja ve Das, 2018; Nayak, Misra ve Behera, 2014; Yavuz ve Deveci, 2012; Jayalakshmi ve Santhakumaran, 2011).

**Tablo 2.3.** *En Çok Kullanılan Normalleştirme Teknikleri*

| Normalizasyon Teknikleri                                                                                                               | Açıklama                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                |
|----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|-----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| Z-Score Tekniği<br>$x' = \frac{x_i - \mu_i}{\sigma_i}$                                                                                 | Bu teknikte veri değerleri kendi ortalama ve standart sapma özelliklerine göre normalize edilir. Durağan veriler için kullanışlı bir metottur. Bu nedenle zaman serilerine dayalı verilerin durağan olmadığı durumlarda kullanışlı olmayabilir.                                                                                         |
| Min-Max Tekniği<br>$x' = \frac{x_i - x_{min}}{x_{max} - x_{min}}$                                                                      | Verilerin minimum ve maximum değerlerini (0,1) veya (-1,1) aralığında ölçeklendirir. Bu ölçeklendirme genellikle doğrusal bir yapıdadır. Verilerdeki tüm ilişkisel yapıyı koruması açısından avantajlıdır. Fakat zaman serisi verilerinde minimum ve maksimum değerler geniş aralıkta ise güçlüklerle karşılaşılabilir.                 |
| Medyan Tekniği<br>$x' = \frac{x_i}{Median(a_i)}$                                                                                       | Medyan yönteminde, her girdinin medyanı, her bir örneklem için hesaplanır. Aşırı değerler veya aykırı değerlerden etkilenmez.                                                                                                                                                                                                           |
| Sigmoid Tekniği<br>$x' = \frac{e^{x_i} - e^{-x_i}}{e^{x_i} + e^{-x_i}}$                                                                | Lojistik (0,1) ile hiperbolik tanjant (-1,1) değerleri arasında ölçeklendirme yapılan bir tekniktir. Min-Max tekniğine benzer şekilde çalışır.                                                                                                                                                                                          |
| D-Min-Max Tekniği<br>$x' = 0.8 * \frac{x_i - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} + 0.1$                                                        | Bu teknikte veriler (0.1-0.9) aralığında ölçeklendirilir. Bu teknik de Min-Max'a benzer şekilde çalışır. D-Min-Max tekniği verilerin yapısına göre değişiklik göstermekle birlikte bazı zaman serisi tahmin analizlerinde iyi performans göstermeyebilir. Örnek veri noktalarından herhangi biri aralık dışındaysa sorun oluşturabilir. |
| Tanh Tahminleyici Tekniği<br>$x' = \frac{1}{2} \left\{ \tanh \left( 0,01 \left( \frac{x_i - \mu}{\sigma} \right) \right) + 1 \right\}$ | Bu teknik zaman serisi verilerini normalleştirmede en güçlü ve verimli bir ölçeklendirmeye sahiptir.                                                                                                                                                                                                                                    |

Normalizasyon tekniklerinin birbirlerine göre bir üstünlükleri söz konusu değildir. Tekniğin seçiminde modelin eğitim durumu ve verilerin yapısı göz önünde bulundurulmalıdır ([Nayak, Misra ve Behera, 2014, s:267](#)).

Verilerin bir kısmı ağı eğitmek amacıyla eğitim seti olarak kullanılır. YSA’da istenilen sonuca ulaşılan kadar verilerin ağırlıklarını değiştirmek veya ayarlamak amacıyla bir dizi örnek kullanılır ([Alaloul ve Qureshi, 2020, s:11](#)). Çok katmanlı YSA’da eğitim geri yayılım algoritması ile gerçekleşir. Ağın eğitilmesi Genelleştirilmiş Delta Kuralı olarak bilinen ardışık uygulama ile yapılır ([Da Silva vd., 2017, s:57](#)).

*Delta Kuralı*; özellikle perceptron ve adaptif doğrusal nöron ağları gibi tek katmanlı modeller için kullanılan, beklenen çıktı ve gerçek çıktı arasındaki farkı ele alarak hesaplanan “en küçük ortalama kare” olarak da adlandırılan bir öğrenme prosedürüdür ([Kröse ve Smagt, 1996, s:27](#)). Genelleştirilmiş delta kuralı ile hata değeri hesaplanır. Bulunan değer geri yayılım yöntemi ile ağın katmanlarına dağıtılır. Böylece ağın ağırlıkları güncellenmiş olur. Hata değeri minimize edilene kadar bu işlem devam eder. İstenilen sonuca ulaşıldığında ağın eğitimi tamamlanmış olur.

Ağın eğitilmesi aşamaları aşağıdaki gibidir ([Öztemel, 2020, s:81](#));

- ***Verilerin toplanması***; toplanan veriler eğitim, doğrulama ve test seti olarak belirlenir.
- ***Ağın yapısının belirlenmesi***; girdi sayısı, çıktı sayısı, ara katman sayısı ve her katman için proses elemanları belirlenir.
- ***Parametrelerin belirlenmesi***; toplama ve aktivasyon fonksiyonu, öğrenme ve momentum katsayısı belirlenir.
- ***Ağırlık değerlerinin atanması***; başlangıçta ağırlık değerleri rasgele atanır. Daha sonra bu değerler ağın öğrenmesiyle belirlenir.
- ***Verilerin ağa gösterilmesi***; girdi ve çıktı değerleri ağa gösterilir.
- ***İleri hesaplama yapılması***; verilen girdi değerlerine göre çıktı değerleri hesaplanır.
- ***Hata değerinin hesaplanması***; beklenen ve gerçekleşen değerler arasındaki fark hesaplanır.
- ***Ağırlıkların güncellenmesi***; hata değerine göre geri yayılım yöntemi ile ağırlıklar yeniden hesaplanarak güncellenir.

YSA’nın eğitilmesinde sıklıkla denetimli öğrenme modeline bağlı geri yayılım ağları uygulanmaktadır. Geri yayılım için önce ileri yayılım işlemi gerçekleşmektedir. Bu aşamada girdiler ağa gösterilerek sinir hücresinde aktivasyon fonksiyonundan geçirilir, işlenir ve çıktı elde edilir. Bu hesaplama yöntemi ile ileri doğru hesaplama tamamlanmış

olur. Elde edilen çıktı değeri beklenen çıktı değeri ile karşılaştırılır. Amaç tahmin değerlerini gerçek çıktılara yakınsamaktır ([Wythoff, 1993, s:123](#)).

YSA'nın eğitim aşamasında önce NET girdi hesaplanır. Hesaplanan NET girdi değeri bias eşik değeri ile toplanarak aktivasyon fonksiyonundan geçirilir. Bias değeri, girdi ve ağırlıklara eklenen sabit bir değerdir. Nöronun çıkışını etkileyen aktivasyon fonksiyonunu düzenlemek amacıyla kullanılır ([Alaloul ve Qureshi, 2020, s:4](#)). Aktivasyon fonksiyonunun çıktı düzeyini kaydıran bir parametredir. Değeri her zaman 1'e eşittir ([Freeman ve Skapura, 1991, s:56](#)). NET girdi ile ilgili bağıntı aşağıdaki gibidir;

$$NET = f(\sum_{i=1}^n (x_i * w_i) + b) \quad (2.2)$$

Çıkan değer  $\zeta_i$  ile beklenen çıktı  $B_i$  karşılaştırılır. Aradaki fark hata değeri olarak hesaplanır. Çıktı katmanındaki bir proses elemanı için hata değeri;

$$E_i = B_i - \zeta_i \quad (2.3)$$

olarak formüle edilir. Çıktı katmanı için toplam hata aşağıdaki gibi gösterilir.

$$TH = \sqrt{\sum E_i^2} \quad (2.4)$$

Hesaplanan hata istenilen değerde değilse yani beklenen ve gerçekleşen değer arasındaki fark yüksekse geriye doğru hata değeri katmanlara yayılır. Hatayı minimize etmek için katmanlar arasındaki ağırlıkların güncellenmesi gerekir. Ağırlıkların değiştirilmesi için kullanılan bağıntı aşağıdaki gibi olacaktır.

$$\Delta W_{ij}(t) = \lambda \delta_i X_j + \alpha \Delta W_{ij}(t - 1) \quad (2.5)$$

Bu bağıntıda  $\Delta W_{ij}(t)$ , i. proses elemanının j. katmanı arasındaki o andaki t. iterasyonda ağırlığın değişim miktarını göstermektedir.  $\lambda$  öğrenme oranını,  $\alpha$  momentum katsayısını,  $\Delta W_{ij}(t - 1)$  ise yine i. proses elemanının j. katmanı arasındaki bir önceki (t-1) iterasyonda ağırlığın değişim miktarını göstermektedir.  $\delta_i$  ise i. çıktı elemanının hata değerini vermektedir. Hata değerinin geriye yayılımında çıktı değerini hesaplamak için kullanılan aktivasyonun türevi alınmalıdır. Hata değerinin geriye hesaplanması aşağıdaki gibi olur.

$$\delta_i = f'(NET) \cdot E_i \quad (2.6)$$

Sigmoid aktivasyon fonksiyonunun kullanılması durumunda türevi;

$$f_{(Net)} = \frac{1}{1+e^{-Net}} \quad (2.7)$$

$$f'_{(NET)} = f_{(NET)} * (1 - f_{(NET)}) * E_i \quad (2.8)$$

olarak alınacaktır. Değişim miktarı belirlendikten sonra yeni ağırlık değerlerinin hesaplanması gerekir.

$$W_{ij} = W_{ij}(t - 1) + \Delta W_{ij}(t) \quad (2.9)$$

$W_{ij}$ , i. proses elemanının j. katmanı arasındaki yeni güncellenen ağırlık değerini;  $W_{ij}(t - 1)$ , yine i. proses elemanının j. katmanı arasındaki bir önceki ağırlık değerini verir. Yeni ağırlık değeri, bir önceki ağırlık değeri ve ağırlığın değişim miktarının toplanmasıyla elde edilir.

Hata değeri minimize olana kadar bu işlemler tekrar edilir. İstenilen sonuca ulaşıldığında öğrenme süreci tamamlanmış olur.

Öğrenme sürecinde ağırlık başarılı bir sonuç vermesi için hiper parametrelerin iyi seçilmesi gerekir. Bu hiper parametreler öğrenme ve momentum katsayısıdır.

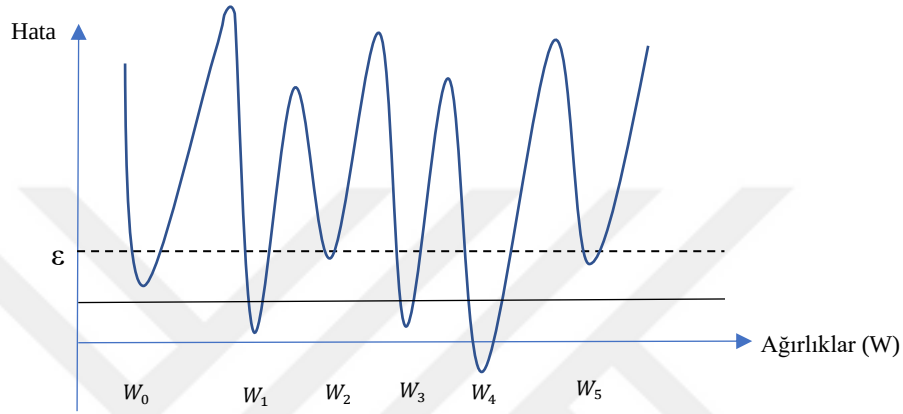
*Öğrenme Oranı ( $\lambda$ )*; Ağırlık eğitilmesi sırasında belirlenmesi gerekir. Bu katsayının doğru olarak belirlenmesi ağırlık performansı açısından oldukça önemlidir. Öğrenme oranı tahmin değerlerinin hesaplanmasında başlangıçta belirlenir ve genellikle 0 ile 1 arasında küçük değer olarak atanır ([McNelis, 2005, s:69](#)).

*Momentum Katsayısı ( $\alpha$ )*; Geriye yayılımında öğrenme oranının büyük adımlar şeklinde alınması ile optimum noktaya ulaşımın sağlandığı noktada dalgalanmalar meydana gelmektedir. Bu durum türev işaretinde değişikliğe ve ağırlık yerel noktalara takılı kalmasına neden olmaktadır. Meydana gelen bu sorun, ağırlık değişimi ile ters işaretli olan momentum katsayısı eklenerek adımların uzunluğunun küçültülmesiyle çözülmektedir ([Eğrioğlu, Yolcu ve Baş, 2019, s:83](#)).

*Derece Azaltma (Gradient Descent)*; Ağırlıkların güncellenmesi için belirlenen öğrenme oranı ile toplam hata değerinin minimize edilmesi için derece azaltma (gradient descent) optimizasyonu uygulanmaktadır. Derece azaltma ile belirlenen bir ağırlık noktasından aşağıya doğru en düşük ağırlıklar hesaplanır ([Alaloul ve Qureshi, 2020, s:11-12](#)).

Geriye yayımlı öğrenme algoritması için kullanılan genelleştirilmiş delta kuralı ile hata düzeyindeki ağırlıklardan aşağı eğimli bir iniş gerçekleştirilmektedir. Hatanın en az

olduğu noktaya kadar ağırlıklar küçük adımlarla değiştirilmelidir. Bu adımlar öğrenme oranı ( $\lambda$ ) ile belirlenmektedir. Sistem farklı çözümlere takılıp, minimum noktada duruyor gibi görünebilir. Fakat bu noktanın kabul edilip edilemeyeceği kullanıcının belirlediği bir tolerans düzeyine bağlıdır. Hata kabul edilebilir düzeyde ise ağırlık eğitimi tamamlanabilir. Aksine kabul edilemez düzeyde gerçekleşirse ağırlık farklı hiper parametre ve ağırlıklar ile yeniden eğitilmelidir (Da Silva vd., 2017, s:72).



**Grafik 2.3. Derece Azaltma (Öztemel, 2020, s:83.)**

Grafik 2.3'te derece azaltma (gradient descent) optimizasyonu gösterilmektedir. Grafiğe göre  $\epsilon$  değeri tolere edilebilir hata düzeyini göstermektedir.  $W_0, W_2$  ve  $W_5$  çözüm değerleri tolerans değerinin üzerinde gerçekleştiği için kabul edilemez düzeydedir.  $W_1$  ve  $W_3$  çözüm değerleri tolerans noktasının altında gerçekleştiği için kabul edilebilir düzeydedir. Fakat en iyi çözümü vermemektedirler. Bu çözüm değerlerine *yerel çözümler* denir.  $W_4$  çözüm değerinin en iyi sonucu verdiği görülmektedir. Bu çözüm değerine *global çözüm* denir.  $W_4$  noktası en iyi çözüm olmasına rağmen ulaşılması mümkün olmayabilir. Sistem birden fazla çözüm üretebilmektedir. Bu nedenle kullanıcının hata değerlerine göre kabul edebileceği bir tolerans düzeyi belirlemesi gerekir (Öztemel, 2020, s:83).

### 2.6.2. Ağın doğruluğunun ölçülmesi

Ağın eğitilmesi sırasında belirlenen öğrenme oranı ile algoritmanın iyi bir performans sergilediği garanti edilemez. Her adımda ağın performansı kontrol edilerek optimum ağırlıklar belirlenir. Belirli iterasyondan sonra toplam hatanın artması ile ağırlık değişimleri durdurularak, eğitim sürecinin sonlandırılması gerekir. Bu aşama ağın artık verilen örnekleri ezberlemeye başladığını göstermektedir ([Eğrioğlu, Yolcu ve Baş, 2019, s:95](#)). Hataların art arda artması sonucu aşırı öğrenme (overfitting) söz konusudur. Kurulan model için ulaşılan en düşük ağırlık değeri geçerli bir temsil noktasıdır. Bu noktadan sonra hatalar artacağından ağın öğrenmesinin durdurulması gerekir ([Shanmuganathan, 2016, s:75](#)).

Çok katmanlı yapay sinir ağ topolojisinde nöron sayısının az olması sürecin eğitilmesinde yetersiz kalabilmektedir. Bu durumda ise yetersiz öğrenme (underfitting) durumu ile karşı karşıya kalınacaktır ([Da Silva vd., 2017, s:103](#)).

### 2.6.3. Ağın test edilmesi

YSA'nın nihai model yapısı test seti ile sonuçlandırılmaktadır. Bu aşamada ağırlıklar artık güncellenmez. Test seti, YSA'nın kesinliğini ölçmek ve değerlendirmek için bağımsız olarak kullanılan bir dizi örnek veriden oluşur. Bu bağımsız girişi yapılan örneklerin tahmin değerleri elde edilmeye çalışılır. Genellikle kullanılan yüzde oranları eğitim seti için %70, geçerlilik seti için %15 ve test seti için %15'tir ([Alaloul ve Qureshi, 2020, s:11](#)).

## 2.7. Performans Ölçümleri

Zaman serilerinin tahmininde model seçimi kadar modelin performansının ölçülmesi de önemlidir. Tahmin doğruluğunu değerlendirmek için çeşitli modeller karşılaştırılır. Bu modellere uyumlu en iyi performans metriği seçilir. Dolayısıyla performans ölçülmesinde kullanılan birçok metrik bulunmaktadır. Bu ölçümlerin her biri, zaman serilerinin gerçek ve tahmin edilen değerlerinin bir fonksiyonu olarak karşımıza çıkmaktadır ([Khalil, 2022, s:22](#)).

Zaman serisi analizinde Ortalama Kare Hatası (MSE), Ortalama Kesinlik Hatası (MAE), Kök Ortalama Karesel Hatası (RMSE) ve Belirlilik Katsayısı ( $R^2$ ) en sık kullanılan

performans ölçütleridir (Monteiro ve Costa, 2018, s:8). Kullanılan birçok model performans ölçütü değerlendirme yapmak amacıyla kullanılsa da, model hataları için en uygun metrik üzerinde fikir birliği yoktur ([Chai ve Draxler, 2014, s:1526](#)).

- *Ortalama Kare Hatası (Mean Squared Error-MSE)*; öngörülen değerlerin ortalama kare sapmasını gösteren bir ölçüdür. Regresyon çizgisi üzerinde sapmaların bir dizi veri noktasına ne kadar yakın ya da uzak olduğunu göstermektedir. Veri setinde zıt işaretli değerler bulunabilir. Bu değerler birbirlerini dengelemediği için tahmin sırasında hata verebilmektedir. MSE ile bu hata ve değerler arasındaki farkların karesi alınarak hata hakkında genel bir bilgiye ulaşılabilir. Toplam tahmin hatası küçük hatalara göre büyük hatalardan daha fazla etkilenmektedir. Bu durum büyük hataların daha maliyetli olduğunu göstermektedir. MSE genel hatanın yönü hakkında herhangi bir fikir vermez. Ölçek değişimlerine ve veri dönüşümlerine duyarlıdır. Ölçülebilir olmasına rağmen sezgisel ve yorumlanabilir değildir. MSE'nin matematiksel gösterimi aşağıda verilmiştir ([Adhikari ve Agrawal, 2013, s:44](#)).

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n E_t^2 \quad (2.10)$$

- *Ortalama Kesinlik Hatası (Mean Absolute Error-MAE)*; öngörülen değerlerin orijinal değerlerden ortalama mutlak sapmasını ölçmektedir. Tahminden kaynaklanan genel hatanın büyüklüğünü göstermektedir. MAE'de veri değerlerindeki pozitif ve negatif hataların etkileri birbirini götürmez. İyi bir tahmin elde edebilmek için MAE hata değeri çok küçük olmalıdır. MAE, yine MSE gibi ölçek değişimlerine ve dönüşümlerine bağlı gerçekleşmektedir. MAE hataların yönü hakkında herhangi bir bilgi vermez. MAE'nin matematiksel gösterimi aşağıda verilmektedir ([Adhikari ve Agrawal, 2013, s:43](#)).

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |E_t| \quad (2.11)$$

Verilerde aykırı değerler fazla ise regresyon modelleri ile aykırı değerler genellikle ortadan kaldırılır. Bu nedenle aykırı verilerin ölçümünde MAE daha iyi bir performans gösterebilir ([Kaneko, 2018, s:79](#)). Zaman serilerinde daha kolay yorumlanabilen bir metriktir. Zaman serilerinde gerçek değerler tahmin edilen değerlere ne kadar yakınsa sonuç daha iyi olmaktadır ([Cao ve Tay, 2003, s:1509](#)).

- *Belirleme Katsayısı ( $R^2$ )*; gözlemler ( $y_i$ ) ile model tahminlerine ( $\hat{y}_i$ ) karşılık gelen değerler arasındaki doğrusal korelasyondur. Model yeterliliğini değerlendirmeye yarayan bir metriktir ([Monteiro ve Costa, 2018, s:8](#)).

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_i^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_i^n (y_i - \bar{y}_i)^2} \quad (2.12)$$

Belirleme katsayısı bağımlı değişkenlerin bağımsız değişkenleri açıklama gücünü göstermektedir.

Yapay sinir ağlarının genel özelliklerinin açıklandığı bu bölümün ardından, çalışmada yapay sinir ağı sonuçlarının tahmin başarısının karşılaştırılmasında kullanılan Panel Veri Analizi anlatılmıştır.



### 3. PANEL VERİ ANALİZİ

İstatistik, dünyamız hakkında bilgi sahip olmak için verileri toplama, özetleme ve analiz etme ile bağlantılı olan bir disiplindir. Bu açıdan bakıldığında analistler genellikle sayısal ölçeğe dönüştürülebilen bilgiler toplama eğilimindedirler. Bununla birlikte çok fazla sayıda bilgi mevcuttur. Bu nedenle verilerin sayılarının azaltılmasına yönelik özet hale getirilen kurallar geliştirilmektedir. Elde edilen özet ölçümler analizler aracılığıyla daha sonra modellere ve teorik olarak açıklanmaya bağlanmaktadır. Regresyon analizi her denekten ölçümler alan çok değişkenli özel bir analiz türüdür. Bu analiz türünde diğer değişkenler aracılığıyla ölçüm sonuçları hakkında bilgi sahibi olmak için bağımlı bir değişken açıklanmaktadır. Zaman serisi analizi ise zaman içerisinde birçok gözleme dayalı sınırlı sayıda konuyla ilgilidir ([Frees, 2004, s:1](#)).

Regresyon ve zaman serisi verilerinin birleşimi boylamsal verileri oluşturmaktadır. Zaman serisinden farklı olarak boylamsal verilerde bir problemin ele alınan dönemler içerisinde hem dinamik hem de kesitsel yönleri incelenebilmektedir. Panel veriler ise bireye yönelik anketler ile ortaya çıkmaya başlamış olup, tarihsel olarak bakıldığında büyük ölçüde çalışma ekonomisi uygulamalarıyla gelişmiştir. Bu bağlamda panel veri zaman içinde tekrar tekrar araştırılan bir grup bireyden oluşmaktadır. Son yıllarda panel veri anket veya çalışma ekonomisiyle sınırlı kalmamakta ve analiz sonuçlarının yorumu çok daha geniş bir alana yayılmaktadır. Panel veri analizi, hem boylamsal hem de panel verilerin birlikte kullanılması ile yorumlanır. Regresyondan farklı olarak boylamsal verilerde denekler zaman içerisinde gözlemlenmektedir. Zaman serilerinden farklı olarak ise çok sayıda denek gözlemlenebilmektedir ([Frees, 2004, s:1-2](#)).

Panel ya da boylamsal terimi birden fazla birey, ülke, firma ya da birimin belirli bir zaman dilimi boyunca gözlemlenmesini sağlayan bir veri setidir ([Hsiao, 2014, s:1](#)). Panel veri N sayıda birim ile birlikte bu birimlere karşılık gelen T sayıda gözlemden meydana gelmektedir ([Tatoğlu, 2021, s:2](#)).

Panel verilerle ilgili çalışmalara bakıldığında Hildreth (1950), Kuh (1959), Grunfeld ve Griliches (1960), Zellner (1962), Balestra ve Nerlove (1966), Swamy'nin (1970) ilk olarak yer verdiği görülmektedir. Bununla birlikte tam olarak 1990'lı yıllarda uygulama alanı bulmuştur ([Tatoğlu, 2021, s:3](#)).

Panel veri analizinde modellerin belirlenmesi amacıyla bazı testlerin uygulanması gerekmektedir. İzleyen kısımlarda bu testler kısaca açıklanmıştır.

### 3.1. Panel Veri Analizi İşleyişi, Avantajları ve Sınırlılıkları

Panel veri regresyonu normal zaman serisi veya yatay kesit regresyonundan farklıdır. Panel veri regresyon modeli aşağıdaki gibi kurulur ([Baltagi, 2005, s:11](#)).

$$y_{it} = \alpha + \beta X'_{it} + u_{it} \quad i=1, \dots, N; t=1, \dots, T \quad (3.1)$$

Bu denkleme göre;

- $y_{it}$ ; bağımlı değişken
- $i$ ; hane halkları, bireyler, firmalar, ülkeler vb. (kesit birim)
- $t$ ; zaman (zaman serisi)
- $\alpha$ ; sabit bir ölçü birimi
- $\beta$ ; değişkenlere ait eğim katsayısı
- $X'_{it}$ ;  $t$  zamanda  $i$ 'inci gözlemlere ait açıklayıcı değişkenler
- $u_{it}$ ; hata bileşeni

olarak tanımlanmaktadır. Hata bileşeni;

$$u_{it} = \mu_i + v_{it} \quad (3.2)$$

- $\mu_i$ ; gözlemlenemeyen bireye özgü etki
- $v_{it}$ ; ketime özgü hata (artık hata terimi)

ile ifade edilmektedir.

Panel verinin kullanımında birçok fayda ile birlikte sınırlılıklar da mevcuttur. Bu avantaj ve sınırlılıklar kısaca açıklanmıştır.

#### *Panel Verinin Avantajları;*

- Heterojenliğin kontrol edilmesini sağlar. Sadece yatay kesit ya da sadece zaman serisi analizlerinde heterojenlik yanlış sonuçlar verme riski taşımaktadır. Ölçümü ya da elde edilmesi zor olan bazı değişkenlerin dahil edilmesi zaman serisi ya da yatay kesit analizlerinde göz ardı edilebilmektedir. Bu durum yanlışlığa yol açmaktadır. Panel veriler, bu gibi değişkenlerin olması durumunda ya da zamanla değişmeyen değişkenleri kontrol edebilmektedir ([Baltagi, 2005, s:4-5](#)).
- Panel veriler daha fazla bilgilendirici olduğu gibi değişkenler arasında daha fazla serbestlik derecesi ve verimlilik sağlar. Zaman serisi analizlerinde çoklu doğrusal bağlantı sorunu olabilmektedir. Bu nedenle panel veriler daha az eş doğrusallık durumu söz konusudur. ([Baltagi, 2005, s:5](#)).

- Panel veriler uyum dinamiklerini daha iyi inceleyebilmektedir. Paneller ayrıca zamanlar arası ilişkilerin, yaşam döngüsü ve nesiller arası modellerin tahmininde de oldukça gereklidir. Paneller, zamanın bir noktasından diğer bir noktasına bireylerin davranışları ve deneyimleri ile ilişkilidir ([Baltagi, 2005, s:6](#)).
- Panel veriler basitçe tespit edilemeyen etkileri zaman ve kesit verilerine göre daha iyi belirleyebilir ve ölçebilir ([Baltagi, 2005, s:6](#)).
- Panel veri modelleri zaman ve kesit verilerine kıyasla daha karmaşık davranışsal modeller oluşturmamıza ve test etmemize olanak sağlamaktadırlar ([Baltagi, 2005, s:6](#)).

#### *Panel Verilerin Sınırlılıkları;*

- Panel verilerde model tasarım ve veri toplama sorunları olabilmektedir.
- Ölçüm hatalarından kaynaklanan bozulmalar meydana gelebilir.
- Tipik mikro paneller her bir birey için kısa zaman aralığını kapsayan yıllık verileri içermektedir. Panelin zaman aralığını artırmak hesaplama maliyetini ve yıpranma olasılığını artırmaktadır.
- Kesit bağımlılığı sorunu olabilir. Uzun zaman serilerine sahip birimler üzerine makro paneller birimler arası bağımlılığı hesaba katmadığı için yanıltıcı sonuçlar verebilir ([Baltagi, 2005, s:7-8](#)).

Panel veri analizi için yatay kesit bağımlılığı ve birim kök testlerinden uygun olanın seçilebilmesi için homojenlik sınaması yapılması gerekmektedir. Bu testlere yönelik açıklamalara izleyen kısımda yer verilmiştir.

#### **3.1.1. Homojenlik testi**

Panel veri analizlerinde birim sayısı  $N$ 'in küçük, gözlem sayısı  $T$ 'nin büyük olduğu durumlarda eğim katsayılarının homojen olduğu varsayılmaktadır. Böylece gözlemleri bir havuzda toplamak olağan bir durumdur ([Baltagi, 2005, s:201](#)). Homojenlik eğimi varsayımı tahmin ve çıkarım süreçlerini büyük ölçüde basitleştirmektedir. Aksi takdirde homojenlik varsayımı doğru değilse panel veri modellerine dayalı çıkarımlar tutarsız ya da yanıltıcı sonuçlar verebilmektedir. Bu nedenle doğru modeli seçebilmek için öncelikle verilerin homojenlik varsayımı test edilmelidir ([Su ve Chen, 2013, s:1080](#)). Homojenlik varsayımında Pesaran ve Yamagata (2008), büyük  $N$  ve  $T$  değerlerine sahip geniş paneller

için bile birinci ve ikinci dereceden etkileri de yakalayabilen Delta ( $\Delta$ ) testini önermektedirler. Homojenlik eğim varsayımı için hipotezler;

$$H_0: \beta_i = \beta \quad (\text{Eğim katsayısı homojendir}) \quad (3.3)$$

$$H_1: \beta_i \neq \beta_j, \quad i \neq j \quad (\text{Eğim katsayısı heterojendir}) \quad (3.4)$$

şeklinde kurulmaktadır. Standartlaştırılmış dağılım istatistiği aşağıdaki denklemde verilmiştir.

$$\tilde{\Delta} = \sqrt{N} \left( \frac{N^{-1}\tilde{S}-k}{\sqrt{2k}} \right), \quad \tilde{\Delta} \rightarrow_d N(0,1), \quad (N,T) \rightarrow \infty, \quad \sqrt{N}/T^2 \rightarrow 0 \quad (3.5)$$

Küçük örneklem durumunda normal dağılım altında Delta ( $\Delta$ ) testinin ortalama ve varyans sapmasına göre düzeltilmiş test istatistiği uygulanmaktadır. Aşağıdaki denklemde dağılım istatistiği verilmiştir.

$$\tilde{\Delta}_{adj} = \sqrt{N} \left( \frac{N^{-1}\tilde{S}-E(\tilde{Z}_{iT})}{\sqrt{\text{Var}(\tilde{Z}_{iT})}} \right), \quad \tilde{\Delta} \rightarrow_d N(0,1), \quad (N,T) \rightarrow \infty \quad (3.6)$$

Panel veri analizi yapılmadan önce homojenlik testi yapılmalıdır. Homojenlik testi yatay kesit bağımlılığı ile birim kök testlerinden uygun olanı seçmek ve analiz sonuçlarını doğru bir şekilde yorumlamak amacıyla yapılmaktadır.

### 3.1.2. Birimler arası korelasyon (yatay kesit bağımlılığı) testi

Yatay kesit bağımlılığı, birimler arasındaki korelasyonu test eder. Bu korelasyon ilişkisi gözlemler arasındaki bağımsızlığa dayanmaktadır. Geleneksel istatistiksel literatüre göre bağımsızlığı test ederken sıfır korelasyon olup olmadığına bakılmaktadır ([Frees, 2004, s:19](#)). Bu durumda yokluk hipotezi;

$$H_0: p_{ij} = \text{Corr} \quad (u_{it}, u_{jt}) = 0, \quad i \neq j \quad (3.7)$$

$$H_1: p_{ij} = \text{Corr} \quad (u_{it}, u_{jt}) \neq 0, \quad i \neq j \quad (3.8)$$

şeklinde kurulur.  $p_{ij}$ , i. ve j. yatay kesit birimleri arasındaki korelasyon katsayılarını göstermektedir. Bu katsayılar artıkların çift yönlü korelasyonunun örneklem tahminidir. Formül ile gösterimi aşağıdaki gibidir.

$$\hat{p}_{ij} = \frac{\sum_{t=1}^T e_{it} e_{jt}}{(\sum_{t=1}^T e_{it}^2)^{\frac{1}{2}} (\sum_{t=1}^T e_{jt}^2)^{\frac{1}{2}}} \quad (3.9)$$

Yatay kesit bağımlılığı firmaların, bireylerin ya da birimlerin tesadüfi seçilmesi, gözlemlenemeyen ortak şoklar gibi bir dizi nedenden kaynaklanabilir ([Basak ve Das, 2018, s:2](#)).

Yatay kesit bağımlılığı Breusch-Pagan LM (Lagrange Multiplier), Pesaran Ölçekli LM, Pesaran'ın (2004/2015) CD (Cross-Sectional Dependence) testi ve Friedman testi ile tespit edilir. N sabit  $T \rightarrow \infty$  olması durumunda Breusch-Pagan (1980) Lagrange Çarpanı (LM) istatistiği aşağıdaki formüle göre hesaplanır ([Pesaran, 2021, s:17-18](#)).

$$LM = T \sum_{i=1}^{N-1} \sum_{j=i+1}^N \hat{p}_{ij}^2 \quad (3.10)$$

Yokluk hipotezinin doğru olması durumunda köşegenlik aşağıdaki formüle göre dağılmaktadır (Breusch ve Pagan, 1980, s:247).

$$\chi^2\left(\frac{N(N-1)}{2}\right) \quad (3.11)$$

Pesaran (2021), N büyük olduğu durumlarda ise Pagan'ın LM test istatistiğine bir alternatif geliştirmiştir. Bu alternatif, LM testinde kullanılan kareler yerine ikili korelasyon katsayılarına dayanmaktadır. Test istatistiğine ait formül aşağıdaki gibidir.

$$CD = \sqrt{\frac{2T}{N(N-1)}} \left( \sum_{i=1}^{N-1} \sum_{j=i+1}^N \hat{p}_{ij} \right) \quad (3.12)$$

Yatay kesit bağımlılığını sınanan diğer bir test olan Friedman (1937), Spearman'ın sıra korelasyon katsayısına dayalı parametrik olmayan bir test önermiştir. Bu katsayı ile ilgili eşitlik aşağıdaki denklemde verilmiştir ([De Hoyos ve Sarafidis, 2006, s:486-487](#)).

$$r_{ij} = r_{ji} = \frac{\sum_{t=1}^T \{r_{i,t-(T+1/2)}\} \{r_{j,t-(T+1/2)}\}}{\sum_{t=1}^T \{r_{i,t-(T+1/2)}\}^2} \quad (3.13)$$

ortalama Spierman korelasyon katsayı eşitliği;

$$R_{ave} = \frac{2}{N(N-1)} \sum_{i=1}^{N-1} \sum_{j=i+1}^N \hat{r}_{ij} \quad (3.14)$$

şeklinde olup, Friedman test istatistiği aşağıda verilmiştir.

$$FR = (T - 1) \{ (N - 1) R_{ave} + 1 \} \quad (3.15)$$

Panel veri analizi için uygun modelin seçilmesinde birim kök testlerinin yapılması gerekmektedir. Birim kök testini seçebilmek için verilere birimler arası korelasyon (yatay kesit bağımlılık) testi uygulanmıştır. Yatay kesit bağımlılığı uygulamasından elde edilen

sonuçlara göre uygun olan birim kök testine karar verilmelidir. Bu aşamada verilerin homojen ya da heterojen olması da birim kök testinin seçilmesinde etkilidir.

### 3.1.3. Birim kök testi

Zaman serilerinde verilerin zaman içerisinde sabit olup olmadıklarının belirlenmesi gerekir. Bu nedenle serilerin durağanlığını tespit etmek için birim kök testleri uygulanmaktadır. Birim kök testleri genel olarak birinci nesil ve ikinci nesil birim kök testleri olarak ikiye ayrılmaktadır. Birimler arasında korelasyon tespit edilmediği durumda birinci nesil birim kök testleri uygulanırken, birimler arasında korelasyonun varlığı durumunda ikinci nesil birim kök testleri uygulanmaktadır. Çalışmada birimler arası korelasyon tespit edildiği için ikinci nesil birim kök testleri uygulanmıştır. Burada önemli olan verilere uygulanacak ikinci nesil birim kök testini seçmektir. İkinci nesil birim kök testinin hangisinin uygulanacağı aşamasında birimler arası korelasyonun varlığının yanı sıra değişkenlerin homojen dağılıp dağılmadığı da önem arz etmektedir.

Zaman serisi verilerinde ve panel verilerinde birim kök testleri arasındaki ilk temel farklılık heterojenlik sorunu olarak karşımıza çıkmaktadır. Zaman serisi verilerinde heterojenlik bir birey, firma ya da birim için model testi yapıldığından problem teşkil etmeyebilir. Fakat panel verilerinde durum farklıdır. Bunun nedeni birden fazla bireyler için birim kök hipotezi aynı modelde test edilmektedir. Panel verilerde de homojenlik varsayımının olması beklenir. Ancak eğer bireyler ya da birimler farklı dinamikler tarafından karakterize edilirse panel verileri heterojendir ve birim kök testleri bu heterojenliği dikkate almalıdır ([Hurlin ve Mignon, 2007, s:2](#)). Pesaran (2007) heterojenliği de dikkate alan Augmented Dickey-Fuller (ADF) birim kök testini geliştirerek Cross-Sectionally Augmented Dickey-Fuller (CADF) testini önermiştir. Böylece birim kök testlerini, tahmin edilen faktörlerden sapmalara dayandırmak yerine, yatay kesit ortalamalarının gecikmeli seviyeleri ve bireysel serilerin birincil farklarını olarak ADF regresyonlarını güçlendirmiştir. Böylece hem bireysel CADF istatistikleri hem de bunların basit ortalamalarını içeren kesitsel olarak artırılmış Im, Pesaran ve Shin (Cross-Sectionally Augmented-IPS) CIPS testi olarak da adlandırılan yeni asimptotik sonuçlar elde edilmiştir ([Pesaran, 2007, s:266-267](#)). Basit CADF regresyon modeli aşağıdaki şekilde tanımlanmaktadır.

$$\Delta y_{it} = \alpha_i + \rho_i^* y_{i,t-1} + d_0 \bar{y}_{t-1} + d_1 \Delta \bar{y}_t + \varepsilon_{it} \quad (3.16)$$

$\bar{y}_t$ , tüm N gözlemlerin t zamandaki ortalamasını vermektedir. Hata teriminde veya faktörde seri korelasyon varsa, regresyon tek değişkenli durumda olduğu gibi artırılmalıdır, ancak hem  $y_{it}$  hem de  $\bar{y}_t$ 'nin gecikmeli birinci farkları eklenmelidir. Bu durumda kurulan CADF regresyon modeli aşağıdaki şekilde verilmektedir ([Baltagi, 2005, s:249](#)).

$$\Delta y_{it} = \alpha_i + \rho_i^* y_{i,t-1} + d_0 \bar{y}_{t-1} + \sum_{j=0}^p d_{j+1} \Delta \bar{y}_{t-j} + \sum_{k=1}^p c_k \Delta y_{i,t-k} + \varepsilon_{it} \quad (3.17)$$

Artırılmış CADF regresyonuna göre Pesaran'ın (2007) CIPS test istatistiği aşağıda tanımlanmıştır.

$$CIPS = N^{-1} \sum_{i=1}^N CADF_i ; \quad N \rightarrow \infty, T \rightarrow \infty \quad (3.18)$$

Birim kök test istatistiği için kurulan yokluk hipotezi  $H_0: \rho_i = 0, i = 1, \dots, N$  ve alternatif hipotez  $H_1: \rho_i < 0, i = 1, \dots, N_1$  şeklinde kurulmaktadır ([Hurlin ve Mignon, 2007, s:5](#)).

Yapılan homojenlik, yatay kesit bağımlılığı ve birim kök testi sonucuna göre uygun olan panel veri modelinin seçilmesi gerekmektedir. Bu bağlamda çalışma kapsamında kullanılan model hakkında kısaca bilgi izleyen kısımda verilmiştir.

### 3.2. Panel Veri Modelleri

Panel veri analizinde, verilerin durumuna ve özelliğine göre en uygun yöntemin belirlenmesi gerekmektedir. Bu nedenle de homojenlik, yatay kesit bağımlılığı, birim kök testlerinin yapılması gerekmektedir. Elde edilen sonuçlara göre en uygun model belirlenmektedir. Çalışma kapsamında uygulanan model Panel OLS tekniğine dayanmaktadır. Panel OLS; havuzlanmış en küçük kareler, sabit ve tesadüfi etkiler modellerinden oluşmaktadır. Bu aşamada da önemli olan modellerden uygun olan birinin seçilmesi durumudur. Modellere ait bilgiler izleyen kısımda açıklanmıştır.

### 3.3. Havuzlanmış En Küçük Kareler Modeli (HEKK)

Panel veri analizinde tahminde bulunmak için basit bir yöntem olan klasik model kullanılmaktadır. Bu modele ait eşitlik denklem 3.1'de verilmiştir. Klasik modelde veriler bir havuzda toplanabilir ve bu durumda Havuzlanmış En Küçük Kareler (HEKK) modeli en iyi tahminci olarak çalıştırılabilir. Ancak HEKK model denklemi birim ve zaman etkilerinin olmadığı, eğim parametrelerinin değişmediği, gözlemlerin homojen olduğu

varsayımı durumunda tahmin yapabilmektedir. Klasik modelde olduğu gibi hata terimleri ( $v_{it}$ ) ile açıklayıcı değişkenler ( $X'_{it}$ ) birbirleriyle ilişkili değildir. Bu durum verilerin bir havuzda toplanabilmesi için kesitsel ve zamansal ilişkinin olmaması ile açıklanabilir. HEKK modeline ait regresyon denklemi aşağıdaki gibi tanımlanmaktadır ([Eom, Lee ve Xu, 2008, s:578](#)).

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_k x_k + u \quad (3.19)$$

Denklem 3.19'da i ve t terimleri birim ve zaman etkisinin olmaması varsayımından dolayı kaybolmaktadır. Bu durum HEKK modelinin yanlış tahmin yapmasından dolayı dezavantaj olarak karşımıza çıkmaktadır. Fakat buna rağmen literatürde sıklıkla kullanılan bir tahmincidir. Bunun nedeni kesitsel verilerin bir havuzda toplanması, gözlem sayısını önemli ölçüde artırmakta ve birçok durumda temel bağımsız değişkenlerde daha fazla varyasyonu güvenilir kılarak anlamlı tahminler üretmektedir ([Eom, Lee ve Xu, 2008, s:578-579](#)).

Havuzlanmış En küçük Kareler Modeline ait tahminci aşağıda verilmiştir (Wooldridge, 2010, s:150).

$$\hat{\beta} = (\sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T x'_{it} x_{it})^{-1} (\sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T x'_{it} y_{it}) \quad (3.20)$$

Bu tahminciye göre i ve t arasındaki havuzlanmış gözlemler üzerinden OLS tahmini yapılmaktadır. Bu denkleme göre aynı kesit birimler farklı zamanlarda tahmin edilmektedir. HEKK tahmincisinin tutarlı sonuçlar verebilmesi için;

$$E(\sum_{t=1}^T x'_{it} x_{it}) = K \quad (3.21)$$

koşulunun sağlanması gerekmektedir.

### 3.3.1. Sabit etkiler modeli (SEM)

Sabit Etkiler Modeli (SEM) zaman periyodu boyunca sabit olan ve gözlemlenemeyen heterojenlik (bireye özgü etki- $\mu_i$ ) veya sabit etkiler olarak adlandırılan birimler arasında farklılık gösteren, ihmal edilmiş değişkenlerin kontrol edilmek istendiği durumlarda yaygın olarak kullanılmaktadır. SEM, panel veri regresyon modeli denklem 3.1'i kullanarak tahmin edildiğinde, hata bileşeni denklem 3.2'de hesaplanmış olan gözlemlenemeyen bireye özgü etki ( $\mu_i$ ) ve açıklayıcı değişkenler ( $X'_{it}$ ) ile korelasyon ilişkili olduğunu varsaymaktadır. Bir diğer önemli varsayım ise kendine özgü hatanın

tüm  $i$  ve  $t$ 'ler için hata teriminin ( $v_{it}$ ) açıklayıcı değişkenden ( $X'_{it}$ ) bağımsız olması durumudur. Gözlemlenemeyen bireye özgü etkiler ( $\mu_i$ ) ortadan kaldırılarak, ihmal edilen değişkenlere karşı oluşan önyargıların azaltılması mümkün olur. Böylece daha sağlam tahminler yapılabilir ([Eom, Lee ve Xu, 2008, s:579](#)).

Sabit Etkili Model tahmini için kukla değişkenli en küçük kareler, grup içi tahmin, gruplar arası tahmin, havuzlanmış en küçük kareler, en çok olabilirlik, genelleştirilmiş en küçük kareler, esnek genelleştirilmiş en küçük kareler gibi birçok yöntem bulunmaktadır.

Sabit etkiler model regresyon denklemi aşağıdaki şekilde tanımlanmaktadır ([Baltagi, 2005, s:13](#)).

$$y_{it} = \alpha + \beta x_{it} + \mu_i + v_{it} \quad (3.22)$$

Zaman içinde ortalama alma durumunda;

$$\bar{y}_i = \alpha + \beta \bar{x}_i + \mu_i + \bar{v}_i \quad (3.23)$$

daha sonra denklem 3.22'den denklem 3.23 çıkarılır.

$$y_{it} - \bar{y}_i = \beta(x_{it} - \bar{x}_i) + (v_{it} - \bar{v}_i) \quad (3.24)$$

Sabit Etkili Model genelde Kukla Değişkenli En Küçük Kareler Modeli olarak bilinmektedir.  $\sum_{i=1}^N \mu_i = 0$  denklemi kukla üzerinde keyfi kısıtlama oluşturmaktadır.  $N$ 'in çok büyük olduğu durumlarda ( $N-1$ ) olması nedeniyle Kukla Değişkenli En Küçük Kareler Modeli büyük bir serbestlik derecesi kaybına uğramaktadır. Bu durum kukla değişkenlerin bir kısmının kaybı ve çoklu bağlantı sorununu da meydana getirmektedir ([Baltagi, 2005, s:13](#)). Bu nedenle Grup İçi Tahmin Modeli Sabit Etkiler Modeli olarak kullanılmıştır. Grup içi tahmin yönteminde özellikle zaman serilerindeki gözlemlerden birim ortalamalarının çıkarılmasıyla, dönüştürülmüş değişkenler elde edilir. Bu dönüştürülmüş değişkenlerle elde edilen regresyon modeline havuzlanmış en küçük kareler modeli uygulanır. Bu şekilde birim ortalamaları ile birim gölge değişkenleri tahmin edilmektedir. Gölge değişken ve çoklu doğrusal bağlantı sorunları böylece ortadan kaldırılmış olmaktadır ([Tatoğlu, 2021, s:86](#)).

### 3.3.2. Tesadüfi etkiler modeli (TEM)

Sabit etkiler modeli, gözlemlenemeyen heterojenliği ( $\mu_i$ ) ortadan kaldırmak amacıyla kullanılmaktadır. Bunun nedeni açıklayıcı değişkenlerle ( $X'_{it}$ ) ilişkili olduğu

varsayımdır. Tesadüfi Etkiler modelinde gözlemlenemeyen heterojenlik her açıklayıcı değişkenden bağımsız olarak ele alınmaktadır. Varyans bileşenleri modeli olarak da bilinen tesadüfi etkiler modeli, sabit etkiler modelinden ziyade gözlemlenemeyen heterojenliği rastgele kabul eder ([Eom, Xu ve Lee, 2008, s:583](#)).

Bu modelde birim etkiler, tesadüfi olduğundan denklem 3.2’de gösterilen hata bileşeni içerisinde yer almaktadır. Bu durumda tesadüfi etkiler modeli;

$$y_{it} = \alpha + \beta X'_{it} + \mu_i + v_{it} \quad (3.25)$$

denklem 3.25’te olduğu gibi ifade edilmektedir ([Tatoğlu, 2021, s:104](#)).

Modellerden uygun olanın seçilebilmesi için F testi, LM (Breusch-Pagan) testi ve Hausman testinden çıkan sonuçlar göz önünde bulundurulur.

### 3.4. Panel Veri Model Tahmin Yöntemleri

Panel OLS modelleri olan havuzlanmış en küçük kareler, sabit etkili ve rastgele etkili modellerden birinin seçilmesi için uygulanması gereken tahmin yöntemleri vardır. Çalışmada kullanılan F, Breusch-Pagan (LM) ve Hausman testi izleyen kısımda kısaca açıklanmıştır.

Moulton ve Randolph (1989) tarafından önerilen ANOVA F testi, sabit etkilerin anlamlılığını belirlemekte ve tek yönlü hata bileşen modelleri için iyi performans göstermektedir ([Baltagi, 2005, s:63](#)). Bu test ile birimlere göre farklılık olup olmadığı sınanmaktadır. Farklılık tespit edilemezse yokluk hipotezi olan havuzlanmış regresyon modelinin uygun olduğu sonucuna varılmaktadır ([Tatoğlu, 2023, s:108](#)). Testin hipotezleri;

$$H_0: \beta_i = \beta \quad (\text{Havuzlanmış Regresyon Modeli}) \quad (3.26)$$

$$H_1: \beta_i \neq \beta \quad (\text{Sabit Etkiler Model}) \quad (3.27)$$

şeklinde kurulmaktadır.

Breusch ve Pagan (1980), Rastgele etkiler modelinin uygunluğunu sınamak amacıyla Lagrange Çarpmanı (LM) testini tasarlamışlardır. Tek yönlü rastgele grup modelinin yokluk hipotezi birim etkilerinin varyansının sıfır olduğu varsayımına dayanır ([Eom, Lee ve Xu, 2008, s:583](#)). Buna göre model hipotezleri;

$$H_0: \sigma_\mu^2 = 0 \quad (\text{Havuzlanmış En Küçük Kareler Modeli}) \quad (3.28)$$

$$H_1: \sigma_\mu^2 \neq 0 \quad (\text{Rastgele Etkiler Model}) \quad (3.29)$$

olarak kurulmaktadır.

Birim etki varlığını sınamak için yapılan LM testi otokorelasyon varlığı durumunda güvenilir sonuç vermeyebilir. Bu durumda dirençli olan Düzeltilmiş Lagrange Çarpanı (Adjusted Lagrange Multiplier) ALM testi uygulanması daha doğru sonuç verebilmektedir ([Tatoğlu, 2021, s:186](#)).

Hausman (1978) tarafından önerilen standart tahminci test yöntemi, ekonomideki uygulamalı çalışmalarda rastgele ve sabit etkiler modelinin seçimi için kullanılmaktadır. Hausman testi modelde yer alan diğer açıklayıcı değişkenlerden bağımsız olan, yokluk hipotezi altındaki rastgele etkilere karşı sabit etkileri karşılaştırmaktadır ([Eom, Lee ve Xu, 2008, s:584](#)). Rastgele etki ve sabit etkili model seçiminde önemli olan gözlemlenemeyen bireye etki ( $\mu_i$ ) ile açıklayıcı değişkenler ( $X'_{it}$ ) arasında ilişki olup olmadığıdır. Sabit etkiler modelinin geçerliliği  $\mu_i$  ve  $X'_{it}$ 'nin ilişkili olduğu, rastgele etkiler modelinin geçerliliği ise ilişkili olmadığı varsayımına dayanmaktadır ([Wooldridge, 2010, s:288](#)). Test istatistiğine ait hipotezler hata terimi ile açıklayıcı değişkenler arasında korelasyon olup olmadığına göre kurulmaktadır.

$$H_0: E(u_{it}/X'_{it}) = 0 \quad (\text{Rastgele Etkiler Model}) \quad (3.30)$$

$$H_1: E(u_{it}/X'_{it}) \neq 0 \quad (\text{Sabit Etkiler Model}) \quad (3.31)$$

Hipotezler gözlemlenemeyen bireye özgü etkiler ( $\mu_i$ ) ile açıklayıcı değişkenler ( $X'_{it}$ ) arasında ilişki dikkate alınarak kurulmaktadır ([Baltagi, 2005, s:66](#)).

Uygun olan modelin seçiminde değişen varyans ve otokorelasyon sorununun olup olmadığının sınanması gerekmektedir. Bunun yanında yatay kesit bağımlılığının olması da önem teşkil etmektedir. Yapılan bu üç sınama ile sorun tespit edilirse dirençli tahmincilerden uygun olanın kullanılması gerekmektedir.

### 3.5. Değişen Varyans ve Otokorelasyon Testi

Verilere regresyon modelleri uygulandığında, bütün gözlemler arasındaki ortak değişkenlik önemli bir varsayımdır. Bu ortak değişkenlik varsayımına *homokedasite*

yani ortak varyans denilmektedir. En küçük kareler yöntemi temelde her bir gözlemin beklenen değişkenliğinin sabit olduğu varsayımına dayanmaktadır. Ancak dağılım gözlemlere göre değiştiğinde verinin değişen varyanslı olduğu söylenebilir. Bu duruma ise *heteroskedasite* denilmektedir. Regresyon katsayısı tahmin edicilerinin, değişen varyans durumunda tarafsız kalması söz konusu olabilmekle birlikte yine de verimliliği etkilenmektedir ([Frees, 2004, s:20](#)). Bu durumda tahmin edicilerin, standart hataları yanlış olabilmekte ve değişen varyans sorunu ortaya çıkabilmektedir. Olası değişen varyans varlığı için düzeltilmiş sağlam standart hatalar hesaplanmalıdır ([Baltagi, 2005, s:79](#)). Sabit etkili bir regresyon modelindeki artıkların değişen varyansı Modifiye Wald Test istatistiği ile hesaplanmaktadır ([Baum, 2001, s:101](#)). Değişen varyans tespitinde kurulan yokluk hipotezi  $H_0: \sigma_i^2 = \sigma^2 \ (i = 1, \dots, N_g)$  şeklindedir. Modifiye Wald Test istatistiği aşağıdaki şekilde tanımlanmaktadır.

$$W = \sum_{i=1}^{N_g} \frac{(\hat{\sigma}_i^2 - \hat{\sigma}^2)^2}{V_i} \quad (3.32)$$

$$\hat{\sigma}_i^2 = T_i^{-1} \sum_{t=1}^{T_i} e_{it}^2 \quad (3.33)$$

$$V_i = T_i^{-1} (T_i - 1)^{-1} \sum_{t=1}^{T_i} (e_{it}^2 - \hat{\sigma}_i^2)^2 \quad (3.34)$$

Modifiye Wald Testi normallik varsayımı ihlal edildiği durumlarda geçerlidir. Test, N'in büyük T'nin küçük olduğu panel verilerinde istatistiksel olarak zayıftır ([Baum, 2001, s:102](#)).

Veriler için yapılan regresyon analizinde hatalar arasındaki ilişkinin varlığı da önem teşkil etmektedir. Bunu tespit etmek amacıyla verilere otokorelasyon sınaması yapılır. Otokorelasyon sınaması için Bhargava, Franzini ve Narendranathan'ın Durbin-Watson Testi ve Baltagi-Wu'nun Yerel En İyi Değişmez (LBI-Locally Best Invariant) istatistikleri kullanılmaktadır. Literatüre göre ([Canarella ve Gasparyan, 2008](#); [González-Alegre, 2015](#); [Azimova ve Mollaahmetoglu, 2017](#); [Tiwari ve Dangwal, 2017](#); [Koengkan, 2018](#); [Okoli ve Abegunde, 2022](#)) her iki istatistik için de korelasyon düzeltmesinin yapılabilmesi için 2'nin çok altında bir değerin olması gerekmektedir ([Kögel, 2004, s:56](#)).

Durbin Watson'un test istatistiği için kurulan yokluk hipotezi  $H_0: \rho = 0$ , alternatif hipotez ise  $H_1: |\rho| < 1$  şeklindedir. Test istatistiği ise aşağıdaki gibi elde edilmektedir ([Bhargava, Franzini ve Narendranathan, 1982, s:535](#)).

$$d = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{t=2}^T (\tilde{u}_{it} - \tilde{u}_{it-1})^2}{\sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T \tilde{u}_{it}^2} \quad (3.35)$$

Baltagi-Wu'nun Yerel En İyi Değişmez (LBI) test istatistiği için kurulan yokluk hipotezi  $H_0: \rho = 0$ , alternatif hipotez ise  $H_{a1}^+: \rho > 0$  ve  $H_{a2}^-: \rho < 0$  şeklindedir. LBI test istatistiği aşağıdaki gibidir ([Baltagi ve Wu, 1999, s:819](#)).

$$d = \frac{z' A_0 z}{z' z} \quad (3.36)$$

$$A_0 = \left\{ \frac{\partial \Omega_{\tilde{u}}^{-1}(\rho)}{\partial \rho} \right\} \Big|_{\rho=0} = - \left( \frac{\partial \Omega_{\tilde{u}}(\rho)}{\partial \rho} \right) \Big|_{\rho=0} \quad (3.37)$$

$$z' z = \tilde{Y}' \bar{P}_X \tilde{Y} \quad (3.38)$$

### 3.6. Driscoll-Kraay Tahmincisi

Kurulan modellerde değişen varyans, otokorelasyon ya da yatay kesit bağımlılığı sorunlarından en az birinin varlığı durumunda test istatistiği sonuçlarının daha sağlıklı olabilmesi için standart hatalar düzeltilmelidir. Bu durumda dirençli standart hatalar tekniklerinden, Huber, Eicker ve White Tahmincisi, Arellano, Froot ve Rogers Tahmincisi, Wooldridge Tahmincisi, Newey-West Tahmincisi, Anselin'in En Çok Olabilirlik Tahmincisi, Parks-Kmenta Tahmincisi, Beck-Katz Tahmincisi, AR(1) Kalıntılı Doğrusal Regresyon Modeli, Genelleştirilmiş Tahmin Eşitliği Kitle ortalaması Modeli ve Driscoll-Kraay Tahmincisi, uygun olan biri seçilmelidir ([Tatoğlu, 2021, s:327](#)). Bu teknikler değişen varyans, otokorelasyon ve yatay kesit bağımlılığı sorunlarından sadece biri veya ikisinin olması durumunda uygun olmaktadır. Ancak Driscoll-Kraay tekniği her üç sorunun olması durumunda da güçlü bir tahminci olarak karşımıza çıkmaktadır.

Driscoll ve Kraay (1998) tarafından önerilen teknikte  $T \rightarrow \infty$  olduğu durumlarda genel uzaysal ve zamansal bağımlılık biçimlerine karşı dayanıklılık göstermektedir. Böylece, parametrik olmayan zaman serisi kovaryans matrisi tahmincileri, standart hataların değiştirilmesinin mümkün olduğu koşulları sağlayabilmektedir. N'in büyük olduğu durumlarda uzaysal bağımlılığın varlığı olsa bile OLS standart hatalara bağlı sapmalar meydana gelebilir. Bu nedenle teknik,  $N \rightarrow \infty$  olduğu durumlarda da standart hatalara karşı direnç üretebilmektedir ([Baltagi, 2005, s:199](#)).

Bu ve önceki bölümde çalışmada kullanılan yöntemler hakkında genel bilgilere yer verilmiştir. İzleyen bölümde çalışmanın bulgu ve yorumları açıklanmıştır.



#### 4. BULGULAR VE YORUM

Kârlılık tahmini ile ilgili yapılan bu çalışmada YSA analizi MLP Regressor modellerine dayalı farklı algoritmalar oluşturulmuş ve en iyi tahmin sonucuna ulaşılmaya çalışılmıştır. Bu aşamada elde edilen bulgular, Panel veri analizi tekniğine dayalı Driscoll-Kraay Dirençli Sabit Etkiler Modeli sonuçlarıyla karşılaştırılarak yorumlanmıştır.

##### 4.1. Verilerin Toplanması, Hazırlanması ve Faktör Analizi

Çalışma kapsamında BİST’de işlem gören 27 GYO firmasının 2010-2019 çeyrek dönemlerine ait veriler alınmıştır. Veriler içerisinde eksik değerler mevcuttur. Verilerde kayıp veri olması olağan bir durumdur. Özellikle büyük verilerde bu durumla karşılaşılması olasılığı oldukça fazladır. Analiz yapılmadan önce kayıp veri sorununun çözülmesi için yapısal özelliklerinin araştırılması gerekir. Kayıp veriler; Tamamen Raslantısal Kayıp Veri (Missing Completely Random-MCAR), Raslantısal Kayıp Veri (Missing at Random-MAR) ve İhmal Edilemez Kayıp Veri (Missing not at Random-MNAR) olarak üç farklı özellik göstermektedir ([Çüm, Demir, Gelbal ve Kışla, 2018, s:231-232](#)). MCAR’da veri seti oluşturulurken gözlem değerlerinin tamamen rastgele istek dışı olması ve değişkenlerin birbirlerini etkilememesi, MAR’da gözlem değerlerinin bilerek boş bırakılarak değişkene etkisi olmaması fakat diğer değişkenlerle etkili olması ve MNAR’da kayıp verinin hem bulunduğu değişken hem de diğer değişkenlerle etkileşim içerisinde olması durumu söz konusudur ([Koçak, 2016, s:21-23](#)).

Kayıp veri atamada kullanılacak yöntemlerin birbirlerine göre üstünlüğü olduğu söylenemez. Kullanılacak yöntemin seçimi verilerin yapısına, birbirleriyle olan ilişkisine ve kayıp verilerin nasıl dağılım gösterdiğine göre farklılaşmaktadır ([Sezgin ve Çelik, 2013, s:571](#)).

Çalışmada öncelikle kayıp veriler belirlenmiştir. Kayıp verinin türünün rassal dağılıp dağılmadığını belirlemek amacıyla SPSS 26.0 programında kayıp veri analizi içerisinde bulunan EM (Beklenti maksimizasyonu) algoritması ile Little’ın MCAR testi uygulanmıştır ([Little, 1988, s:1201](#)). Test sonucuna göre p oranı 0,999 olarak çıkmış olup  $p>0,05$  oranını karşılamaktadır ([Little, 1988, s:1201](#)). Bu durum tamamen rastlantısal kayıp veri özelliğini karşılamakta, eksik veri atamanın uygun olduğunu göstermektedir.

Bazı çalışmalar farklı oranlarda kayıp verilere yaklaşık değer ataması yapmışlardır. %5 civarında kayıp veriye yaklaşık değer atama yöntemlerinin daha verimli; oranın artmasıyla birlikte elde edilen değerlerin daha yanlı sonuç verdiğini tespit etmişlerdir. Bununla birlikte kayıp veri oranının düşük olması durumunda sıklıkla kullanılan yöntemler ise silme, yaklaşık değer atama, beklenti maksimizasyonu, regresyon, en yakın komşu ve çoklu atama yöntemleri olduğu tespit edilmiştir ([Enders, 2001](#); [Sezgin ve Çelik, 2013](#); [Akbaş ve Tavşancıl, 2015](#); [Junger ve De Leon, 2015](#); [Kürşad ve Nartgün, 2015](#); [Çokluk-Bökeoğlu ve Koçak, 2017](#); [Çelik ve Tunay, 2020](#)).

Kayıp veri oranına sahip değişkenler ve kayıp yüzdesi Tablo 4.1’de verilmiştir.

**Tablo 4.1.** *Kayıp veri sayısı*

| <b>Değişkenler</b>                   | <b>Kayıp veri sayısı</b> | <b>Kayıp yüzdesi</b> |
|--------------------------------------|--------------------------|----------------------|
| <b>B1-Aktif Karlılık</b>             | 2                        | 0.002                |
| <b>B2-Öz Kaynak Karlılığı</b>        | 2                        | 0.002                |
| <b>F7-Öz Sermaye Çarpanı</b>         | 2                        | 0.002                |
| <b>E1-Alacak Dev.Hızı</b>            | 2                        | 0.002                |
| <b>E2-Net İşl. Ser. Dev. Hızı</b>    | 2                        | 0.002                |
| <b>E3-Aktif Dev.Hızı</b>             | 2                        | 0.002                |
| <b>E4- Özkaynak Devir Hızı</b>       | 2                        | 0.002                |
| <b>P1- Fiyat/Kazanç Oranı</b>        | 2                        | 0.002                |
| <b>P2- PD/DD</b>                     | 2                        | 0.002                |
| <b>P3- Hisse Başına Getiri Oranı</b> | 2                        | 0.002                |
| <b>P4-Tobin’s Q Oranı</b>            | 2                        | 0.002                |
| <b>R2- İşletme Büyüklüğü-2</b>       | 1                        | 0.001                |

Tablo 4.1’e göre kayıp veri B1, B2, F7, E1, E2, E3, E4, P1, P2, P3 ve P4 değişkenlerinde 0.002’dir. R2 değişkeni için 0.001 kayıp veri belirlenmiştir.

Zaman serisi analizlerinde sıklıkla kullanılan teknik olan beklenti maksimizasyonu yöntemi ile kayıp veri atama işlemi ile veri seti eksiksiz hale getirilmiştir.

Eksik veri sorunu çözüldükten sonra Panel Veri Analizi ve Yapay Sinir Ağı modellerinin daha sağlıklı sonuç verebilmesi ve etkili değişkenlerin tespit edilebilmesi için, Faktör Analizi Temel Bileşenler yöntemi uygulanmıştır. Bu yöntemle daha önceden tespit edilen değişkenlerin sayısı azaltılmıştır. Tablo 4.2’de faktör analizi sonucu elde edilen döndürülmüş bileşenler matrisi gösterilmektedir.

**Tablo 4.2. Döndürülmüş Bileşenler Matrisi**

| Değişkenler                   | 1    | 2     | 3    | 4    | 5     | 6    |
|-------------------------------|------|-------|------|------|-------|------|
| L2-Asit-Test                  | ,963 |       |      |      |       |      |
| L3-Nakit Oran                 | ,960 |       |      |      |       |      |
| L1-Cari Oran                  | ,786 |       |      |      |       |      |
| M3-Cari Açık Oranı            |      | ,936  |      |      |       |      |
| M2-Ekonomik Büy. Oranı (GSYH) |      | -,875 |      |      |       |      |
| M4-Faiz Oranı                 |      | ,870  |      |      |       |      |
| E4-Özkaynak Devir Hızı        |      |       | ,963 |      |       |      |
| E3-Aktif Devir Hızı           |      |       | ,962 |      |       |      |
| E2- Net İşl. Ser. Dev. Hızı   |      |       | ,728 |      |       |      |
| R1-İşl.Büyükülüğü1            |      |       |      | ,805 |       |      |
| R2-İşl.Büyükülüğü2            |      |       |      | ,797 |       |      |
| R3-Pazar Payı                 |      |       |      | ,767 |       |      |
| F7-Öz Sermaye Çarpanı         |      |       |      |      | ,757  |      |
| F5-UVB Oranı                  |      |       |      |      | ,685  |      |
| F3-Özkaynak Oranı             |      |       |      |      | -,656 |      |
| P3-Hisse Başına Getiri Oranı  |      |       |      |      |       | ,749 |
| P4-Tobin's Q Oranı            |      |       |      |      |       | ,696 |

Faktör analizi sonucunda, öz değeri 1'in üzerinde olan 6 faktör dikkate alınmıştır. Bu faktörler altında gruplanan toplamda 17 bağımsız değişken elde edilmiştir. Yapılan analizde KMO (Kaiser Meyer Olkin); 0,675 olarak çıkmış ve dağılımın faktör analizi için yeterli olduğu tespit edilmiştir. KMO değeri 0 ile 1 arasında bir değer almaktadır. Bu değer 0,60'tan yüksek olması örneklem büyüklüğü açısından yeterli görülmektedir ([Yılmaz, Aktaş ve Arslan, 2009, s:9](#)).

Toplam açıklanan varyans değeri, 2/3 kadar faktör sayısının önemli olduğunu gösteren bir orandır ([Büyüköztürk, 2002, s:479](#)). Özellikle sosyal bilimler alanında 0,60'tan yüksek çıkmış olması modelin yapı geçerliliğinin iyi olduğunu göstermektedir ([Karagöz, 2019, s:681](#)). Toplam açıklanan varyans 76,147 olarak elde edilmiştir. Analiz sonucunda açıklanan 6 faktörün toplam varyansı oldukça iyi bir düzeyde açıkladığı söylenebilir.

Verilere döndürülmüş bileşenler matrisi için en yaygın kullanılan varimax rotasyon yöntemi uygulanmıştır. Bu yöntemle göre genel olarak faktör yüklerinin 0,30'dan az olmaması gerekmektedir ([Dede ve Yaman, 2008, s:26](#)).

Ortak faktör varyans değeri testin güvenilirliğini göstermektedir. Bu nedenle analiz sonuçlarının daha güvenilir olması açısından %50'nin altında düşük ortak varyansa sahip olan değişkenler kapsam dışı bırakılmıştır. Bu değerlerin yüksek çıkması, açıklanan

toplam varyansı artıracağından KMO ve toplam açıklanan varyans değeri daha anlamlı bir hale gelmiştir ([Büyükoztürk, 2002, s:473](#)).

Yapılan faktör analizine göre kullanılacak değişkenler Tablo 4.3'te verilmiştir.

**Tablo 4.3.** Analizde Kullanılan Değişkenler

| Bağımlı Değişkenler          |    |                                  |                                                                       |  |
|------------------------------|----|----------------------------------|-----------------------------------------------------------------------|--|
| Kârlılık Oranları            | B1 | Aktif Kârlılık                   | Net Kâr/Toplam Aktifler                                               |  |
|                              | B2 | Özsermaye Kârlılığı              | Net Kâr/ Toplam Öz Kaynaklar                                          |  |
| Bağımsız Değişkenler         |    |                                  |                                                                       |  |
| Likidite Oranları            | L1 | Cari Oran                        | Dönen Varlıklar/Kısa Vadeli Borçlar                                   |  |
|                              | L2 | Asit-Test Oranı                  | (Dönen Varlıklar-Stoklar)/Kısa Vadeli Borçlar                         |  |
|                              | L3 | Nakit Oran                       | (Hazır Değerler+Menkul Kıymetler)/Kısa Vadeli Borçlar                 |  |
| Finansal Yapı Oranları       | F3 | Özkaynak Oranı                   | Öz Kaynak/Toplam Varlıklar                                            |  |
|                              | F5 | UVB Oranı                        | Uzun Vadeli Borçlar/Toplam Kaynaklar                                  |  |
|                              | F7 | Öz Sermaye Çarpanı               | Toplam Aktifler/Toplam Öz kaynaklar                                   |  |
| Etkinlik Oranları            | E2 | Net İşletme Sermayesi Devir Hızı | Net Satışlar/Ortalama Net İşletme Sermayesi                           |  |
|                              | E3 | Aktif Devir Hızı                 | Net Satışlar/Ortalama Aktifler                                        |  |
|                              | E4 | Özkaynak Devir Hızı              | Net Satışlar/Ortalama Öz Kaynaklar                                    |  |
| Piyasa Performans Oranları   | P3 | Hisse Başına Getiri Oranı        | Net Kâr/Dolaşımdaki Hisse Senedi Sayısı                               |  |
|                              | P4 | Tobin's Q Oranı                  | (PiyasaDeğeri+(Kvb-Kısa Vadeli Varlıklar)+Uvb)/Toplam Varlıklar       |  |
| Rekabet ve Büyüklük Oranları | R1 | İşletme Büyüklüğü-1              | Log(Toplam Aktifler)                                                  |  |
|                              | R2 | İşletme Büyüklüğü-2              | Log(Toplam Net Satışlar)                                              |  |
|                              | R3 | Pazar Payı                       | İşletmeninNet Satışları/Sektördeki İşletmelerin Net Satışları Toplamı |  |
| Makro Değişkenler            | M2 | Ekonomik Büyüme Oranı (GSYH)     | Bir Önceki Döneme Göre GSYH Yüzde Değişim                             |  |
|                              | M3 | Cari Açık Oranı                  | Cari Denge/ GSYH                                                      |  |
|                              | M4 | Faiz Oranı                       | Mevduata Uygulanan Faiz Oranı                                         |  |

Faktör analizi doğrultusunda F1, F2 ve F3 değişkenleri sermaye birikimi ve borçlanmayı ölçmesi açısından benzer özellik gösterdiğinden sadece F3 değişkeni analizde kullanılmıştır. Alınan F3 değişkeninin kapsam bakımından F1 ve F2 değişkenine göre

dolaylı olarak borçların sürdürülebilirliğini de göstermektedir. F4 değişkeni KMO ve toplam açıklanan varyans değerini düşürmesi sebebiyle analiz kapsamı dışında bırakılmıştır. F6, E1 ve P2 değişkenleri diğer faktörler altında gruplanmış olup, P1 ve M1 değişkenleri ise 0,50 faktör yükü altında kaldığı için analize alınmamıştır. Sonuç olarak Panel Veri Analizi ve YSA modellerinde kullanılmak üzere 2 bağımlı, 17 bağımsız değişken elde edilmiştir. Kârlılık tahmini için elde edilen değişkenler belirlendikten sonra verilere ilk olarak panel veri analizi uygulanmıştır.

#### 4.2. Panel Veri Analizi Uygulaması

Veriler yatay kesit ve zaman serilerinden oluştuğu için panel veri regresyon modeli kullanılmıştır. 2010-2019 yılları arası çeyreklik veriler kullanıldığı için gözlem sayısı 40 dönemi kapsamaktadır. Yatay kesit bağlamında 27 GYO firması bulunmaktadır.  $T > N$  koşulu sağlandığından Panel Veri Analizi yapılabilmektedir. Panel Veri Analizi için Stata 15 programı kullanılmıştır.

Panel veri analizi için öncelikle değişkenlere ait tanımlayıcı istatistiksel bulgular elde edilmiş ve Tablo 4.4'te sunulmuştur.

**Tablo 4.4. Değişkenlere Ait Özet İstatistikler**

| Değişkenler              | Ortalama | Standart Sapma | Minimum  | Maksimum |
|--------------------------|----------|----------------|----------|----------|
| B1-Aktif Karlılık        | 2.151    | 7.044          | -34.37   | 46.666   |
| B2-Özk.Karlılığı         | -5.892   | 113.428        | -3076.20 | 73.189   |
| L1-Cari Oran             | 34.27    | 109.161        | .013     | 864.701  |
| L2-Asit-Test Oranı       | 8.956    | 29.733         | .003     | 293.304  |
| L3-Nakit Oran            | 8.284    | 29.227         | 0        | 293.303  |
| F3-Özkaynak Oranı        | .671     | .255           | -.064    | 1.021    |
| F5-UVB Oranı             | .164     | .167           | 0        | .727     |
| F7-Özsermaye Çarpanı     | 2.842    | 17.8           | -96.08   | 474.679  |
| E2-Net İşl.Ser.Dev. Hızı | .566     | 10.844         | -155.283 | 145.185  |
| E3-Aktif Dev. Hızı       | .391     | 4.901          | -.602    | 132.883  |
| E4-Özkaynak Dev.Hızı     | .515     | 5.281          | -.887    | 137.667  |
| P3-His. Baş. Get. Oranı  | .13      | .52            | -3.61    | 2.525    |
| P4-Tobin's Q Oranı       | .664     | .84            | -.997    | 7.68     |
| R1-İşl. Büyüklüğü-1      | 8.687    | .721           | 6.499    | 10.384   |
| R2-İşl. Büyüklüğü-2      | 6.732    | 1.575          | 0        | 9.32     |

**Tablo 4.4.** (Devam) *Değişkenlere Ait Özet İstatistikler*

|                           |        |       |       |      |
|---------------------------|--------|-------|-------|------|
| <b>R3-Pazar Payı</b>      | .037   | .089  | -.073 | .717 |
| <b>M2-GSYH Oranı</b>      | .059   | .037  | -.026 | .118 |
| <b>M3-Cari Açık Oranı</b> | -.01   | .034  | -.083 | .069 |
| <b>M4-Faiz Oranı</b>      | 11.361 | 4.899 | 6.15  | 25.5 |

Tablo 4.4'e göre B1 aktif kârlılığın 2.151, B2 öz kaynak kârlılığının ise -5.892 ortalama değer olarak gerçekleştiği görülmektedir. Bu durum firmaların toplam aktiflerinden pozitif yönde daha çok kâr elde ettiğini gösterirken, özkaynaklarından kâr elde edemediğini göstermektedir. Likidite oranlarından biri olan L1 cari oran değişkeninin 34.27 olarak gerçekleşmesiyle, L2 asit test ve L3 nakit oran değişkenlerine kıyasla oldukça yüksek bir ortalamaya sahip olduğu görülmektedir. Dolayısıyla firmaların dönen varlıkları ile kısa vadeli borçlarını ödeme kapasitelerinin çok daha iyi olduğunu sonucuna varılabilir. Finansal yapı oranlarından F7 öz sermaye çarpanı oranının F3 özkaynak oranı ve F5 uzun vadeli borç oranına göre 2.842 ortalama ile daha yüksek gerçekleştiği görülmektedir. Öz sermaye çarpanının ortalamasının daha yüksek olması şirketlerin varlıklarının, hissedarların öz kaynaklarından karşılandığını göstermektedir. Aktivite oranları olan E2 net işletme sermayesi devir hızı, E3 aktif devir hızı ve E4 özkaynak devir hızı sırasıyla 0.566, 0.391 ve 0.515 ortalama olarak birbirlerine yakın bir değerler almıştır. Bu durum firmaların faaliyetlerinden elde ettiği gelirlerin birbirlerine yakın olduğunu göstermektedir. Piyasa performans oranlarında P3 hisse başına getiri oranı 0.13, P4 Tobin's Q oranı ise 0.664 ortalama değer olarak gerçekleşmiştir. P3 hisse başına getiri oranının daha düşük bir ortalamaya sahip olması, firmaların net gelirlerinin beklenenden daha düşük olması veya hisse başına gelirin paylaşılan hisse sayısına göre daha az olmasıyla ilişkili olabildiği şeklinde yorumlanabilir. P4 Tobin's Q oranının ortalamasının P3 değişkenine göre daha iyi olması durumu ise firmaların piyasa değerlerinin, sahip oldukları varlıklarının yeniden alım maliyetine göre daha yüksek olmasıyla açıklanabilir. Rekabet ve büyüklük oranları olan R1 aktif işletme büyüklüğü 8.687, R2 net satış işletme büyüklüğü 6.732, R3 pazar payı 0.037 ortalama değer olarak gerçekleşmiştir. R3 Pazar payı değişkeninin ortalamasının düşük gerçekleşmesi işletmelerin net satışlarının pazarın net satışlarına göre oldukça düşük olduğunu göstermektedir. Son olarak makro değişkenlerden M2 ekonomik büyüme oranının 0.059, M3 cari açık oranının ise -0.01 ortalama ile düşük bir değere sahip olması ekonomik durgunluk, fiyatların yüksek olması nedeniyle gayrimenkullere olan talep azlığı, döviz kurundaki dalgalanmalar gibi

nedenlerden kaynaklanabilmektedir. M4 faiz oranının ise 11.361 ortalama değere sahip olduğu görülmektedir. Bu durum firmaların borçlanma yoluyla finansman sağlamaları ve bu yüzden yüksek faiz ödemeleriyle karşı karşıya kalmaları ile açıklanabilir.



**Tablo 4.5. Korelasyon Matrisi**

| Değişkenler | (B1)   | (B2)   | (L1)   | (L2)   | (L3)   | (F3)   | (F5)   | (F7)   | (E2)   | (E3)   | (E4)   | (P3)   | (P4)   | (R1)   | (R2)   | (R3)   | (M2)   | (M3)  | (M4)  |
|-------------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|-------|-------|
| B1          | 1.000  |        |        |        |        |        |        |        |        |        |        |        |        |        |        |        |        |       |       |
| B2          | 0.246  | 1.000  |        |        |        |        |        |        |        |        |        |        |        |        |        |        |        |       |       |
| L1          | 0.002  | 0.021  | 1.000  |        |        |        |        |        |        |        |        |        |        |        |        |        |        |       |       |
| L2          | 0.047  | 0.024  | 0.691  | 1.000  |        |        |        |        |        |        |        |        |        |        |        |        |        |       |       |
| L3          | 0.044  | 0.023  | 0.678  | 0.997  | 1.000  |        |        |        |        |        |        |        |        |        |        |        |        |       |       |
| F3          | 0.315  | 0.213  | 0.369  | 0.344  | 0.333  | 1.000  |        |        |        |        |        |        |        |        |        |        |        |       |       |
| F5          | -0.281 | -0.180 | -0.275 | -0.252 | -0.246 | -0.766 | 1.000  |        |        |        |        |        |        |        |        |        |        |       |       |
| F7          | -0.066 | -0.552 | -0.030 | -0.029 | -0.028 | -0.197 | 0.156  | 1.000  |        |        |        |        |        |        |        |        |        |       |       |
| E2          | -0.049 | 0.001  | 0.008  | 0.026  | 0.024  | 0.078  | -0.098 | -0.005 | 1.000  |        |        |        |        |        |        |        |        |       |       |
| E3          | -0.076 | 0.000  | 0.003  | 0.025  | 0.026  | 0.067  | -0.065 | -0.007 | 0.540  | 1.000  |        |        |        |        |        |        |        |       |       |
| E4          | -0.094 | -0.093 | -0.004 | 0.017  | 0.019  | 0.033  | -0.045 | 0.026  | 0.535  | 0.992  | 1.000  |        |        |        |        |        |        |       |       |
| P3          | 0.743  | 0.283  | -0.032 | -0.013 | -0.011 | 0.225  | -0.185 | -0.058 | -0.026 | -0.016 | -0.043 | 1.000  |        |        |        |        |        |       |       |
| P4          | 0.200  | 0.016  | -0.019 | -0.077 | -0.071 | 0.161  | -0.144 | -0.031 | 0.059  | 0.126  | 0.122  | 0.217  | 1.000  |        |        |        |        |       |       |
| R1          | 0.055  | -0.055 | -0.455 | -0.284 | -0.277 | -0.492 | 0.408  | 0.068  | -0.117 | -0.176 | -0.163 | 0.059  | -0.214 | 1.000  |        |        |        |       |       |
| R2          | 0.138  | -0.020 | -0.481 | -0.247 | -0.243 | -0.298 | 0.207  | 0.016  | 0.047  | 0.055  | 0.066  | 0.109  | -0.071 | 0.652  | 1.000  |        |        |       |       |
| R3          | 0.058  | 0.014  | -0.108 | -0.095 | -0.093 | -0.169 | -0.040 | -0.002 | 0.089  | 0.108  | 0.116  | 0.055  | -0.065 | 0.477  | 0.411  | 1.000  |        |       |       |
| M2          | 0.047  | 0.083  | 0.103  | 0.088  | 0.086  | 0.179  | -0.183 | -0.042 | 0.127  | 0.044  | 0.033  | 0.036  | 0.052  | -0.202 | -0.061 | 0.001  | 1.000  |       |       |
| M3          | -0.067 | -0.132 | -0.124 | -0.117 | -0.113 | -0.211 | 0.209  | 0.050  | -0.095 | -0.046 | -0.031 | -0.083 | -0.044 | 0.234  | 0.073  | -0.001 | -0.770 | 1.000 |       |
| M4          | -0.107 | -0.152 | -0.138 | -0.137 | -0.133 | -0.218 | 0.215  | 0.038  | -0.113 | -0.040 | -0.023 | -0.093 | -0.022 | 0.229  | 0.088  | -0.001 | -0.610 | 0.773 | 1.000 |

Ekonometrik modellerin kurulmasında en önemli problem uygun değişken seçimi için spesifikasyondur. Araştırmacılar değişkenlerden birkaçını gözden kaçırarak ihmal edebilirler. Burada önemli olan belirlenen değişkenler arasında ilişkinin olup olmamasıdır. Bazı açıklayıcı değişkenlerin birbirleri arasında yüksek korelasyon ilişkisi olabilir. Bu durum çoklu bağlantı sorunu olarak ortaya çıkmaktadır ve regresyon tahmin sonuçlarının yanlı olmasına sebebiyet verir (Hsiao, 2014, s:467). Yüksek korelasyon ilişkisi olan değişkenlerin analiz kapsamından çıkarılması gerekmektedir. Bu kapsamda Tablo 4.5 değişkenler arasındaki korelasyon katsayılarını göstermektedir. Tablo 4.5'e göre L1, L2, L3, F3, P3, P4, R1, R2, R3 ve M2 değişkenleri B1 değişkeni ile pozitif korelasyon ilişkisine sahipken F5, F7, E2, E3, E4, M3 ve M4 değişkenleri negatif yönlü bir ilişkiye sahiptir. B1 değişkeni bütün açıklayıcı değişkenlerle düşük korelasyonlu olmasına rağmen sadece P3 değişkeni ile 0.743 katsayı değeri ile biraz daha yüksek bir korelasyon ilişkisine sahiptir. Bu durum her iki oranda da kâr değerinin olmasıyla açıklanabilir. P3 hisse başına getiri oranındaki artış, şirketin kârlılık gücünün yüksek olması nedeniyle B1 aktif kârlılık oranında da artışa sebep olabilmektedir. B2 değişkeni ise L1, L2, L3, F3, E2, E3, P3, P4, R3 ve M2 değişkenleri ile pozitif korelasyon ilişkili olup, F5, F7, E4, R1, R2, M3 ve M4 değişkenleri ile negatif korelasyonludur. B2 değişkeni açıklayıcı değişkenlerin hepsiyle düşük korelasyon ilişkisine sahiptir. L1 ve L2 değişkenleri arasında 0.997; E3 ve E4 değişkenleri arasında ise 0.992 katsayı değeri ile yüksek korelasyon ilişkisi olduğu görülmektedir. Bu durum otokorelasyon sorununu ortaya çıkarmaktadır. Bu sorun ilerleyen kısımlarda otokorelasyon testleri olan Durbin-Watson ve Baltagi-Wu LBI ile sınanacaktır.

Panel veri analizi için en uygun modelin seçilebilmesi aşamasında uygulanması gereken testler mevcuttur. Öncelikle verilerin homojenliğine bakılması gerekir. Bu bağlamda aktif ve özkaynak kârlılığına ait homojenlik test sonuçları Tablo 4.6'da verilmiştir.

**Tablo 4.6.** B1 Aktif Kârlılık ve B2 Öz Kaynak Kârlılığına Ait Homojenlik Testi

| Testler        | B1 Aktif Kârlılık Değişkenine Ait Homojenlik Testi |                 | B2 Özkaynak Kârlılık Değişkenine Ait Homojenlik Testi |                 |
|----------------|----------------------------------------------------|-----------------|-------------------------------------------------------|-----------------|
|                | <i>Delta</i>                                       | <i>p-değeri</i> | <i>Delta</i>                                          | <i>p-değeri</i> |
| $\Delta$       | 15.198                                             | 0.000***        | 0.538                                                 | 0.591           |
| $\Delta_{adj}$ | 20.976                                             | 0.000***        | 0.742                                                 | 0.458           |

\*\*\*  $p < 0.01$ , \*\*  $p < 0.05$ , \*  $p < 0.1$

Tablo 4.6 aktif ve özkaynak kârlılığına ait homojenlik test sonuçlarını vermektedir. Aktif kârlılık değişkenine bağlı olarak yapılan homojenlik testine göre  $p < 0.01$  sonucu elde edilmiştir. Buna göre homojenlik varsayımına dayalı hipotezin reddedildiği açıkça görülmektedir. Öz kaynak kârlılığı değişkenine bağlı olarak yapılan homojenlik testine göre ise  $p > 0.01$  sonucu elde edilmiştir. Bu nedenle homojenlik varsayımına dayalı hipotezin kabul edildiği sonucuna ulaşılmıştır. Bu durum, B1 aktif kârlılık değişkenini etkileyen oranların heterojen dağılarak benzer bir özellik göstermediği, B2 özkaynak kârlılığı değişkenini etkileyen oranların ise aksine homojen bir yapı göstererek birbirlerine benzer özellikte olduğu şeklinde yorumlanabilir.

Panel veri analizinde uygulanması gereken aşamalardan bir diğeri de birimler arası korelasyonun tespit edilmesidir. Aktif kârlılık değişkenine göre verilerin heterojen dağılması ve özkaynak kârlılığı değişkenine göre verilerin homojen dağılması nedeniyle LM (Breusch-Pagan 1980), LM CD (Pesaran 2004/2015) ve Friedman testi hem homojen hem de heterojen dağılıma uygun olduğu için tercih edilmiştir. Yatay kesit bağımlılık  $p < 0.05$  anlamlılık düzeyinde değerlendirilmiştir.

**Tablo 4.7.** B1 Aktif Kârlılık ve B2 Öz Kaynak Kârlılığına Ait Birimler Arası Korelasyon Tablosu

| Testler                 | B1-Aktif Kârlılığa Ait Birimler Arası Korelasyon Testi |                 | B2-Öz Kaynak Kârlılığına Ait Birimler Arası Korelasyon Testi |                 |
|-------------------------|--------------------------------------------------------|-----------------|--------------------------------------------------------------|-----------------|
|                         | <b>İstatistik</b>                                      | <b>p-değeri</b> | <b>İstatistik</b>                                            | <b>p-değeri</b> |
| Breusch-Pagan (LM) Test | 924.035                                                | 0.000***        | 1031.219                                                     | 0.000***        |
| Pesaran LM CD Test      | 8.007                                                  | 0.000***        | 12.526                                                       | 0.000***        |
| Friedman Test           | 97.921                                                 | 0.000***        | 229.513                                                      | 0.000***        |

\*\*\*  $p < 0.01$ , \*\*  $p < 0.05$ , \*  $p < 0.1$

Tablo 4.7’deki hesaplanan üç test sonucuna göre aktif ve özkaynak kârlılığı bağımlı değişkenleri için  $p<0.05$  anlamlılık düzeyinde yokluk hipotezi reddedilmektedir. Bu nedenle birimler arası korelasyon olduğu sonucuna ulaşılmıştır. Birimler arası korelasyon testi değişkenler için de tek tek sınanmıştır. Sonuçlar Tablo 4.8’de verilmiştir.

**Tablo 4.8. Değişkenlerin Birimler Arası Korelasyon Testi Tablosu**

| Değişkenler              | Cd-Test | p- değeri |
|--------------------------|---------|-----------|
| B1-Aktif Karlılık        | 15.068  | 0.000***  |
| B2-Özk.Karlılığı         | 13.646  | 0.000***  |
| L1-Cari Oran             | 19.065  | 0.000***  |
| L2-Asit-Test Oranı       | 8.287   | 0.000***  |
| L3-Nakit Oran            | 11.784  | 0.000***  |
| F3-Özkaynak Oranı        | 19.212  | 0.000***  |
| F5-UVB Oranı             | 19.735  | 0.000***  |
| F7-Özsermaye Çarpanı     | 12.509  | 0.000***  |
| E2-Net İşl.Ser.Dev. Hızı | 3.48    | 0.001***  |
| E3-Aktif Dev. Hızı       | 27.96   | 0.000***  |
| E4-Özkaynak Dev.Hızı     | 23.681  | 0.000***  |
| P3-His. Baş. Get. Oranı  | 12.009  | 0.000***  |
| P4-Tobin’s Q Oranı       | 4.406   | 0.000***  |
| R1-İşl. Büyüklüğü-1      | 76.032  | 0.000***  |
| R2-İşl. Büyüklüğü-2      | 20.555  | 0.000***  |
| R3-Pazar Payı            | 5.156   | 0.000***  |
| M2-GSYH Oranı            | 117.58  | 0.000***  |
| M3-Cari Açık Oranı       | 116.897 | 0.000***  |
| M4-Faiz Oranı            | 118.035 | 0.000***  |

\*\*\*  $p<0.01$ , \*\*  $p<0.05$ , \*  $p<0.1$

Tablo 4.8'e göre birimler arası korelasyon testi sonucunda  $p < 0.01$  anlamlılık seviyesinde alternatif hipotezin kabul edildiği açıkça görülmektedir. Bütün değişkenlerde yatay kesit bağımlılığı gözlenmiştir. Bir sonraki aşamada yatay kesit bağımlılığı testinden elde edilen sonuçlara göre birim kök testlerinden en uygun olanı seçilmelidir.

Tablo 4.7 ve 4.8'e göre birimler arası korelasyon tespit edildiği için 2. nesil birim kök testleri uygulanmalıdır. 2. nesil birim kök testlerinden hem homojen hem de heterojenliğe göre en uygun test ise Pesaran'ın (2007) CIPS testidir.

**Tablo 4.9.** CIPS Birim Kök Test Sonuçları Tablosu

| Değişkenler              | CIPS Değeri | %5 Kritik Değer | Seviye |
|--------------------------|-------------|-----------------|--------|
| B1-Aktif Karlılık        | -3.969      | -2.16           | I(0)   |
| B2-Özk.Karlılığı         | -4.887      | -2.16           | I(0)   |
| L1-Cari Oran             | -3.809      | -2.16           | I(0)   |
| L2-Asit-Test Oranı       | -3.554      | 2.16            | I(0)   |
| L3-Nakit Oran            | -3.760      | -2.16           | I(0)   |
| F3-Özkaynak Oranı        | -2.591      | -2.16           | I(0)   |
| F5-UVB Oranı             | -2.297      | -2.16           | I(0)   |
| F7-Özsermaye Çarpanı     | -2.863      | -2.16           | I(0)   |
| E2-Net İşl.Ser.Dev. Hızı | -4.452      | -2.16           | I(0)   |
| E3-Aktif Dev. Hızı       | -4.813      | -2.16           | I(0)   |
| E4-Özkaynak Dev.Hızı     | -4.127      | -2.16           | I(0)   |
| P3-His. Baş. Get. Oranı  | -3.947      | -2.16           | I(0)   |
| P4-Tobin's Q Oranı       | -2.346      | -2.16           | I(0)   |
| R1-İşl. Büyüklüğü-1      | -2.863      | -2.16           | I(0)   |
| R2-İşl. Büyüklüğü-2      | -3.472      | -2.16           | I(0)   |
| R3-Pazar Payı            | -4.795      | -2.16           | I(0)   |
| M2-GSYH Oranı            | -5.807      | -2.16           | I(0)   |
| M3-Cari Açık Oranı       | -5.782      | -2.16           | I(0)   |
| M4-Faiz Oranı            | -6.137      | -2.16           | I(0)   |

\* $p < 0.05$

Tablo 4.9'a göre  $p < 0.05$  anlamlılık seviyesinde mutlak deęer olarak  $CIPS > \text{Kritik Deęer}$  olduęu iin  $H_0$  hipotezi reddedilmektedir. Tm deęiřkenlerin seviyede duraęan olduęu sonucuna ulařılmıştır.

Birim kk test sonucunda deęiřkenlerin tamamı seviyede duraęan olarak sonulandıęı iin Panel OLS (Ordinary Least Squares) testi uygulanmalıdır. Panel OLS; havuzlanmış en kk kareler, sabit ve tesadfi etkiler modellerinden oluřmaktadır. Burada nemli olan bu modellerden uygun olan birinin seilmesi. Model seimi iin F testi, LM (Breusch-Pagan) testi ve Hausman testinden ıkan sonular gz nnde bulundurulmalıdır.

alıřmada ilk olarak havuzlanmış en kk kareler ya da sabit etki modelden birini semeye yardımcı olan F testi yapılmıřtır. Havuzlanmış en kk kareler ile rastgele model arasında seim yapabilmek iin Breusch-Pagan (LM) testi uygulanmıřtır. Otokorelasyon sorunu nedeniyle LM testinin gvenilirlięini sınamak amacıyla direnli olan ALM (Dzeltilmiř Lagrange arpanı) testi ile sınama yapılmıř olup son olarak Sabit etkili ya da rastgele etkili modelden birini semek amacıyla Hausman testi uygulanmıřtır. Hipotezler  $p < 0.05$  anlamlılık seviyesinde deęerlendirilmiřtir. Elde edilen test istatistięi sonuları aktif krlılık ve zkaynak krlılıęı deęiřkenlerine gre sırayla Tablo 4.10 ve Tablo 4.11'de verilmiřtir.

**Tablo 4.10. B1-Aktif Kârlılık Model Belirleme Test Sonuç Tablosu**

| B1-Aktif Karlılık                    | Test istatistiği | p-değeri | $H_0 - H_1$ Hipotez                                                                                                                               |
|--------------------------------------|------------------|----------|---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| F Testi                              | 7.39             | 0.000*** | $H_0: \beta_i = \beta$ (Birimlere göre farklılık yoktur)<br>$H_1: \beta_i \neq \beta$ (Birimlere göre farklılık vardır)                           |
| LM (Breusch-Pagan) Testi             | 139.59           | 0.000*** | $H_0: \sigma_\mu^2 = 0$ (Tüm birim etkilerin varyansı sıfıra eşittir)                                                                             |
| ALM (Genişletilmiş Lagrange Çarpanı) | 9.84             | 0.000*** | $H_1: \sigma_\mu^2 \neq 0$ (Tüm birim etkilerin varyansı sıfıra eşit değildir)                                                                    |
| Hausman Testi                        | 84.02            | 0.000*** | $H_0: E(u_{it}/X_{it}) = 0$ (Parametreler arasında korelasyon yoktur)<br>$H_1: E(u_{it}/X_{it}) \neq 0$ (Parametreler arasında korelasyon vardır) |

\*\*\*  $p < 0.01$ , \*\*  $p < 0.05$ , \*  $p < 0.1$

Tablo 4.10'a göre yapılan test sonuçları doğrultusunda F, LM ve ALM testi ile tüm birim veya zaman etkilerinin varyansının sıfıra eşit olup olmadığı kontrol edilmiştir. Hausman testi ile de parametreler arasındaki farkın sistematik olup olmadığına bakılarak sabit etkiler ve rassal etkiler modelleri arasında seçim yapılmıştır. F testi, LM testi, ALM testi ve Hausman testi olasılık değerleri  $p < 0.01$  anlamlılık seviyesinin altında kaldığı için  $H_0$  hipotezleri reddedilmiştir. F testi sabit etkiler modelini, LM ve ALM testi ise rastgele etkiler modelini vermektedir. İki model arasında seçim yapabilmek için uygulanan Hausman testi ise sabit etkiler modeli ile sonuçlanmıştır. Bu nedenle aktif kârlılık değişkenine uygulanacak model sabit etkiler modeli olarak belirlenmiştir.

**Tablo 4.11. B2-Öz Kaynak Kârlılığı Model Belirleme Test Sonuç Tablosu**

| B2-Öz Kaynak Karlılığı               | Test istatistiği | p-değeri  | $H_0-H_1$ Hipotez                                                                                                                                 |
|--------------------------------------|------------------|-----------|---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| F Testi                              | 1.57             | 0.0348**  | $H_0: \beta_i = \beta$ (Birimlere göre farklılık yoktur)<br>$H_1: \beta_i \neq \beta$ (Birimlere göre farklılık vardır)                           |
| LM (Breusch-Pagan) Testi             | 0.00             | 1.000     | $H_0: \sigma_\mu^2 = 0$ (Tüm birim etkilerin varyansı sıfıra eşittir)                                                                             |
| ALM (Genişletilmiş Lagrange Çarpanı) | 0.07             | 0.4709    | $H_1: \sigma_\mu^2 \neq 0$ (Tüm birim etkilerin varyansı sıfıra eşit değildir)                                                                    |
| Hausman Testi                        | 36.22            | 0.0027*** | $H_0: E(u_{it}/X_{it}) = 0$ (Parametreler arasında korelasyon yoktur)<br>$H_1: E(u_{it}/X_{it}) \neq 0$ (Parametreler arasında korelasyon vardır) |

\*\*\*  $p < 0.01$ , \*\*  $p < 0.05$ , \*  $p < 0.1$

Tablo 4.11’de elde edilen model seçim test istatistiklerine göre F testi sabit etkiler modelini, LM ve ALM testi ise havuzlanmış en küçük kareler modelini vermektedir. Özkaynak kârlılığı için iki model arasında seçim yapabilmek amacıyla uygulanan Hausman testi, sabit etkiler modeli ile sonuçlanmıştır. Bu nedenle özkaynak kârlılığı değişkenine uygulanacak model de sabit etkiler modeli olarak belirlenmiştir.

Verilerin doğru şekilde analiz edilmesi için değişen varyans ve otokorelasyon sına testlerinin uygulanması gerekmektedir. Otokorelasyon Durbin-Watson ve Baltagi-Wu LBI ile değişen varyans ise Modifiye Wald Testi ile sınanmıştır.

İzleyen tablolarda her bir bağımsız değişken için ayrı ayrı değişen varyans ve otokorelasyon sınaması için gerekli veriler gösteren tablolar oluşturulmuştur.

**Tablo 4.12.** B1 Aktif Kârlılık ve B2 Özkaynak Karlılığına Ait Değişen Varyans ve Otokorelasyon Sınaması Tablosu

| Testler               | B1 Aktif Kârlılığa Ait Değişen Varyans ve Otokorelasyon Sınaması |          | B2-Öz Kaynak Kârlılığına Ait Değişen Varyans ve Otokorelasyon Sınaması Tablosu |          |
|-----------------------|------------------------------------------------------------------|----------|--------------------------------------------------------------------------------|----------|
|                       | İstatistik                                                       | p-değeri | İstatistik                                                                     | p-değeri |
| Değişen Varyans Testi |                                                                  |          |                                                                                |          |
| Modifiye Wald         | 1990.57                                                          | 0.000*** | 1.1e+06                                                                        | 0.000*** |
| Otokorelasyon Testi   |                                                                  |          |                                                                                |          |
| Durbin-Watson         | 1.5429                                                           | -        | 1.9068                                                                         | -        |
| Baltagi-Wu LBI        | 1.6007                                                           | -        | 1.9755                                                                         | -        |

\*\*\*  $p < 0.01$ , \*\*  $p < 0.05$ , \*  $p < 0.1$

Tablo 4.12'ye göre değişen varyans ve otokorelasyon sorunu tespit edilmiştir. Değişen varyans sorununu tespit etmek için uygulanan Modifiye Wald testine göre yokluk hipotezi reddedilmiştir. Otokorelasyon sorununu tespit etmek için uygulanan Durbin-Watson ve Baltagi-Wu LBI test sonuçlarının 2'ye yakın olması nedeniyle yine yokluk hipotezi reddedilmiştir.

Panel OLS veri analizi için yapılan test istatistikleri sonucunda aktif kârlılık ve öz kaynak kârlılığını etkileyen faktörleri belirlemek için sabit etkiler modeli seçilmiştir. Uygulanan testler sonucunda birimler arası korelasyon, değişen varyans ve otokorelasyon sorunu olduğu için sabit etkiler modeline dirençli tahminci olan Driscoll-Kraay Tahmincisi uygulanmıştır.

Aktif kârlılık değişkenine göre Driscoll-Kraay dirençli sabit etkiler modelinin uygulanması ile elde edilen bulgulara ait hata performans ve belirlilik katsayısı Tablo 4.13'de verilmiştir.

**Tablo 4.13. B1-Aktif Kârlılık Driscoll-Kraay Dirençli Sabit Etkiler Modeli Tahmin Sonuçları Tablosu**

| B1-Aktif Kârlılık       | Katsayılar | Driscoll-Kraay<br>Dirençli<br>Standart Hata | t      | P>t         | [95%Conf. |
|-------------------------|------------|---------------------------------------------|--------|-------------|-----------|
| L1-Cari Oran            | 0.003      | 0.002                                       | 1.840  | 0.077       | -0.000    |
| L2-Asit-Test Oranı      | 0.029      | 0.058                                       | 0.510  | 0.616       | -0.089    |
| L3-Nakit Oran           | -0.041     | 0.056                                       | -0.720 | 0.475       | -0.156    |
| F3-Özkaynak Oranı       | 6.289      | 2.097                                       | 3.000  | 0.006*      | 1.978     |
| F5-UVB Oranı            | -1.339     | 1.703                                       | -0.790 | 0.439       | -4.839    |
| F7-Özsermaye Çarpanı    | -0.005     | 0.013                                       | -0.390 | 0.697       | -0.033    |
| E2-Net İşl.Ser.Dev.Hızı | -0.006     | 0.005                                       | -1.210 | 0.239       | -0.015    |
| E3-Aktif Dev.Hızı       | -0.501     | 0.264                                       | -1.900 | 0.069       | -1.043    |
| E4-Özkaynak Dev.Hızı    | 0.407      | 0.245                                       | 1.660  | 0.109       | -0.097    |
| P3-Hisse Baş.Get.Oranı  | 8.110      | 0.526                                       | 15.420 | 0.000*      | 7.029     |
| P4-Tobin's Q Oranı      | -1.120     | 0.223                                       | -5.030 | 0.000*      | -1.578    |
| R1-İşletme Büy.-1       | 1.340      | 0.866                                       | 1.550  | 0.134       | -0.439    |
| R2-İşletme Büy.-2       | 0.135      | 0.191                                       | 0.710  | 0.484       | -0.257    |
| R3-Pazar Payı           | 0.779      | 1.848                                       | 0.420  | 0.677       | -3.019    |
| M2-Eko.Büy.Oranı(GSYH)  | 5.603      | 8.435                                       | 0.660  | 0.512       | -11.734   |
| M3-Cari Açık Oranı      | 15.604     | 9.222                                       | 1.690  | 0.103       | -3.353    |
| M4-Faiz Oranı           | -0.112     | 0.044                                       | -2.520 | 0.018*      | -0.203    |
| Constant                | -13.683    | 7.313                                       | -1.870 | 0.073       | -28.714   |
| F(17, 26)               |            | 133.74                                      | MSE    | -           |           |
| Prob > F                |            | 0.0000                                      | MAE    | 0.000001908 |           |
| R <sup>2</sup>          |            | 0.5018                                      |        |             |           |

\* p&lt;0.05

Tablo 4.13'e göre modelin F istatistiği p<0.01 seviyesinde anlamlı bulunmuştur. R<sup>2</sup> değeri 0.5018 olup, bu oran bağımsız değişkenlerin bağımlı değişkeni % 50 açıklayabildiğini göstermektedir. Modele göre tahmin performansını ölçen MSE ve MAE hata metrikleri arasından minimum hatayı 0.000001908 MAE metriği vermiştir. Aktif kârlılık değişkenine göre kurulan analiz modeli aşağıda verilmiştir.

$$B1 = -13.683 + 6.289 \cdot F3 + 8.110 \cdot P3 + (-1.1120) \cdot P4 + (-0.112) \cdot M4$$

F3-özkaynak oranı, P3-hisse başına getiri oranı, P4-Tobin's Q oranı ve M4-faiz oranı değişkenleri aktif kârlılık oranı üzerinde istatistiki olarak anlamlı çıkmıştır. F3-özkaynak oranı aktif kârlılık üzerinde pozitif bir etkiye sahiptir. İşletmelerin varlıklarını borçlanma yerine özkaynakları ile karşıladığını, bu nedenle dışardan finansman kaynaklarına daha az bağımlı olduğu için aktif kârlılık oranını artırdığını göstermektedir. P3-hisse başına getiri oranı aktif kârlılık üzerinde pozitif olarak etkiye sahip bir orandır. Şirketlerin satış

gelirlerinin artmasıyla birlikte net kârlarında da artış meydana getirir. Bu durum net kârın hisse başına getiri oranını da artırır. Böylece artan hisse başına getiri aktif kârlılığı da artırır. P4-Tobin's Q oranı aktif kârlılık oranı üzerinde negatif bir etkiye sahiptir. Bu oranın firmaların sermaye maliyetlerinin yüksek olmasından kaynaklı olarak aktif kârlılığı düşürdüğü söylenebilir. M4-faiz oranı aktif kârlılık üzerinde negatif bir etkiye sahiptir. Bu durum bankaların mevduata uygulanan faiz nedeniyle borçlanma maliyetlerini artırması ve dolayısıyla kredi faiz oranlarının da artırarak bankalardan kredi talebinin düşmesi ile sonuçlandığı şeklinde yorumlanabilir.

Özkaynak kârlılık değişkenine göre ise Driscoll-Kraay dirençli sabit etkiler modelinin uygulanması sonucu elde edilen bulgulara ait hata performans ve belirlilik katsayısı Tablo 4.14'te verilmiştir.

**Tablo 4.14.** B2-Öz Kaynak Kârlılığı Driscoll-Kraay Dirençli Sabit Etkiler Modeli Tahmin Sonuçları Tablosu

| B2-Öz Kaynak Kârlılığı  | Katsayılar | Driscoll-Kraay<br>Dirençli<br>Standart Hata | t      | P>t        | [95%Conf. |
|-------------------------|------------|---------------------------------------------|--------|------------|-----------|
| L1-Cari Oran            | 0.002      | 0.010                                       | 0.240  | 0.810      | -0.018    |
| L2-Asit-Test Oranı      | -0.408     | 0.338                                       | -1.200 | 0.239      | -1.103    |
| L3-Nakit Oran           | 0.367      | 0.313                                       | 1.170  | 0.251      | -0.276    |
| F3-Özkaynak Oranı       | -60.166    | 13.121                                      | -4.590 | 0.000*     | -87.136   |
| F5-UVB Oranı            | -50.108    | 20.534                                      | -2.440 | 0.022*     | -92.316   |
| F7-Özsermaye Çarpanı    | -2.468     | 1.011                                       | -2.440 | 0.022*     | -4.547    |
| E2-Net İşl.Ser.Dev.Hızı | -0.216     | 0.174                                       | -1.240 | 0.226      | -0.574    |
| E3-Aktif Dev.Hızı       | 125.522    | 37.132                                      | 3.380  | 0.002*     | 49.197    |
| E4-Özkaynak Dev.Hızı    | -117.593   | 34.654                                      | -3.390 | 0.002*     | -188.826  |
| P3-Hisse Baş.Get.Oranı  | 29.527     | 7.237                                       | 4.080  | 0.000*     | 14.650    |
| P4-Tobin's Q Oranı      | -3.690     | 2.628                                       | -1.400 | 0.172      | -9.092    |
| R1-İşletme Büy.-1       | -3.543     | 11.588                                      | -0.310 | 0.762      | -27.362   |
| R2-İşletme Büy.-2       | 1.700      | 0.928                                       | 1.830  | 0.079      | -0.208    |
| R3-Pazar Payı           | 159.530    | 46.762                                      | 3.410  | 0.002*     | 63.408    |
| M2-Eko.Büy.Oranı(GSYH)  | -87.043    | 87.231                                      | -1.000 | 0.328      | -266.349  |
| M3-Cari Açık Oranı      | -44.736    | 91.745                                      | -0.490 | 0.630      | -233.321  |
| M4-Faiz Oranı           | -1.275     | 0.461                                       | -2.760 | 0.010*     | -2.223    |
| Constant                | 93.026     | 100.957                                     | 0.920  | 0.365      | -114.495  |
| F(17, 26)               |            | 42.64                                       | MSE    | -          |           |
| Prob > F                |            | 0.0000                                      | MAE    | 0.00015062 |           |
| R <sup>2</sup>          |            | 0.7335                                      |        |            |           |

\* p<0.05

Özkaynak kârlılığı bağımlı değişkenine göre yapılan Driscoll-Kraay dirençli sabit etkiler modeli tahmin sonuçlarına göre modelin F istatistiği  $p < 0.05$  seviyesinde anlamlı bulunmuştur.  $R^2$  değeri 0.7335 olup, bu oran bağımsız değişkenlerin bağımlı değişkeni %73 açıklayabildiğini göstermektedir. Aktif kârlılık değişkeninde olduğu gibi yine tahmin performansını en iyi ölçen metrik MAE'dir. Özkaynak kârlılığı değişkenine göre analiz modeli aşağıdaki gibidir.

$$B2 = 93.026 + (-60.166) * F3 + (-50.108) * F5 + (-2.468) * F7 + 125.522 * E3 + (-117.593) * E4 + 29.527 * P3 + 159.530 * R3 + (-1.275) * M4$$

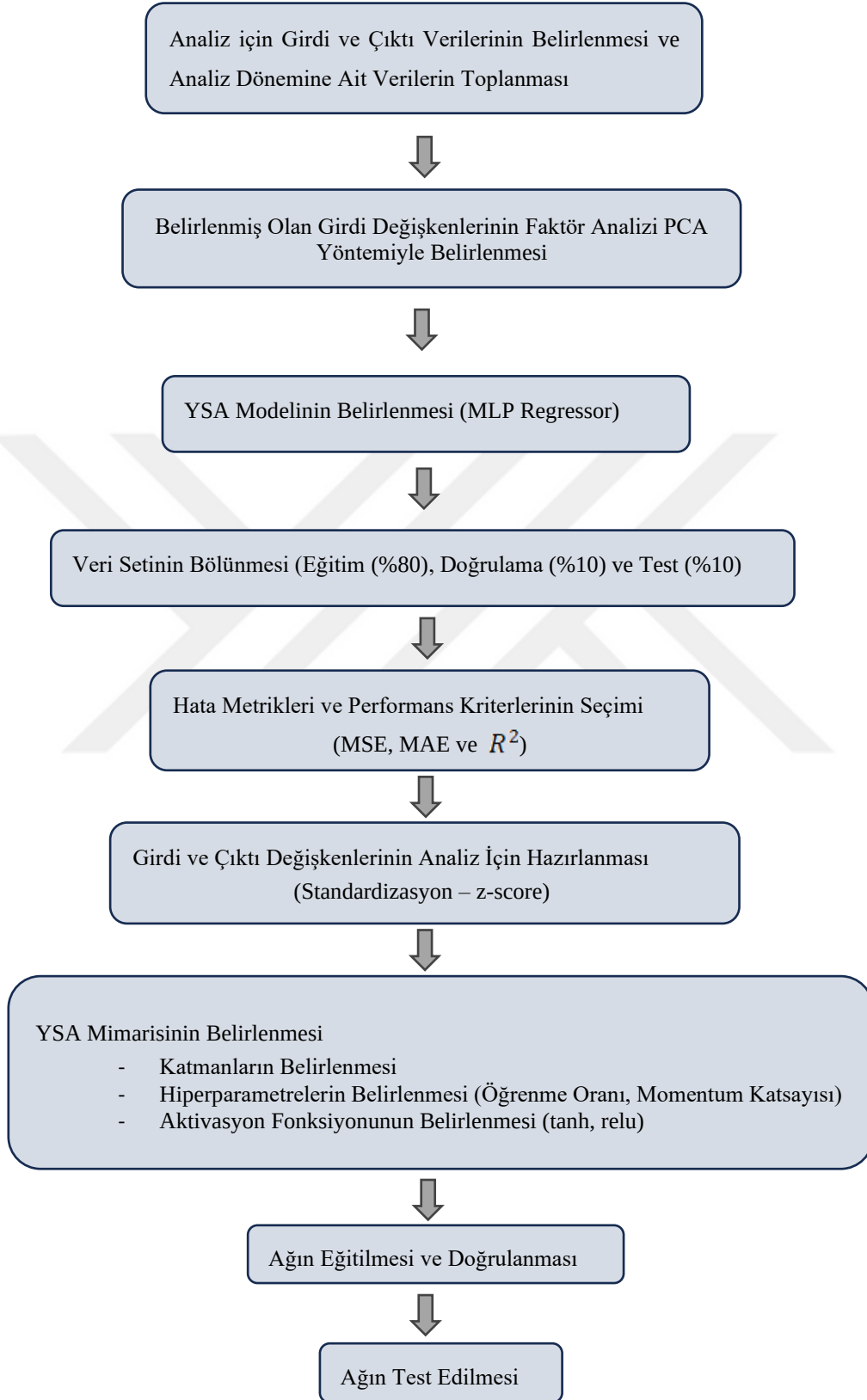
F3-özkaynak oranı, F5-Uvb oranı, F7-özsermaye çarpanı, E3-aktif devir hızı, E4-özkaynak devir hızı, P3-hisse başına getiri oranı, R3-pazar payı ve M4-faiz oranı değişkenleri öz kaynak kârlılığı oranı üzerinde istatistiksel olarak anlamlı çıkmıştır. F3-özkaynak oranı özkaynak kârlılığı üzerinde negatif bir etkiye sahiptir. Bu durum GYO firmalarının ekonomik dalgalanmalardan etkilenmesi sonucu varlık değerlerinin düşmesinden kaynaklanabilir. F5-uzun vadeli borçlanma oranının özkaynak kârlılığı üzerinde negatif bir etkisi söz konusudur. Bu durum gayrimenkul yatırımlarının oldukça yüksek sermaye gerektirmesi ve bu nedenle uzun vadede borçlanması ile açıklanabilir. Uzun vadede borçlanma faiz maliyetini artırdığı için özkaynak kârlılığını olumsuz etkilemektedir. F7-özsermaye çarpanı oranı özkaynak kârlılığı oranını yine negatif bir şekilde etkilemektedir. Öz sermaye çarpanı firmaların borçlanma durumlarını ölçen bir orandır. Bu oranın yüksek olması kaldıraç etkisi yaratır. Bu nedenle yatırımın getirisi artabilir, ancak aynı zamanda risk de artar. Özellikle faiz oranlarının yükseldiği dönemlerde faiz ödemeleri artar ve bu durum öz sermaye kârlılığını olumsuz etkiler. E3-aktif devir hızı özkaynak kârlılığı üzerinde pozitif bir etkiye sahiptir. İşletmelerin varlık yönetiminde etkili olduğunu göstermektedir. GYO'ların varlıklarının hızlı bir şekilde döndüğü ve bu nedenle de satışlarının artmasının özkaynak kârlılığı üzerinde olumlu etkiye sahip olduğunu göstermektedir. E4-özkaynak devir hızı özkaynak kârlılığı üzerinde negatif bir etkiye sahiptir. Firmaların öz kaynaklarını hızlı bir şekilde çevirebildiğini bu nedenle dış kaynaklardan daha az borçlandığını gösterir. Öz kaynakların hızlı çevrilebilmesi özellikle borçlanma maliyetinin düşük olduğu durumlarda öz kaynak kârlılığını olumsuz etkileyebilir. P3-hisse başına getiri oranı öz kaynak kârlılığı üzerinde pozitif bir etkiye sahiptir. Bu durum firmaların net kârının artmasının hisse başına düşen getiriyi artırması ve dolayısıyla şirketin özkaynak

kârlılığını artırması ile açıklanabilir. R3-pazar payı oranının öz kaynak kârlılığı üzerinde olumlu etkisinin olduğu tespit edilmiştir. Yüksek pazar payına sahip olan şirketlerin daha fazla ürün ve satış gerçekleştirmesi, gelirlerinin artması ve böylece öz kaynak kârlılığını artırması ile sonuçlanabilmektedir. M4-faiz oranı özkaynak kârlılığını negatif etkilemektedir. Firmaların öz sermayelerini düşük getirili finansal araçlara yatırım yapması sonucu özkaynak kârlılığında düşüklüğe sebep olabilir. Bunun dışında mevduat faizlerinin yüksek olması kredi faizlerini de artıracaktır. Bu nedenle finansman maliyetinin artmasını da olumsuz etkileyebilmektedir.

#### **4.3. YSA Analizi Uygulaması**

Kârlılık tahmini için YSA analizi MLP Regressor modeli uygulanmıştır. Analiz için Python 3.8.13 programlama dili ile modelleme yapılmış ve erişilebilir açık kaynak veri işleme algoritmaları bulunduran kütüphanelerden yararlanılmıştır.

Algoritmaların aktarılması için verinin özelliğine göre hiper parametrelerin ayarlanması gerekmektedir. Bu nedenle veri yapısına göre en uygun modeli seçebilmek için hiper parametreler belirlenmiştir. Parametre belirlemek veri yapısına göre değişen bir durumdur ([Chen vd., 2013](#)). YSA model ağ yapısının oluşturulması için verilerin toplanmasından hazırlanmasına, hiper parametrelerin belirlenmesinden regresyon tahmini yapılmasına kadar çeşitli aşamalardan geçmesi söz konusudur. Şekil 4.1 YSA model tahmin sürecinin aşamalarını vermektedir.



Şekil 4.1. YSA Model Tahmin Süreci Şeması

Modelleme yapmak için ilk aşama, kütüphaneleri içe aktarmadır. Daha sonra veriler Python yazılım dili aracılığıyla sisteme yüklenmiştir. Verilerin analiz edilmesi için YSA MLP Regressor modeli kullanılmıştır. Bağımlı ve bağımsız değişkenler belirlendikten sonra değerler arasındaki farklılıkları ortadan kaldırmak amacıyla veri yapısını bozmadan standardizasyon işlemi yapılmıştır. Modelin kurulması aşamasında standart hale getirilen veriler eğitim seti, doğrulama seti ve test seti olmak üzere üçe ayrılmıştır. Eğitim seti için verinin % 80'i, doğrulama için %10'u ve test için ise % 10'u alınmıştır. Eğitim esnasında gizli katman, öğrenme oranı, momentum katsayısı ve aktivasyon fonksiyonunu belirlemek için birbirinden farklı modeller denenmiştir. Farklı gizli katman sayıları, 0.0001 ile 0.1 arasında öğrenme oranları, 0.1 ile 0.9 arasında momentum katsayısı ve farklı aktivasyon fonksiyonları belirlenmiştir. B1-Aktif Kârlılık ve B2-Özkaynak Kârlılığına ilişkin kurulan YSA modellerine ait ağ bilgisi ile ilgili ayrıntılar Tablo 4.15'te verilmiştir.

**Tablo 4.15 YSA Model Ağ Bilgisi**

| <b>B1-Aktif Kârlılık</b>     |                           | <b>B2-Özkaynak Kârlılığı</b> |                              |
|------------------------------|---------------------------|------------------------------|------------------------------|
| <b>Ağ Mimarisi</b>           | MLP Regressor             | <b>Ağ Mimarisi</b>           | MLP Regressor                |
| <b>Eğitim Tipi</b>           | Denetimli Öğrenme         | <b>Eğitim Tipi</b>           | Denetimli Öğrenme            |
| <b>Fonksiyon Tipi</b>        | Çok Katmanlı              | <b>Fonksiyon Tipi</b>        | Çok Katmanlı                 |
| <b>Hata Metrikleri</b>       | MSE, MAE, R <sup>2</sup>  | <b>Hata Metrikleri</b>       | MSE, MAE R <sup>2</sup>      |
| <b>Ara Katman Sayısı</b>     | 4                         | <b>Ara Katman Sayısı</b>     | 4                            |
| <b>İterasyon</b>             | 1000                      | <b>İterasyon</b>             | 303                          |
| <b>Ağ Mimarisi</b>           | 40-30-20-10               | <b>Ağ Mimarisi</b>           | 65-45-25-10                  |
| <b>Aktivasyon Fonksiyonu</b> | Hiperbolik Tanjant (tanh) | <b>Aktivasyon Fonksiyonu</b> | Rectified Linear Unit (Relu) |
| <b>Momentum Katsayısı</b>    | 0,9                       | <b>Momentum Katsayısı</b>    | 0,9                          |
| <b>Öğrenme Oranı</b>         | 0,001                     | <b>Öğrenme Oranı</b>         | 0,001                        |
| <b>Ölçekleme</b>             | Standart Scaler           | <b>Ölçekleme</b>             | Standart Scaler              |

Uygulamada öğrenme oranı 0.001 ve momentum katsayısı 0.9 olarak belirlenmiştir. Modelin performansını ölçmek için MSE ve MAE hata metrikleri kullanılmıştır. B1-aktif

kârlılık değişkenini tahmin etmek için tanh (hiperbolik tanjant) ve B2-öz kaynak kârlılığı değişkenini tahmin etmek için ise relu (düzeltilmiş lineer ünite) aktivasyon fonksiyonları en iyi sonucu vermiştir. B1-aktif kârlılık değişkeni için modelin öğrenme performansı 1000. iterasyonda gerçekleşmişken, B2 öz kaynak kârlılığı değişkeni için modelin öğrenme performansı 303. iterasyonda gerçekleşmiştir. Belirlenen hiper parametrelerin en az hatayı verdiği gözlemlenmiştir.

Araştırma denetimli regresyon sinir ağı modeli üzerine yapılmıştır. Denetimli modelde araştırmacının veri üzerinde müdahalesi söz konusudur. Denetimli öğrenme algoritması hedef tahmin çıktısı ile girdi özellikleri arasındaki ilişkileri ve bağımlılıkları modelleyerek açıklamaya çalışmaktadır. Regresyon modelleri sürekli değerleri öngörmektedir. Çalışmada modelin kayıp fonksiyonunun ölçülmesi amacıyla MSE ve MAE metrikleri kullanılmıştır. Modelin veri setindeki değişkenliğinin ne kadar iyi açıklandığını belirlemek için ise  $R^2$  kullanılmıştır. Ağ modeli 4 gizli katmandan oluşmaktadır. Verilerin analiz edilmesi için ilk olarak uygulanan standardizasyon işlemi hakkında izleyen kısımda kısaca bilgi verilmiştir.

#### **4.3.1. Verilerin standartlaştırılması**

Modelleme yapmak için ilk aşama, kütüphaneleri içe aktarmadır. Daha sonra veriler dahil edilen kütüphaneler aracılığıyla Python yazılım dili ile sisteme yüklenir. Analiz için kullanılacak değişkenlere ait finansal oranlara dayalı veriler arasında farklı büyüklükler bulunması doğaldır. Bu durumda YSA'nın eğitilmesi aşamasında verilerin girdi değerleri arasındaki büyüklükler analiz için problem teşkil etmektedir. Bu durum model performansını ve doğruluğunu olumsuz etkilemektedir. Ayrıca değişkenlere ait veriler arasındaki bu büyüklük farklılıkları; modelin eğitim sürecini yavaşlatması ya da sürecin tamamlanamaması, bazı değişkenlerin sonuçlar üzerinde aşırı bir etkiye sahip olması, modelin ağırlıklarının yorumlanmasında zorlukların olması gibi birçok olumsuz etkiye sahip olmaktadır. Bu nedenle YSA modelinin eğitilmesinden önce verilerin standardizasyonunun yapılması gerekmektedir. Bu aşamada verilere ait girdi değerlerine ölçeklendirme işlemi yapılmaktadır. Genellikle değerler  $[-1,1]$  ya da  $[0,1]$  arasında ölçeklendirilir. Böylece veriler arasındaki büyüklüğe sahip değerlerin etkisi ortadan kaldırılarak, model kolay eğitilebilir ve yorumlanabilir hale getirilmiş olmaktadır.

Çalışmada en iyi tahmin modellerini vermesi nedeniyle standardizasyon tekniği olarak Z-Score kullanılmıştır. Z-Score tekniğine ait formül denklem 4.1’de verilmiştir.

$$x' = \frac{x_i - \mu_i}{\sigma_i} \quad (4.1)$$

Bu teknikte verilerdeki tüm özellikler, ortalama 0 ve standart sapması 1 olacak şekilde ölçeklendirilir. Bu şekilde tüm veriler aynı ölçekte olduğu için model daha hızlı ve doğru bir şekilde eğitilir. Böylece aykırı verilerin özellikleri baskın hale gelmez (Marsland, 2011, s:63). Standardizasyon, aykırı değerler hakkında yararlı bilgiler sağlar. Minimum-maksimum ölçeklendirmenin aksine algoritmanın aykırı değerlere karşı daha az duyarlı olmasını sağlar, verileri sınırlı bir değer aralığına ölçeklendirir (Raschka, 2016, s:27). Çalışmada aykırı veriler bulunmaktadır ve Sharma ve Singh’in (2018) çalışmalarına benzer şekilde aykırı değerlerden kaynaklanan veri kaybını önlemek amacıyla en uygun teknik olan standardizasyon yaklaşımı benimsenmiştir.

#### **4.3.2. YSA modelinin eğitilmesi, doğrulanması ve test edilmesi**

Standart hale getirilen verilere hataların hesaplandığı ve ağırlıkların güncellendiği geri yayımlı MLP Regressor analizi uygulanmıştır. Veriler %80 eğitim, %10 doğrulama ve %10 test seti olarak üçe ayrılmıştır. MLP Modelinin öğrenmesi için ağırlıkların belirlenmesi gerekmektedir. Bu nedenle ağırlıkların belirlendiği kısım eğitim aşamasıdır. Bu aşamada veri kümesi birçok kez çalışmaktadır. Ancak eğitim veri setinin minimum hataya ulaşana kadar çalışması ağırlıkların ezberlediği ve aşırı uyum gibi problemleri meydana getirebilmektedir. Bu problemlerin çözümünde ağırlık geri yayılım algoritması ile ağırlıkların güncellenmesi için belli bir süre eğitildikten sonra genelleme yeteneğini izlemek için doğrulama setini kullanmak gerekmektedir. Böylece minimum hataya ulaşana kadar modelin hiper parametreleri ayarlanmış olur (Marsland, 2011, s:88). Son olarak test seti ile modelin genelleme yeteneği ölçülmektedir. Böylece modelin gerçek dünya verilerini tahmin başarısı ölçülmüş olur.

Aktif kârlılık ve özkaynak kârlılığı değişkenleri için farklı tahmin modelleri denenmiştir. Kurulan modellerde performans sonuçları MSE ve MAE hata metrikleri ve model yeterliliğini ölçen  $R^2$  değerleri ile karşılaştırmalı olarak değerlendirilmiştir.

**Tablo 4.16. B1 Aktif Kârlılık Hata ve Performans Ölçümleri Tablosu**

|                   |                    |                   |                |                |                      |
|-------------------|--------------------|-------------------|----------------|----------------|----------------------|
| <b>Model:</b>     | <b>1</b>           | <b>Performans</b> | <b>MSE</b>     | <b>MAE</b>     | <b>R<sup>2</sup></b> |
|                   |                    | <b>Test</b>       | 0.20112        | 0.28582        | 0.79226              |
| <b>Ara Katman</b> |                    | <b>Eğitim</b>     | 0.26076        | 0.30802        | 0.76658              |
| <b>Sayısı:</b>    | <b>28</b>          | <b>Doğrulama</b>  | 0.12071        | 0.24085        | 0.83587              |
|                   |                    | <b>Genel</b>      | 0.26470        | 0.31304        | 0.73529              |
| <b>Model:</b>     | <b>2</b>           | <b>Test</b>       | 0.15503        | 0.28892        | 0.82699              |
|                   |                    | <b>Eğitim</b>     | 0.27888        | 0.32151        | 0.73314              |
| <b>Ara Katman</b> |                    | <b>Doğrulama</b>  | 0.14515        | 0.26490        | 0.80264              |
| <b>Sayısı:</b>    | <b>5-4</b>         | <b>Genel</b>      | 0.28237        | 0.32044        | 0.71762              |
| <b>Model:</b>     | <b>3</b>           | <b>Test</b>       | 0.15613        | 0.28104        | 0.83873              |
|                   |                    | <b>Eğitim</b>     | 0.23365        | 0.29677        | 0.79084              |
| <b>Ara Katman</b> |                    | <b>Doğrulama</b>  | 0.11332        | 0.24476        | 0.83677              |
| <b>Sayısı:</b>    | <b>15-3</b>        | <b>Genel</b>      | 0.23160        | 0.29607        | 0.76839              |
| <b>Model:</b>     | <b>4</b>           | <b>Test</b>       | 0.15158        | 0.27187        | 0.84343              |
|                   |                    | <b>Eğitim</b>     | 0.22623        | 0.29784        | 0.79749              |
| <b>Ara Katman</b> |                    | <b>Doğrulama</b>  | 0.11191        | 0.23986        | 0.84783              |
| <b>Sayısı:</b>    | <b>17-9</b>        | <b>Genel</b>      | 0.21214        | 0.28848        | 0.78785              |
| <b>Model:</b>     | <b>5</b>           | <b>Test</b>       | 0.20911        | 0.27854        | 0.83277              |
|                   |                    | <b>Eğitim</b>     | 0.17696        | 0.25907        | 0.83365              |
| <b>Ara Katman</b> |                    | <b>Doğrulama</b>  | 0.11702        | 0.24212        | 0.84089              |
| <b>Sayısı:</b>    | <b>35-20-15</b>    | <b>Genel</b>      | 0.17288        | 0.26226        | 0.82711              |
| <b>Model:</b>     | <b>6</b>           | <b>Test</b>       | 0.26846        | 0.30040        | 0.81163              |
|                   |                    | <b>Eğitim</b>     | 0.15148        | 0.24514        | 0.86439              |
| <b>Ara Katman</b> |                    | <b>Doğrulama</b>  | 0.14932        | 0.25231        | 0.85025              |
| <b>Sayısı:</b>    | <b>25-20-15-3</b>  | <b>Genel</b>      | 0.15641        | 0.25255        | 0.84358              |
| <b>Model:</b>     | <b>7</b>           | <b>Test</b>       | <b>0.14700</b> | <b>0.24624</b> | 0.84816              |
|                   |                    | <b>Eğitim</b>     | 0.12780        | 0.22081        | 0.87782              |
| <b>Ara Katman</b> |                    | <b>Doğrulama</b>  | 0.09078        | 0.20486        | 0.87657              |
| <b>Sayısı:</b>    | <b>30-25-20-10</b> | <b>Genel</b>      | 0.13177        | <b>0.22707</b> | 0.86822              |
| <b>Model:</b>     | <b>8</b>           | <b>Test</b>       | 0.18206        | 0.24954        | <b>0.85139</b>       |
|                   |                    | <b>Eğitim</b>     | <b>0.11081</b> | <b>0.21459</b> | <b>0.90080</b>       |
| <b>Ara Katman</b> |                    | <b>Doğrulama</b>  | 0.12791        | 0.23220        | 0.87172              |
| <b>Sayısı:</b>    | <b>40-30-20-10</b> | <b>Genel</b>      | <b>0.12316</b> | 0.22403        | <b>0.87683</b>       |
| <b>Model:</b>     | <b>9</b>           | <b>Test</b>       | 0.23277        | 0.27864        | 0.83667              |
|                   |                    | <b>Eğitim</b>     | 0.14944        | 0.23783        | 0.85637              |
| <b>Ara Katman</b> |                    | <b>Doğrulama</b>  | 0.09115        | 0.21645        | 0.87606              |
| <b>Sayısı:</b>    | <b>45-30-25-10</b> | <b>Genel</b>      | 0.14812        | 0.23808        | 0.85187              |
| <b>Model:</b>     | <b>10</b>          | <b>Test</b>       | 0.14838        | 0.25016        | 0.84674              |
|                   |                    | <b>Eğitim</b>     | 0.16283        | 0.23883        | 0.84349              |
| <b>Ara Katman</b> |                    | <b>Doğrulama</b>  | <b>0.08285</b> | <b>0.20281</b> | <b>0.88734</b>       |
| <b>Sayısı:</b>    | <b>55-35-28-10</b> | <b>Genel</b>      | 0.15867        | 0.23644        | 0.84132              |

Tablo 4.16'ya göre B1 aktif kârlılık tahmini için minimum hatayı veren en iyi performans MSE metriğine aittir. Kurulan modeller içerisinde doğruluğu ve açıklama gücünü gösteren en iyi  $R^2$  sonucunu 8. Model vermiştir. Bu modele göre ağ mimarisi 4 katmanlı olup, gizli katmanlar 40-30-20-10 şeklinde gerçekleşmiştir. Modelin eğitim performansı %90 olup, doğrulama performansı %87 olarak gerçekleşmiştir. Test performansı %85 olarak gerçekleşen modelin iyi bir başarı sağladığı söylenebilir. Modelin genel performansı %87 olarak gerçekleşmiştir.

Elde edilen çıktı sonuçlarına göre B1 Aktif Kârlılık değişkeninin model 8'e göre tahmin ağırlıkları ile MLP Regressor model denklemi izleyen şekilde gibi kurulur.

$$B1 = f(w_{11} * L1 + w_{12} * L2 + w_{13} * L3 + w_{14} * F2 + \dots + w_{13} * M4)$$

$$B1 = \tanh(-0.10449 * L1 - 0.27044 * L2 + 0.21314 * L3 + \dots - 0.311104 * M4) \quad \text{Girdi Katmanı}$$

$$B1 = \tanh(0.23899 * L1 - 0.19671 * L2 + 0.12526 * L3 + \dots - 0.22585 * M4) \quad \text{Gizli Katman1}$$

$$B1 = \tanh(-3.24896e-01 * L1 - 3.33722e-01 * L2 + \dots - 2.98359e-01 * M4) \quad \text{Gizli Katman2}$$

$$B1 = \tanh(-0.17647 * L1 - 0.32768 * L2 + 0.33820 * L3 + \dots - 0.35678 * M4) \quad \text{Gizli Katman3}$$

$$B1 = \tanh(0.61224 * L1 + 0.68170 * L2 + 0.48635 * L3 + \dots + 0.93787 * M4) \quad \text{Gizli Katman4}$$

Özkaynak kârlılığına ait kurulan model hata ve performans ölçümleri Tablo 4.17'de verilmiştir.

**Tablo 4.17. B2 Özkaynak Kârlılığı Hata ve Performans Ölçümleri Tablosu**

|                           |            | Performans       | MSE     | MAE     | $R^2$   |
|---------------------------|------------|------------------|---------|---------|---------|
| <b>Model:</b>             | <b>1</b>   | <b>Test</b>      | 0.04310 | 0.13503 | 0.87127 |
|                           |            | <b>Eğitim</b>    | 0.04484 | 0.13839 | 0.96012 |
|                           |            | <b>Doğrulama</b> | 0.10894 | 0.20963 | 0.78187 |
| <b>Ara Katman Sayısı:</b> | <b>28</b>  | <b>Genel</b>     | 0.09234 | 0.16777 | 0.90765 |
| <b>Model:</b>             | <b>2</b>   | <b>Test</b>      | 0.04741 | 0.13617 | 0.90663 |
|                           |            | <b>Eğitim</b>    | 0.03726 | 0.12408 | 0.96638 |
|                           |            | <b>Doğrulama</b> | 0.06459 | 0.16231 | 0.87066 |
| <b>Ara Katman Sayısı:</b> | <b>51</b>  | <b>Genel</b>     | 0.06752 | 0.13512 | 0.93247 |
| <b>Model:</b>             | <b>3</b>   | <b>Test</b>      | 0.02929 | 0.08541 | 0.84326 |
|                           |            | <b>Eğitim</b>    | 0.02662 | 0.07567 | 0.97632 |
|                           |            | <b>Doğrulama</b> | 0.05289 | 0.10079 | 0.82354 |
| <b>Ara Katman Sayısı:</b> | <b>7-3</b> | <b>Genel</b>     | 0.04740 | 0.08607 | 0.95259 |

**Tablo 4.17.** (Devam) *B2 Özkaynak Kârlılığı Hata ve Performans Ölçümleri Tablosu*

|                   |                    |                  |                |                |                |
|-------------------|--------------------|------------------|----------------|----------------|----------------|
| <b>Model:</b>     | <b>4</b>           | <b>Test</b>      | <b>0.03962</b> | <b>0.10815</b> | <b>0.88166</b> |
|                   |                    | <b>Eğitim</b>    | 0.02001        | 0.07333        | 0.97916        |
| <b>Ara Katman</b> |                    | <b>Doğrulama</b> | 0.03981        | 0.09988        | 0.92028        |
| <b>Sayısı:</b>    | <b>10-2</b>        | <b>Genel</b>     | 0.03871        | 0.07869        | 0.96128        |
| <b>Model:</b>     | <b>5</b>           | <b>Test</b>      | 0.06476        | 0.06669        | 0.94828        |
|                   |                    | <b>Eğitim</b>    | 0.01938        | 0.07422        | 0.98276        |
| <b>Ara Katman</b> |                    | <b>Doğrulama</b> | 0.03356        | 0.09546        | 0.91979        |
| <b>Sayısı:</b>    | <b>25-7</b>        | <b>Genel</b>     | 0.02783        | 0.08169        | 0.97216        |
| <b>Model:</b>     | <b>6</b>           | <b>Test</b>      | 0.01202        | 0.07616        | 0.93567        |
|                   |                    | <b>Eğitim</b>    | 0.01616        | 0.07749        | 0.98316        |
| <b>Ara Katman</b> |                    | <b>Doğrulama</b> | 0.01947        | 0.09748        | 0.93342        |
| <b>Sayısı:</b>    | <b>15-8-7</b>      | <b>Genel</b>     | 0.15168        | 0.09404        | 0.84831        |
| <b>Model:</b>     | <b>7</b>           | <b>Test</b>      | 0.01199        | <b>0.06193</b> | 0.93584        |
|                   |                    | <b>Eğitim</b>    | <b>0.01510</b> | <b>0.06963</b> | 0.98427        |
| <b>Ara Katman</b> |                    | <b>Doğrulama</b> | 0.02621        | 0.09648        | 0.91037        |
| <b>Sayısı:</b>    | <b>30-10-3</b>     | <b>Genel</b>     | 0.02068        | 0.07091        | 0.97931        |
| <b>Model:</b>     | <b>8</b>           | <b>Test</b>      | 0.01451        | 0.07826        | 0.92236        |
|                   |                    | <b>Eğitim</b>    | 0.01753        | 0.08693        | 0.98440        |
| <b>Ara Katman</b> |                    | <b>Doğrulama</b> | 0.02716        | 0.10350        | 0.90715        |
| <b>Sayısı:</b>    | <b>40-35-20-10</b> | <b>Genel</b>     | 0.01931        | 0.07533        | 0.98068        |
| <b>Model:</b>     | <b>9</b>           | <b>Test</b>      | 0.01200        | 0.07602        | 0.96415        |
|                   |                    | <b>Eğitim</b>    | 0.01613        | 0.07163        | <b>0.98664</b> |
| <b>Ara Katman</b> |                    | <b>Doğrulama</b> | <b>0.02211</b> | <b>0.08204</b> | <b>0.94714</b> |
| <b>Sayısı:</b>    | <b>60-45-25-10</b> | <b>Genel</b>     | <b>0.01824</b> | 0.07396        | <b>0.98175</b> |
| <b>Model:</b>     | <b>10</b>          | <b>Test</b>      | <b>0.01040</b> | 0.06241        | 0.94434        |
|                   |                    | <b>Eğitim</b>    | 0.01512        | 0.07002        | 0.98655        |
| <b>Ara Katman</b> |                    | <b>Doğrulama</b> | 0.03895        | 0.10034        | 0.92200        |
| <b>Sayısı:</b>    | <b>75-40-20-10</b> | <b>Genel</b>     | 0.01892        | <b>0.06772</b> | 0.98107        |

Tablo 4.17'ye göre B2 özkaynak kârlılığı tahmini için minimum hatayı veren en iyi performans yine aktif kârlılık değişkeninde olduğu gibi MSE metriğine aittir. Kurulan modeller içerisinde doğruluğu ve açıklama gücünü gösteren en iyi  $R^2$  sonucunu 9. Model vermiştir. Bu modele göre ağ mimarisi 4 katmanlı olup, gizli katmanlar 60-45-25-10 şeklinde gerçekleşmiştir. Modelin eğitim performansı %98 olup, doğrulama performansı %94 olarak gerçekleşmiştir. Test performansı %96 olarak gerçekleşen modelin iyi bir başarı sağladığı söylenebilir. Modelin genel performansı %98 olarak gerçekleşmiştir.

MSE ve MAE değerlerinin 0'a yakın olması model performansının iyi olduğunu gösterir. Literatürde yapılan çalışmalar göz önüne alındığında MSE ölçümleri için genellikle 0,01 ve 0,05 değerlerinin kullanıldığı gözlenmektedir ([Sönmez, Zontul ve Bülbül, 2015, s:31](#)). Her iki değişken için de MSE hata metriği minimum hata değerini vermiştir.

Elde edilen çıktı sonuçlarına göre B2 Özkaynak Kârlılığı değişkeninin model 9'a göre tahmin ağırlıkları ile MLP Regressor model denklemi izleyen şekilde kurulur.

$$B2 = f(w_{11} * L1 + w_{12} * L2 + w_{13} * L3 + w_{14} * F2 + \dots + w_{13} * M4)$$

$$B2 = \text{relu}(-0.0681 * L1 - 0.06803 * L2 + 0.16574 * L3 + \dots - 0.23094 * M4) \quad \text{Girdi Katmanı}$$

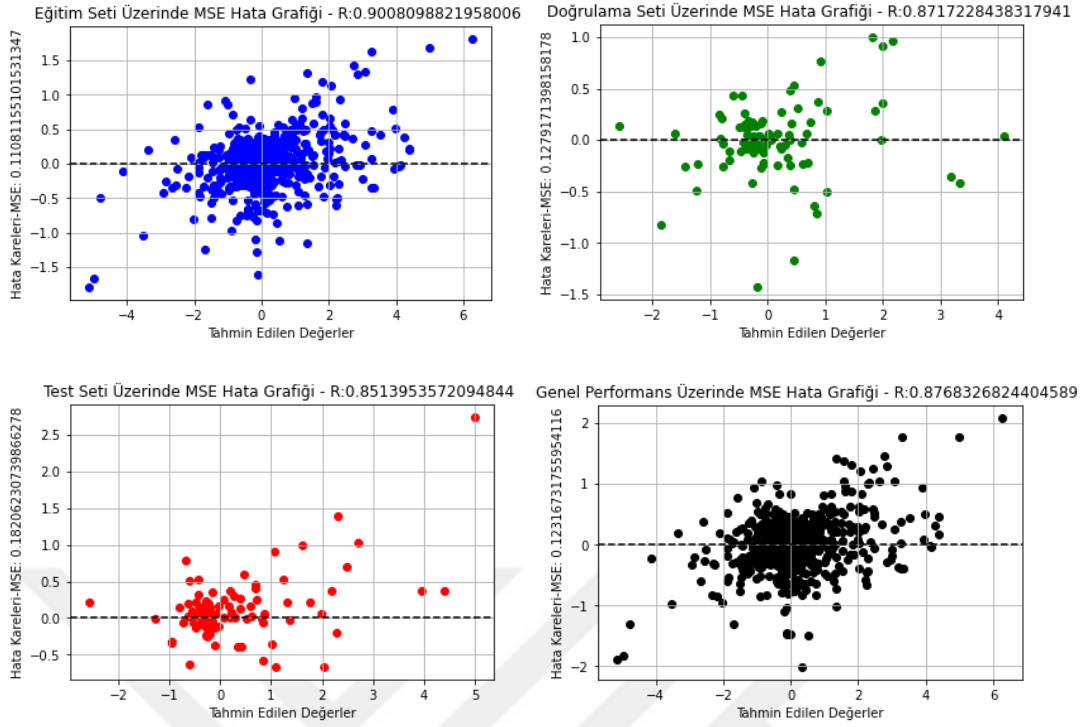
$$B2 = \text{relu}(1.29573e-01 * L1 - 9.90563e-03 * L2 + \dots + 3.80143e-03 * M4) \quad \text{Gizli Katman1}$$

$$B2 = \text{relu}(-0.25272 * L1 - 0.05085 * L2 - 0.04304 * L3 + \dots - 0.15081 * M4) \quad \text{Gizli Katman2}$$

$$B2 = \text{relu}(-4.76365e-02 * L1 - 2.92260e-01 * L2 + \dots - 3.86184e-01 * M4) \quad \text{Gizli Katman3}$$

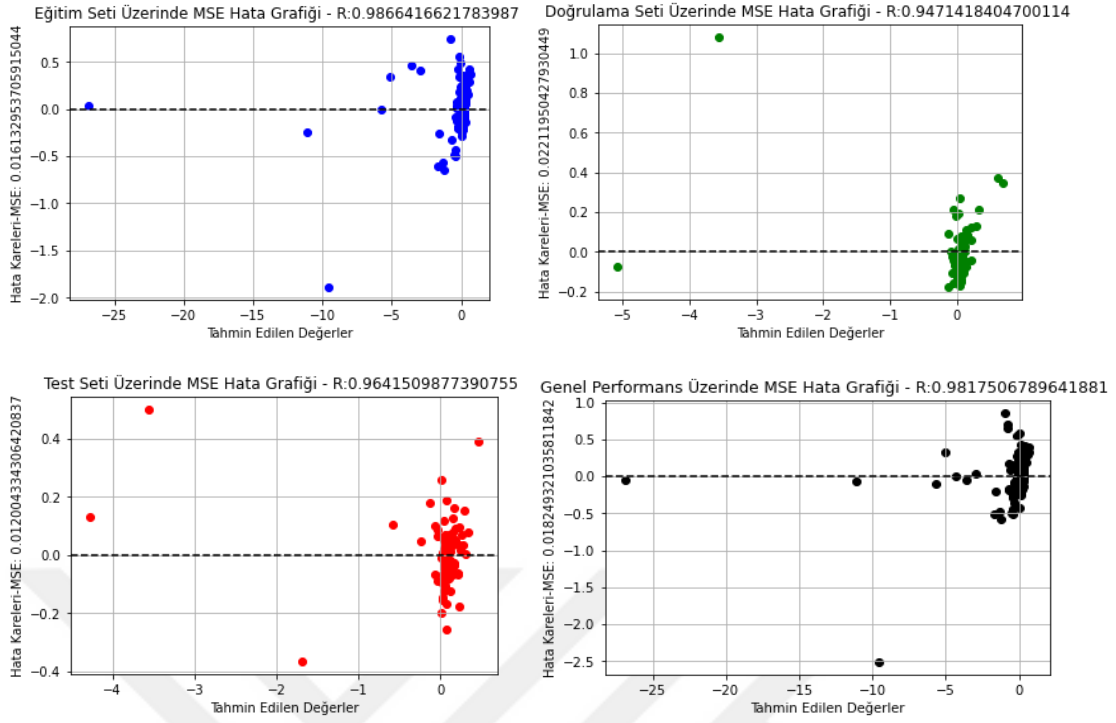
$$B2 = \text{relu}(-0.72175 * L1 + 0.26644 * L2 + 0.20223 * L3 + \dots + 0.33718 * M4) \quad \text{Gizli Katman4}$$

Bağımlı değişkenler olan aktif ve öz kaynak kârlılığına ait en az hatayı veren metriğin MSE olduğu sonucuna varılmıştır. Bu değişkenlere ait eğitim, doğrulama, test seti ve genel performans hata dağılımları Grafik 4.1 ve Grafik 4.2'de verilmiştir.



**Grafik 4.1.** B1 Aktif Kârlılık Eğitim, Doğrulama, Test Seti ve Genel Performans Hata Dağılım Grafiği

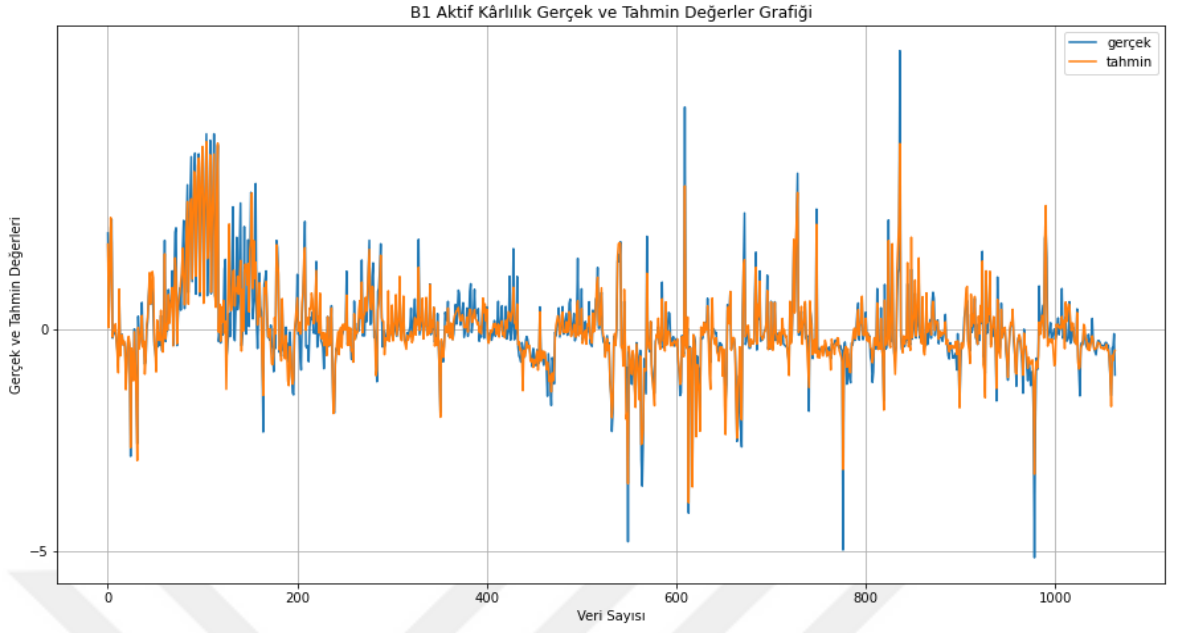
Grafik 4.1’de aktif kârlılık değişkenine göre kurulan modellerde %90  $R^2$  değeri ile eğitim seti iyi bir performans göstermektedir. Doğrulama setinin de eğitim setine yakın bir performans göstermesi, modelin iyi eğitildiği ve uyum probleminin olmadığı şeklinde yorumlanabilir. Test setinin %80 üzerinde bir değer alması modelin genelleme ve tahmin yeteneğinin iyi olduğunu göstermektedir. Modelin genel performansı %87 olarak gerçekleşmiştir.



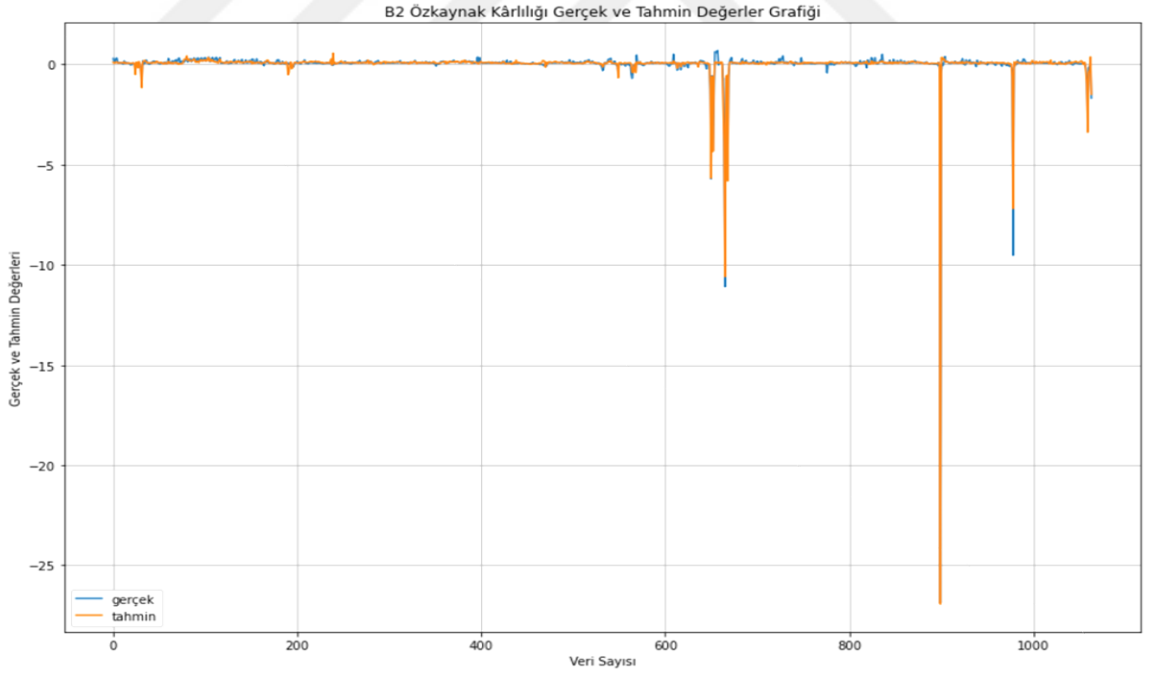
**Grafik 4.2.** B2 Özkaynak Kârlılığı Eğitim, Doğrulama, Test Seti ve Genel Performans Hata Dağılım Grafiği

Grafik 4.2'ye göre özkaynak kârlılığı değişkeni için en iyi performans %98 ile eğitim setine aittir. %94 civarında performans gösteren doğrulama seti modelin çok iyi uyum sağladığını göstermektedir. Test setinin %96  $R^2$  değeri ile gerçekleşmesi, gerçek verilerle tahmin verilerinin oldukça iyi uyum sağladığı ve modelin tahmin başarısının yüksek olduğunu göstermektedir. Modelin genel performansı %98 olarak gerçekleşmiştir.

Kârlılık tahmini için kurulan modellerde başarı oranının yüksek olduğu sonucuna varılmıştır. Bu doğrultuda aktif ve özkaynak kârlılığı değişkenlerine ait gerçek ve tahmini değerlerin uyumu Grafik 4.3 ve Grafik 4.4'te verilmiştir.



**Grafik 4.3.** *B1 Aktif Kârlılık Gerçek ve Tahmin Değerleri Sapma Grafiği*

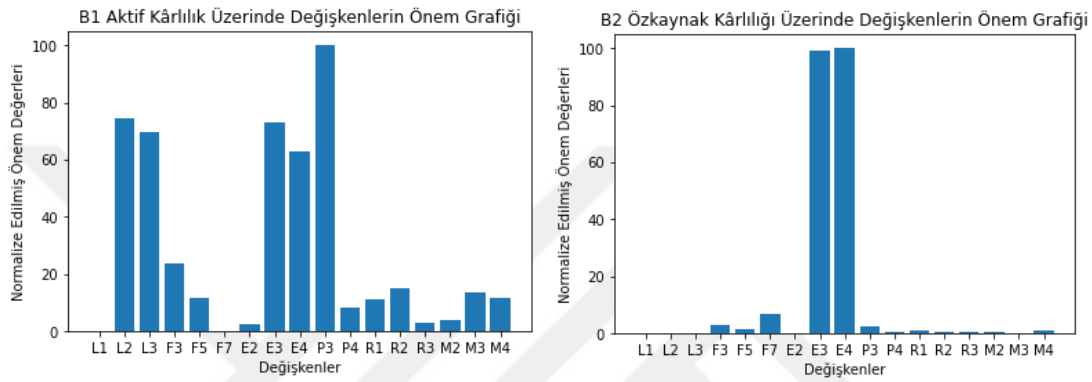


**Grafik 4.4.** *B2 Özkaynak Kârlılığı Gerçek ve Tahmin Değerleri Sapma Grafiği*

Grafik 4.3 ve Grafik 4.4'de veri setinin gerçek ve tahmin değerlerinin birbirine oldukça yakın olduğu görülmektedir. Kârlılık tahmini için birçok faktör etkilidir. Analiz için kullanılan 17 bağımsız değişkenin sadece finansal tablo verileri kullanıldığı göz önünde

bulundurulursa aktif kârlılık ve özkaynak kârlılığını açıklamadaki tahmin performansının başarılı olduğu görülmektedir.

YSA analizi ile tahmin modellerinin kurulması esnasında bağımlı değişkenler üzerinde hangi bağımsız değişkenlerin etkisinin olduğunun hesaplanması da önem arz etmektedir. Böylece firma sahiplerine ya da yatırımcılara hangi finansal oranı dikkate alacağı konusunda yardımcı olacaktır.



**Grafik 4.5.** B1 Aktif Kârlılık ve B2 Özkaynak Kârlılığı Değişkenlerin Önem Grafiği

Grafik 4.5'te değişkenlerin aktif kârlılık ve özkaynak kârlılığı üzerindeki etkileri yüzde olarak gösterilmektedir. Aktif kârlılık üzerinde en büyük öneme sahip olan değişken P3 Hisse Başına Getiri Oranıdır. Bu durum satış gelirlerinin artmasının net kârı artırması ve böylece hisse başına getirinin artmasına da neden olduğu şeklinde açıklanabilir. P3 değişkenini sırasıyla %74 ile L2 Cari Oran ve %72 ile E3 Aktif Devir Hızı Oranı takip etmektedir. L2 Asit test oranının etkisinin yüksek olması GYO firmalarının kısa vadede finansal yükümlülüklerini rahatlıkla yerine getirebildiği şeklinde yorumlanabilir. E3 Aktif devir hızı oranının etkili olmasının sebebi firmaların varlıklarını hızlı bir şekilde döndürebilmesi nedeniyle aktiflerini verimli olarak yönetebildiği şeklinde açıklanabilir. L3 Nakit Oran ve E4 Özkaynak devir hızı değişkenleri aktif kârlılık üzerinde sırasıyla %69 ve %62 gibi bir etkiye sahiptir. Nakit oranın aktif kârlılık üzerindeki etkisi GYO firmalarının kısa vadede ödemelerini yerine getirme konusunda yeterli olduğunu göstermektedir. Özkaynak devir hızının aktif kârlılık üzerindeki etkisi ise firmaların özkaynaklarını etkin bir şekilde kullandığını göstermektedir. Diğer değişkenlerin aktif kârlılık üzerindeki etkisi ise %20 civarı ve altında bir etkiye sahiptir.

Özkaynak kârlılığı üzerinde en etkili iki değişken E3 Aktif Devir Hızı Oranı ve E4 Özkaynak Devir Hızı Oranıdır. Bu iki oranın GYO firmalarının hem aktif varlıklarını hem de özkaynaklarını oldukça etkin yönetimle verimli kullanarak özkaynak kârlılığını etkilediği şeklinde yorumlanabilir.

#### 4.4. Driscoll-Kraay Dirençli Sabit Etkili Model ve MLP Regressor Modelinin Karşılaştırılması

Gayrimenkul Yatırım Ortaklıkları firmalarının kârlılığının tahmini ve kârlılık üzerinde etkili olan değişkenlerin belirlenmesi amacıyla iki yöntem kullanılmıştır. Bunlardan biri ekonometrik bir yöntem olan Driscoll-Kraay dirençli sabit etkiler tahmini, diğeri ise Yapay sinir ağı yöntemi olan MLP Regressor analizidir. Bu iki tahmin için kullanılan modelleme yöntemleri de kullanıldıkları bağlam ve yaklaşım sebebiyle farklılık göstermektedir. Sabit etkiler modeli bir panel veri analiz yöntemidir. Panel veri analizi, panel veriler oluşturularak kurulan modeller yardımıyla ekonomik ilişkileri tahmin eden bir yöntemdir ([Tatoğlu, 2021, s:4](#)). Bu ekonomik ilişkileri anlamak amacıyla birimler arasındaki etkileşimler ve zaman içindeki değişimler göz önünde bulundurulur. Panel veri analizi en küçük kareler yöntemini kullanarak tahminde bulunur. Bu teknik değişkenlerin etkilerini tahmin etmeye çalışan bir yöntemdir. Yapay sinir ağları ise genellikle büyük ve karmaşık veri setlerini analiz etmede kullanılır. Veriden öğrenme ve işleme yeteneğine sahiptirler. Tahminde bulunmak amacıyla ağırlık, aktivasyon, öğrenme oranı gibi bir çok parametre kullanarak modelleme yaparlar. Her iki model de farklı teknikler kullanarak tahminde bulunurlar. Ayrıca panel veri analizi daha az zaman ve daha az maliyet gerektirirken, YSA modelleri için daha fazla zaman ve maliyet gereklidir. Yapılan her iki tahmin analizi sonuçları ile ilgili karşılaştırma bulguları Tablo 4.17’de verilmiştir.

**Tablo 4.18.** Driscoll-Kraay Dirençli Sabit Etkiler ve MLP Regressor Model Karşılaştırmaları

| Performans Metrikleri | B1-Aktif Kârlılık                            |               | B2-Özkaynak Kârlılığı                        |               |
|-----------------------|----------------------------------------------|---------------|----------------------------------------------|---------------|
|                       | Driscoll-Kraay Dirençli Sabit Etkiler Modeli | MLP Regressor | Driscoll-Kraay Dirençli Sabit Etkiler Modeli | MLP Regressor |
| MSE                   | -                                            | 0.12316       | -                                            | 0.01824       |
| MAE                   | 0.000001908                                  | 0.22403       | 0.00015062                                   | 0.07396       |
| R <sup>2</sup>        | 0.5578                                       | 0.87683       | 0.7266                                       | 0.98175       |

Tablo 4.18'e göre aktif kârlılık ve özkaynak kârlılığını tahmin etmek amacıyla kurulan MLP Regressor modeli daha iyi sonuç elde etmiştir. Kurulan regresyon modellerine göre en iyi  $R^2$  sonucunu özkaynak kârlılığını tahmin eden modeller vermiştir. Aktif kârlılığın tahmini için MLP Regressor modelinde genel performans değeri olan  $R^2$  %87 ile sonuçlanırken, Driscoll-Kraay dirençli sabit etkiler modeli için  $R^2$  değeri %55 olarak gerçekleşmiştir. Özkaynak kârlılığının tahmini için MLP Regressor modelinde genel performans değeri olan  $R^2$  %98 ile sonuçlanırken, Driscoll-Kraay dirençli sabit etkiler modeli için  $R^2$  değeri %73 olarak gerçekleşmiştir. Driscoll-Kraay dirençli sabit etkiler modeli için en az hatayı MAE metriği verirken, MLP Regressor modeli için en az hatayı MSE metriği vermiştir. Driscoll-Kraay dirençli sabit etkiler modeline kıyasla MLP Regressor modelinin daha iyi tahmin başarısı verdiği sonucuna ulaşılmıştır. Bu durum MLP regressor modelinin hiper parametreleri kullanarak veriden iyi bir öğrenme gerçekleştirdiği şeklinde yorumlanabilir.

## 5. SONUÇ VE ÖNERİLER

Türkiye’de pandemi sonrasında gayrimenkul fiyatlarında artış olduğu gözlemlenmektedir. Uzaktan çalışma uygulamalarının artış göstermesi ve konutlarda daha fazla zaman geçirme durumu ile birlikte insanların daha geniş ve kırsal alanlarda yaşama talebinde artış gerçekleşmiştir. Pandemi sürecinde konut kredi faiz oranlarının düşmesi ve ertelemeli kredi taksit avantajları da yine konutlara olan talebi artırmıştır. Fakat gayrimenkul sektöründe arz eksikliğinin olması ve inşaat maliyetlerinin de artması konut fiyatlarında hızlı bir artışı beraberinde getirmiştir. Bu nedenle gayrimenkul alımını zorlaştıran bir durum söz konusudur. Doğrudan gayrimenkullerin mülkiyetinin alınması yerine paraya daha çabuk çevrilebilir yatırım yapmak yatırımcılara hızlı alım satım imkânı sağlamaktadır. Ayrıca GYO firmalarına yapılan yatırımlardan elde edilen gelirlerden vergi avantajı da sağlanabilmektedir. Bu aşamada hem GYO firmalarının finansman sağlaması ve kararlar almasında hem de yatırımcıların getiri elde edebilecek hisse senetlerini almalarında kârlılık tahmini oldukça önem arz etmektedir.

Araştırmanın temel hipotezi sektörde önemli bir paya sahip GYO firmalarının kârlılığının tahmin edilmesi için kullanılan modern tahmin tekniklerinden biri olan YSA analiz yönteminin, geleneksel ekonometrik bir model olan panel veri analizinden daha iyi sonuç vermesidir. Ekonomi, finans, sosyal ve sağlık bilimlerinde sıklıkla kullanılan panel veri analizi birimler arasındaki farklılıkları ve zaman içerisindeki değişimleri belirli modeller ile istatistiksel olarak değerlendiren bir yöntemdir. YSA’lar ise belirli bir modellemeye bağlı olmayan, esnek bir yapıda, büyük ve karmaşık veri setlerinden öğrenme yetenekleri ile geniş bir uygulama yelpazesine sahiptir. Ayrıca YSA algoritmaları özellikle eksik ve uç değerlere sahip finansal değerler için de başarılı tahminlerde bulunmaktadır. Çalışmada da panel veri analizine göre başarılı bir tahmin sonucu elde edilmiştir.

Kârlılığın tahmini için makine öğrenmesi tekniklerinden biri olan YSA analizinin MLP Regressor (çok katmanlı algılayıcı regresyon) algoritması kullanılmıştır. Bu doğrultuda çalışmanın amacı BİST’de önemli bir paya sahip olan GYO firmalarından elde edilen bulgular ile, MLP Regressor algoritmasının geleneksel ekonometrik bir model olan Panel Veri Analizi tekniklerinden Sabit Etkiler Modeli ile karşılaştırılarak kârlılık tahmini için en iyi modelin oluşturulmasıdır. Çalışma kapsamında kârlılık tahmini için aktif kârlılık ve öz kaynak kârlılığı bağımlı değişkenler olarak kullanılmıştır. Aktif kârlılık, firmaların toplam varlıkları üzerinden elde ettiği kârlılığı gösterirken; öz kaynak kârlılığı, şirketlerin

sermayesini etkili kullanıp kullanmadığını ve büyüme stratejilerini göstermektedir. Her iki değişken de firmaların finansal sağlığını, karşılaşılabilecek risklerini ve performansını değerlendirmek açısından önemlidir. Özellikle GYO firmalarına stratejik kararlar almada yol gösterici unsurlar olarak karşımıza çıkmaktadır.

Araştırmanın kapsamını 2010-2019 çeyrek dönemlerinde BİST’de işlem gören 27 GYO firması oluşturmaktadır. 2010 yılı öncesi ekonomik kriz ve 2019 sonrası pandemi ile birlikte gayrimenkul fiyatlarındaki hızlı artış nedeniyle 2010-2019 yılları arası verilerin analiz edilmesi çalışmanın sınırlarını oluşturmaktadır. Ayrıca BİST’de işlem gören 48 GYO firmasından verilerine tam olarak ulaşılabilen 27’sinin analiz edilmesi çalışmanın bir diğer kısıtı olarak karşımıza çıkmaktadır.

BİST’de işlem gören 27 GYO firmasına ait mali tablo veri oranları KAP, SPK, firmaların kendi resmi internet siteleri ve Finnet Mali Analiz programı üzerinden, makro değişkenlere ait veriler ise TÜİK ve TCMB resmî web sitelerinden elde edilmiştir. Firmalara ait aktif kârlılık ve özkaynak kârlılığı oranları bağımlı değişken olarak belirlenmiştir. İlk olarak değişken sayısını azaltmak ve etkin olan oranları belirlemek amacıyla verilere faktör analizi uygulanmıştır. Faktör analizi sonucu 17 bağımsız değişken tespit edilmiştir.

Analiz yapmadan önce modellerin daha güçlü kurulabilmesi ve sonuçların güvenilir bir şekilde yorumlanabilmesi açısından değişkenler arasında korelasyon ilişkisinin varlığı tespit edilmelidir. Bağımsız değişkenler arasında yüksek korelasyonun olması çoklu bağlantı sorununa neden olmaktadır. Bu durum Panel Veri Analizi açısından istatistiksel testlerin güvenilirliğini düşürerek modelin tahmin gücünü zayıflatırken, YSA Analizi bakımından öğrenme sürecini zorlaştırarak ağırlıkların yanlış tespit edilmesine neden olabilir. Değişkenler arasındaki korelasyon ilişkisi incelendiğinde B1 aktif kârlılık bağımlı değişkeninin, P3 hisse başına getiri oranı değişkeni dışında diğer bağımsız değişkenlerle korelasyonu düşük gözlemlenmiştir. P3 hisse başına getiri oranından sonra F3 özkaynak oranı, P4 Tobins’Q oranı ve R2 işletme büyüklüğü (toplam net satışların logaritması) oranları aktif kârlılık oranı üzerinde pozitif yönde en çok etkisi olan değişkenlerdir. Aktif kârlılık ile hisse başına getiri oranı değişkeni arasında 0.743 pozitif yönde ilişkisi olduğu tespit edilmiştir. Bu durum firmaların kârı dağıtmak yerine tekrar yatırıma yönlendirerek hisse satışı yapmaları durumunda B1 aktif kârlılık oranı artış gösterebileceği şeklinde yorumlanabilir. B1 aktif kârlılık ve F5 uzun vadeli borç oranı

-0.281 katsayı ile negatif yönlü korelasyon ilişkisine sahip en yüksek orandır. Bu durum yine uzun vadede borçlanmanın aktif kârlılığı düşüren etkisi olduğunu göstermektedir. B2 özkaynak kârlılığı oranı ile P3 hisse başına getiri oranı ve F3 özkaynak oranı arasında pozitif en yüksek korelasyon ilişkisi bulunmaktadır. Özkaynak kârlılığı oranı ile hisse başına getiri oranının korelasyon katsayısı 0.283 olup, yine her iki oranda da net kârlılığın ortak olarak bulunmasının etkili olmasındandır. Hisse başına getiri oranı arttıkça kârlılık artar ve bu durum firmaların hissedarlarının yatırımları üzerinden elde ettiği getiriye de artırır. Sermaye sahiplerinin kârlılığının artması özkaynak kârlılığını da artırır. F3 öz kaynak oranı ile B2 özkaynak kârlılığı oranının korelasyon katsayısı ise 0.213'tür. Firmalar borçlanmayı düşürerek öz kaynaklarını daha fazla kullanırsa net kârlılarında artış durumu söz konusu olur. Net kârdaki bu artış öz kaynak kârlılığını da artırabilir. F7 öz sermaye çarpanı ile B2 özkaynak kârlılığı arasında negatif en yüksek ilişki söz konusudur. Her iki oran arasındaki korelasyon katsayısı -0.552'dir. Bu ilişki firmaların yüksek borçla finanse edildiğini göstermektedir. Bu durum borçların faiz maliyetinin fazla olması ve likidite yaratma riskinin yüksek olması nedeniyle öz kaynak kârlılığını düşürdüğü şeklinde yorumlanabilir.

Panel veri analizi için birimler arası korelasyon testi yapılmıştır. Her iki bağımlı değişkene göre yapılan testlerde birimler arası korelasyon olduğu tespit edilmiş olup, ikinci nesil birim kök testi olan CIPS testi uygulanmıştır. Böylece verilerin seviyede durağan olduğu sonucuna varılmıştır. Birim kök test sonucuna göre panel OLS testlerinden biri seçilmelidir. Bu nedenle yapılan testler sonucunda sabit etkiler modeli uygulanmıştır. Verilere homojenlik, otokorelasyon, değişen varyans ve birimler arası korelasyon sınaması yapılmıştır. Yapılan testler sonucunda birimler arası korelasyon, değişen varyans ve otokorelasyon sorunu tespit edildiğinden sabit etkiler modeline dirençli tahminci olan Driscoll-Kraay Tahmincisi analizi uygulanmıştır. Elde edilen sonuçlara göre aktif kârlılık üzerinde öz kaynak oranı, hisse başına getiri oranı, Tobin's Q oranı ve faiz oranının  $p < 0.05$  önem seviyesine göre istatistiksel olarak anlamlı olduğu tespit edilmiştir. Öz kaynak oranı ve hisse başına getiri oranı aktif kârlılık üzerinde pozitif bir etkiye sahipken, Tobin's Q oranı ve faiz oranı negatif bir etkiye sahiptir. Aktif kârlılık üzerinde en etkili oran hisse başına getiri oranıdır. Bu durum satışların net kârı artırması dolayısıyla aktif kârlılığı da artırması ile açıklanabilmektedir. Ayrıca elde edilen değişkenlerin aktif kârlılık oranını %50 açıklayabildiği ve en küçük hatayı veren metriğin MAE olduğu sonucuna varılmaktadır.

Öz kaynak kârlılığı değişkeni üzerinde özkaynak oranı, UVB oranı, öz sermaye çarpanı, aktif devir hızı oranı, öz kaynak devir hızı oranı, hisse başına getiri oranı, pazar payı ve faiz oranının  $p < 0.05$  önem seviyesine göre istatistiksel olarak anlamlı etkiye sahip olduğu tespit edilmiştir. Aktif devir hızı oranı ve pazar payı oranının öz kaynak kârlılığı üzerinde pozitif bir etkisi olduğu, diğer oranların ise negatif bir etkiye sahip olduğu belirlenmiştir. Aktif devir hızı oranının pozitif ve en etkili katsayıya sahip olması işletmelerin varlık yönetiminin iyi olduğu, yine aynı şekilde pazar payı oranının pozitif ve yüksek bir etkiye sahip olması sektörde daha fazla ürün satışı gerçekleştirdikleri şeklinde açıklanabilir. Bağımsız değişkenlerin öz kaynak kârlılığı oranını %73 açıklayabildiği ve yine en küçük hatayı ölçen metriğin MAE olduğu sonucu elde edilmiştir.

Çalışmanın temelini oluşturan metot YSA analizidir. Verilerin analizi için MLP Regressor modeli kullanılmıştır. Analize başlamadan önce değişkenler arasındaki farklılıkları tespit etmek gerekir. Özellikle finans verileri yapısı gereği oldukça fazla uç değerler barındırabilmektedir. Bu değerler analiz sonucunu olumsuz etkileyebilmektedir. Bu nedenle öncelikle veriler arasındaki farklılıkların ortadan kaldırılması gerekmektedir. İlk aşamada veri yapısını bozmadan standardizasyon işlemi yapılmıştır. Daha sonra veri seti aşırı öğrenmenin önüne geçmek amacıyla %80 eğitim, %10 doğrulama ve %10 test olmak üzere üçe ayrılmıştır. Verilerin eğitilmesi aşamasında en iyi modeli verebilecek gizli katman, öğrenme oranı, momentum katsayısı ve aktivasyon fonksiyonları belirlenmiştir. Her iki bağımlı değişken için de farklı çok katmanlı ağ modelleri denenmiş olup, 4 katmanlı modelin en iyi sonucu verdiği belirlenmiştir. Aktif kârlılık değişkeni için hiperbolik tanjant (tanh) aktivasyon fonksiyonu en iyi sonucu verirken, öz kaynak kârlılığı değişkeni için düzeltilmiş lineer birim (Relu) aktivasyon fonksiyonu en iyi sonucu vermektedir. Her iki değişken için de en az hatayı MSE metriği vermiştir. Belirlenen bağımsız değişkenler ile aktif kârlılık değişkenini açıklayan en iyi  $R^2$  performans değeri eğitim seti için %90, doğrulama seti için %87 ve test seti için ise %85 olarak gerçekleşmiştir. Modelin genel performans değeri ise %87 olarak belirlenmiştir. MSE 0.12316 değeri ile en az hatayı veren metrik olmuştur. Özkaynak kârlılığı değişkeninin açıklayan en iyi  $R^2$  performans değeri ise eğitim seti için %98, doğrulama seti için %94 ve test seti için %96 olarak gerçekleşmiştir. Modelin genel performans değeri ise %98 olarak çok iyi bir sonuç vermiştir. Modelin seçiminde kullanılan en az hatayı veren metrik ise 0.01824 ile MSE olarak elde edilmiştir. Belirlenen açıklayıcı

değişkenlerin öz kaynak kârlılığını tahminde daha iyi sonuç verdiği görülmektedir. Bu durum izleyen nedenlerle açıklanabilir;

- GYO firmaları gayrimenkul yatırımlarının finansmanları için genellikle borçlanma yoluna giderler ve bu durum faiz maliyetlerini de yanında getirmektedir. Ancak GYO'nun yatırımlarından elde ettiği gelir, borçlanma faizlerinden daha fazla gerçekleşmesi halinde öz kaynak kârlılığının artmasına neden olabilmektedir. Borçlanma sayesinde elde edilen kaldıraç etkisi, öz kaynak getirisini artırabilmektedir.
- Özellikle Türkiye’de de olduğu gibi gayrimenkul yatırımlarında zamanla değer artışları söz konusu olmaktadır. Bu değer artışı GYO’ların öz kaynaklarının da artışına yol açmakta ve bu durum öz kaynak kârlılığını da artırabilmektedir.
- Aktif kârlılık artışına göre özkaynak kârlılığının daha fazla gerçekleşmesi GYO firmalarının genellikle daha yüksek riskli yatırımlara yönelmesi sonucu olabilmektedir.

Aktif kârlılık ve öz kaynak kârlılığı üzerinde etkili olan değişkenler farklılık göstermektedir. Her iki bağımlı değişken üzerinde etkili olan değişkenler incelendiğinde aktif kârlılık üzerinde en etkili değişken hisse başına getiri oranıdır. Bu durum satış gelirlerinin artmasıyla birlikte net kârda da artış sağlanması ve böylece hisse başına getirinin de artması ile açıklanabilir. Cari oran, asit-test oranı, aktif devir hızı ve özkaynak devir hızı değişkenleri de aktif kârlılık üzerinde etkilidir. Bu etki GYO firmalarının kısa vadeli finansal yükümlülüklerini rahat bir şekilde yerine getirebildiği ve varlıklarını etkin kullandığı şeklinde yorumlanabilir. Öz kaynak kârlılığı üzerinde ise fazla etkili olan aktif devir hızı ve özkaynak devir hızı değişkenleri göze çarpmaktadır. Bu iki değişken de yine GYO firmalarının hem aktif varlıklarını hem de özkaynaklarını etkili kullandığını göstermektedir.

Panel veri analiz tekniği olan Driscoll-Kraay Dirençli Sabit Etkiler Modeli ile MLP Regressor modeli kullanılarak yapılan analizlerde her iki yöntem de karşılaştırılmıştır. MLP Regressor analizinin Sabit Etkiler Modeline göre gerçek değerlere yakın iyi bir tahmin sonucu verdiği açıkça görülmektedir. YSA analizinin her iki bağımlı değişkeni de açıklama gücü iyidir. Bu durum YSA analizinin karmaşık ve doğrusal olmayan ilişkileri çok iyi açıklaması ve ayrıca uç değerler ve eksik verilerle de başa çıkarak öğrenme yeteneğinin iyi olması ile açıklanabilir. Geleneksel ekonometrik modeller genellikle

belirli bir model yapısına sahiptir ve önceden tanımlanmış bir istatistiksel kalıp içerisinde değerlendirilir. Bu modeller her aşamada test istatistiklerine ihtiyaç duyan, varsayım ve hipotezlere dayalı lineer bir yapıdadır. Bu nedenle özellikle karmaşık ve büyük veri yapılarındaki ilişkileri açıklamada yetersiz kalabilmektedir. YSA'lar ise belirli modelleme kalıpları içerisine bağlı olmadan öğrenme yeteneğine sahiptir. Model belirlemeden önce herhangi bir test istatistiğine ihtiyaç duymayan varsayım ve hipotezler kullanılmayan nonlinear bir yapıdadır. YSA'ların böyle esnek bir model yapısına sahip olması ve büyük veri setleri ile etkili çalışabilmesi bir diğer avantajı olarak karşımıza çıkmaktadır.

Literatürde yer alan çalışmalar incelendiğinde YSA'nın doğrusal regresyon gibi geleneksel yöntemlere göre daha iyi performans gösterdiği görülmektedir. Örneğin, Schöneburg (1990) hisse senedi fiyatlarını %90 doğrulukla tahmin ederken, daha sonraki çalışmalar (Desai & Bharati, 1998; Saberi vd., 2016) YSA'nın finansal göstergeler üzerinde güçlü bir tahmin yeteneğinin olduğunu belirtmektedir. Çalışmamız bulgularına göre YSA'nın diğer geleneksel modellere göre tahmin gücünün daha iyi olması bu alanda yapılmış olan çalışmalarla örtüştüğünü göstermektedir. Özellikle kârlılık tahmini yapan çalışmalar değerlendirildiğinde finans sektöründe banka kârlılığı tahmini en çok incelenen konular arasında yer almaktadır. Türkiye'de Doğan (2006), Şerbetli (2008) ile Ömürbek, Akçakanat ve Aksoy (2019) çalışmalarında banka kârlılığını YSA ile tahmin etmiş ve yüksek başarı oranlarına ulaşmıştır.

Panel veri analizi belirli finansal faktörlerin etkisini anlamada güçlü bir araç olmasına karşın, tahmin gücü YSA analizine kıyasla daha düşük olabilmektedir. Bu alanda her iki model karşılaştırmasını yapan Heo ve arkadaşları (2020) ile Ho ve arkadaşlarının (2020) yaptıkları çalışmalarda YSA analizinin genel model uyumunda daha başarılı sonuçlar elde edilmiştir. Bu iki çalışmanın sonuçları ile araştırmamızdan elde ettiğimiz bulgular karşılaştırıldığında YSA'nın Panel Veri Analizine göre daha başarılı sonuç verdiği desteklenmektedir. Bununla birlikte özellikle Türkiye'de GYO firmalarının kârlılık analizleri daha sınırlı düzeyde kalmış olmakla birlikte son zamanlarda artan bir ilgi görmektedir. Jakpar ve arkadaşları (2018), Çelik ve Arslanlı (2020), Aktaş ve Darwish (2020), Tekin (2021), Öndeş ve Barakalı (2023), Cunha, Borges ve Ferreira (2023) ile Coşkun, Rençber ve Çelik (2024) gibi çalışmalar incelendiğinde GYO firmalarının kârlılık üzerinde etkili olan faktörlerin belirlenmesinde panel veri analizi yöntemini

kullandıkları görülmektedir. Bu durum GYO firmalarının kârlılık tahmini yapılan çalışmanın yok denecek kadar az olduğunu göstermektedir. Ayrıca YSA analizinin bu alanda daha fazla kullanılması gerekliliğini ortaya koyarak kârlılık tahmininde yeni bir araştırma bakış açısı olarak öne çıkmaktadır. Farklı metriklerin (RMSE, MAPE, MAE) kullanımı sonuçların karşılaştırılabilirliği açısından önemlidir. YSA modellerinin bakış açısının daha geniş çapta yayılması, hata metriklerinin kullanılmasının tavsiye edilmesi literatüre katkı sağlayabilir. Ayrıca yine bu alanda makine öğrenmesi teknikleri ile ilgili çalışmalar yapılması da önerilebilir.

Literatürde YSA analizi ile panel veri analizinin birlikte kullanıldığı çalışma sayısı sınırlıdır. İleriye dönük çalışmalarda bu iki yöntemi hibrit modellerle birleştirerek daha güçlü ve kapsamlı sonuçlar elde edilebilir. Bununla birlikte YSA modellerinin başarı oranları, veri setinin büyüklüğü ve kullanılan bağımsız değişkenlerin seçimi ile yakından ilişkilidir. Örneğin, Lado-Sestayo ve Vivel-Búa (2020) derin öğrenme modellerini kullanarak yüksek başarı oranları elde etmişlerdir. Bu alanda Türkiye’de firmaların kârlılığının tahmin edilmesinde derin öğrenme tekniklerinin daha fazla kullanılması önerilebilir.

Çalışmadan elde edilen bulgular yatırımcılara ve GYO firmalarına önemli bilgiler sağlamaktadır. Yatırımcılar açısından ele alındığında kârlılık tahmininin yapılması GYO firmalarının performansını sağlıklı bir şekilde değerlendirerek yatırım kararlarına rehberlik etmesi açısından önemlidir. Özellikle aktif kârlılık ve özkaynak kârlılığının ölçülmesi, yatırımcılara firmaların kârlılık potansiyeli, büyüme beklentileri ve risk analizini yapma fırsatı sunar. Kârlılığı yüksek ve sürdürülebilir GYO’lara olan güven artarken, zaman ve maliyet açısından daha verimli yatırım kararları alınabilir. GYO firmaları açısından ise kârlılık tahmini, stratejik planlama ve portföy yönetiminde kritik bir rol oynar. Bu tahminler, finansal performansı optimize etmeye, büyüme fırsatlarını değerlendirmeye ve projeler geliştirmeye olanak tanır. Ayrıca kurulan modeller ile hiper parametre ve ağırlıklar ile kârlılık üzerindeki etkili olan faktörlerin analiz edilmesi, daha etkili modelleme ve tahminler sağlayarak hem yeni yatırımcılar hem de mevcut GYO yöneticileri için yol gösterici olabilir. Elde edilen bulgular, GYO sektöründe rekabet avantajı yaratma ve sürdürülebilir başarı sağlama açısından önem taşımaktadır.

Kârlılık tahmini ile ilgili olarak oluşturulan yapay zekâ algoritmaları tekniklerinin kullanılması ile daha iyi tahmin performansı sağlanabilmektedir. Bu durum yatırımcılara

gelecekte daha güvenilir, güncellenebilir ve hızlı tahminlerde bulunma fırsatı tanımaktadır. Böylece uzmanlık gerektiren veri ön işleme, değişken seçimi ve modelleme süreçleri gibi konularda da birçok adımda otomatikleştirme özelliği sağlayabilmektedir. Yapay zekâ algoritmaları farklı veri tipleri ve yapılarına uyum sağlayabilme özelliğinden dolayı firmalara esnek modelleme yapabilme olanağı da sunmaktadır. Yapay zekânın, gerçek zamanlı güncelleme yaparak tahminlerde bulunabilme, veri akışlarını analiz edebilme ve değişen koşullara daha hızlı uyum sağlayabilme özellikleri sayesinde gelecekte farklı amaçlarla kullanılarak daha hızlı ve güvenilir sonuçlar vermesi ile öneminin ve sağlayacağı faydaların artacağı düşünülmektedir.



## KAYNAKLAR

- Abiodun, O. I., Jantan, A., Omolara, A. E., Dada, K. V., Mohamed, N. A. and Arshad, H. (2018). State-of-The-Art in Artificial Neural Network Applications: A Survey. *Heliyon*, 4(11), e00938.
- Abraham, A. (2005). Artificial Neural Networks. Handbook of Measuring System Design.
- Adhikari, R. and Agrawal, R. K. (2013). An Introductory Study On Time Series Modeling And Forecasting. arXiv preprint arXiv:1302.6613.
- Afşar, A. ve Karpuz, E. (2019). Makroekonomik Değişkenlerle Borsa İstanbul Gayrimenkul Yatırım Ortaklıkları Endeksi Arasındaki İlişki. *Anadolu Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 20 (1), 52-64. Retrieved from <https://dergipark.org.tr/en/pub/anadoluibfd/issue/47503/599839>.
- Agatonovic-Kustrin, S. and Beresford, R. (2000). Basic Concepts of Artificial Neural Network (ANN) Modeling and Its Application in Pharmaceutical Research. *Journal of Pharmaceutical and Biomedical Analysis*, 22(5), 717-727.
- Ağyar, Z. (2015). Yapay Sinir Ağlarının Kullanım Alanları ve Bir Uygulama. *Mühendis ve Makine*, 56(662), 22-23.
- Akbaş, U. ve Tavşancıl, E. (2015). Farklı Örneklem Büyüklüklerinde ve Kayıp Veri Örüntülerinde Ölçeklerin Psikometrik Özelliklerinin Kayıp Veri Baş Etme Teknikleri ile İncelenmesi. *Journal Of Measurement And Evaluation In Education And Psychology*, 6(1), 38-57.
- Akıllı, A. and Atıl, H. (2020). Evaluation of Normalization Techniques on Neural Networks for The Prediction Of 305-Day Milk Yield. *Turkish Journal of Agricultural Engineering Research*, 1(2), 354-367.
- Aksu, G., Güzeller, C. O. and Eser, M. T. (2019). The Effect of The Normalization Method Used in Different Sample Sizes on The Success of Artificial Neural Network Model. *International Journal of Assessment Tools in Education*, 6(2), 170-192.
- Aktaş, M. and Darwish, Z. (2020). Financial Ratios Affecting Profitability of Real Estate Investment Trusts. *Finans Ekonomi ve Sosyal Araştırmalar Dergisi*, 5 (4), 786-794.

- Al-Osaimy, M. H. (1998). A Neural Networks System for Predicting Islamic Banks Performance. *Journal of King Abdul Azis University: Islamic Economic & Administration*, 11(1), 33-46.
- Alaameri, Z. H. O. and Faihan, M. A. (2022). Forecasting the Accounting Profits of the Banks Listed in Iraq Stock Exchange Using Artificial Neural Networks. *Webology*, 19(1), 2669-2682.
- Alaloul, W. S. and Qureshi, A. H. (2020). Data Processing Using Artificial Neural Networks. In *Dynamic Data Assimilation-Beating The Uncertainties*. London, UK: IntechOpen.
- Anderson, D. and McNeill, G. (1992). Artificial Neural Networks Technology. *Kaman Sciences Corporation*, 258(6), 1-83.
- Arı, A. ve Berberler, M. E. (2017). Yapay Sinir Ağları ile Tahmin ve Sınıflandırma Problemlerinin Çözümü için Arayüz Tasarımı. *Acta Infologica*, 1(2), 55-73.
- Asilkan, Ö. ve Irmak, A. G. S. (2009). İkinci El Otomobillerin Gelecekteki Fiyatlarının Yapay Sinir Ağları ile Tahmin Edilmesi. *Süleyman Demirel Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 14(2), 375-391.
- Ayodele, T. O. (2010). Types of Machine Learning Algorithms. *New Advances in Machine Learning*, 3, 19-48.
- Aytekin, S. ve Kahraman, E. (2015). BIST Gayrimenkul Yatırım Ortaklıkları Endeksindeki (XGMYO) Şirketlerin Finansal Etkinliklerinin Veri Zarflama Analizi Yöntemi ile Değerlendirilmesi. *Niğde Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 8(1), 289-301.
- Azimova, T. and Mollaahmetoglu, E. (2017). Innovation in Financial Markets and Its Impact on Savings. *Journal of Business Economics and Finance*, 6(2), 147-154.
- Bahrammirzaee, A. (2010). A Comparative Survey of Artificial Intelligence Applications in Finance: Artificial Neural Networks, Expert System and Hybrid Intelligent Systems. *Neural Computing and Applications*, 19(8), 1165-1195.
- Bakar, N. M. A. and Tahir, I. M. (2009). Applying Multiple Linear Regression and Neural Network to Predict Bank Performance. *International Business Research*, 2(4), 176-183.

- Balcı, T. (2021). Yapay Sinir Ağları Optimizasyon Algoritmalarının Banka Özkaynak Karlılığı Tahmini Üzerinde Karşılaştırmalı Performans Analizi (Yayın Numarası: 675354) [Yüksek Lisans Tezi, Başkent Üniversitesi]. Ulusal Tez Merkezi.
- Balestra, P. and Nerlove, M. (1966). Pooling Cross Section and Time Series Data in The Estimation of A Dynamic Model: The Demand for Natural Gas. *Econometrica: Journal of The Econometric Society*, 585-612.
- Baltagi, B. H. (2005). *Econometric Analysis of Panel Data* (Vol. 3). Chichester: Wiley.
- Baltagi, B. H. and Wu, P. X. (1999). Unequally Spaced Panel Data Regressions with AR (1) Disturbances. *Econometric theory*, 15(6), 814-823.
- Basak, G. K. and Das, S. (2018). Understanding cross-sectional dependence in panel data. arXiv preprint arXiv:1804.08326.
- Baum, C. F. (2001). Residual diagnostics for cross-section time series regression models. *The Stata Journal*, 1(1), 101-104.
- Benardos, P. G. and Vosniakos, G. C. (2007). Optimizing Feedforward Artificial Neural Network Architecture. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 20(3), 365-382.
- Benfield, J.D., Anderson, R.I. and Zumpano, L.V. (2009). Performance Differences in Property-Type Diversified Versus Specialized Real Estate Investment Trusts. Published in *Review of Financial Economics*, 2, pp. 70-79.
- Bhanja, S. and Das, A. (2018). Impact of Data Normalization on Deep Neural Network for Time Series Forecasting. arXiv preprint arXiv:1812.05519.
- Bhargava, A., Franzini, L. and Narendranathan, W. (1982). Serial correlation and the fixed effects model. *The review of economic studies*, 49(4), 533-549.
- Bi, Q., Goodman, K. E., Kaminsky, J. and Lessler, J. (2019). What is machine learning? A primer for the epidemiologist. *American journal of epidemiology*, 188(12), 2222-2239.
- Bircanoğlu, C. and Arica, N. (2018, May). A Comparison of Activation Functions in Artificial Neural Networks. In *2018 26th Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU)* (pp. 1-4). IEEE.

- Breusch, T. S. and Pagan, A. R. (1980). The Lagrange Multiplier Test And Its Applications to Model Specification in Econometrics. *The Review of Economic Studies*, 47(1), 239-253.
- Burrell, P. R. and Folarin, B. O. (1997). The impact of neural networks in finance. *Neural Computing & Applications*, 6(4), 193-200.
- Büyüköztürk, Ş. (2002). Faktör analizi: Temel Kavramlar ve Ölçek Geliştirmede Kullanımı. *Kuram ve Uygulamada Eğitim Yönetimi*, 32(32), 470-483.
- Callen, J. L., Kwan, C. C., Yip, P. C. and Yuan, Y. (1996). Neural Network Forecasting of Quarterly Accounting Earnings. *International journal of forecasting*, 12(4), 475-482.
- Canarella, G. and Gasparyan, A. (2008). New Insights into Executive Compensation and Firm Performance: Evidence From A Panel of “New Economy” Firms, 1996-2002. *Managerial Finance*, 34(8), 537-554.
- Canbaş, S., Doğukanlı, H. ve Düzakın, Y. D. D. H. (2004). Tobin Q Oranı ve Günümüzde İşletme Kararları Açısından Önemi. *Çukurova Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 13(2).
- Cao, L. J. and Tay, F. E. H. (2003). Support Vector Machine with Adaptive Parameters in Financial Time Series Forecasting. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 14(6), 1506-1518.
- Cao, Q. and Parry, M. E. (2009). Neural Network Earnings Per Share Forecasting Models: A Comparison of Backward Propagation and The Genetic Algorithm. *Decision Support Systems*, 47(1), 32-41.
- Carleo, G., Cirac, I., Cranmer, K., Daudet, L., Schuld, M., Tishby, N., ... and Zdeborová, L. (2019). Machine Learning and The Physical Sciences. *Reviews of Modern Physics*, 91(4), 045002.
- Cesur, F. ve İrez, S. (2019). Cari Açığın Ekonomik Büyüme Üzerindeki Etkisi: Türkiye Örneği. *Sosyal Araştırmalar ve Davranış Bilimleri Dergisi*, Cilt 5, Sayı 8, s. 87-101.
- Chai, T. and Draxler, R. R. (2014). Root Mean Square Error (RMSE) or Mean Absolute Error (MAE). *Geoscientific Model Development Discussions*, 7(1), 1525-1534.

- Charitou, A. and Charalambous, C. (1996). The Prediction of Earnings Using Financial Statement Information: Empirical Evidence With Logit Models and Artificial Neural Networks. *Intelligent Systems in Accounting, Finance & Management*, 5(4), 199-215.
- Chen, M-Y., Fan, M-H., Chen, Y-L. and Wei, H-M..(2013). Design of Experiments on Neural Network's Parameters Optimization for Time Series Forecasting in Stock Markets. *Neural Network World*, 4(13): 369-393.
- Chung, K. H. and Pruitt, S. W. (1994). A Simple Approximation of Tobin's q. *Financial Management*, 70-74.
- Coşkuner, A., Rençber, Ö. and Çelik, Z. (2024). The Factors That Affects the Profitability in Real Estate Investment Trust Companies: Comparison of Turkey and Malaysia. *Trends in Business and Economics*, 38(1), 2-11.
- Csáji, B. C. (2001). Approximation with Artificial Neural Networks. Faculty of Sciences, Eötvös Loránd University
- Cunha, A. M., Borges, A. P. and Ferreira, M. (2023). Do Real Estate Investment Companies Profit from House Price Growth? Evidence from Portugal. *International Journal of Housing Markets and Analysis*.
- Çelik, E. ve Arslanlı, K. (2020). Gayrimenkul Yatırım Ortaklığı Firmalarının Piyasa Değeri ve Aktif Karlılığını Etkileyen Finansal Oranların Panel Veri Analizi Yöntemiyle Belirlenmesi. *Muhasebe ve Finansman Dergisi*, (88), 255-274.
- Çelik, İ. ve Tunay, K. B. (2020). 2008 Krizi Sonrası Türkiye ve Yükselen Piyasa Ekonomilerinde Bankacılık Performansı: Camels Analizi ile Karşılaştırmalı Bir Değerlendirme. *Finans Politik & Ekonomik Yorumlar*, 57(653), 9-47.
- Çokluk-Bökeoğlu, Ö. ve Koçak, D. (2017). Çoklu Atama Yönteminde Değişimlenen Atama Sayısının Açıklayıcı Faktör Analizindeki Etkilerinin İncelenmesi. *Eğitim Bilimleri Araştırmaları Dergisi*, 7(2).
- Çüm, S., Demir, E. K., Gelbal, S. ve Kışla, T. (2018). Kayıp Veriler Yerine Yaklaşık Değer Atamak İçin Kullanılan Gelişmiş Yöntemlerin Farklı Koşullar Altında Karşılaştırılması. *Mehmet Akif Ersoy Üniversitesi Eğitim Fakültesi Dergisi*, (45), 230-249.

- Da Silva, I. N., Spatti, D. H., Flauzino, R. A., Liboni, L. H. B. and dos Reis Alves, S. F. (2017). Artificial Neural Network Architectures And Training Processes. In Artificial Neural Networks (pp. 21-28). Springer, Cham.
- De Andrés, J., Landajo, M. and Lorca, P. (2005). Forecasting Business Profitability by Using Classification Techniques: A Comparative Analysis Based on A Spanish Case. *European Journal of Operational Research*, 167(2), 518-542.
- De Hoyos, R. E. and Sarafidis, V. (2006). Testing for cross-sectional dependence in panel-data models. *The stata journal*, 6(4), 482-496.
- Dede, Y. ve Yaman, S. (2008). Fen Öğrenmeye Yönelik Motivasyon Ölçeği: Geçerlik ve Güvenirlilik Çalışması. *Necatibey Eğitim Fakültesi Elektronik Fen ve Matematik Eğitimi Dergisi*, 2(1), 19-37.
- Desai, V. S. and Bharati, R. (1998). The Efficacy of Neural Networks in Predicting Returns on Stock and Bond Indices. *Decision Sciences*, 29(2), 405-423.
- Dick, S. (2019). Artificial Intelligence. *Harvard Data Science Review • Issue 1.1, Summer*
- Doğan, M. T. (2019). Türkiye' de Borsada işlem gören Gayrimenkul yatırım ortaklıklarının 2012 sonrası Finansal Durum Analizi: seçilmiş Gayrimenkul yatırım ortaklıkları üzerine Bir İnceleme (Yayın Numarası: 576309) [Yüksek Lisans Tezi, Marmara Üniversitesi]. Ulusal Tez Merkezi.
- Doğan, V. (2006). Forecasting stock market return using artificial neural networks (Yayın Numarası: 181198) [Yüksek Lisans Tezi, Boğaziçi Üniversitesi]. Ulusal Tez Merkezi.
- Driscoll, J. C. and Kraay, A. C. (1998). Consistent Covariance Matrix Estimation with Spatially Dependent Panel Data. *Review of Economics and Statistics*, 80(4), 549-560.
- Eğrioğlu, E., Yolcu, U. ve Baş, E. (2019). Yapay Sinir Ağları Öngörü ve Tahmin Uygulamaları. (2. Baskı). Nobel Akademik Yayıncılık.
- Enders, C. K. (2001). A Primer on Maximum Likelihood Algorithms Available for Use with Missing Data. *Structural Equation Modeling*, 8(1), 128-141.
- Enke, D. and Thawornwong, S. (2005). The Use of Data Mining and Neural Networks for Forecasting Stock Market Returns. *Expert Systems with applications*, 29(4), 927-940.

- Eom, T. H., Lee, S. H. and Xu, H. (2008). 32 Introduction to Panel Data Analysis: Concepts and Practices. Miller/Handbook of Research Methods in Public Administration.
- Erdoğan, Y. C. (2022). Borsa İstanbul'da İşlem Gören Jantsa İşletmesi'nin Finansal Performanslarının Dupont Analiz Yöntemine Göre İncelenmesi: 2013-2021 Dönemi. Euroasia Journal Of Social Sciences & Humanities, 9(28), 9-24.
- Falas, T., Charitou, A. and Charalambous, C. (1994). The Application of Artificial Neural Networks in The Prediction Of Earnings. In Proceedings of 1994 IEEE International Conference on Neural Networks (ICNN'94) (Vol. 6, pp. 3629-3633). IEEE.
- Feng, J. and Lu, S. (2019, June). Performance Analysis of Various Activation Functions in Artificial Neural Networks. In Journal of Physics: Conference Series (Vol. 1237, No. 2, p. 022030). IOP Publishing.
- Fernandez-Rodriguez, F., Gonzalez-Martel, C. and Sosvilla-Rivero, S. (2000). On The Profitability of Technical Trading Rules Based on Artificial Neural Networks: Evidence from the Madrid Stock Market. Economics letters, 69(1), 89-94.
- Freeman, J. A. and Skapura, D. M. (1991). Neural Networks: Algorithms, Applications, and Programming Techniques. United States: Addison Wesley Longman Publishing Co., Inc.
- Frees, E. W. (2004). Longitudinal And Panel Data: Analysis and Applications in The Social Sciences. Cambridge University Press.
- Friedman, M. (1937). The Use of Ranks to Avoid The Assumption of Normality İmplicit in The Analysis of Variance. Journal of the American Statistical Association 32: 675–701.
- González-Alegre, J. (2015). Does fiscal decentralization affect the effectiveness of intergovernmental grants? European regional policy and S panish autonomous regions. Papers in Regional Science, 94(4), 817-847.
- Grunfeld, Y. and Griliches, Z. (1960). Is Aggregation Necessarily Bad?. The Review of Economics and Statistics, 1-13.
- Gülyüz, A.B.E. (2019). Gayrimenkul Yatırım Ortaklıkları ve Borsa İstanbul AŞ.'de İşlem Gören GYO'ların Performanslarını Etkileyen Faktörlerin İncelenmesi (Yayın

- Numarası: 594559) [Yüksek Lisans Tezi, Marmara Üniversitesi]. Ulusal Tez Merkezi.
- Günay, Ö. Ü. B. ve Timur, E. (2019). Ekonomik Katma Değer ile Borsa Performans Ölçütleri Arasındaki İlişkinin İncelenmesi: Bist Gayrimenkul Yatırım Ortaklıkları Endeksi (Xgmyo) Örneği. International Congress on Accounting and Finance Research (ICAFR'19), 23-25 October.
- Hamzaçebi, C. and Kutay, F. (2004). Yapay Sinir Ağları ile Türkiye Elektrik Enerjisi Tüketiminin 2010 Yılına Kadar Tahmini. Gazi Üniversitesi Mühendislik Mimarlık Fakültesi Dergisi, 19(3).
- Hausman, J. A. (1978). Specification Tests in Econometrics. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 1251-1271.
- Heo, W., Lee, J. M., Park, N. and Grable, J. E. (2020). Using Artificial Neural Network Techniques to Improve The Description and Prediction of Household Financial Ratios. *Journal of Behavioral and Experimental Finance*, 25, 100273.
- Hildreth, C. (1950). Combining Cross-Section Data and Time Series. Cowles Commission Discussion Paper: Statistics No: 347.
- Ho, D. C. K., Chan, E. M. H., Yip, T. L. and Tsang, C. W. (2020). The United States' Clothing Imports From Asian Countries Along The Belt and Road: An Extended Gravity Trade Model with Application of Artificial Neural Network. *Sustainability*, 12(18), 7433.
- Hochreiter, S. and Schmidhuber, J. (1997). Long Short-Term Memory. *Neural Computation*, 9(8), 1735-1780.
- Hsiao, C. (2014). *Analysis of Panel Data*. (3. Edition). (No. 64). New York: Cambridge University Press.
- Huang, Y. (2009). Advances in Artificial Neural Networks—Methodological Development and Application. *Algorithms*, 2(3), 973-1007.
- Hurlin, C. and Mignon, V. (2007). Second Generation Panel Unit Root Tests. *Halshs*.
- Işık, Ö., Yalman, İ.N. ve Koşaroğlu, Ş.M. (2017). Türkiye'de Mevduat Bankalarının Kârlılığını Etkileyen Faktörler. *İşletme Araştırmaları Dergisi*, 9/1 (2017) 362-380.
- Jain, A. K., Mao, J. and Mohiuddin, K. M. (1996). Artificial Neural Networks: A Tutorial. *Computer*, 29(3), 31-44.

- Jakpar, S., Tinggi, M., Tak, A. H. and Ruzlan, N. A. (2018). Determinant Factors of Profitability in Malaysia's Real Estate Investment Trusts (M-REITS). *UNIMAS Review of Accounting and Finance*, 2(1).
- Jasic, T. and Wood, D. (2004). The Profitability of Daily Stock Market Indices Trades Based on Neural Network Predictions: Case Study for the S&P 500, the DAX, the TOPIX and The FTSE in The Period 1965–1999. *Applied Financial Economics*, 14(4), 285-297.
- Jayalakshmi, T. and Santhakumaran, A. (2011). Statistical Normalization and Back Propagation for Classification. *International Journal of Computer Theory and Engineering*, 3(1), 1793-8201.
- Jiang, T., Gradus, J. L. and Rosellini, A. J. (2020). Supervised Machine Learning: A Brief Primer. *Behavior Therapy*, 51(5), 675-687.
- Junger, W. L. and De Leon, A. P. (2015). Imputation of Missing Data in Time Series for Air Pollutants. *Atmospheric Environment*, 102, 96-104.
- Kaneko, H. (2018). Automatic Outlier Sample Detection Based on Regression Analysis and Repeated Ensemble Learning. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 177, 74-82.
- Karagöz, Y. (2019). SPSS AMOS META Uygulamalı Nitel-Nicel Karma Bilimsel Araştırma Yöntemleri ve Yayın Etiği. (2. Baskı), Ankara: Atlas Akademik Basın Yayın Dağıtım Tic.Ltd.Şti.
- Kayakus, M., Tutcu, B., Terzioğlu, M., Talaş, H. and Ünal Uyar, G. F. (2023). ROA and ROE Forecasting in Iron and Steel Industry Using Machine Learning Techniques for Sustainable Profitability. *Sustainability*, 15(9), 7389.
- Khalil, D.M. (2022). A Comparison Of Time Series And Artificial Neural Network Models For Forecasting Turkey's Monthly Agricultural Exports To Iraq (Yayın Numarası: 710304) [Doktora Tezi, Kahramanmaraş Sütçü İmam Üniversitesi]. Ulusal Tez Merkezi.
- Kılınç, Z., ve Konuşkan, A. (2022). Karlılığa Etki Eden Finansal Oranların Panel Veri Analiz Yöntemi ile Tespiti BIST 100 Gıda Sektöründe Bir uygulama. *Journal of Public Economy and Public Financial Management*, 2(1), 1-18.

- Kıral, G. ve Çelik, C. (2020). Panel Verileri ile Türkiye’de Konut Fiyatlarını Etkileyen Faktörlerin Tespiti ve Yapay Sinir Ağları Yaklaşımı. Çankırı Karatekin Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi, 11(2), 1-21.
- Koçak, D. (2016). Kayıp Veriyle Baş Etme Yöntemlerinin Madde Tepki Kuramı Bir Parametrelili Lojistik Modelinde Model Veri Uyumuna ve Standart Hataya Etkisi (Yayın Numarası: 456676) [Doktora Tezi, Ankara Üniversitesi]. Ulusal Tez Merkezi.
- Koengkan, M. (2018). The Positive Influence of Urbanization on Energy Consumption in Latin American Countries: An Approach with ARDL and NARDL Modeling. Revista de Estudos Sociais, 20(40), 4-23.
- Kögel, T. (2004). Did the Association Between Fertility and Female Employment Within OECD Countries Really Change Its Sign?. Journal of population economics, 17, 45-65.
- Kröse, B. and Smagt, P. (1996). An Introduction to Neural Networks. The University of Amsterdam.
- Kuh, E. (1959). The Validity of Cross-Sectionally Estimated Behavior Equations in Time Series Applications. Econometrica: Journal of the Econometric Society, 197-214.
- Kukreja, H., Bharath, N., Siddesh, C. S. and Kuldeep, S. (2016). An Introduction to Artificial Neural Network. Int J Adv Res Innov Ideas Educ, 1, 27-30.
- Kürşad, M. Ş. ve Nartgün, Z. (2015). Kayıp Veri Sorununun Çözümünde Kullanılan Farklı Yöntemlerin Ölçeklerin Geçerlik ve Güvenirliği Bağlamında Karşılaştırılması. Journal Of Measurement And Evaluation İn Education And Psychology, 6(2).
- Lado-Sestayo, R. and Vivel-Búa, M. (2020). Hotel Profitability: A Multilayer Neural Network Approach. Journal of Hospitality and Tourism Technology, 11(1), 35-48.
- Lee, D. H., Kim, Y. T. and Lee, S. R. (2020). Shallow Landslide Susceptibility Models Based on Artificial Neural Networks Considering The Factor Selection Method and Various Non-Linear Activation Functions. Remote Sensing, 12(7), 1194.
- Little, R. J. (1988). A Test of Missing Completely at Random for Multivariate Data with Missing Values. Journal of the American statistical Association, 83(404), 1198-1202.

- Littleton, A. C. (1928). What is Profit?. *Accounting Review*, 278-288.
- Mahesh, B. (2020). Machine Learning Algorithms-A Review. *International Journal of Science and Research (IJSR)*. [Internet], 9, 381-386.
- Marak, Z. R., Ambarkhane, D. and Kulkarni, A. J. (2022). Application of Artificial Neural Network Model in Predicting Profitability of Indian Banks. *International Journal of Knowledge-based and Intelligent Engineering Systems*, 26(3), 159-173.
- Marsland, S. (2011). *Machine Learning: An Algorithmic Perspective*. Chapman and Hall/CRC.
- McNelis, P. D. (2005). *Neural Networks in Finance: Gaining Predictive Edge in The Market*. Academic Press.
- Mendes, R., Cortez, P., Rocha, M. and Neves, J. (2002, May). Particle Swarms for Feedforward Neural Network Training. In *Proceedings of the 2002 International Joint Conference on Neural Networks. IJCNN'02 (Cat. No. 02CH37290) (Vol. 2, pp. 1895-1899)*. IEEE.
- Min, J. (2020). Financial Market Trend Forecasting and Performance Analysis Using LSTM. *arXiv preprint arXiv:2004.01502*.
- Mohamad, H. H., Ibrahim, A. H. and Massoud, H. H. (2013). Assessment of The Expected Construction Company's Net Profit Using Neural Network and Multiple Regression Models. *Ain Shams Engineering Journal*, 4(3), 375-385.
- Mohammed, M., Khan, M. B. and Bashier, E. B. M. (2016). *Machine Learning: Algorithms and Applications*. Crc Press.
- Mohri, M., Rostamizadeh, A. and Talwalkar, A. (2018). *Foundations of Machine Learning*. (2. Edition), London: The MIT Press Cambridge, Massachusetts.
- Monteiro, M. and Costa, M. (2018). A Time Series Model Comparison for Monitoring and Forecasting Water Quality Variables. *Hydrology*, 5(3), 37.
- Moulton, B. R. and Randolph, W. C. (1989). Alternative Tests of The Error Components Model. *Econometrica: Journal of The Econometric Society*, 685-693.
- Münyas, T. (2018). Gayrimenkul Yatırım Ortaklıklarının Finansal Etkinliklerinin Veri Zarflama Analizi Yöntemi ile Değerlendirilmesi. *Journal of Life Economics*, 5(4), 111-126.

- Nayak, S. C. Misra, B. B. and Behera, H. S. (2014). Impact of Data Normalization on Stock Index Forecasting. *International Journal of Computer Information Systems and Industrial Management Applications*, 6(2014), 257-269.
- Nwankpa, C., Ijomah, W., Gachagan, A. and Marshall, S. (2018). Activation Functions: Comparison of Trends in Practice and Research for Deep Learning. *arXiv preprint arXiv:1811.03378*.
- Ocakdan, P. (2019). Türkiye'deki Gayrimenkul Yatırım Ortaklıklarının Karlılık Analizi. (Yayın Numarası: 563021) [Yüksek Lisans Tezi, İstanbul Aydın Üniversitesi]. Ulusal Tez Merkezi.
- Oktar, S. ve Yüksel, S. (2015). Bankacılık Krizlerinin Erken Uyarı Sinyalleri: Türkiye Üzerine Bir Uygulama. *İstanbul Ticaret Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, Cilt 14, Sayı 28.
- Okoli, M. A. and Abegunde, I. (2022). The Link between Regional Trade of Kenya, Uganda and Tanzania and Sustainability of the Countries. *Global Journal of Economics and Trade*, 1(1), 1-11.
- Olson, D. and Mossman, C. (2003). Neural Network Forecasts of Canadian Stock Returns Using Accounting Ratios. *International Journal of Forecasting*, 19(3), 453-465.
- Ömürbek, V., Akçakanat, Ö. ve Aksoy, E. (2019). Aktif Büyüklüklerine Göre Değerlendirilen Büyük Ölçekli Bankaların Yapay Sinir Ağları ile Karlılık Tahmini. *Atatürk Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi*, 33(2), 451-466.
- Öndeş, T. ve Barakalı, O. C. (2023). Faiz Oranlarının Gayrimenkul Yatırım Ortaklığı Karlılık Oranları Üzerinde Etkisi. *Muhasebe ve Finansman Dergisi*, (97), 49-62.
- Özcan, İ. (2013). Gayrimenkul yatırım ortaklıkları ve Borsa İstanbul'da (BIST) işlem gören gayrimenkul yatırım ortaklıklarının balanced scorecard performans ölçüm modeline göre incelenmesi (Yayın Numarası: 348962) [Yüksek Lisans Tezi, Anadolu Üniversitesi]. Ulusal Tez Merkezi.
- Öztemel, E. (2020). Yapay Sinir Ağları. (5. Basım), İstanbul: Papatya Yayıncılık Eğitim.
- Öztürk, K. ve Şahin, M. E. (2018). Yapay sinir ağları ve yapay zekâ'ya genel bir bakış. *Takvim-i Vekayi*, 6(2), 25-36.
- Öztürk, M. B., Çelik, M. S. ve Daştan, D. (2022). Finansal Risklerin Firma Değeri Üzerine Etkileri: Borsa İstanbul Gıda, İçecek ve Tütün Sektöründe Bir

- Uygulama. Ömer Halisdemir Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi, 15(2), 419-429.
- Parlakkaya, R. P., Kahraman, Ü. ve Cihan, Y. (2022). Katılım Bankaları ile Geleneksel Bankaların Sermaye Yapılarının Karşılaştırılması: Türk Bankacılık Sektörü Üzerine Bir Uygulama. Akademik Yaklaşımlar Dergisi, 13(2), 479-504.
- Pesaran, M. H. (2004). General Diagnostic Tests for Cross Section Dependence in Panels. Cambridge Working Papers. Economics, 1240(1), 1.
- Pesaran, M. H. (2007). A simple panel unit root test in the presence of cross-section dependence. Journal of applied econometrics, 22(2), 265-312.
- Pesaran, M. H. (2015). Testing Weak Cross-Sectional Dependence in Large Panels. Econometric Reviews, 34(6-10), 1089-1117.
- Pesaran, M. H. (2021). General Diagnostic Tests for Cross-Sectional Dependence in Panels. Empirical economics, 60(1), 13-50.
- Pesaran, M. H. and Yamagata, T. (2008). Testing slope homogeneity in large panels. Journal of econometrics, 142(1), 50-93.
- Pesaran, M. H., Ullah, A. and Yamagata, T. (2008). A Bias-Adjusted LM Test of Error Cross-Section Independence. The Econometrics Journal, 11(1), 105-127.
- PK, F. A. (1984). What is Artificial Intelligence?. Success Is No Accident. It Is Hard Work, Perseverance, Learning, Studying, Sacrifice and Most of All, Love of What You Are Doing or Learning To Do, 65.
- Qiu, M., Song, Y. and Akagi, F. (2016). Application of Artificial Neural Network for The Prediction of Stock Market Returns: The Case of The Japanese Stock Market. Chaos, Solitons & Fractals, 85, 1-7.
- Raschka, S. (2016). Python Machine Learning Equation Reference. UK:Packt Publishing.
- Razavi, H., Sarabadani, H., Karimisefat, A. and Lebraty, J. F. (2019). Profitability Prediction for ATM Transactions Using Artificial Neural Networks: A Data-Driven Analysis. In 2019 5th Conference on Knowledge Based Engineering and Innovation (KBEI) (pp. 661-665). IEEE.
- Saberi, M., Rostami, M. R., Hamidian, M. and Aghami, N. (2016). Forecasting The Profitability in The Firms Listed in Tehran Stock Exchange Using Data

- Envelopment Analysis and Artificial Neural Network. *Advances in Mathematical Finance and Applications*, 1(2), 95-104.
- Schöneburg, E. (1990). Stock Price Prediction Using Neural Networks: A Project Report. *Neurocomputing*, 2(1), 17-27.
- Selimler, H. ve Kale, S. (2012). Türk Bankacılık Sektöründe Yabancı Para İşlemler. *Maliye ve Finans Yazıları*, 1(96), 35-65.
- Sezgin, E. ve Çelik, Y. (2013). Veri Madenciliğinde Kayıp Veriler İçin Kullanılan Yöntemlerin Karşılaştırılması. *Akademik Bilişim Konferansı, Akdeniz Üniversitesi*, 23-25.
- Shanmuganathan, S. (2016). Artificial Neural Network Modelling: An Introduction. In *Artificial Neural Network Modelling* (Pp. 1-14). Springer, Cham.
- Sharma, P. and Singh, J. (2018). Machine learning based effort estimation using standardization. In *2018 International Conference on Computing, Power and Communication Technologies (GUCON)* (pp. 716-720). IEEE.
- Sharma, S. and Athaiya, A. (2017). Activation Functions in Neural Networks. *Towards Data Science*, 6(12), 310-316.
- Sharma, V., Rai, S. and Dev, A. (2012). A Comprehensive Study of Artificial Neural Networks. *International Journal of Advanced Research in Computer Science and Software Engineering*, 2(10).
- Sönmez, F., Zontul, M. ve Bülbül, Ş. (2015). Mevduat Bankalarının Kârlılığının Yapay Sinir Ağları ile Tahmini: Bir Yazılım Modeli Tasarımı. *BDDK Bankacılık ve Finansal Piyasalar Dergisi*, 9(1), 9-46.
- Su, L. and Chen, Q. (2013). Testing Homogeneity in Panel Data Models with Interactive Fixed Effects. *Econometric Theory*, 29(6), 1079-1135.
- Svozil, D., Kvasnicka, V. and Pospichal, J. (1997). Introduction to Multi-Layer Feed-Forward Neural Networks. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 39(1), 43-62.
- Swamy, P. A. (1970). Efficient Inference in A Random Coefficient Regression Model. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 311-323.
- Şenol, Z. ve Karaca, S. S. (2017). Finansal Risklerin Firma Değeri Üzerine Etkisi: BİST Örneği. *Gazi İktisat ve İşletme Dergisi*, 3(1), 1-18.

- Şenol, Z. ve Koç, S. (2021). Kur Riski ve Kur Riski Yönetiminin Firma Performansına Etkisi. *Ekonomi Politika ve Finans Araştırmaları Dergisi*, 6(2), 534-564.
- Şerbetli, A. (2008). Makroekonomik Göstergelerin Banka Kârlılığı ve Sermaye/Aktif Getirisi Üzerindeki Etkisinin Yapay Sinir Ağları ile Test Edilmesi (Yayın Numarası: 221165) [Yüksek Lisans Tezi, Marmara Üniversitesi]. Ulusal Tez Merkezi.
- Tatoğlu, Y. F. (2021). Panel Veri Ekonometrisi Stata Uygulamalı. (6. Baskı). İstanbul: Beta Yayıncılık.
- Tatoğlu, Y. F. (2023). İleri Panel Veri Analizi Stata Uygulamalı. (5. Baskı). İstanbul, Beta Yayıncılık.
- Tekin, B. (2021). The Factors Affecting the Market Value/Book Value and Profitability of REITs in Turkey. *International Real Estate Review*, 24(3), 469-499.
- Tiwari, S., and Dangwal, R. C. (2017). The Influence of Women Directors on Business Performance: A Study of Indian Commercial Banks. *Global Journal of Business Excellence*, 10(1), 27-34.
- Türkdönmez, C. S. ve Babuşcu, Ş. (2019). Bankaların Karlılık Performansını Etkileyen Faktörler. *Başkent Üniversitesi Ticari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 3(1), 37-54.
- Uçak, S. (2017). Cari Denge ve Ekonomik Büyüme İlişkisi: Türkiye Analizi. *Manisa Celal Bayar Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 15(2), 107-140. Retrieved from
- Vecci, L., Piazza, F. and Uncini, A. (1998). Learning and Approximation Capabilities of Adaptive Spline Activation Function Neural Networks. *Neural Networks*, 11(2), 259-270.
- Vukovic, D. B., Spitsina, L., Gribanova, E., Spitsin, V. and Lyzin, I. (2023). Predicting The Performance of Retail Market Firms: Regression and Machine Learning Methods. *Mathematics*, 11(8), 1916.
- Wei, J., Chu, X., Sun, X. Y., Xu, K., Deng, H. X., Chen, J., ... and Lei, M. (2019). Machine Learning in Materials Science. *InfoMat*, 1(3), 338-358.
- Woditsch, S. (2017). Classification of multi-spectral and multi-temporal satellite images using deep learning LSTM networks. [Master Thesis. Lodron-Universität]. Salzburg: Paris, Geographical Information Science & Systems.

Wooldridge, J. M. (2010). *Econometric Analysis of Cross Section and Panel Data*. MIT press.

Wythoff, B. J. (1993). Backpropagation Neural Networks: A Tutorial. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 18(2), 115-155.



- Yavuz, S. ve Deveci, M. (2012). İstatiksel Normalizasyon Tekniklerinin Yapay Sinir Ağı Performansına Etkisi. Erciyes Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi, (40), 167-187.
- Yılmaz, N. K. (2019). Gayrimenkul Yatırım Ortaklıklarının Finansal Performansının Topsis Yöntemiyle Ölçümü. Business & Management Studies: An International Journal, 7(1), 423-443.
- Yılmaz, V., Aktaş, C. ve Arslan, M. T. (2009). Müşterilerin Kredi Kartına Olan Tutumlarının Çoklu Regresyon ve Faktör Analizi ile İncelenmesi. Balıkesir Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi, 12(22), 127-139.
- Zellner, A. (1962). An Efficient Method of Estimating Seemingly Unrelated Regressions and Tests for Aggregation Bias. Journal of The American Statistical Association, 57(298), 348-368.
- Zhang, Z. (2018). Artificial Neural Network. In Multivariate Time Series Analysis in Climate and Environmental Research (pp. 1-35). Springer, Cham
- Zügöl, M. ve Şahin, C. (2015). Faiz Oranı ve Enflasyonun Gayrimenkul Yatırım Ortaklığı Getirisi Üzerindeki Etkisine Yönelik Bir Uygulama. Akademik Bakış Uluslararası Hakemli Sosyal Bilimler Dergisi, (49), 147-162.

### **İnternet Kaynakları**

- http-1: <https://matplotlib.org/>
- http-2: <https://mevzuat.spk.gov.tr/c0f15370-810b-49ad-b06a-5956c1ec5bed>
- http-3: <https://numpy.org/>
- http-4: <https://pandas.pydata.org/>
- http-5: <https://scikit-learn.org/stable/>
- http-6: <https://scipy.org/>

## EKLER

### EK-1. B1 Aktif Kârlılık ve B2 Özkaynak Kârlılığı Değişkenlerine Ait Homojenlik Test Sonuçları

#### - B1 Aktif Kârlılık Homojenlik Test Sonuçları

Testing for slope heterogeneity  
(Pesaran, Yamagata. 2008. Journal of Econometrics)  
H0: slope coefficients are homogenous

|      | Delta  | p-value |
|------|--------|---------|
|      | 15.198 | 0.000   |
| adj. | 20.976 | 0.000   |

Variables partialled out: constant

#### - B2 Özkaynak Kârlılığı Homojenlik Test Sonuçları

Testing for slope heterogeneity  
(Pesaran, Yamagata. 2008. Journal of Econometrics)  
H0: slope coefficients are homogenous

|      | Delta | p-value |
|------|-------|---------|
|      | 0.538 | 0.591   |
| adj. | 0.742 | 0.458   |

Variables partialled out: constant

## **EK-2. B1 Aktif Kârlılık ve B2 Özkaynak Kârlılığına Ait Yatay Kesit Bağımlılığı Test Sonuçları**

### **- B1 Aktif Kârlılık Yatay Kesit Bağımlılığı Test Sonuçları**

Breusch-Pagan LM test of independence:  $\chi^2(351) = 924.035$ , Pr = 0.0000  
Based on 40 complete observations over panel units

Pesaran's test of cross sectional independence = 8.007, Pr = 0.0000

Friedman's test of cross sectional independence = 97.921, Pr = 0.0000

### **- B2 Özkaynak Kârlılığı Yatay Kesit Bağımlılığı Test Sonuçları**

Breusch-Pagan LM test of independence:  $\chi^2(351) = 1031.219$ , Pr = 0.0000  
Based on 40 complete observations over panel units

Pesaran's test of cross sectional independence = 12.526, Pr = 0.0000

Friedman's test of cross sectional independence = 229.513, Pr = 0.0000

### EK-3. Değişkelere Ait Yatay Kesit Bağımlılığı Test Sonuçları

xtcd test on variables B1 B2 L1 L2 L3 F3 F5 F7 E2 E3 E4 P3 P4 R1 R2 R3 M2 M3 M4  
Panelvar: Firma  
Timevar: Donem

| Variable | CD-test | p-value | average joint T | mean $\rho$ | mean abs( $\rho$ ) |
|----------|---------|---------|-----------------|-------------|--------------------|
| B1       | 15.068  | 0.000   | 40.00           | 0.13        | 0.25               |
| B2       | 13.646  | 0.000   | 40.00           | 0.12        | 0.23               |
| L1       | 19.065  | 0.000   | 40.00           | 0.16        | 0.29               |
| L2       | 8.287   | 0.000   | 40.00           | 0.07        | 0.25               |
| L3       | 11.784  | 0.000   | 40.00           | 0.10        | 0.24               |
| F3       | 19.212  | 0.000   | 40.00           | 0.16        | 0.34               |
| F5       | 19.735  | 0.000   | 40.00           | 0.17        | 0.33               |
| F7       | 12.509  | 0.000   | 40.00           | 0.11        | 0.25               |
| E2       | 3.48    | 0.001   | 40.00           | 0.03        | 0.13               |
| E3       | 27.96   | 0.000   | 40.00           | 0.24        | 0.28               |
| E4       | 23.681  | 0.000   | 40.00           | 0.20        | 0.26               |
| P3       | 12.009  | 0.000   | 40.00           | 0.10        | 0.24               |
| P4       | 4.406   | 0.000   | 40.00           | 0.04        | 0.31               |
| R1       | 76.032  | 0.000   | 40.00           | 0.64        | 0.70               |
| R2       | 20.555  | 0.000   | 40.00           | 0.17        | 0.30               |
| R3       | 5.156   | 0.000   | 40.00           | 0.04        | 0.19               |
| M2       | 117.58  | 0.000   | 40.00           | 0.99        | 0.99               |
| M3       | 116.897 | 0.000   | 40.00           | 0.99        | 0.99               |
| M4       | 118.035 | 0.000   | 40.00           | 1.00        | 1.00               |

Notes: Under the null hypothesis of cross-section independence,  $CD \sim N(0,1)$

P-values close to zero indicate data are correlated across panel groups.

#### EK-4. CIPS Birim Kök Test Sonuçları

##### - B1 için;

CIPS = -3.969 N,T = (27,40)

|                    | 10%   | 5%    | 1%   |
|--------------------|-------|-------|------|
| Critical values at | -2.08 | -2.16 | -2.3 |

##### - B2 için;

CIPS\* = -4.887 N,T = (27,40)

|                    | 10%   | 5%    | 1%   |
|--------------------|-------|-------|------|
| Critical values at | -2.08 | -2.16 | -2.3 |

##### - L1 için;

CIPS\* = -3.809 N,T = (27,40)

|                    | 10%   | 5%    | 1%   |
|--------------------|-------|-------|------|
| Critical values at | -2.08 | -2.16 | -2.3 |

##### - L2 için;

CIPS\* = -3.554 N,T = (27,40)

|                    | 10%   | 5%    | 1%   |
|--------------------|-------|-------|------|
| Critical values at | -2.08 | -2.16 | -2.3 |

##### - L3 için;

CIPS\* = -3.760 N,T = (27,40)

|                    | 10%   | 5%    | 1%   |
|--------------------|-------|-------|------|
| Critical values at | -2.08 | -2.16 | -2.3 |

##### - F3 için;

CIPS\* = -2.591 N,T = (27,40)

|                    | 10%   | 5%    | 1%   |
|--------------------|-------|-------|------|
| Critical values at | -2.08 | -2.16 | -2.3 |

**- F5 için;**

CIPS = -2.297      N,T = (27,40)

|                    | 10%   | 5%    | 1%   |
|--------------------|-------|-------|------|
| Critical values at | -2.08 | -2.16 | -2.3 |

**- F7 için;**

CIPS\* = -2.863      N,T = (27,40)

|                    | 10%   | 5%    | 1%   |
|--------------------|-------|-------|------|
| Critical values at | -2.08 | -2.16 | -2.3 |

**- E2 için;**

CIPS\* = -4.452      N,T = (27,40)

|                    | 10%   | 5%    | 1%   |
|--------------------|-------|-------|------|
| Critical values at | -2.08 | -2.16 | -2.3 |

**- E3 için;**

CIPS\* = -4.813      N,T = (27,40)

|                    | 10%   | 5%    | 1%   |
|--------------------|-------|-------|------|
| Critical values at | -2.08 | -2.16 | -2.3 |

**- E4 için;**

CIPS\* = -4.127      N,T = (27,40)

|                    | 10%   | 5%    | 1%   |
|--------------------|-------|-------|------|
| Critical values at | -2.08 | -2.16 | -2.3 |

**- P3 için;**

CIPS\* = -3.947      N,T = (27,40)

|                    | 10%   | 5%    | 1%   |
|--------------------|-------|-------|------|
| Critical values at | -2.08 | -2.16 | -2.3 |

**- P4 için;**

CIPS = -2.346      N,T = (27,40)

|                    | 10%   | 5%    | 1%   |
|--------------------|-------|-------|------|
| Critical values at | -2.08 | -2.16 | -2.3 |

**- R1 için;**

|                    |        |               |       |      |
|--------------------|--------|---------------|-------|------|
| CIPS* =            | -2.863 | N,T = (27,40) |       |      |
|                    |        | 10%           | 5%    | 1%   |
| Critical values at |        | -2.08         | -2.16 | -2.3 |

**- R2 için;**

|                    |        |               |       |      |
|--------------------|--------|---------------|-------|------|
| CIPS* =            | -3.472 | N,T = (27,40) |       |      |
|                    |        | 10%           | 5%    | 1%   |
| Critical values at |        | -2.08         | -2.16 | -2.3 |

**- R3 için;**

|                    |        |               |       |      |
|--------------------|--------|---------------|-------|------|
| CIPS* =            | -4.795 | N,T = (27,40) |       |      |
|                    |        | 10%           | 5%    | 1%   |
| Critical values at |        | -2.08         | -2.16 | -2.3 |

**- M2 için;**

|                    |        |               |       |      |
|--------------------|--------|---------------|-------|------|
| CIPS* =            | -5.807 | N,T = (27,40) |       |      |
|                    |        | 10%           | 5%    | 1%   |
| Critical values at |        | -2.08         | -2.16 | -2.3 |

**- M3 için;**

|                    |        |               |       |      |
|--------------------|--------|---------------|-------|------|
| CIPS* =            | -5.782 | N,T = (27,40) |       |      |
|                    |        | 10%           | 5%    | 1%   |
| Critical values at |        | -2.08         | -2.16 | -2.3 |

**- M4 için;**

|                    |        |               |       |      |
|--------------------|--------|---------------|-------|------|
| CIPS* =            | -6.137 | N,T = (27,40) |       |      |
|                    |        | 10%           | 5%    | 1%   |
| Critical values at |        | -2.08         | -2.16 | -2.3 |

## EK-5. B1 Aktif Kârlılık Panel Veri Model Belirleme Test Sonuçları

### - F Testi Sonuçları

Fixed-effects (within) regression  
Group variable: Firma

Number of obs = 1,080  
Number of groups = 27

R-sq:  
within = 0.5018  
between = 0.6938  
overall = 0.5580

Obs per group:  
min = 40  
avg = 40.0  
max = 40

F(17,1036) = 61.39  
Prob > F = 0.0000

corr(u\_i, Xb) = 0.1758

| B1      | Coef.     | Std. Err.                         | t     | P> t  | [95% Conf. Interval] |           |
|---------|-----------|-----------------------------------|-------|-------|----------------------|-----------|
| L1      | .0033526  | .0023451                          | 1.43  | 0.153 | -.001249             | .0079542  |
| L2      | .0293145  | .0645328                          | 0.45  | 0.650 | -.0973154            | .1559444  |
| L3      | -.0408413 | .0640259                          | -0.64 | 0.524 | -.1664766            | .0847939  |
| F3      | 6.285831  | 1.316924                          | 4.77  | 0.000 | 3.701689             | 8.869973  |
| F5      | -1.35026  | 1.502534                          | -0.90 | 0.369 | -4.298616            | 1.598097  |
| F7      | -.0052815 | .007496                           | -0.70 | 0.481 | -.0199906            | .0094276  |
| E2      | -.005602  | .0142271                          | -0.39 | 0.694 | -.0335192            | .0223151  |
| E3      | -.499715  | .2370388                          | -2.11 | 0.035 | -.964846             | -.034584  |
| E4      | .4056931  | .2203712                          | 1.84  | 0.066 | -.0267317            | .8381179  |
| P3      | 8.112187  | .2940938                          | 27.58 | 0.000 | 7.5351               | 8.689274  |
| P4      | -1.118883 | .2385674                          | -4.69 | 0.000 | -1.587014            | -.6507528 |
| R1      | 1.330109  | .5672261                          | 2.34  | 0.019 | .2170656             | 2.443152  |
| R2      | .1356763  | .1495505                          | 0.91  | 0.364 | -.1577802            | .4291328  |
| R3      | .7925736  | 3.102009                          | 0.26  | 0.798 | -5.294363            | 6.87951   |
| M2      | 5.658133  | 5.430818                          | 1.04  | 0.298 | -4.998524            | 16.31479  |
| M3      | 15.99214  | 7.486063                          | 2.14  | 0.033 | 1.302564             | 30.68172  |
| M4      | -.1126502 | .0418539                          | -2.69 | 0.007 | -.1947784            | -.0305221 |
| _cons   | -13.58891 | 5.218632                          | -2.60 | 0.009 | -23.8292             | -3.348613 |
| sigma_u | 2.4357756 |                                   |       |       |                      |           |
| sigma_e | 4.1317524 |                                   |       |       |                      |           |
| rho     | .25790753 | (fraction of variance due to u_i) |       |       |                      |           |

F test that all u\_i=0: F(26, 1036) = 7.39

Prob > F = 0.0000

## - LM (Breusch-Pagan) Test Sonuçları

Breusch and Pagan Lagrangian multiplier test for random effects

$B1[Firma,t] = Xb + u[Firma] + e[Firma,t]$

Estimated results:

|    | Var      | sd = sqrt(Var) |
|----|----------|----------------|
| B1 | 49.62371 | 7.04441        |
| e  | 17.07216 | 4.131847       |
| u  | .5321962 | .7295178       |

Test:  $\text{Var}(u) = 0$

$\text{chibar2}(01) = 139.59$

$\text{Prob} > \text{chibar2} = 0.0000$

## - Hausman Test Sonuçları

Note: the rank of the differenced variance matrix (16) does not equal the number of coefficients being tested (17); be sure this is what you expect, or there may be problems computing the test. Examine the output of your estimators for anything unexpected and possibly consider scaling your variables so that the coefficients are on a similar scale.

|    | Coefficients |           | (b-B)<br>Difference | sqrt(diag(V_b-V_B))<br>S.E. |
|----|--------------|-----------|---------------------|-----------------------------|
|    | (b)<br>FE    | (B)<br>RE |                     |                             |
| L1 | .0033516     | .0006716  | .00268              | .0009791                    |
| L2 | .0292241     | .0799445  | -.0507204           | .005188                     |
| L3 | -.0407595    | -.0798023 | .0390427            | .                           |
| F3 | 6.288734     | 5.291051  | .9976823            | .7640833                    |
| F5 | -1.338787    | -2.649265 | 1.310478            | .4827688                    |
| F7 | -.0052819    | -.0028204 | -.0024615           | .                           |
| E2 | -.0056233    | -.0095303 | .0039071            | .                           |
| E3 | -.5007216    | -.618687  | .1179653            | .                           |
| E4 | .4067901     | .4946886  | -.0878985           | .                           |
| P3 | 8.109932     | 8.790376  | -.6804444           | .0559872                    |
| P4 | -1.120118    | -.0465371 | -1.073581           | .1352029                    |
| R1 | 1.340202     | .8235654  | .5166364            | .4258411                    |
| R2 | .1353707     | .3562451  | -.2208744           | .0688428                    |
| R3 | .7789955     | -.9822958 | 1.761291            | 2.07483                     |
| M2 | 5.603457     | 5.119622  | .4838344            | .                           |
| M3 | 15.60378     | 18.31275  | -2.708963           | .                           |
| M4 | -.1120838    | -.1094428 | -.002641            | .                           |

b = consistent under  $H_0$  and  $H_a$ ; obtained from xtreg

B = inconsistent under  $H_a$ , efficient under  $H_0$ ; obtained from xtreg

Test:  $H_0$ : difference in coefficients not systematic

$\text{chi2}(16) = (b-B)' [(V_b-V_B)^{-1}] (b-B)$

$= 84.02$

$\text{Prob} > \text{chi2} = 0.0000$

(V\_b-V\_B is not positive definite)

## EK-6. B2 Özkaynak Kârlılığı Panel Veri Model Belirleme Test Sonuçları

### - F Test Sonuçları

```

Fixed-effects (within) regression          Number of obs   =       1,080
Group variable: Firma                     Number of groups =         27

R-sq:                                     Obs per group:
    within = 0.7335                        min =           40
    between = 0.7840                       avg  =          40.0
    overall = 0.7266                       max  =           40

corr(u_i, Xb) = -0.2387                    F(17,1036)       =       167.72
                                           Prob > F         =       0.0000
    
```

| B2      | Coef.     | Std. Err.                         | t      | P> t  | [95% Conf. Interval] |           |
|---------|-----------|-----------------------------------|--------|-------|----------------------|-----------|
| L1      | .0024186  | .0330724                          | 0.07   | 0.942 | -.0624778            | .0673151  |
| L2      | -.4075372 | .9101479                          | -0.45  | 0.654 | -2.193481            | 1.378406  |
| L3      | .3671739  | .9029906                          | 0.41   | 0.684 | -1.404725            | 2.139073  |
| F3      | -60.16601 | 18.57309                          | -3.24  | 0.001 | -96.61119            | -23.72084 |
| F5      | -50.10818 | 21.1882                           | -2.36  | 0.018 | -91.68486            | -8.531506 |
| F7      | -2.468448 | .1057164                          | -23.35 | 0.000 | -2.67589             | -2.261005 |
| E2      | -.21617   | .2006387                          | -1.08  | 0.282 | -.6098745            | .1775345  |
| E3      | 125.5224  | 3.342587                          | 37.55  | 0.000 | 118.9634             | 132.0814  |
| E4      | -117.5932 | 3.107641                          | -37.84 | 0.000 | -123.6912            | -111.4952 |
| P3      | 29.52651  | 4.148925                          | 7.12   | 0.000 | 21.38525             | 37.66776  |
| P4      | -3.689599 | 3.366214                          | -1.10  | 0.273 | -10.29497            | 2.915777  |
| R1      | -3.542531 | 8.071834                          | -0.44  | 0.661 | -19.38154            | 12.29648  |
| R2      | 1.699854  | 2.108995                          | 0.81   | 0.420 | -2.438536            | 5.838244  |
| R3      | 159.5298  | 43.74754                          | 3.65   | 0.000 | 73.68594             | 245.3737  |
| M2      | -87.04329 | 76.51153                          | -1.14  | 0.256 | -237.1785            | 63.09196  |
| M3      | -44.73642 | 105.1064                          | -0.43  | 0.670 | -250.9821            | 161.5092  |
| M4      | -1.275232 | .5885471                          | -2.17  | 0.030 | -2.430112            | -.1203515 |
| _cons   | 93.02554  | 74.20121                          | 1.25   | 0.210 | -52.57626            | 238.6273  |
| sigma_u | 16.849686 |                                   |        |       |                      |           |
| sigma_e | 58.269672 |                                   |        |       |                      |           |
| rho     | .07716536 | (fraction of variance due to u_i) |        |       |                      |           |

F test that all u\_i=0: F(26, 1036) = 1.57

Prob > F = 0.0348

## - LM (Breusch-Pagan) Test Sonuçları

Breusch and Pagan Lagrangian multiplier test for random effects

B2[Firma,t] = Xb + u[Firma] + e[Firma,t]

Estimated results:

|    | Var      | sd = sqrt(Var) |
|----|----------|----------------|
| B2 | 12865.99 | 113.4284       |
| e  | 3395.355 | 58.26967       |
| u  | 0        | 0              |

Test: Var(u) = 0

chibar2(01) = 0.00  
Prob > chibar2 = 1.0000

## - Hausman Test Sonuçları

Note: the rank of the differenced variance matrix (16) does not equal the number of coefficients of your estimators for anything unexpected and possibly consider scaling your variables

|    | Coefficients |           |                     |                             |
|----|--------------|-----------|---------------------|-----------------------------|
|    | (b)<br>FE    | (B)<br>RE | (b-B)<br>Difference | sqrt(diag(V_b-V_B))<br>S.E. |
| L1 | .0024186     | .0065171  | -.0040985           | .0195742                    |
| L2 | -.4075372    | -.0221738 | -.3853634           | .3293346                    |
| L3 | .3671739     | -.0126048 | .3797787            | .3171101                    |
| F3 | -60.16601    | -70.98935 | 10.82334            | 13.6659                     |
| F5 | -50.10818    | -64.54577 | 14.43758            | 11.37707                    |
| F7 | -2.468448    | -2.427849 | -.0405988           | .0060158                    |
| E2 | -.21617      | -.1405309 | -.0756391           | .0287248                    |
| E3 | 125.5224     | 122.572   | 2.950358            | .6006769                    |
| E4 | -117.5932    | -114.5961 | -2.997073           | .600135                     |
| P3 | 29.52651     | 28.54144  | .9850694            | 1.678148                    |
| P4 | -3.689599    | -4.458391 | .7687917            | 2.458007                    |
| R1 | -3.542531    | -7.576711 | 4.03418             | 6.806994                    |
| R2 | 1.699854     | 2.02255   | -.3226956           | 1.308355                    |
| R3 | 159.5298     | 38.30022  | 121.2296            | 35.17703                    |
| M2 | -87.04329    | -95.59997 | 8.556674            | .                           |
| M3 | -44.73642    | -42.94956 | -1.78686            | 8.367968                    |
| M4 | -1.275232    | -1.228843 | -.0463886           | .0882571                    |

b = consistent under Ho and Ha; obtained from xtreg

B = inconsistent under Ha, efficient under Ho; obtained from xtreg

Test: Ho: difference in coefficients not systematic

chi2(16) = (b-B)'[(V\_b-V\_B)^(-1)](b-B)  
= 36.22  
Prob>chi2 = 0.0027  
(V\_b-V\_B is not positive definite)

F test that all  $u_i = 0$ :  $F(26, 1009) = 5.06$  Prob > F = 0.0000  
modified Bhargava et al. Durbin-Watson = 1.5429892  
Baltagi-Wu LBI = 1.6007695

## EK-8. B2 Özkaynak Kârlılığı Değişen Varyans ve Otokorelasyon Test Sonuçları

### - Değişen Varyans Test Sonuçları (Modified Wald Testi)

Modified Wald test for groupwise heteroskedasticity  
in fixed effect regression model

H0:  $\sigma(i)^2 = \sigma^2$  for all  $i$

chi2 (27) = 1.1e+06  
Prob>chi2 = 0.0000

### - Otokorelasyon Test Sonuçları (Durbin-Watson, Baltagi-Wu LBI Testleri)

FE (within) regression with AR(1) disturbances Number of obs = 1,053  
Group variable: Firma Number of groups = 27

R-sq: Obs per group:  
within = 0.7368 min = 39  
between = 0.8061 avg = 39.0  
overall = 0.7318 max = 39

corr(u\_i, Xb) = -0.2470 F(17,1009) = 166.18  
Prob > F = 0.0000

| B2      | Coef.     | Std. Err.                             | t      | P> t  | [95% Conf. Interval] |           |
|---------|-----------|---------------------------------------|--------|-------|----------------------|-----------|
| L1      | .0050182  | .0346491                              | 0.14   | 0.885 | -.0629744            | .0730108  |
| L2      | -.2954297 | .9266052                              | -0.32  | 0.750 | -2.113724            | 1.522864  |
| L3      | .2438166  | .9209226                              | 0.26   | 0.791 | -1.563326            | 2.050959  |
| F3      | -55.748   | 20.16388                              | -2.76  | 0.006 | -95.31594            | -16.18005 |
| F5      | -52.98282 | 22.63136                              | -2.34  | 0.019 | -97.39273            | -8.572904 |
| F7      | -2.477771 | .1067091                              | -23.22 | 0.000 | -2.687168            | -2.268374 |
| E2      | -.1533733 | .2007225                              | -0.76  | 0.445 | -.5472547            | .2405082  |
| E3      | 126.3044  | 3.369548                              | 37.48  | 0.000 | 119.6923             | 132.9166  |
| E4      | -118.7843 | 3.14372                               | -37.78 | 0.000 | -124.9532            | -112.6153 |
| P3      | 29.10501  | 4.231503                              | 6.88   | 0.000 | 20.80146             | 37.40857  |
| P4      | -4.793732 | 3.627274                              | -1.32  | 0.187 | -11.9116             | 2.324132  |
| R1      | .8958388  | 9.341286                              | 0.10   | 0.924 | -17.43473            | 19.22641  |
| R2      | 1.501162  | 2.195788                              | 0.68   | 0.494 | -2.807673            | 5.809996  |
| R3      | 133.4818  | 44.50931                              | 3.00   | 0.003 | 46.14041             | 220.8232  |
| M2      | -87.37742 | 78.09535                              | -1.12  | 0.263 | -240.6253            | 65.87048  |
| M3      | -58.24771 | 106.2329                              | -0.55  | 0.584 | -266.7104            | 150.215   |
| M4      | -1.250958 | .6146705                              | -2.04  | 0.042 | -2.457137            | -.0447794 |
| _cons   | 54.70501  | 81.38057                              | 0.67   | 0.502 | -104.9895            | 214.3996  |
| rho_ar  | .0551484  |                                       |        |       |                      |           |
| sigma_u | 16.741564 |                                       |        |       |                      |           |
| sigma_e | 58.518863 |                                       |        |       |                      |           |
| rho_fov | .07565447 | (fraction of variance because of u_i) |        |       |                      |           |

F test that all  $u_i=0$ : F(26,1009) = 1.33 Prob > F = 0.1232  
modified Bhargava et al. Durbin-Watson = 1.9068469  
Baltagi-Wu LBI = 1.9755935

## EK-9. B1 Aktif Kârlılık Driscoll-Kraay Dirençli Sabit Etkiler Modeli Tahmin Sonuçları

Regression with Driscoll-Kraay standard errors      Number of obs      =      1080  
Method: Fixed-effects regression      Number of groups      =      27  
Group variable (i): Firma      F( 17,      26)      =      133.74  
maximum lag: 3      Prob > F      =      0.0000  
within R-squared      =      0.5018

| B1    | Drisc/Kraay |           |       |       |                      |           |
|-------|-------------|-----------|-------|-------|----------------------|-----------|
|       | Coef.       | Std. Err. | t     | P> t  | [95% Conf. Interval] |           |
| L1    | .0033516    | .0018201  | 1.84  | 0.077 | -.0003898            | .0070929  |
| L2    | .0292241    | .057628   | 0.51  | 0.616 | -.089232             | .1476802  |
| L3    | -.0407595   | .0562646  | -0.72 | 0.475 | -.1564131            | .0748941  |
| F3    | 6.288734    | 2.097172  | 3.00  | 0.006 | 1.977935             | 10.59953  |
| F5    | -1.338787   | 1.702871  | -0.79 | 0.439 | -4.839089            | 2.161515  |
| F7    | -.0052819   | .0134183  | -0.39 | 0.697 | -.0328636            | .0222999  |
| E2    | -.0056233   | .0046659  | -1.21 | 0.239 | -.0152143            | .0039677  |
| E3    | -.5007216   | .2639473  | -1.90 | 0.069 | -1.043273            | .0418298  |
| E4    | .4067901    | .2452075  | 1.66  | 0.109 | -.0972411            | .9108213  |
| P3    | 8.109932    | .5260172  | 15.42 | 0.000 | 7.028688             | 9.191175  |
| P4    | -1.120118   | .222533   | -5.03 | 0.000 | -1.577541            | -.6626948 |
| R1    | 1.340202    | .8657542  | 1.55  | 0.134 | -.4393814            | 3.119785  |
| R2    | .1353707    | .190667   | 0.71  | 0.484 | -.2565509            | .5272922  |
| R3    | .7789955    | 1.847622  | 0.42  | 0.677 | -3.018846            | 4.576837  |
| M2    | 5.603457    | 8.434695  | 0.66  | 0.512 | -11.73431            | 22.94122  |
| M3    | 15.60378    | 9.222294  | 1.69  | 0.103 | -3.352913            | 34.56048  |
| M4    | -.1120838   | .0444525  | -2.52 | 0.018 | -.2034573            | -.0207103 |
| _cons | -13.68313   | 7.312541  | -1.87 | 0.073 | -28.71428            | 1.348013  |

## EK-10. B2 Özkaynak Kârlılığı Driscoll-Kraay Dirençli Sabit Etkiler Modeli Tahmin

### Sonuçları

Regression with Driscoll-Kraay standard errors      Number of obs      =      1080  
Method: Fixed-effects regression      Number of groups      =      27  
Group variable (i): Firma      F( 17, 26)      =      42.64  
maximum lag: 3      Prob > F      =      0.0000  
within R-squared      =      0.7335

| B2    | Drisc/Kraay |           |       |       |           | [95% Conf. Interval] |
|-------|-------------|-----------|-------|-------|-----------|----------------------|
|       | Coef.       | Std. Err. | t     | P> t  |           |                      |
| L1    | .0024186    | .009982   | 0.24  | 0.810 | -.0180997 | .022937              |
| L2    | -.4075372   | .3382822  | -1.20 | 0.239 | -1.102886 | .2878119             |
| L3    | .3671739    | .3128668  | 1.17  | 0.251 | -.2759331 | 1.010281             |
| F3    | -60.16601   | 13.12052  | -4.59 | 0.000 | -87.13563 | -33.1964             |
| F5    | -50.10818   | 20.53376  | -2.44 | 0.022 | -92.31593 | -7.900434            |
| F7    | -2.468448   | 1.011233  | -2.44 | 0.022 | -4.547067 | -.3898283            |
| E2    | -.21617     | .1742764  | -1.24 | 0.226 | -.5744004 | .1420603             |
| E3    | 125.5224    | 37.13186  | 3.38  | 0.002 | 49.19674  | 201.848              |
| E4    | -117.5932   | 34.65397  | -3.39 | 0.002 | -188.8255 | -46.36097            |
| P3    | 29.52651    | 7.237383  | 4.08  | 0.000 | 14.64985  | 44.40316             |
| P4    | -3.689599   | 2.628377  | -1.40 | 0.172 | -9.092306 | 1.713108             |
| R1    | -3.542531   | 11.58816  | -0.31 | 0.762 | -27.36234 | 20.27727             |
| R2    | 1.699854    | .9283433  | 1.83  | 0.079 | -.2083828 | 3.608091             |
| R3    | 159.5298    | 46.76236  | 3.41  | 0.002 | 63.40842  | 255.6513             |
| M2    | -87.04329   | 87.23102  | -1.00 | 0.328 | -266.3492 | 92.26264             |
| M3    | -44.73642   | 91.745    | -0.49 | 0.630 | -233.321  | 143.8481             |
| M4    | -1.275232   | .4612999  | -2.76 | 0.010 | -2.223447 | -.3270164            |
| _cons | 93.02554    | 100.9573  | 0.92  | 0.365 | -114.4951 | 300.5462             |

## EK-11 YSA Model Kodları

### - Python Kütüphane kodları

```
import pandas as pd

import numpy as np

from sklearn.ensemble import ExtraTreesClassifier

from sklearn.feature_selection import SelectFromModel

from sklearn.neural_network import MLPRegressor

from sklearn.model_selection import train_test_split, cross_val_score, KFold

import sklearn.preprocessing as pr

from sklearn.multiclass import OneVsRestClassifier

from sklearn.metrics import mean_squared_error, r2_score, mean_absolute_error

import math

import warnings

import matplotlib.pyplot as plt

import pickle

import random

from scipy.stats import pearsonr
```

### - Excel veri aktarma ve Standardizasyon Kodları

```
gmyo=pd.read_excel('veri.xlsx')

gmyo= np.array(gmyo)

'''print(gmyo)'''

warnings.filterwarnings(action='ignore')

y = gmyo[:,18]

X = gmyo[:,0:17]

scalerX = pr.StandardScaler()

scalery = pr.StandardScaler()

X2 = scalerX.fit_transform(X)

y2 = scalery.fit_transform(y[:, None])[:, 0].reshape(-1,1)
```

## - YSA Parametre ve Çıktı Kodları

while True:

    # Create arrays for the features and the response variable

    rs = random.randrange(42)

    X\_temp, X\_test, y\_temp, y\_test = train\_test\_split(X2, y2, test\_size = 0.10,  
random\_state=rs)

    X\_train, X\_val, y\_train, y\_val = train\_test\_split(X\_temp, y\_temp, test\_size=0.10,  
random\_state=rs)

    '''

        scalerX = pr.StandardScaler()

        scalery = pr.StandardScaler()

        X\_train = scalerX.fit\_transform(X\_train)

        y\_train = scalery.fit\_transform(y\_train[:, None])[:, 0]

        X\_test = scalerX.transform(X\_test)

        y\_test = scalery.transform(y\_test[:, None])[:, 0]

    '''

    random\_state = np.random.RandomState(0)

    n\_samples, n\_features = X.shape

    rs = random.randrange(42)

    mlp = MLPRegressor(solver='sgd',  
activation='relu',hidden\_layer\_sizes=(60,45,25,10), max\_iter=1000,  
                        random\_state=42)

    #Fit the classifier to the data

    model=mlp.fit(X\_train,y\_train)

    # Predict the labels for the training data X

    y\_pred = model.predict(X2).reshape(-1,1)

```
mse=mean_squared_error(y2, y_pred)
```

```
r2=r2_score(y2, y_pred)
```

```
if (r2>0.70):
```

```
    print(mse, r2);
```

```
if (r2>=0.9817):
```

```
    break;
```

```
#print(mlp.score(X_test,y_test))
```

```
#y_score = mlp.fit(X_train, y_train)
```

```
# show the inputs and predicted outputs
```

```
X_test2=scalery.inverse_transform(X2)
```

```
y_test2=scalery.inverse_transform(y2)
```

```
y_pred2=scalery.inverse_transform(y_pred)
```

```
for i in range(len(y_pred2)):
```

```
    print("Y_Test=%s, Y_predicted=%s" % (y2[i], y_pred2[i]))
```

```
print("\n")
```

```
for i in range(12):
```

```
    corr, _=pearsonr(X[:,i],y)
```

```
    print('%f\n',corr)
```

```
y_pred3=scalery.inverse_transform(y_pred2)
```

```
print("\n")
```

```
for i in range(len(y_pred3)):
```

```
    print("%s\t%s" % (y[i], y_pred3[i]))
```

```
'''
filename = 'model_gmyo_mlp_'+str(round(mse,2))+'_'+str(round(r2,2))+'.sav'
pickle.dump(model, open(filename, 'wb'))
np.savetxt("gmyo_X_train_"+str(round(r2,2))+".csv", X_train, delimiter=";")
np.savetxt("gmyo_y_train_"+str(round(r2,2))+".csv", y_train, delimiter=";")
np.savetxt("gmyo_X_test_"+str(round(r2,2))+".csv", X_test, delimiter=";")
np.savetxt("gmyo_y_test_"+str(round(r2,2))+".csv", y_test, delimiter=";")
np.savetxt("gmyo_y_pred_"+str(round(r2,2))+".csv", y_pred, delimiter=";")
np.savetxt("gmyo_X_test2_"+str(round(r2,2))+".csv", X_test2, delimiter=";")
np.savetxt("gmyo_y_test2_"+str(round(r2,2))+".csv", y_test2, delimiter=";")
np.savetxt("gmyo_y_pred2_"+str(round(r2,2))+".csv", y_pred2, delimiter=";")
'''
```

#### - Tahmin Sonuçları Grafiği Kodları

```
plt.figure(figsize=(18,10))
plt.plot(y2, label="gerçek")
plt.plot(y_pred, label='tahmin')
plt.title('Kârlılık Tahmin Grafiği')
plt.xlabel('Veri Sayısı')
plt.ylabel('Gerçek ve Tahmin Değerleri')
plt.legend()
```

#### - Hata Grafiği Kodları

```
errors= y2-y_pred
plt.figure()
plt.scatter(y2, errors, linestyle='-', marker='o', color='black', label='Hatalar')
plt.axhline(y=0, color='black', linestyle='--', label='Sıfır Hata Çizgisi')
plt.title(f'MSE Error Graph on General Set - R:{r2} ')
plt.xlabel('Predicted Values')
plt.ylabel(f'Error Squares-MSE: {mse}')
plt.grid(True)
plt.show()
```