

T.C.  
İSTANBUL AYDIN ÜNİVERSİTESİ  
LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ



KADIKÖY - GÖZTEPE İLÇELERİ İÇİN YAPAY SİNİR AĞLARI İLE  
RÜZGÂR ŞİDDETİ VE GÜNEŞ RADYASYONU TAHMİNİ

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Burak KAYA

Bilgisayar Mühendisliği Ana Bilim Dalı  
Bilgisayar Mühendisliği Programı

ŞUBAT, 2022

T.C.  
İSTANBUL AYDIN ÜNİVERSİTESİ  
LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ



KADIKÖY - GÖZTEPE İLÇELERİ İÇİN YAPAY SİNİR AĞLARI İLE  
RÜZGÂR ŞİDDETİ VE GÜNEŞ RADYASYONU TAHMİNİ

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Burak KAYA  
(Y1813.010019)

Bilgisayar Mühendisliği Ana Bilim Dalı  
Bilgisayar Mühendisliği Programı

Tez Danışmanı: Prof.Dr.Zafer ASLAN

ŞUBAT, 2022

**ONAY FORMU**



## YEMİN METNİ

Yüksek lisans tezi olarak sunduğum “KADIKÖY - GÖZTEPE İLÇESİ İÇİN YAPAY SİNİR AĞLARIYLA RÜZGAR ŞİDDETİ VE GÜNEŞ RADYASYONU TAHMİNİ” başlıklı çalışma, proje aşamasından tezin sonuçlanmasına kadar olan tüm süreçlerde herhangi bir yardım almadan yazılmıştır. ilmî ahlâk ve geleneklere aykırıdır ve Bibliyografya'da gösterilen eserlerden oluşur. , referans olarak kullanıldığını belirtir ve onurla beyan ederim.(.../.../2022)

**Burak KAYA**



## **ÖNSÖZ**

Bu tez çalışmasında ülkemizde ve dünyada veri madenciliğinin kullanım gereksinimleri açıklanmıştır. Tezin uygulama kısmında Anadolu Yakası, Göztepe, 34730 Kadıköy/İstanbul istasyon verileri incelenmiştir. Verilerin analiz edilmesinde veri madenciliğın modellerinden Yapay Sinir Ağları kullanılmıştır. Çalışmam boyunca yardım ve desteklerinden dolayı değerli hocam Prof. Dr. Zafer Aslan'a en içten teşekkürlerimi sunarım.

**Subat 2022**

**Burak KAYA**

## İÇİNDEKİLER

### Sayfa

ÖNSÖZ.....	ii
İÇİNDEKİLER .....	iii
KISALTMALAR .....	iv
ÇİZELGE LİSTESİ.....	v
ŞEKİL LİSTESİ.....	vi
ÖZET.....	viii
ABSTRACT .....	ix
<b>1. GİRİŞ .....</b>	<b>1</b>
1.1 Tezin Amacı .....	4
1.2 Literatür Araştırması .....	4
<b>2. VERİ VE ÇALIŞMA ALANI .....</b>	<b>8</b>
2.1 Çalışma alanı .....	8
2.2 Veri.....	8
2.2.1 Verilerin normalizasyonu.....	9
2.2.1.1 Minimum-maximum normalizasyon.....	9
<b>3. METEDOLOJİ.....</b>	<b>10</b>
3.1 Yapay Sinir Ağları .....	10
3.1.1 Yapay sinir ağı tanımı .....	10
3.1.2 Yapay sinir ağlarının çalışma yapısı ve öğeleri .....	11
3.1.2.1 Yapay sinir ağlarının yapısı .....	11
3.1.3 Yapay sinir ağları gösterimi.....	13
3.1.3.1 İleri beslemeli yapay sinir ağları .....	14
3.1.3.2 Geri beslemeli yapay sinir ağları.....	15
3.1.4 Geri beslemeli geri yayılmalı sinir ağları.....	16
3.2 Yapay Sinir Ağlarının Eğitilmesi .....	17
3.3 WEKA .....	19
<b>4. KADIKÖY-GÖZTEPE CİVARI İÇİN TAHMİN ÇALIŞMASI .....</b>	<b>22</b>
4.1 Tahmin Uygulamasının Hazırlanması.....	22
4.1.1 Uygulama Ara yüzün hazırlanması.....	22
4.1.2 Verilerin MATLAB'a entegrasyonu.....	22
4.1.3 Rüzgâr şiddetine göre uygulama neticeleri.....	25
4.1.4 Güneş radyasyonu için uygulama neticeleri .....	34
<b>5. SONUÇLAR .....</b>	<b>44</b>
<b>KAYNAKLAR .....</b>	<b>47</b>
<b>EKLER.....</b>	<b>54</b>
<b>ÖZGEÇMİŞ.....</b>	<b>60</b>

## KISALTMALAR

<b>BP</b>	: Backpropagation , Geri Yayılım
<b>EİE</b>	: Elektrik İşleri Etüt İdaresi
<b>ANN</b>	: Neural Network, Sinir Ağı
<b>GNU</b>	: Not Unix
<b>İTÜ</b>	: İstanbul Teknik Üniversitesi
<b>LM</b>	: Levenberg-Marquardt
<b>LVQ</b>	: Sayısallaştırılmış Öğrenme Vektörü
<b>MATLAB</b>	: Matrix Laboratory
<b>MSE</b>	: Mean Squared Normalized Error, Normalleştirilmiş Kareler Ortalama Hatası
<b>MLP</b>	: Çok Katmanlı Algılayıcılar
<b>NN</b>	: Neural Network, Sinir Ağı
<b>SSE</b>	: Sum Squared Error Performance Function , (Kareler Toplam Hatasının Performans Fonksiyonu)
<b>SSEN</b>	: Sum of Squared Errors
<b>SGC</b>	: Scaled Conjugate Gradient
<b>TÜREB</b>	: Türkiye Rüzgâr Şiddeti Birliği
<b>WEKA</b>	: Waikato Environment for Knowledge Analysis
<b>YSA</b>	: Artificial Neural Network, Yapay Sinir Ağı

## ÇİZELGE LİSTESİ

	<u>Sayfa</u>
<b>Çizelge 2.1:</b> Araştırma Bölgesi ve Veri.....	8
<b>Çizelge 3.1:</b> Yığılım Veri Bilgileri .....	23
<b>Çizelge 3.2:</b> Aralık, Ocak, Şubat YapaySinirAğı Öğrenme Neticeleri.....	27
<b>Çizelge 3.3:</b> Haziran, Temmuz, Ağustos Sezonu Göre Yapaysiniragi Öğrenme Neticeleri.....	31
<b>Çizelge 3.4 :</b> Eylül , Ekim , Kasım Sezonuna Göre Yapaysiniragi Öğrenme Neticeleri.....	34
<b>Çizelge 3.5:</b> Aralık, Ocak, Şubata Göre Yapay Sinir Ağı Öğrenme Verileri.....	36
<b>Çizelge 3.6:</b> Mart, Nisan, Mayıs Sezonuna Göre Yapay Sinir Ağı Öğretme Neticeleri .....	38
<b>Çizelge 3.7:</b> Haziran, Temmuz, Ağustos Sezonuna Göre Yapay Sinir Ağı Öğrenme Neticeleri.....	40
<b>Çizelge 3.8:</b> Eylül, Ekim, Kasım Sezonuna Göre Yapaysiniragi Öğrenme Neticeleri .....	43

## ŞEKİL LİSTESİ

### Sayfa

Şekil 2.1 : Yapay Sinir Ağları Modelinin Simgesel Detayı .....	11
Şekil 2.2: Yapay Sinir Ağları Modelinin Sembolik Gösterim.....	12
Şekil 2.3: Yapay Sinir Ağlarının İşlem Oluşumu.....	12
Şekil 2.4: Yapay Sinir Ağları Gösterimi.....	13
Şekil 2.5: Öne Beslemeli Yapay Sinir ğları.....	14
Şekil 2.6: İleri Beslemeli Çok Kısmımlı Yapay Sinir Ağları .....	15
Şekil 2.7: Geri Beslemeli Yapay Sinir Ağları .....	16
Şekil 2.8: Geri Beslemeli Geri Yayılmalı Yapay Sinir Ağı Gösterimi .....	17
Şekil 2.9: Geri Beslemeli Bir Sinir Ağıın Eğitim ve Test Seviyeleri .....	18
Şekil 2.10: Yapay Sinir Ağlarının Öğrenme Eğrisi .....	19
Şekil 2.11 : WEKA Ara Yüzü .....	20
Şekil 2.12: WEKA Değişken Analizi .....	21
Şekil 3.1: MATLAB Ara Yüz Hazırlanması .....	22
Şekil 3.2: Kodların Uygulamaya Dökülmesi.....	23
Şekil 3.3: Aralık, Ocak, Şubat Rüzgâr Şiddeti 10 ar Dakikalık Zamanda Örneklem Değerleri .....	25
Şekil 3.4: Aralık, Ocak, Şubatına Göre Aranan YSA ile Öngörü Edinilen Rüzgar Şiddeti Verilerinin Saçılma Grafiği.....	25
Şekil 3.5: Aralık, Ocak, Şubat Aylarında YSA Model Sonuçları ile Tahmin Verileri .....	26
Şekil 3.6: Aralık, Ocak, Şubat Aylarında YSA ile Tahmin Testi.....	26
Şekil 3.7: Mart, Nisan, Mayıs Sezonu Rüzgâr Şiddetinin onar Dakikalık Ortalama Değerleri .....	27
Şekil 3.8: Mart, Nisan, Mayıs sezonu belirtilen ve de YapaySinirAğı ile Öngörü Edinilen Rüzgâr Şiddeti .....	28
Şekil 3.9: Mart, Nisan, Mayıs Sezonunda Belirtilen Bir Aylık Opsiyon İse YapaysinirAğı Neticeleri İle Tahmin Veri Öğrenim Şeması .....	28
Şekil 3.10: Mart, Nisan, Mayıs Sezonunun Belirtilen Bir Aylık YapaySinirAğı Neticeleri İle Verinin Şeması .....	29
Şekil 3.11: Haziran, Temmuz, Ağustos Sezonu Rüzgâr Şiddetinin 10dklık Görünümü.....	29
Şekil 3.12: Haziran, Temmuz, Ağustos Döneminde Gözlenen Ve Tahmin Edilen Rüzgâr Grafiği.....	30
Şekil 3.13: Haziran, Temmuz, Ağustos Sezonunu Belirtilen Yaz Ayı Verilerine Göre YapaysinirAğı Neticeleri İle Tahmin Verinin Şeması .....	30
Şekil 3.14: Haziran, Temmuz, Ağustos Sezonunu Belirtilen Yaz Ayı Opsiyonu İse YSA Görsel Neticeleri İle İnceleme Verinin Şeması.....	31
Şekil 3.15: Eylül , Ekim , Kasım Sezonunun Rüzgar Şiddetinin On Dk'lık Ortalama Verileri .....	32

<b>Şekil 3.16:</b> Eylül, Ekim, Kasım Sezonu Nedeniyle Tahmin Edilen Yapay Sinir Ağı Na Dayalı Rüzgar Şiddetinin Verilerinin Şeması .....	32
<b>Şekil 3.17:</b> Eylül,Ekim, Kasım Sezonunu Yapaysiniragi Görsel Neticeleri İle İnceleme Verinin Öğrenme Şeması.....	33
<b>Şekil 3.18:</b> Eylül,Ekim,Kasım Sezonunu Belirtilen Kış Ayı Opsiyonu İse Yapaysiniragi Görsel Neticeleri İle İnceleme Verinin Şeması .....	33
<b>Şekil 3.19:</b> Aralık, Ocak, Şubat Güneş Radyasyonunun On Dk'lık Ortalama Verileri .....	34
<b>Şekil 3.20:</b> Aralık, Ocak, Şubat Sezonunda Belirtilen Ve De Yapaysiniragi İle Öngörü Edinilen Güneş Radyasyonu Veri Şeması .....	35
<b>Şekil 3.21:</b> Aralık, Ocak, Şubat Sezonunu Belirtilen Bir Aylık Opsiyonu İse YSA Görsel Neticeleri İle İnceleme Verinin Öğrenme Şeması .....	35
<b>Şekil 3.22:</b> Aralık, Ocak, Şubat Sezonunu Belirtilen Kış Ayları Yapaysiniragi İlişkisi .....	36
<b>Şekil 3.23:</b> Eylül, Ekim, Kasım Sezonu Güneş Radyasyonu On Dk'lık Ortalama Verileri .....	36
<b>Şekil 3.24:</b> Mart, Nisan, Mayıs Sezon Ununda Belirtilen Ve De Yapaysiniragi Beraber Öngörü Edinilen Güneş Radyasyonu Veri Şeması.....	37
<b>Şekil 3.25:</b> Eylül , Ekim ,Kasım Sezonunu Belirtilen Bir Aylık Opsiyonu İse Yapay Sinir Ağı Görsel Neticeleri İle İnceleme Verinin Öğrenme Şeması .....	37
<b>Şekil 3.26:</b> Mart, Nisan, Mayıs Ayları İçin Opsiyonu İse Yapay Sinir Ağı Görsel Neticeleri İle İncelenen Verinin Grafiği.....	38
<b>Şekil 3.27:</b> Haziran, Temmuz, Ağustos Sezonu Güneş Radyasyonu On Dk'lık Verileri .....	38
<b>Şekil 3.29:</b> Haziran, Temmuz, Ağustos Sezonu Nedeniyle Tahmin Edilen (Yatay Çizgi) Yapaysiniragi Ve Öngörü Edinilen (Düşey Çizgi) Güneş Radyasyonunun Veri Grafiği .....	39
<b>Şekil 3.30:</b> Haziran, Temmuz, Ağustos Sezonunu Belirtilen Bir Aylık Opsiyonu İse Yapaysiniragi Görsel Neticeleri İle İnceleme Verinin Öğrenme Şeması	39
<b>Şekil 3.31:</b> Haziran, Temmuz, Ağustos Sezonu Belirtilen Bir Aylık Opsiyonu İse YSA Görsel Neticeleri İle İnceleme Verinin Şeması.....	40
<b>Şekil 3.32:</b> Eylül,Ekim,Kasım Sezonu Güneş Radyasyonu On Dk'lık Ortalama Verileri .....	41
<b>Şekil 3.33:</b> Eylül,Ekim,Kasım Sezonu Nedeniyle Tahmin Edilen (Yatay Çizgi) Yapaysiniragi Ve Öngörü Edinilen (Düşey Çizgi) Güneş Radyasyonunun Veri Şeması .....	41
<b>Şekil 3.34:</b> Eylül, Ekim, Kasım Sezonu Belirtilen Bir Aylık Opsiyonu İse YSA Görsel Neticeleri İle İnceleme Verinin Öğrenim Grafiği.....	42
<b>Şekil 3.35:</b> Eylül,Ekim,Kasım Sezonu Belirtilen Opsiyon İse Yapaysiniragi Görsel Neticeleri İle İnceleme Veri Seması.....	42
<b>Şekil 3.36:</b> Çizelge Gözlem Ve Model Sonuçları Arasındaki İlişki Katsayısı ( $R^2$ ) Sunulmaktadır. ....	43

## KADIKÖY - GÖZTEPE İLÇELERİ İÇİN YAPAY SİNİR AĞLARI İLE RÜZGÂR ŞİDDETİ VE GÜNEŞ RADYASYONU TAHMİNİ

### ÖZET

Enerjiyi tanımlamak fizik bilimindeki en zor konulardan biri olsa da, en basit tanımıyla, çevremizdeki her eylemi mümkün kılan kaynak enerjidir. Enerjiye duyurulan talep her geçen gün artmakta ve insanoğlu yeni enerji kaynakları aranmaktadır. 1990'ların başından beri Türkiye, yenilenebilir enerji alanında rüzgâr ve güneş radyasyonunu en büyük önceliğe koymuştur. Bu nedenlerle, yeni enerji ve temiz enerji teknolojilerine eğilim zamanla artmaktadır. Türkiye ve Avrupa'daki mevcut rekor rüzgâr şiddeti potansiyeline dayanarak, kurulu güç 4 Pos'a çıkarılmıştır. Güneş radyasyonu potansiyeli bakımından, Akdeniz ülkeleri ile kıyaslandığında, Türkiye'de tamamen bulutlu havalarda da uygun enerji potansiyeline sahip olduğu saptanmıştır. Atmosferi kirleten fosil yakıtlarla karşılaştırıldığında, yenilenebilir enerji çevre dostu bir enerji kaynağıdır. Ayrıca yenilenebilir enerji potansiyelleri arasında rüzgâr şiddeti ve güneş potansiyeli dünyada ve ülkemizde en hızlı büyüyen enerji kaynakları olarak yerini almaktadır. Bu çalışmada, İstanbul'un Asya yakasında (Kadıköy-Göztepe) seçilen bölgede rüzgâr şiddeti ve güneş radyasyonu değişimi incelenmiş, uygulama aşamasında yapay sinir ağı yöntemi yardımıyla rüzgâr şiddeti ve güneş radyasyonu öngörü edilmiştir. Rüzgâr yoğunluğu şiddeti ve güneş radyasyonunun istatistiksel değerlerinin mevsimsel değişimi incelenmektedir. Yapılan değerlendirme sonucunda istasyonda rüzgâr yoğunluğu şiddeti ve güneş radyasyonu değerleri karşılaştırılmıştır. Rüzgâr ve güneş radyasyonu bakımında Haziran, Temmuz, Ağustos sezonu en verimli dönemler olarak belirlenmiştir. Hazırlanan modelde kullanılan hava sıcaklığı, güneş radyasyonu, UV ışınları, rüzgâr şiddeti ve yüzey sıcaklığı verileri modelin test ve eğitim aşamalarında işleme tabi tutulmuştur. Modelin çıktısına dayalı doğrusal regresyon analizinde modelin tahmin sonuçlarının güvenilir olduğu kabul edilmektedir. Gözlemlenen verilerle karşılaştırıldığında model çıktılarına göre belirlenen RMSE değeri 0,06-0,21 Aralığında değişmektedir. Tahmin sonuçlarına göre incelenen bölgenin melez veya karma rüzgâr şiddeti ve güneş enerji potansiyeli kaynaklarının kullanımında önemli potansiyele sahip olduğu saptanabilir. Yapay sinir ağı yönteminin özellikle Haziran, Temmuz, Ağustos aylarında rüzgâr şiddeti ve güneş radyasyonu potansiyeli tahmin çalışmalarını  $\alpha < 0,01$  güven seviyesi ile katkı sağlayacağı vurgulanabilir. Tez bulgularının enerji sektörüne ve karar vericiler tarafından elektrik talebinin melez enerji sistemlerinin karşılanmasına yönelik olarak katkı sağlanması beklenmektedir.

**Anahtar Kelimeler:** *Yapay Sinir Ağları, rüzgâr şiddeti, güneş radyasyonu, güneş-rüzgâr hibrid/melez enerji sistemleri.*

## ESTIMATION AND PERFORMANCE ANALYSIS OF WIND AND SOLAR ENERGY POTENTIAL

### ABSTRACT

Although defining energy is one of the hardest things in physical science, in its simplest definition, it is energy that makes everything possible around us. Demand for energy humanity is looking for new energy. Since the early 1990s, Turkey starting from renewable energy from wind and solar has put the highest priority. For these reasons, interest in new energy and clean energy technologies is increasing. Based on existing records in Turkey and the European wind energy potential, the installed capacity was increased to four Pos. Solar energy potential, compared with the Mediterranean countries, it is said that even in cloudy weather with all the appropriate potential in Turkey. Compared to fossil fuels that pollute the atmosphere, renewable energy is an environmentally friendly energy source. In addition, wind and solar energy for energy sources among fastest growing energy and in my country. In this study, wind and solar energy were generally controlled in selected regions on the European side of Istanbul, and wind density and solar inside were prediction applications have been made. Statistical values of wind intensity and solar radiation are analyzed seasonally. Finally evaluation, summer productive period in terms of wind and solar energy by comparing wind intensity and solar radiation values at the station. The temperature, solar radiation, UV radiation, wind density and ground temperature used in the model created were processed in the test and training stages. In linear regression analysis output of the model, the estimated result model is considered to be reliable. When compared with the observed Veri, the RMSE value determined according to the model results varies between 0.06-0.21. Estimated results, emphasized selected region has an important potential Wind strength and sun mixed resources. In addition, it has been determined that the artificial neural network method can change the seasonal wind energy and solar energy potential estimation studies, especially in summer, with a confidence level of  $\alpha < 0.01$ , because of the high demand for electricity by the energy sector applicants and decision makers.

**Keywords:** *Artificial Neural Networks, wind speed, solar radiation, solar-wind hybr*

## 1. GİRİŞ

Enerji konusu, ülke gündemimizin birinci önceliğidir. Enerji ilişkilerinin siyasi, ticari ve askeri alanlarında nedensellik ilişkisinin belirlenmesinde önemli rol oynamaktadır. Rüzgâr şiddeti MÖ 2800'den itibaren kullanılan önde gelen enerji kaynaklarından. Rüzgâr şiddeti son zamanlarda kırsal kesimlerde su pompalamak ve elektrik enerjisi elde etmek için kullanılır. Günümüzde ise eşil bir enerji üretim kaynağı olarak sektörde yerini almaktadır.

Rüzgâr şiddeti yenilebilir enerji kaynakları arasında yer aldığı gibi dünyada da 70'e yakın ülkenin elektrik üretiminde kullandığı ve ülkemizde de son dönemde hızla gelişmekte olan fosil yakıtlardan elde edilen enerjiyle eşil bir türdür. 2007 yılında kadar evrendeki toplanan rüzgâr şiddeti değeri 93.864 MW tır. Bu rüzgâr şiddetin toplam 57.136 MW'ı Avrupa kıtasını kapsamaktadır. Türkiye'de toplam rüzgâr şiddeti ise 146 MW'dır. Ancak Türkiye, Avrupa'da 83.000 MW ile en iyi rüzgâr şiddeti teknik potansiyeline sahip ülkedir. Türkiye, 2017 senesinde 15.000 MW, 2018 senesinde ise 15.500 MW rüzgâr şiddeti kapasiteye yükselmiştir. Bu alanda Marmara ile Ege bölgeleri kıyısında rüzgar santrallerinin kurulmasına yönelik iş ve projeler yapılmakla beraber, Elektrik İşleri Etüt İdaresi (EİE) tarafın da uyan yerleri rüzgar Veri alınarak istatistik analiz için yapılabilmektedir..)

Örnek bölgelerin rüzgâr şiddet enerjisi potansiyeli analiz edilebilmesi için bölgedeki saatte rüzgâr şiddeti ve yönü bilgisinin bir sene boyunca ölçülmesi gereklidir. Ayrıca hassas sonuçlar elde edebilmekte bu ölçümlerde elde edilecek olan verileri etkimek ölçüm istasyonu çevresinde yakın çevre engellerinin olmamasına özen gösterilmelidir. Karbon salınımının gerekli olmaması ve diğer enerji kaynaklarının iklim değişikliğine neden olması nedeniyle güneş radyasyonu gelişmiş ülkelerde daha popüler hale geliyor. Son yıllarda birçok ülke güneş radyasyonu, rüzgâr şiddeti, hidrolik enerji vs. kaynakları yatırım yapmıştır. Özellikle dünyada yenilenebilir enerji kaynaklarını kullanan başlıca ülkeler İsviçre, İsveç, Kosta Rika ve Almanya'dır. Mısır, Almanya yenilenebilir

enerjiye yatırım yapan ülkeler arasında yer alır. Jeotermal enerji, hidroelektrik ve de su dalgası enerjisi, güneş şiddeti enerjisi potansiyeli enerji kaynaklarıdır. Bu enerjiler ise temiz enerji kaynaklarıdır. Yenilenebilir enerji, çevresel yararlarının beraberinde yeni iş fırsatları da sunmaktadır. Hidroelektrik teknolojileri eski teknolojilerdir ve çok uzun zamandır kullanılıyor. Öte yandan rüzgâr ve güneş radyasyonu ile alakalı çalışmalar zaman içerisinde hemen ilerlemektedir. Güneş radyasyonu, üretim talebini karşılama potansiyeline sahip en önemli yenilenebilir enerji kaynağıdır. Bu enerji kaynağının popülaritesi, insanlara ve çevreye çeşitli yararları sebebiyle devamlı artmaktadır. Güneş radyasyonundan yararlanmak için geliştirilen teknolojiler yalnızca güneş radyasyonunun verimliliğini artırmakla kalmıyor, hem de pek çok altyapı maliyetini de düşürüyor.

Türkiye'nin elektrik sisteminde yenilenebilir enerjiye dayalı imal tesisleri hususuyla çevre dostu enerji üretimini de desteklemiştir. Ülkemiz jeopolitik konumu sebebiyle çevre dostu enerji üretiminde önemli bir kapasite barındırmaktadır. Ülkemizin orta kesimlerinde genel itibari ile yüksek güneşlenme süresinden dolayı güneş radyasyonu kaynaklı bir kapasiteye sahipken doğudan batıya doğru ilerleyen bölgelerinde üst rüzgâr hareketlerinden enerji üretim kapasitesini yüksek olduğu görülmektedir. Ayrıca ülkemizde, 2010 yılı sonu itibarıyla 1274 MW'lık üretimi ile dünya rüzgâr şiddeti sıralamasında 17. Sırada yer almaktadır. Bu durumun sebebi bir önceki yılın sonunda ivme göstermiş ve Avrupa Ülkeleri içerisinde arasında rüzgâr şiddeti arasında adını duyurmuştur. 2009 senesindeki ilerleme oranı yaklaşık %140 olarak gerçekleşmiş. Takip eden 2010 yılında ise büyüme devam etti, fakat 2009'a uygun daha alçak bir genişleme oranı gözlemlendi. Bu yıl içerisinde sonunda yaklaşık %60'lık bir büyüme oranı yakalamıştır. Tüm bu olumlu gelişmelere istinaden Ülkemiz yenilenebilir enerjide büyüme hızı açısından dünyada ilk beş ülkeden biri olmayı başarmıştır.

Türkiye Rüzgâr şiddeti Birliğinin tarafından 2018'de yayınladığı Türkiye Rüzgâr şiddeti İstatistik Raporundaki verilere göre; 1998 yılına kadar 8,7 MW olarak hizmet veren rakam, 2017 yılında ise 6872 MW'a ulaşmıştır. Türkiye Elektrik İletim A.Ş nin 2018 yılındaki verilerine göre ise göre rüzgâr şiddeti 6.487 MW düzeyine, güneş radyasyonu ise yaklaşık 18 MW düzeyine ulaştı.

Rüzgâr şiddetinin belirlenmesinde rüzgâr şiddeti mühim bir parametredir. Rüzgâr enerji üretim merkezlerinde enerji üretim cihazlarının dizaynı, ileri vadeli ortalama rüzgâr şiddetine göre değerlendirilir. Bu ölçümlerdeki hata %1, çıktıda ise tahmini %2'lik bir enerji hatasına neden olur. Rüzgâr şiddetinin tahmini için pek çok usul kullanılmıştır. Bulanık idrak, regresyon çözümleme ve yapay sinir ağları bu yöntemler arasındadır.

2020 yılında tüm evrende baskısı altına alan COVID 19 pandemi yi tetiklediği küresel enerji krizinde elektrik üretim yöntemlerinde alternatif yollar tercih edilmiş ve bu opsiyon güneş radyasyonu ve de elektrik imalını artmıştır. 2020 yılında ek elektrik üretim kapasitesinin yaklaşık %90'ı yenilenebilir enerjide gerçekleştirilecektir. %10'dan azı gaz ve kömürden gelecek. Eğilim, yeşil elektriğin 2025 yılına kadar en büyük güç kaynağı olması ve 2024 yılına kadar yenilenebilir enerjiden elde edilen elektriği ve elektrikten kömürü geçmesi bekleniyor.

Önümüzdeki 10 yılda artacak olan elektrik arzını karşılamada güneş radyasyonunun payının 2023 yılından itibaren yıllık bazda yüzde 12 artması bekleniyor. 2019 yılında yüzde 8 pazar payına ehil olan güneş ve rüzgâr şiddeti 2030'da %30'a ulaşması bekleniyor. 2025'te 275 GW kapasiteli kömür santrali devre dışı bırakılarak, yenilenebilir güneş ve rüzgâr santralleri ile değiştirilecek. Bu rakam, küresel kömür üretim kapasitesinin %13'üne tekabül ediyor. Bu artış, güneş radyasyonu yatırım maliyet oranlarını 2019 verilerinin %42 altına, 3,9 Cent/kW/saate indirecek ve kömür yatırımlarından %80 daha az maliyetli hale getirecektir.

ABD Enerji Bakanlığı tarafından sunulan 17 Ağustos 2021 Salı tarihli rapor, yenilenebilir projeler ve tesisler için vergi indirim planının mevcut durumunun 2035 yılına kadar %40'ı geçeceğini, yeni enerji planının mevcut durumunun ise 2035 yılına kadar %40'ı geçeceğini tahmin edecek. %3'tür. Bu eylem planının ABD'de 1,5 milyon yeni iş yaratması ve imalat ve sanayi sektörleri ise sevimsiz bir güç olması bekleniyor.

Uluslararası Enerji Ajansı'na göre, açık deniz rüzgâr şiddeti dünyanın tüm elektrik ihtiyacını karşılayabilecek kapasitededir ve bunu enerji sistemleri için bir "oyun" olarak kullanır. Paris satış enerji ajansı, denizaşırı satışların

düşüşünden sonraki yıl içinde fosil enerji ile rekabet etmeyi hedefliyor. IEA, açık deniz rüzgârı tarafından üretilen küresel ortalama güç tüketiminin 2030 yılına kadar %40 oranında düşeceğini tahmin ediyor. Aynı zamanda, Fransa'daki büyük şehirler, büyük şehirlerdeki kullanımlarını 2050 yılına kadar net sıfıra indirmek için çalışıyor.

## **1.1 Tezin Amacı**

Yaptığımız incelemede, Rüzgâr Şiddeti, Mor Ötesi Işınları ile 5 cm Yer Üstü Sıcaklığı, Sıcaklık, Güneş radyasyonu gibi ayrı girdi Verisine dayanarak rüzgâr ve güneş radyasyonu öngörü izlemek için yapay sinir ağı (YSA) yöntemi kullanılmıştır.

Bu modele dayanarak yapılan ileri tahminler ile enerji üretimi, planlaması ve kontrolü gibi pek çok alanda kullanılmakta ve iş yerleri stratejik ön bilgiler verilmiş ve süreci kontrol altına almalarına yardım edecektir. Türkiye'nin ayrı yakalarında rüzgâr ve güneş radyasyonu potansiyeli farklı olduğu için daha önce sistematik olarak ölçülmesi gerekir. Bu sebeple rüzgâr ve güneş radyasyonundan uzun sürede yararlanmak, şartlara karar vermek ve hem de bilgilendirilmek için ön değerlendirme yapılacaktır.

## **1.2 Literatür Araştırması**

Yenilebilir enerji performans tahmini, enerjinin üretimi, denetimi ve planlaması gibi çeşitli alanlarda kullanılacak olan kurum, kuruluş ve iş yerleri için stratejik öneme sahiptir. Yenilebilir enerji potansiyelinin belirlenmesinde 1960'lı senelerden itibaren önemli gelişmeler olmuştur. Bu konu da gittikçe yeni usul ve yöntem deneylenmektedir. Bugüne kadar bu gelişim en azından bir kavram aksetmek amacıyla istatistiksel yöntemlerle gerçekleştirilen Sayısal Hava Tahmini modeli çıktısının Kalman filtrelemesi ile yapılan rüzgâr şiddeti ve rüzgâr şiddeti tahminlerinden bazıları aşağıda özetlenmiştir. 'Kalman Filtreleme Tarafından Tahmin Edildi) başlıklı makalede İtalya'nın kuzey bölgesi incelenmiş ve başarı oranı %50 olarak bulunmuştur.

'Büyük verilere dayalı ince taneli hava kalitesi tahmini' başlıklı Haziran, Temmuz, Ağustos, Çin'in 48 şehri için saatlik bir tahmin yürütülmüş ve tahmin

edilecek zaman aralığı arttıkça başarı oran azalmıştır. (Pekin 0-6 saat için %74) 25-48 saat aralığı için %.9 ila %44) [23]. 'Rüzgâr Santrali Gücünün Kısa Vadeli Tahmini: Bir Veri Madenciliği Yaklaşımı' başlıklı Haziran, Temmuz, Ağustos da, rüzgâr türbinlerinde SKADA sistemleri için yapılan hata üzerinden başarı oranı hesaplanmış ve doğruluğa dönüştürüldüğünde bu oran %79 olarak bulunmuştur.

'Rüzgâr türbini güç eğrisi izleme için veri madenciliği yaklaşımlarının kullanılması: karşılaştırmalı bir çalışma (Rüzgâr Çarkı Güç Eğrisinin kesinleşmesinde Veri Madenciliği ile Yaklaşım)' bu işte rüzgâr çarkların verimliliğinin artırılması hedeflenmiş ve %20 verimlilik artışı sağlanmıştır.

Doğancı et al. (2016), Karadeniz Bölgesinin Orta ve Batı bölümlerinde yer alan yerleşim yerlerinde örnekleme düzenlemek rüzgâr şiddeti öngörü çalışması düzenlenmiştir. YSA yöntemi aracılığıyla nöron sayısı, betik türü, katman sayısı, eşik değer ilişkintisi, eğitim ilişkintisi andıran ayrı parametre birleşimi ve de Bafra, İnebolu, Zonguldak dahi Karabük için hesaplanan öngörü değerlerin birbiriyle örtüştüğü gözlenmektedir.

Arabacı ve Kılıç (2015) yaptığı araştırmalarda Burdur'da ilerleyen zamanlarda meydana gelecek rüzgâr şiddeti değerleri YSA yöntemi kullanılarak öngörü edilmiştir. TMGM'den elde edilen verilerin kullanıldığı araştırmalar neticesinde YSA yönteminin benzeri araştırmalar nedeniyle mütenasip bir uygulama alanı olarak kullanılabilceği neticesine varılmıştır.

(2016), farklı rüzgâr türbini verileri ile iki ayrı model Hazırlanmış ve Kastamonu ili için rüzgâr şiddeti potansiyelini belirlemek için bir kestirim araştırması gerçekleştirilmiştir. Rüzgâr potansiyelinin tahmininde kullanılacak olan 2015 senesinde ilişkili Kastamonu'da gün bazında en çok rüzgâr şiddeti Verini MGM'den derlenmiştir. Bahsedilen modeller için sırasıyla çoklu uyarlanabilir bulanık sinir ağları (ANFIS) ve yapay sinir ağları metotları kullanılmıştır. Çalışmalar neticesinde edinmiş çark modeline uygun üretilebilecek en çok enerji potansiyel değerleri öngörü edilmiştir. Öngörü neticesine uygun Kastamonu yüksek rüzgâr potansiyeline sahiptir.

Sezgin et al. (2016), GTA yöntemi kullanılarak üretilen SiC (p) seçkin kaplamalı çeliklerin aşınma miktarları YSA ile tahmin edilmiş ve realist değerler var edilmiştir.

Gong ve Jing, sinir ağı geri beslemeli fazla tabakalı bir ağ kullanarak Hannaford şehri için rüzgâr şiddetin tahmin ettiler. Ghanbarzadeh et al. Sıcaklık, basınç ve nem girdileri ve YSA çok katmanlı ağı kullanarak İran'ın Manjil şehri için rüzgâr şiddetini tahmin etmeye çalıştı.

'Akdeniz Bölgesi Meteorolojik Verilerini Kullanarak Yapay Sinir Ağları Kullanarak Güneş radyasyonu Farazi' başlıklı düz Haziran, Temmuz, Ağustos YSA ve yapılan çalışmada güneş radyasyonu tahmininin korelasyon katsayısı %94 olarak hesaplanmıştır.

'Güneş radyasyonu Sistemlerinde Verimlilik Analizi ve Enerji Kaybının Belirlenmesi' başlıklı makalede 4 farklı bölge ve 8 farklı şehirde kurulu güneş radyasyonu santrali (GES) ele alınmış ve üretilen elektrik enerjisine ilişkili olarak sistem verimliliği baz alınmıştır. Ayrıca her bir GES için üretim değerleri bireysel ve bölgesel olarak karşılaştırılmıştır. Çalışmada Doğu Anadolu bölgesindeki şehirlerde var olan GES'lerin üretim verimliliğinin daha düşük olduğu, ancak Güneydoğu Anadolu ve Akdeniz Bölgesi'ndeki illerde verimliliğin daha yüksek olduğu görülmüştür [33].

'Türkiye Akdeniz Bölgesi Multi Layer YSA Modellemesinde enlem ve boylam hatlarının birleştiği 21 noktaların rüzgâr enerjinin iş potansiyeli çözümleme, YSA ve alışılmış oranlama yöntemleri karşılaştırılmıştır. Belirlenen amaçla 1981-2018 seneleri arasında NASA'dan elde edilen aylık olağan yüzey basıncı, yüzey sıcaklığı ile rüzgâr şiddeti sisteme dâhil edilmiştir. NASA(National Aeronautics and Space Administration)'dan temin edilen Veri doğrultusunda temsili bir rüzgâr çark modeli simule edilmiş ve alışlagelmiş değerlendirme metotları kullanılarak üretebileceği maksimum enerji ve enerjinin iş potansiyel değerleri hesaplanmıştır. Çalışma neticesinde yapay sinir ağı ve de edinilen bilgiler ile basit hesaplama metotları ve elde edilen değerler karşılaştırılmış ve ortalama %0,00024 kare hata ile galip netice elde edilmiştir. Böylelikle rüzgâr santrallerine yatırım yapacak yatırımcıların ve diğer karar vericilerin ihtiyaç

duyduđu enerjinin iř potansiyeli analizi netice ok kıt Veri ile hızlı bir biimde hesaplanabilmektedir.

řebekeden İliřimsiz, Gneř ve Rzgr Kaynaklı, Pil ve Hidrojen Depolamalı Hibrit Enerji Tertibatları Dinamik Modellenmesi, Enerji ile Seviyeli Maliyet Analizi' bařlıklı makalede rzgr arkı, dizel jeneratr, fotovoltaiik paneller, yakıt andıran ayrı enerji imal sistemleri elektrik retiminde hcre eřitli kombinasyonlarda Hazırlanmıřtır. alıřma sonucunda hibrit enerji sistemlerinin kullanımının enerji gvenilirliđini arttırdıđı ve bu sayede az enerji toplamak kapasitelerin bile sistemin en az atıl enerji ile gvenli bir řekilde yk karřılayabildiđi gsterilmiřtir.

'Yerli Elektrikli Aracın Elektrik Tketimini Gneř ve Rzgr řiddeti ile Karřılama Potansiyeli' bařlıklı Haziran, Temmuz, Ađustos da, TOGG elektrikli aracın lansmanı ile artacak olan enerji arzını karřılamak iin alternatif enerji edinme yollarının hesaplanması yapıldı. Arařtırma sonucunda, ilave elektrik tketime tamının potansiyel gneř radyasyonu ile karřılanması iin yaklaşık 1000 kw gcnde 5 milyon gneř paneline ve 2.159 MW gcnde yaklaşık 1390 rzgr trbinine ihtiya olduđu tespit edilmiřtir. Potansiyel rzgr řiddeti ile karřılamak.

'Gneř radyasyonu Potansiyelinin Multi Lineer Deđiřenle ve YSA ile Modellenmesi' bařlıklı makalede, İstanbıl řehri Bykekmece İlesinde bulunan Eskice Blgesi 2016 yılına ait hava durumu Veri (sıcaklık 2 m, rzgr řiddeti, gneř radyasyonu, UV radyasyon indeksi, yerden 5 cm yksek sıcaklık, rzgr yn) Modelleme iin oklu Dođrusal Deđiřen (MLR) ve esnek hesaplama yntemlerinden bir tanesi olan Yapay Sinir Ađlarının kullanılmıř gneř radyasyonu hesabı iin ileriye dnk yakın zaman diliminde bir tahmin gerekleřtirilmiřtir. Gneř radyasyonu iin R, nRMSE ve MAPE deđerleri ANN modeli ile sırasıyla %0.91, %49 ve %28,21 olarak hesaplanmıřtır.

## 2. VERİ VE ÇALIŞMA ALANI

Yoğun olarak çalışma alanı ve veriler incelenecektir.

### 2.1 Çalışma alanı

Çalışma alanı olarak Göztepe- Kadıköy seçilmiştir. Görselde gösterilen çalışma alanına ait veriler on dakikada ölçülmüştür.

### 2.2 Veri

Göztepe Kadıköy istasyonunda ölçülen değişkenler; Hava sıcaklığı 2m (oC), güneş radyasyonu (W/m2), UV ışını, rüzgâr şiddeti (km/h) ve yüzey sıcaklığından (oC) 5 cm yukarda. Veriler 1 Ocak 2016 ve 31 Aralık 2016 arası zaman dilimini kapsamaktadır. İstasyondaki değişkenlerin aldıkları değerler aşağıdaki Çizelge 1'de gösterilmektedir.

**Çizelge 2.1:** Araştırma Bölgesi ve Veri

İstasyon Adı	Tarih	Sıcaklık 2m °C	Güneş Radyasyonu W/m2	UV Radyasyon indis	Rüzgâr şiddeti km/saat	Rüzgâr Yönü	Toprak Üstü 5cm Sıcaklık °C
Kadıköy-Göztepe	2016-06-01 00:00:00.000	18.9	7	0.1	3.2	1	16.1
Kadıköy-Göztepe	2016-06-01 00:10:00.000	18.3	15	0.3	1.6	3	15.6
Kadıköy-Göztepe	2016-06-01 00:20:00.000	18.3	23	0.2	0	3	16.7
Kadıköy-Göztepe	2016-06-01 00:30:00.000	18.3	34	0.1	1.6	0	17.2

Göztepe- Kadıköy istasyonunda belirli aralıklarla Veri toplanmaktadır. Kayıp Veri, en gerçek komşu değerlerinin aritmetik ortalama derlenerek tamamlanır. Bu tez çalışmasında edinecek olan Veri on dakikalık aralıklarla verilmiştir. Dönem Veri, dönem aylarının tüm Veri toplayarak hesaplanmıştır. İnceleme alanındaki Göztepe Kadıköy istasyonunda on dakikalık örnekleme Aralığında; 2

m üst bölgede hava sıcaklığı C°, güneş radyasyonu değeri W/m2, UV radyasyonu, rüzgâr şiddeti km/h ve yerden 5 cm yükseklikteki sıcaklık C° olarak hesaplanmıştır

### 2.2.1 Verilerin normalizasyonu

Veri çok gayrı iyi çalıştırmak nedeniyle ağın giriş ile çıkışları daha önce işlenirse, yapay sinir ağları eğitim için daha iyi neticeler verecektir. Ağın oturma açma işlevi ağları kullanılabilir şekle getirir. Normalizasyon işlemi ham veriler üstünde uygulanmakta ve de ağın eğitimi için Veri setlerinin hazırlanma oluşuma büyük katkıda bulunmaktadır. Yapay sinir ağlarının eğitimi sırasında verilerin normalleştirilmesi, eğitimde zaman tasarrufu sağlar. Bu normalleştirme adımlarını gerçekleştirilmesinde farklı yöntemler vardır. Minimum-Maximum prensibi, Sigmoid usulü, Medyan ve de Z-Skoru böyle yöntemler gösterilebilir. Çalışmamızda Veri normalleştirme için minimum-maximum tekniği seçilmiştir.

#### 2.2.1.1 Minimum-maximum normalizasyon

Minimum-Maximum normalleştirme yöntemi, işlem yapılmamış Veri lineer olarak normalleştirir. En küçük değer, temsil olarak ham Verinin en dar rakamıdır. En büyük değeri, temsil olarak ham Verinin en dar rakamıdır. Denklem 2.1'deki formül, bir Veriyi Minimum-Maximum yöntemi ile 0 ila 1 Aralığına düşürmek için kullanılır.

$$x' = \frac{x_i - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad (1)$$

Buna denk;

X' = Normalizasyon işlemi yapılmış edilmiş veriyi,

Xi = Giriş değerini,

Xmin = Giriş seti dâhil en dar sayıyı,

Xmax = Giriş seti dâhil en çok sayıyı, temsil eder.

### **3. METEDOLOJİ**

Araştırmanın bu kısmında güneş ve rüzgâr enerji potansiyelini ön görebilmek için kullanılacak olan YSA yöntemi sunulacaktır. Dahası cazip değişkenlerin belirlenmesi adına açık kaynak kodlu WEKA uygulaması da tanıtılacaktır.

#### **3.1 Yapay Sinir Ağları**

YSA' nın teşhisi, genel yapısı ile unsurları, mimarisi ve eğitilmesi alakalı bildiri düzenlenecektir.

##### **3.1.1 Yapay sinir ağı tanımı**

Araştırmanın bu kısmında güneş ve rüzgâr şiddeti potansiyelini öngörebilmek için kullanılacak olan yapay sinir ağları yöntemi sunulacaktır. Dahası cazip değişkenlerin belirlenmesi adına açık kaynak kodlu WEKA uygulaması da tanıtılacaktır.

Yapay sinir ağları (YSA) insan beyninden ilham alınmıştır. İnsan öğrenme sürecinin matematiksel modellemesine dayanır. YSA çalışmaları öncelikle beynin biyolojik birimleri olan nöronların modellenmesiyle başlamıştır. Bir YSA, birbirine farklı şekillerde ilişkilenen ve genelde katmanlar halinde düzenlenmiş yapay sinir hücrelerinden oluşur. YSA, bir öğrenme sürecinden sonra bilgi toplayan, bu bilgiyi beynin öğrenme sürecine uygun olarak hücreler arası ilişkilendi ağırlıkları ile depolayan ve genelleştiren paralel bölüştürülmüş işlemcidir.

Öğrenme oluşumu, istenilen hedefe ulaşmak için YSA ağırlıklarını yenileyen öğrenme algoritmalarını kapsar. Yapay sinir ağları, eğitim yolu ile yeni bilgi edinme, oluşturma ve keşfetme gibi yetenekleri (başarısı) ile otomatik şekilde çalışır. Yapay sinir ağları modelinin simgesel detayı aşağı kısımda belirtilen Şek 2'de verilmiştir.



**Şekil 2.1 : Yapay Sinir Ağları Modelinin Simgesel Detayı**

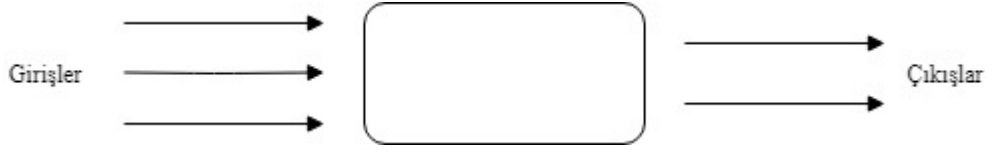
YSA, düzenlenebilir ağırlıklarla birbirine ilişkilenen birçok basit işlemden oluşur. Geleneksel modellere dayalı yöntemlerin aksine, bu değişken, değişkenler arasındaki ilişkiler bilinmediğinde veya anlaşılması çok zor olduğunda bile veriler arasındaki ilişkileri yakalayabilir ve örneklerden öğrenebilir. YSA uygulamalı çalışmalarda yaygın olarak kullanılmaktadır.

Nöronların iş birliği, YSA modelinin gücünü gösterir. YSA çevresel değişime uyum sağlar ve en önemli avantajlarından birisidir. YSA, gelecekle ilgili tahminlerde bulunmak nedeniyle daha önceden elde edilen Veri örneklerini kullanır. Var olan Veri geçmişini eğiterek problem nedeniyle matematiksel bir fonksiyon (model) oluşturur.

### **3.1.2 Yapay sinir ağlarının çalışma yapısı ve öğeleri**

#### **3.1.2.1 Yapay sinir ağlarının yapısı**

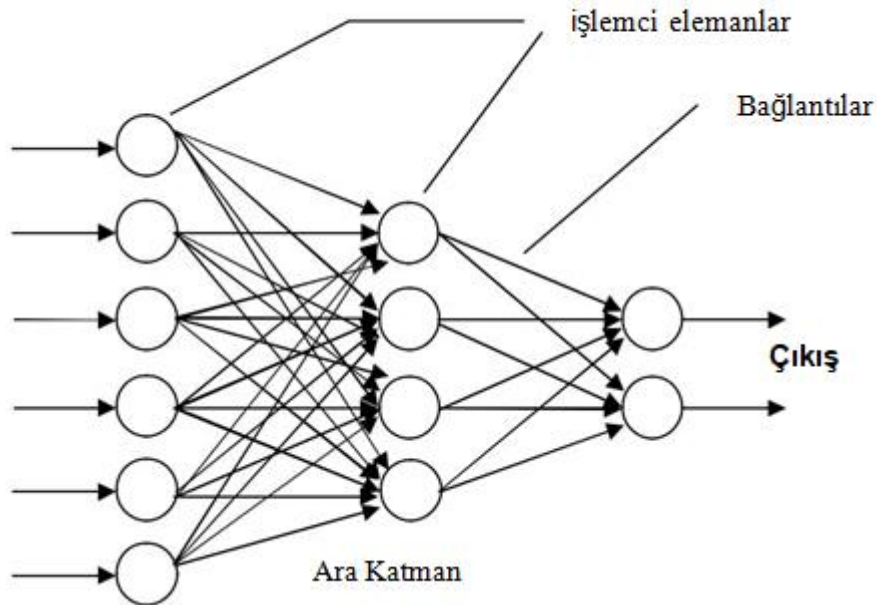
Yapay Sinir Ağları, bir yapıda birbiriyle ilişkili birden çok girdisi olan Veriden artmak için tasarlanan bir kapalı sistem olarak tanımlanır. Bu sistem sayısal formu temsil eder. Yalnızca bu yapay sinir ağları işlemse bir ilişkiintıya karşılık gelmemektedir. Yapay Sinir Ağları, işlemse ilişkilerin aksine seçilen Veri talep duyar.Şekil 2'de daha önceki dönemlere dair verilerin girdileri ile sonuç alınabilen kutu simülasyonu gösterilmektedir.



**Şekil 2.2:** Yapay Sinir Ağları Modelinin Sembolik Gösterim

Yukarıdaki şekilde sinir ağı benzetimi, her bir hücreden birikim toplar ve de bu birikim üzerinde çalışır. Artık farklı öğelere iletir. İşleme göre ayrı algoritmalar ve tutumlar bulunur. Yapay Sinir Ağları, diğer profesyonel sistemlerdeki birikim birleştirme problemi bulunmaz. Eski dönemlere ilişkili örnek Veri eğiterek tecrübe edinmektedir ve öğrenmeye başlamaktadır. Seçilen değerlerin öğrenilmesi istenilen ilişkileri sorunsuz bir şekilde temsil etmesi gerektirmektedir. Yapay Sinir Ağları performansı, topolojik biçimine, ağa problemin tanıtma biçimi, öğrenme yöntemine ve öğrenme prensibine ilişkilidir. YSA' da işlemci elemanları birbirlerine devamlı muhabere halindedirler.

Şekil 3'te YSA'nın formül oluşumu sunulmaktadır. Bu sisteme eski zamanlara ilişkili temsili Verine giriş yapılmaktadır. Artık irtibat elemanları ile işlemci bileşenleri oluşum çıkışına doğru yükselmektedir.

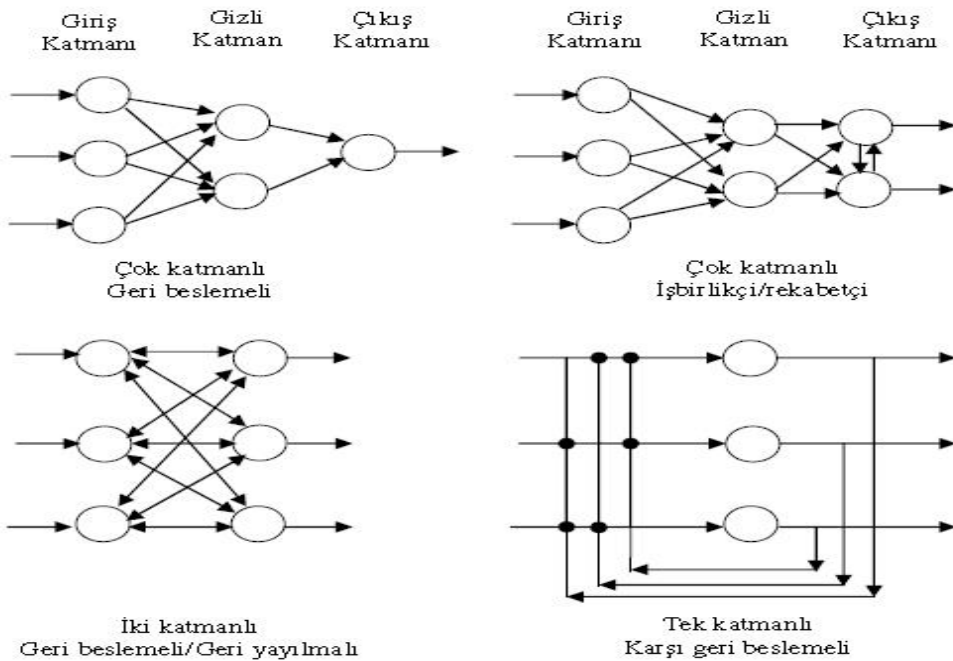


**Şekil 2.3:** Yapay Sinir Ağlarının İşlem Oluşumu

Yapay Sinir Ağı hücresi, öbürü sinir hücrelerine (biyolojik sinir hücresi vb.) oranla artık net yapısı bulunur. Yapay Sinir Ağı hücresinde, toplama özellikleri, ağırlık, aktivasyon özellikleri, girdi Veri ve çıkış Veri bulunmaktadır. Örnek Veri ağırlık nörona angaje olmaktadır. Artık ağırlıklar örnek Veri girişinin etkileşmesini belirlemektedir. Açık girişleriyse tutar özellikleri gösterilmiştir. Girişler ile girişlerin ağırlıklarının çarpımı açık girişi sonucuna varılır. Dahası net çıkışlarını aktivasyon özellikleri hesaplamakla ve de nöron çıkışlarını belirtilmektedir. Aktivasyon özellikleri genelde doğrusal olmayan fonksiyonlardır.

### 3.1.3 Yapay sinir ağları gösterimi

Yapay sinir ağları hücrelerin etkileşimleriyle ayrı çok yüzlü ilişki anmasıyla doğmaktadır. Hücre ilişkilerin biçim, öğrenme nizamı ile aktivasyon ilişkilerin uygun türlü modeller bulunur. Yapay sinir ağları hücreleri ilinti biçimleri, öğrenme hâlleri ile aktivasyon ilişkisine baz alınarak ayrı modeller tasarlanabilir. Yapay sinir ağları, içerisinde fazla sayıda nöron kapsamakla, belli yapılar incelenmektedir. Şekil 4'te en fazla kullanılacak olan yapılar görselleştirilmiştir.



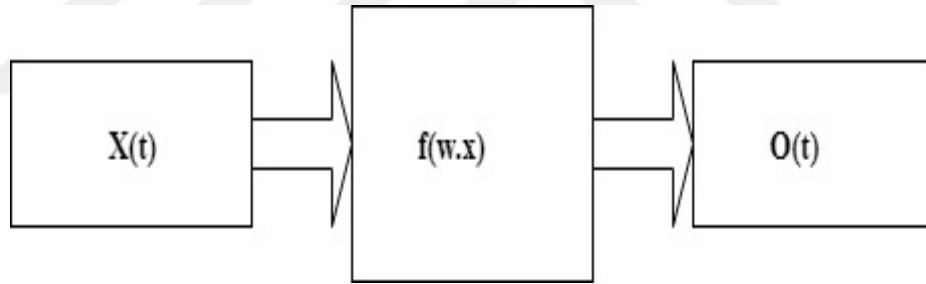
Şekil 2.4: Yapay Sinir Ağları Gösterimi

Yukarıda Şekil 4'te belirtildiği üzere benzer Yapay sinir ağları ayrık, fazla katmanlı yapılar şeklinde ayrılmaktadır. YSA modelinin istenilen netice elde edilmesi nedeniyle, giriş katmanları, çıkış katmanları ve de giriş ve çıkış katmanları arasında meçhul katman bulunur. Belirtilen bölgenin sayısı birden düşük olmamalıdır. Bilinmeyen katman olmazsa Veri elde edilmemekte. YSA tasarımına uygun öne beslemeli ağlar ile geri beslemeli ağlar olmak üzere iki kısma ayrılmakta.

### 3.1.3.1 İleri beslemeli yapay sinir ağları

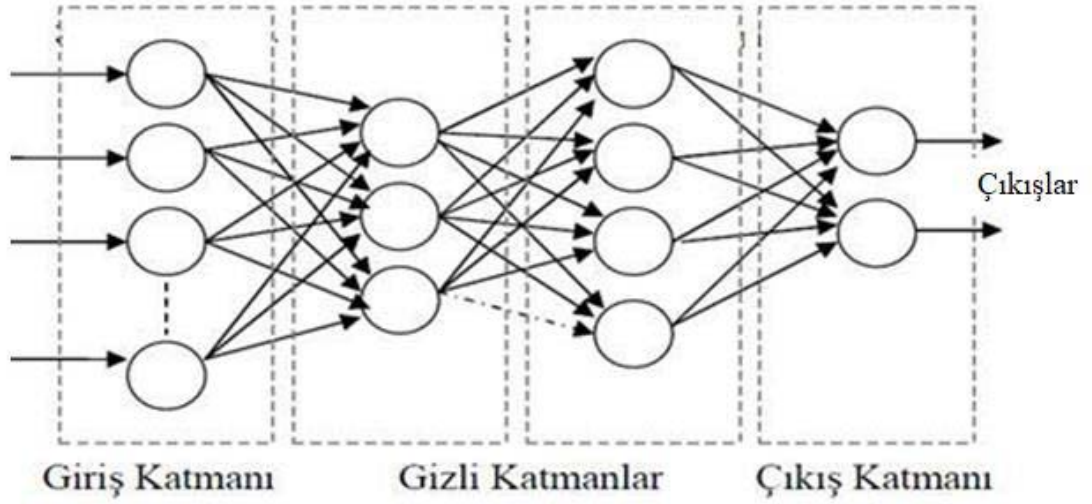
Öne beslemeli ağlar genelde işlemci öğeleriyle katmanlara ayrılır. Sinyal, bir yönde ilişkilendi kurarak giriş katmanından çıkış katmanına iletilir. İşlemci elemanlarının aynı katmanda ilişkilantısı var ise bu katmanda ilişkilendi işlemini gerçekleştirmezler. MLP (fazla katmanlı bellekler), LVQ (nicel öğrenme vektörü), öne beslemeli ağların birkaç örnekleridir [42].

İleri beslemeli sinir ağlarının çalışmasının blok şemaları Şekil 5'te gösterilmektedir.



Şekil 2.5: Öne Beslemeli Yapay Sinir ağları

Yukarıda Şekil 5' da belirtildiği üzere MLP daha çok kullanım alanı olan ağdır. Fazla katmanlı bellekler (MLP), bir girişi, en düşük bir meçhul katmanı ile bir çıkışı olan kısımlardan var olmaktadır. Her bir kısımda en düşük bir işlemci öğesi bulunmaktadır. Öne beslemeli ağlar, fazla sayıda giriş, bir meçhul kısmı, iki ara kırım ve iki çıkış kısımdan bulunur. Öne beslemeli yapay sinir ağları modelinin gösterimi Şekil 6 'da belirtilmiştir.

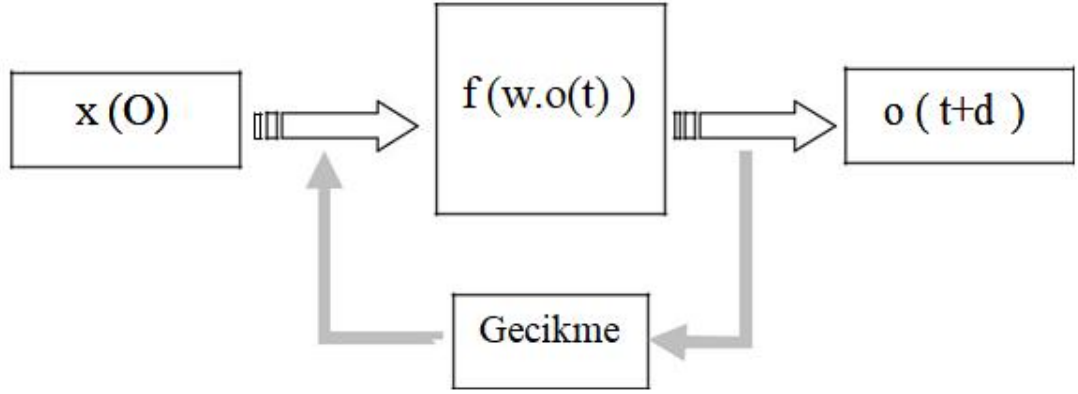


**Şekil 2.6:** İleri Beslemeli Çok Kısımlı Yapay Sinir Ağları

Öne belemeli ağlar, fazla katmanlı bir yapıya sahiptirler. Giriş katmanından Verinin girişi, meçhul katmanında işlemler yapılmaktadır. Çıkış katmanından tetkikler bu Verinin çıkışları toplanmaktadır.

### 3.1.3.2 Geri beslemeli yapay sinir ağları

Daha çok işlemci elemanı çıkışı kendi başlarına ya da diğer işlemci elemanlarının girdileri olarak verilir. Genel olarak, bu ağlar bir gecikme elemanı üstünde yer alır. Gecikme elemanları; Ara ya da çıkış katmanındaki aktivasyon değerinin diğer aşamanın entegrasyonuna taşınmasından sorumlu olan elemandır. Ağları geri beslemek için ilk işlemci adım elemanları olabileceği gibi, tüm aralıklar işlemci elemanları da olabilir. Özelliğinden dolayı geri besleme ağları dinamik bir özellik göstermektedir. Ağlarının bu fonksiyonları sayesinde farklı yapı ve davranışlara sahip yapay sinir ağları mevcuttur. Çalışma prensipleri karmaşıktır. Yalnızca aktif belleğe ehil oluklardan dolayı tahminlerde başarılı sonuçlar verirler.

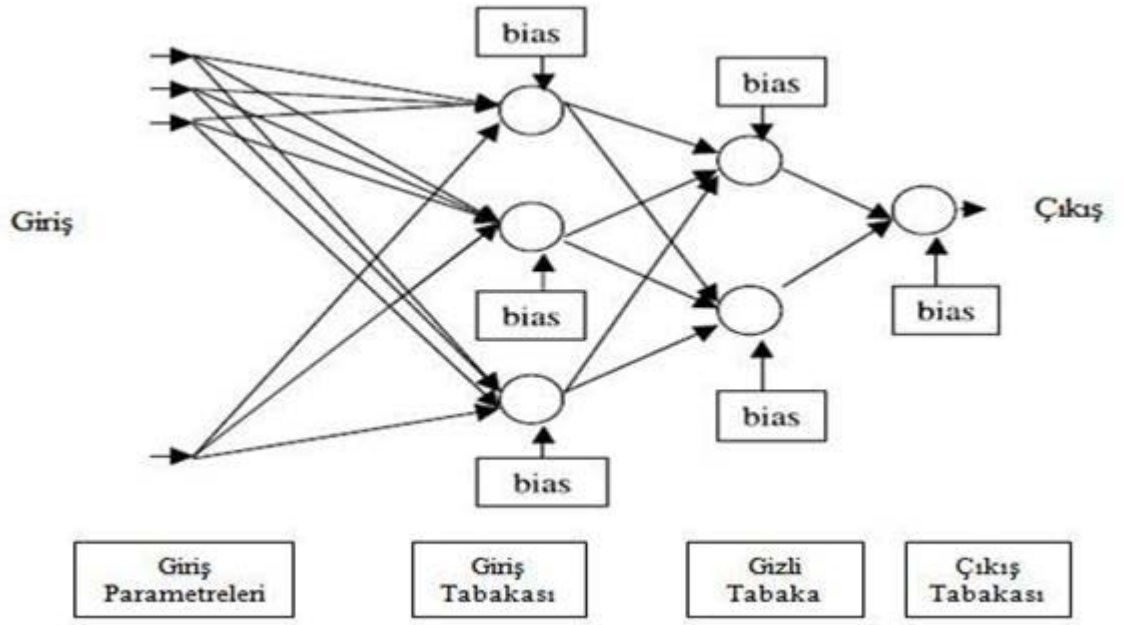


**Şekil 2.7:** Geri Beslemeli Yapay Sinir Ağları

Şekil 7’de belirtildiği üzere, biçim sinir ağlarında çıkışları öz ya da ayrı katmanlara girdi Verisi olur. Beslemeli ağlar genel olarak uzatma bileşenleri üstünde düzeltilebilmektedir. Sinir ağları ayrık katmanın büsbütün hücreleri arasında var olabilmekte. Ağlarda istisnai durumdan dolayı belirtilir.

### 3.1.4 Geri beslemeli geri yayılmalı sinir ağları

Yayılm ağları, yapay sinir ağlarında en yaygın modeldir. Geri besleme ağlarının katmanlı modellerinin elemanları katmanlı yapılar üzerine kuruludur, yalnızca birleşik katmanlı elemanlar birbirleriyle etkileşime girer. Geri besleme-geri yayılım ağlarında bilgi yayılımı geriye doğrudur ve geri besleme düğümleri yoktur. Ağ öğrendikçe, hatalar geriye doğru yayılır ve bilgilenir. Böylelikle hata belirlenir. Bu tür ağ modellerinde hatalar geriye doğru yayılarak öğrenir ve bu yayılma işleminde model hatalar dantecrübe kazanır.



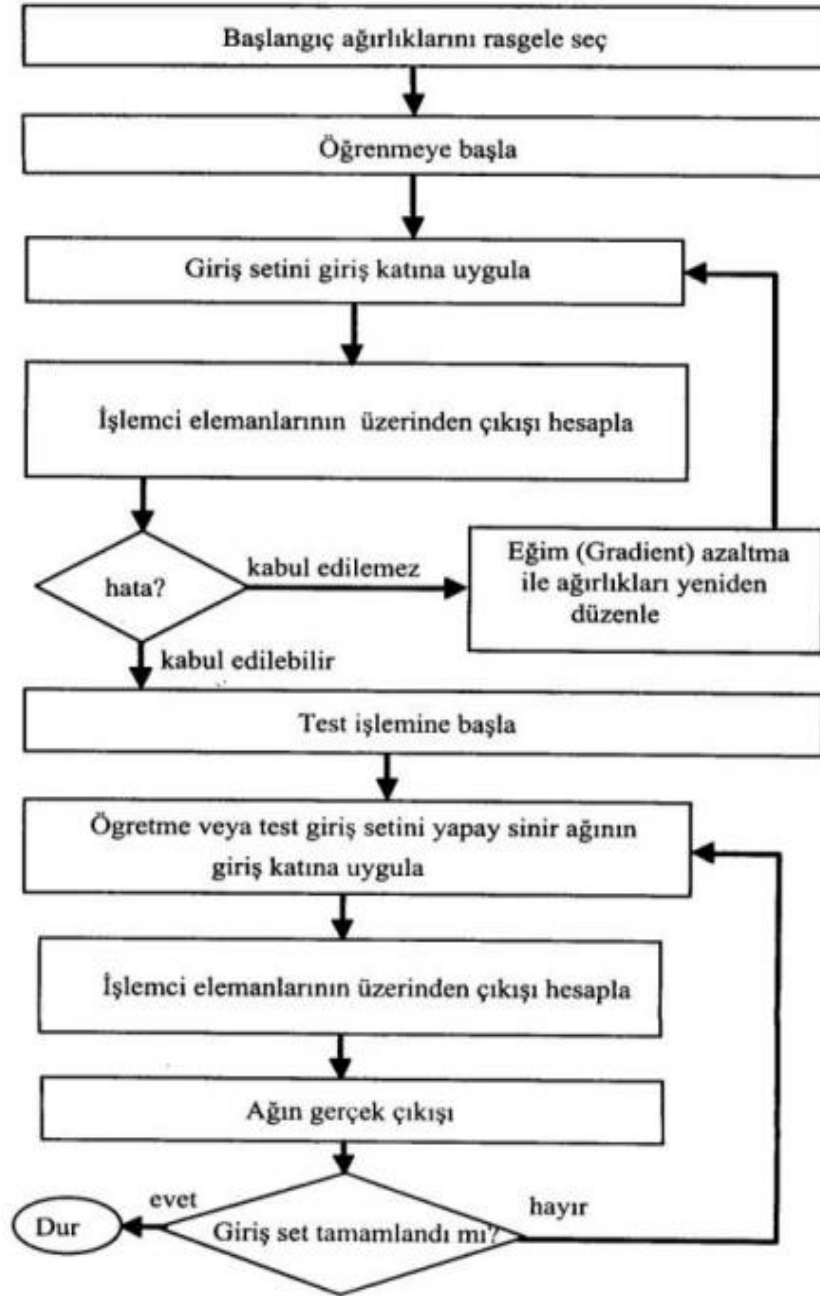
**Şekil 2.8:** Geri Beslemeli Geri Yayılımlı Yapay Sinir Ağı Gösterimi

Yukardaki Şekil 8’de görülmüş olduğu üzere geri yayımlı geri beslemeli ağlar arkaya dosdoğru ve bir ardındaki seviye Hataı değer biçerek çözüm üretir. Bu tez mütalaasında bölümünde uygulama yanında detayları sunulmakta olan yapay sinir ağları kullanılmış.

### 3.2 Yapay Sinir Ağlarının Eğitilmesi

Sinir Ağ eğitimi, istemci öğelerin ilişki boşluklarının kesinleşmesidir. En başta bu etapta ilişkilantı değerleri rastgele atanır ve sonraki aşamada ağa örnekler sunularak bu değerler değiştirilir. Kasıt, ağa verilen örneklere cazip doğru çıktı değerlerini üretecek ağırlıkları bulmaktır. Ağın uygun ağırlık değerlerinin elde edilmesi, temsil edilen olay hakkında tahminler yapması ve ağa sunulmakta olan örnek olayın doğru bir biçimde temsil edilmesi manasına gelir. YSA'nın eğitim süreci ayrı aşamalarda gerçekleşir. Birinci aşama, olayı temsilen örnek nedeniyle ağ çıkış değerlerini tartılır. Bir sonraki seviyede çıkan değerlere uygun ilişkilantı ağı değerleridir. Sistesel kapsamı, ağın eğitimi ve denenmesi ve etkinliğin temsilcisi tarafından belirlenir. Yapay Sinir Ağı öğrendiği örnek aralığına uygun olumlu netice verir. Ağlarının sorunun çare nedeniyle hadiseyi temsil eden olayın büyük olması gerekiyor. Söz gelimi eğitmek için bir kısmı

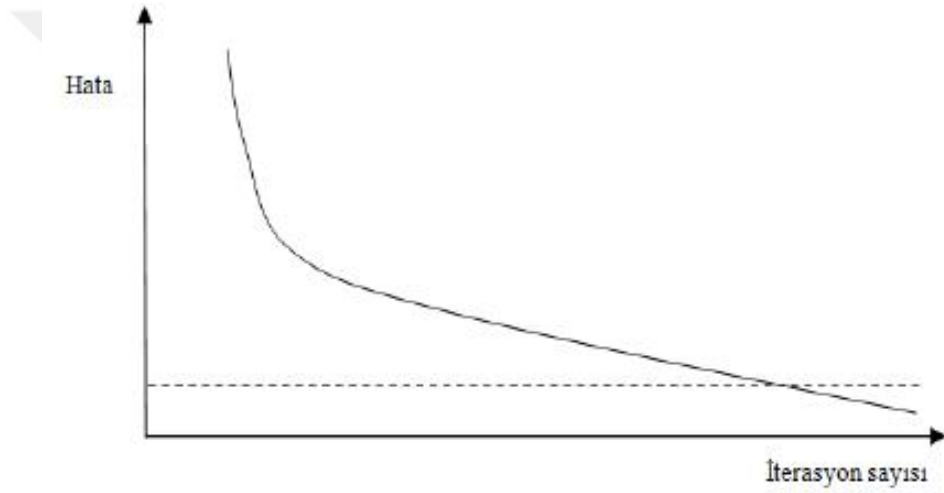
deneme amacıyla kullanılır. Başarısız model olduğunda bırakılan Veri öğrenme seviyesine gönderilir ve uyan dereceye erişene yinelenmektedir.



**Şekil 2.9:** Geri Beslemeli Bir Sinir Ağının Eğitim ve Test Seviyeleri

Algoritmalarda olumlu sonuçlar elde edebilmek için ilk etapta verilen ilişki ağırlıklarının doğru belirlenmesi gerekir. Bu ilk rastgele değerler, eğitime nereden başlayacağınızı da belirler. Rasgele atan anan verileri hadisenin doğru olması nedeniyle dosdoğru çözümün bulunmasında önemlidir. Başlangıç verileri olumlu olmalıdır. Sinir ağının öğrenimi ne zaman süreceğine cevap vermek son

derece mühim. YAS öğrenim süreci 2 seviyede gerçekleşir. İlki başlangıçta sorun bulur öğrenir. Eğitim seviyesinde algılanan Veri artık daha az hata miktarına ulaşana kadar tekrar tekrar maruz bırakılır. Burada eğitimin verilerindeki sorun sayısı önemsizdir. Sorun sayısına göre çözüm verilir. Seçenekte sorun sayısı olumlu belirlenmelidir. Yapay sinir ağları burada eğitim sayısına dek eğitim alır ve eğitimden kaynaklanan hata onama edilir. Bu alternatif hata miktarı daima azalmayabilir, tam tersine artabilir. Genelde olumlu sonuç belirlenemez. Öğrenim esnasında oluşan sorun sayıları arttıkça eğitim sonlandırılmalıdır. Yapay sinir ağlarda eğitim muamelesi tamamlaması, hata miktarının azalmasına göre işlemci unsurları gösterilmiştir.



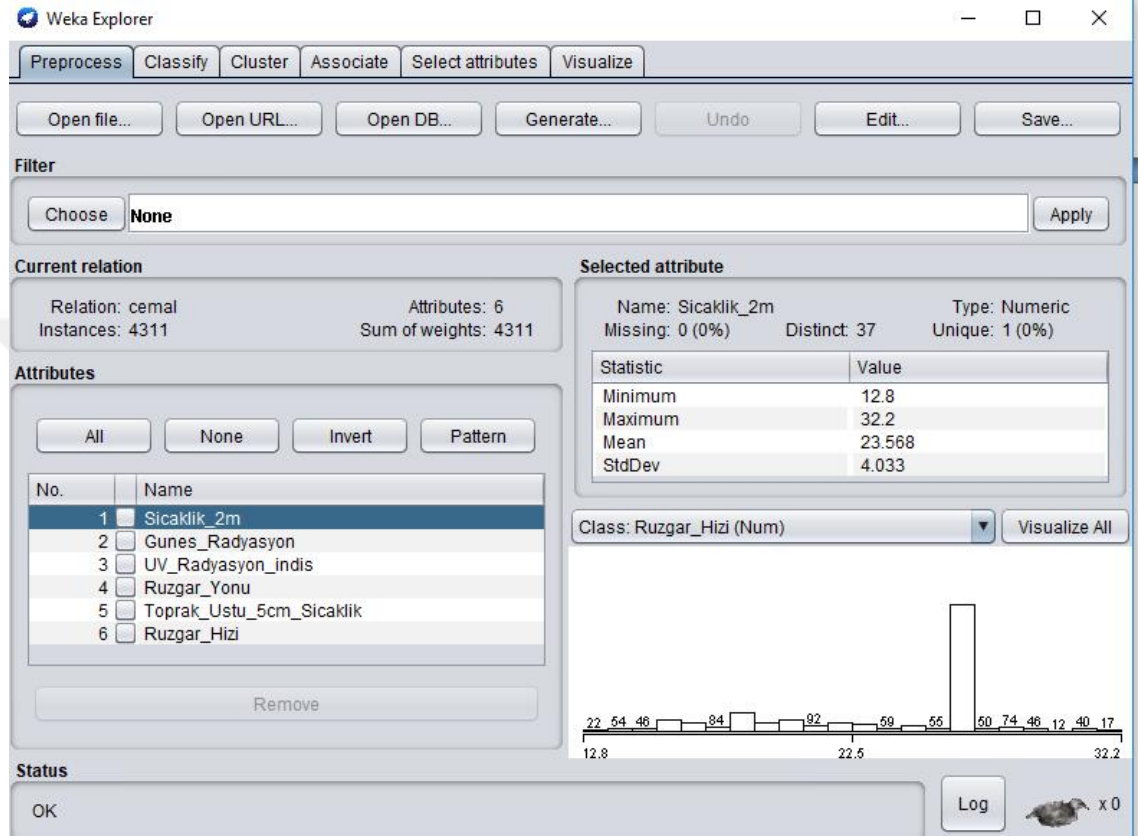
**Şekil 2.10:** Yapay Sinir Ağlarının Öğrenme Eğrisi

Bundan dolayı sorun sorunlar azalmaktadır. Sorun sayısı seçili düzeye geldikten sonra farklılaşmaya uğramadığı göstergede belirtilmektedir. Böylelikle eğitim işleminin sonlandığını, eğitimin tamamlandığını ve de kaliteli sonuca erişildiği belirlenir.

### 3.3 WEKA

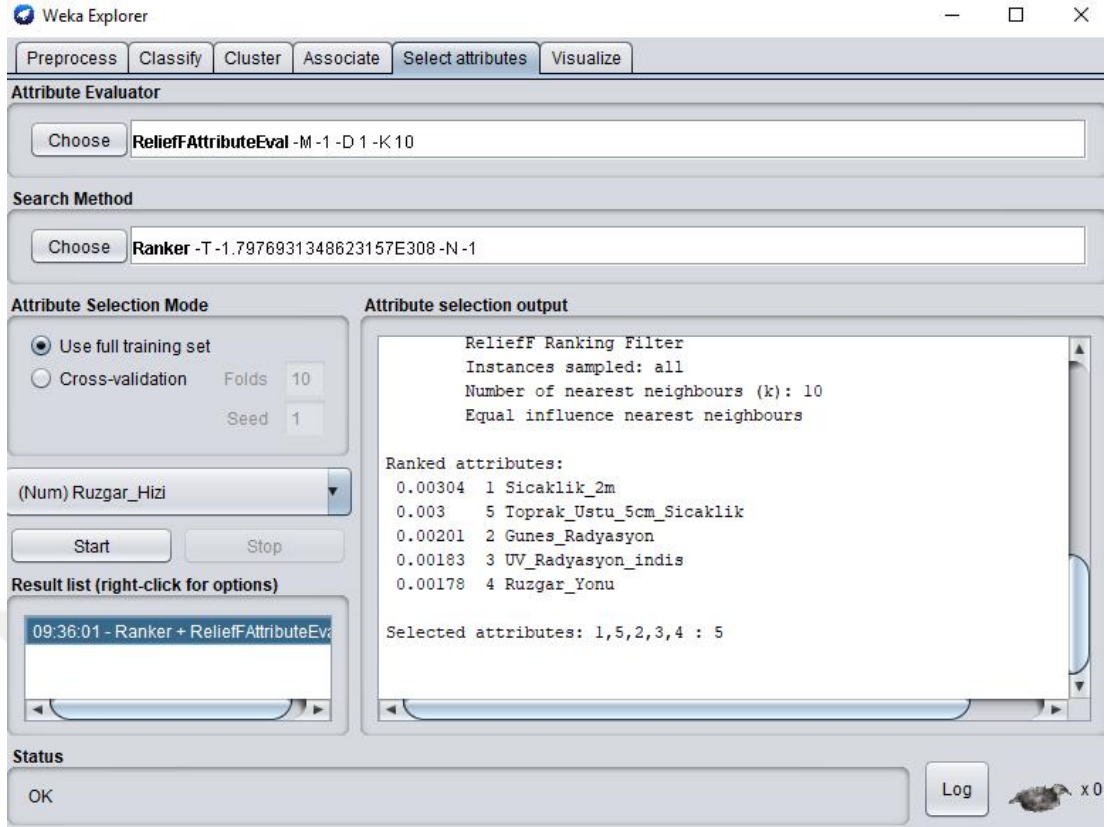
Bilişim biliminin kullanım alanlarından bir tanesi olan makine öğrenmesinde (makine dili) kullanılacak olan paketlerden birinin adıdır. Waikato Üniversitesi'nde açık kaynak olarak JAVA dilinde geliştirilebilir ve GPL lisansı altında dağıtılır. Adı, Waikato Environment Information Analysis kelimelerinin baş harflerinden gelmektedir. WEKA kolay bir dosyadan verileri okur ve

skolastik uyumları nominal değerlere dikkatli bir şekilde kabul eder. Örneğin Veri ön işleme, regresyon, sınıflandırma, derleme, özellik seçimi ya da özellik çıkarma bunlardan bazılarıdır. Ayrıca bu işlemlerin sonuçlarının görsel açıdan gösterilmesini sağlamakta olan görselleştirme araçları bulunur. WEKA 3.8.1 sürüm ara yüzü aşağıda belirtilen Şekil 11'de gösterilmektedir.



Şekil 2.11 : WEKA Ara Yüzü

WEKA platformunda toplama, sınıflandırma, ön işleme, gönderme ve görselleştirme işlemleri yapılabilmektedir. Bu konular ise örnek Veri uzayının belge uzantıları asff olmalıdır. Hazırlanan dosyalarda yapılabilir. Bu kullanıcı hazırlayıcıdır. Kullanıcı, defterinin ilk bilgisine önce @relation Haziran, Temmuz, Ağustos ve dosyanın ne hakkında olduğunu Haziran, Temmuz, Ağustos ve kaydeder. Dizüstü bilgisayarın satır içi için @attribute ile ilgili kalite ve altyapıdan oluşur. Uzanti, biçimi olabilir. Özellikler girildikten sonra özelliklerin değerleri girilir. Bu iş @Veri Haziran, Temmuz, Ağustos'a seve seve ile kullanılabilir hale getirilir. Bu yola devam eder. Küçük işlemler için basit çözülür. Tamamlanıp dosya ve işlem yapılır.



Şekil 2.12: WEKA Değişken Analizi

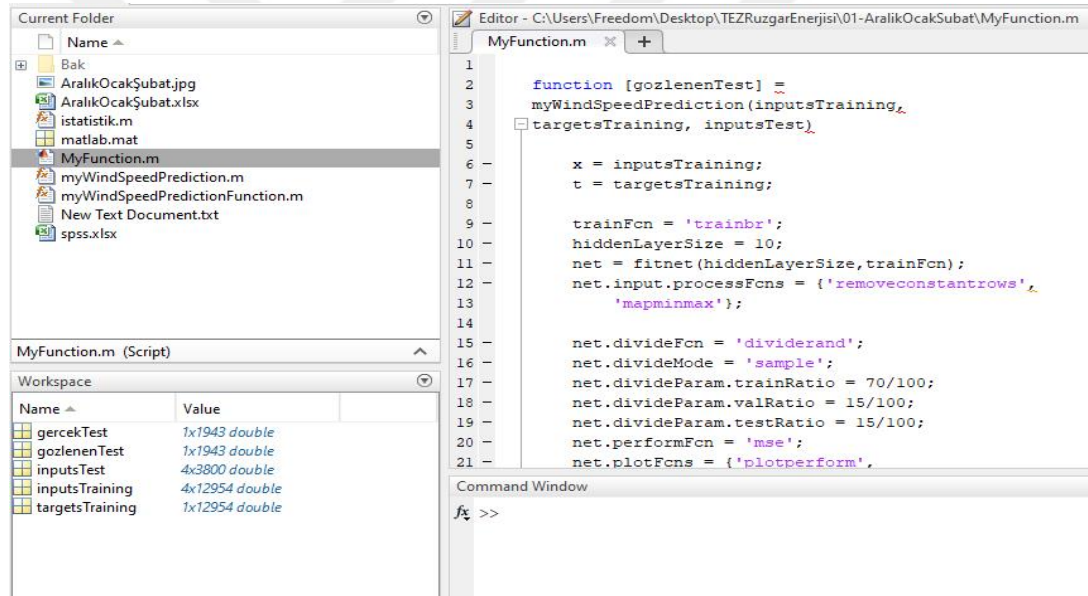
## 4. KADIKÖY-GÖZTEPE CİVARI İÇİN TAHMİN ÇALIŞMASI

### 4.1 Tahmin Uygulamasının Hazırlanması

MATLAB Uygulama üstünde hazırlanan veriler hazırlanmıştır.

#### 4.1.1 Uygulama Ara yüzün hazırlanması

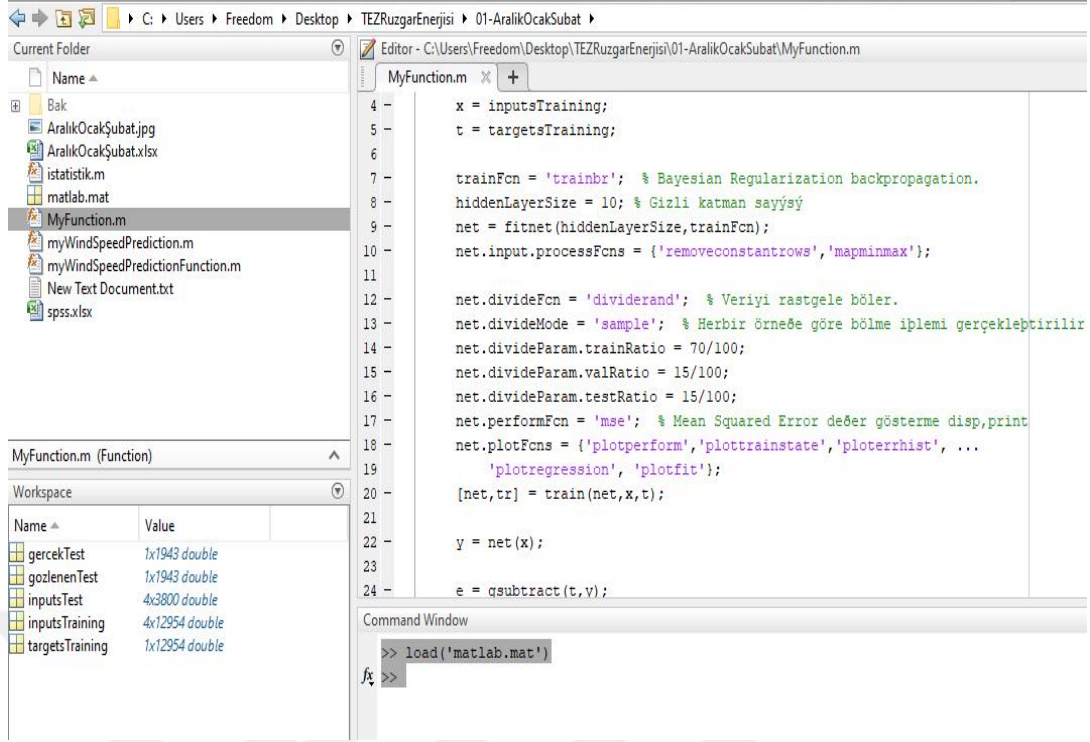
Uygulama klasörü Hazırlanmasının ardından MATLAB'da Aç sekmesinden seçilir. Uygulama üzerinde elde edilen veri belgeleri seçilir resimde 'de gösterildiği gibi Komut Penceresinde çalıştırılır.



Şekil 3.1: MATLAB Ara Yüz Hazırlanması

#### 4.1.2 Verilerin MATLAB'a entegrasyonu

Eksik veriler tamamlanıp EXCEL Uygulama yardımıyla örnek bölge verileri normalize edildikten sonra veriler MATLAB Uygulamanda Workspace menüsünden MATLAB'a içeri edilir. Şekil 14'te gösterildiği üzere, örnek bölgeye göre üretilen veriler MATLAB'e aktarılmıştır.



Şekil 3.2: Kodların Uygulamaya Dökülmesi

Çizelge 3.1: Yığılım Veri Bilgileri

	Sıcaklık 2m °C	Güneş radyasyo nu W/m2	UV Işınları indis	Rüzgâr şiddeti km/saat	Toprak Asal 5cm Sıcaklık °C
Valid	52536	52538	52538	52536	52485
Missing	4	2	2	4	55
Mean	15.714	159	0.859	9.584	15.639
Std.Error of Mean	0.035	1.123	0.007	0.03	0.039
Median	15.6	1	0	8	15
Mode	26.3	0	0	0	11.1
Minimu m	-5	0	0	0	-5
Maximu m	33.3	1242	9.3	61.2	40.6

Modelden elde edilen sonuçlar ile gerçeklik test verileri karşılaştırılarak istatistiksel veriler elde edilmiştir.

Eđitim fonksiyonunun seęimi; bu uygulama ięin Zopounidis, Constantin ve Michael Doumpos'un ęalıřmalarına benzer řekilde Bayesian Network öncelik gősterilmiřtir. etin problemler ise ok daha mőtenasip olduđu ęalıřmalarda incelenmektedir.

"trainlm" en hızlı geri yayılım algoritması olarak bilinir. Bu ęalıřmada bu yordam yerine "trainbr" yordam daha makbul neticeler vermiřtir. Sinir Ađının ađırlıklarının ve bias deđerinin gőncellemelerinin yapılması bu metoda gőre geręekleřir. Ayrıca, 'trainlm' algoritması diđer algoritmalarından daha az bellek kullanır.

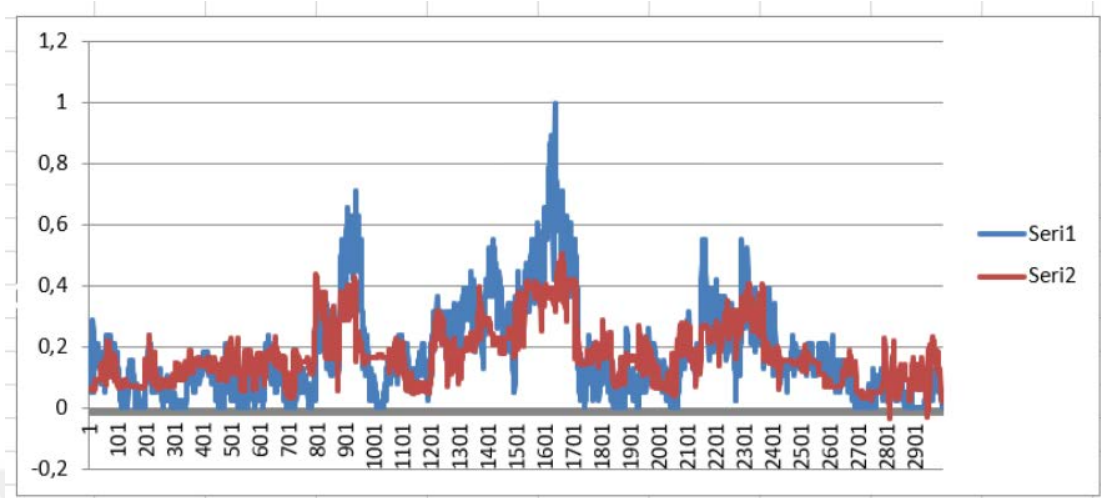
Daha őnceki ęalıřmalara gőre en iyi sonuęları vermiř olduđu ięin bu ęalıřmada "trainbr" algoritması seęilmiřtir. "trainbr", Bayesian dőzenleme geri yayılım algoritması olarak bilinir. NN'yi (Neural Network) őđretmek artık maksi sőre alır. Yalnızca, meřakkatli ya da uđultulu verilerle ilgili problemler ięin ok daha kaliteli bir yordam. NN'nin ađırlıklarının ve de bias mőstahak gőncellemek ise LM(Levenberg-Marquardt) optimizasyon adlı algoritmayı kullanır. Bařka bir deyiřle, gőncelleme ise őst yordam ve farksız yőntemi kullanır. Performans őlęőmő ięin SSE (karelenmiř hataların toplamı) ya da MSE (karelenmiř hataların ortalaması) bařvurulur. Sőz gelimi performansın bu iki iliřkiintiye iliřkili olduđunu varsayarsak ađ eđitilir.

"trainscg", őlęeklenmiř eřlenik gradyan geri yayılımı olarak bilinir. Bu algoritma artık dőřők bellek kullanır. Dőřők bellek gerekseme rakip mőtenasip bir yordamdır. Ađırlıkları ve de bias deđerlerini SCG (őlęeklendirilmiř eřlenik gradyan) yőntemine gőre gőnceller.

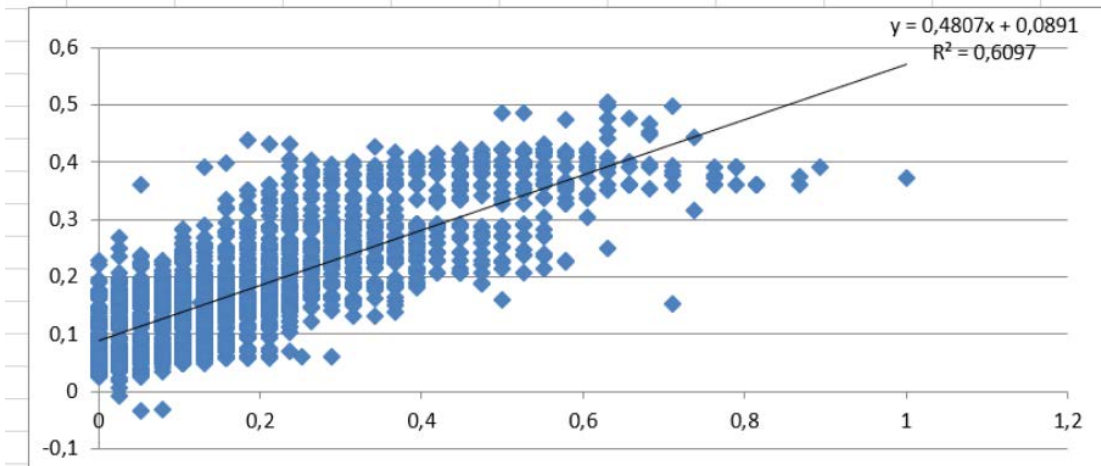
Veri kőmesini bőlme; eđitim, dođrulama ve test sőreci ięin verileri bőlme. Diđer ęalıřmalarda olduđu gibi, verileri rastgele bőlme ięin bőlőřtirme yőntemi kullanılmıřtır. Her őrneđe gőre bőlme iřlemi ięin "Őrnek modu" seęilmiřtir. "Eđitim" verilerinin %70'i ve test verilerinin %15'i rastgele atanmıřtır. Performans iliřkilerin seęimi; Dođrusal dađılımda korelasyon katsayısının ok olduđu gőrőlmőřtőre.

### 4.1.3 Rüzgâr şiddetine göre uygulama neticeleri

Aralık, Ocak, Şubat İçin;

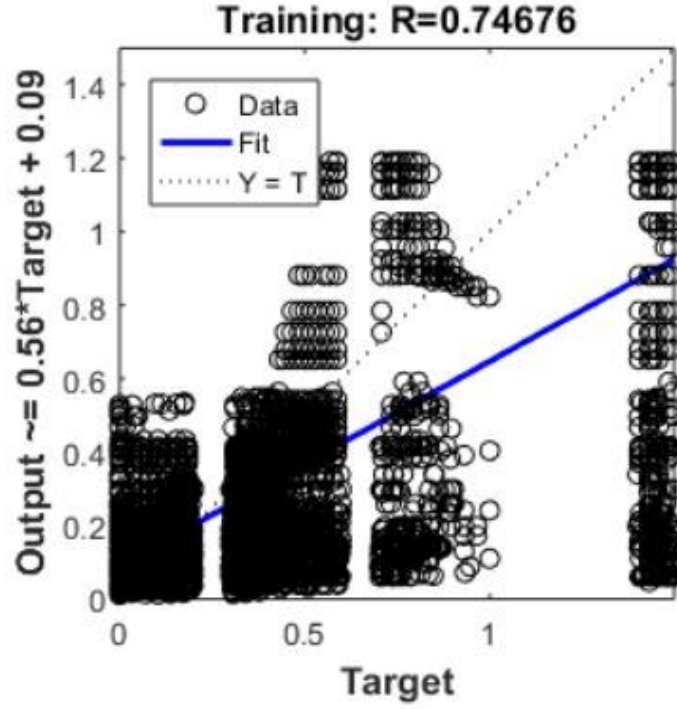


Şekil 3.3: Aralık, Ocak, Şubat Rüzgâr Şiddeti 10 ar Dakikalık Zamanda Örneklem Değerleri



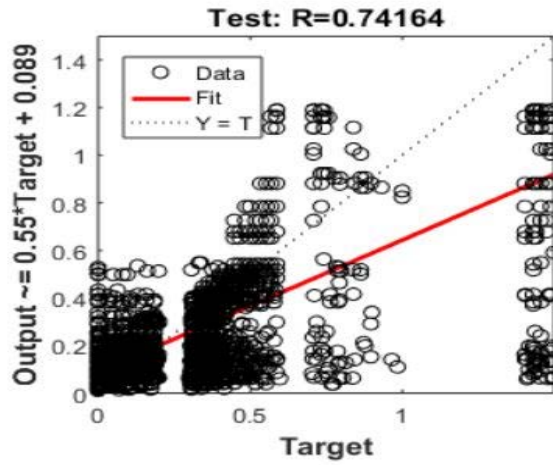
Şekil 3.4: Aralık, Ocak, Şubatına Göre Aranılan YSA ile Öngörü Edinilen Rüzgâr Şiddeti Verilerinin Saçılma Grafiği

[73] Aralık, Ocak, Şubatında gözlenen(x) ve tahminen(y) veriler arasındaki korelasyon kat sayısı  $R^2=0.400$ ,  $R=0.632$  oluşarak,  $N=1943$  ise  $\alpha<0.01$  güven düzeyinde ilişki bulunmaktadır.



Şekil 3.5: Aralık, Ocak, Şubat Aylarında YSA Model Sonuçları ile Tahmin Verileri

Aralık, Ocak, Şubat nu ise yatay çizelgede tahmin edilen YapaySinirAğı ile tahmini yapılan dikey eksen rüzgar şiddetinin verileri listesi Aralık, Ocak, Şubat nün tahmin edilen(x) ve tahmin edilen(y) verileri arasındaki korelasyon katsayısı  $R^2=0.400$ ,  $R=0.632$  oluşmak,  $N=1943$  nedeniyle  $\alpha<0.01$  güvenirlilik düzeyinde ilişki bulunmaktadır.



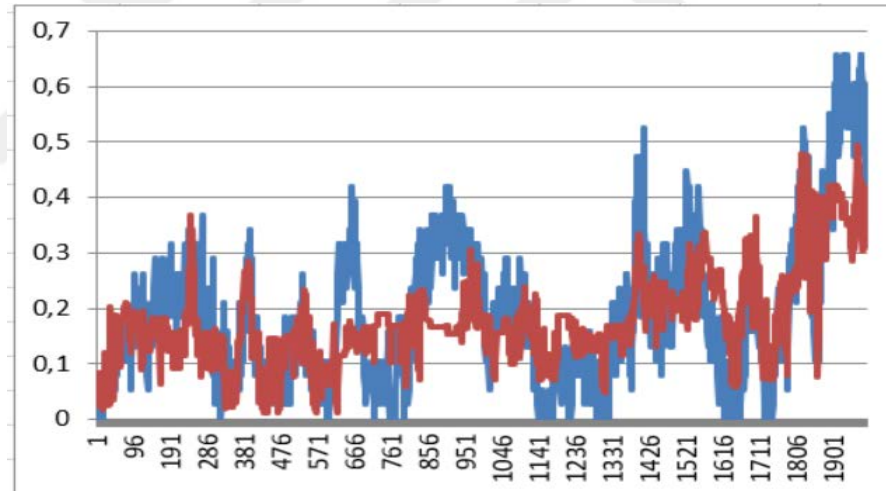
Şekil 3.6: Aralık, Ocak, Şubat Aylarında YSA ile Tahmin Testi

Şekil 18’de x ekseninde rüzgâr şiddeti ölçümü için 10ar dklık aralıklarla yapılmıştır, y eksenine şayet YapaySinirAğı usulle denk gelecek test edilmiş rüzgâr şiddeti verilerini belirtmektedir. İnceleme neticelerine lineer ilişki katsayısı  $R=0,61$  olup, Veri boyu  $N=1943$  nedeniyle  $\alpha<0,01$  güvenilirlik düzeyi olur.

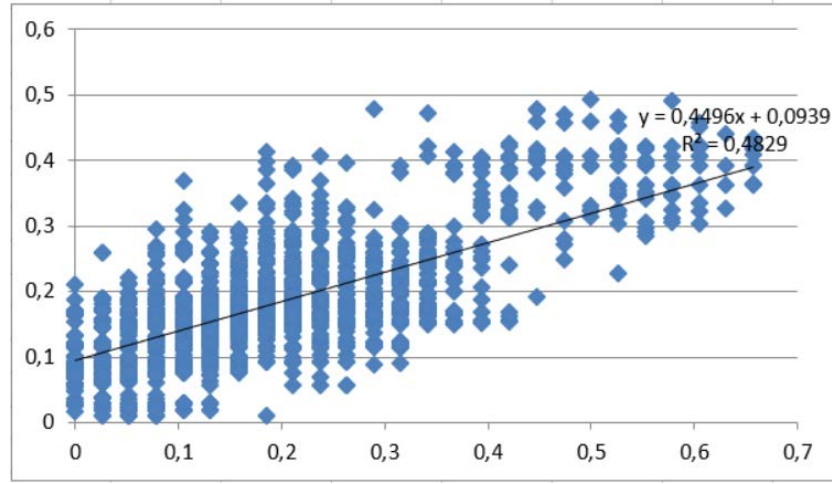
**Çizelge 3.2:** Aralık, Ocak, Şubat YapaySinirAğı Öğrenme Neticeleri

	Hata	Girdi Nod Sayısı	Gizli Tabaka Sayısı	Çıkış Nod Sayısı	Eğitim Etabı
R2 Değeri	0.4006	4	10	1	8
Mutlak Hata	0.0776	4	10	1	8
MSE	0.0102	4	10	1	8
RMSE	0.1008	4	10	1	8
NRMS	0.1528	4	10	1	8

İlkbahar Sezonu İçin;

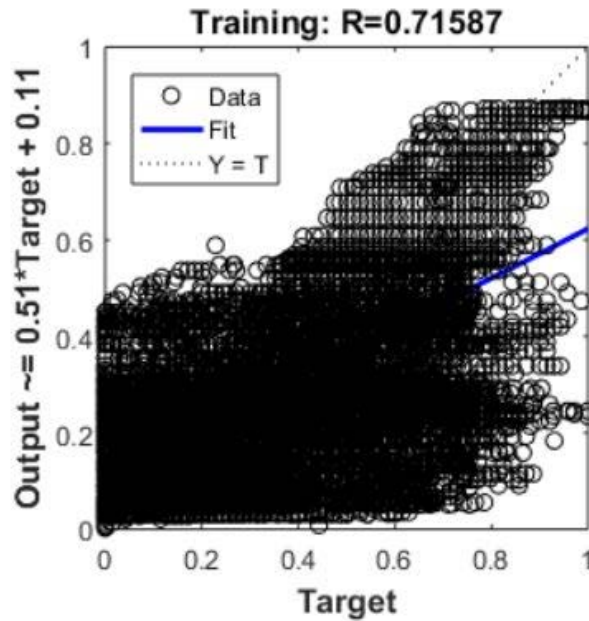


**Şekil 3.7:** Mart, Nisan, Mayıs Sezonu Rüzgâr Şiddetinin onar Dakikalık Ortalama Değerleri



**Şekil 3.8:** Mart, Nisan, Mayıs sezonu belirtilen ve de YapaySinirAğı ile Öngörü Edinilen Rüzgâr Şiddeti

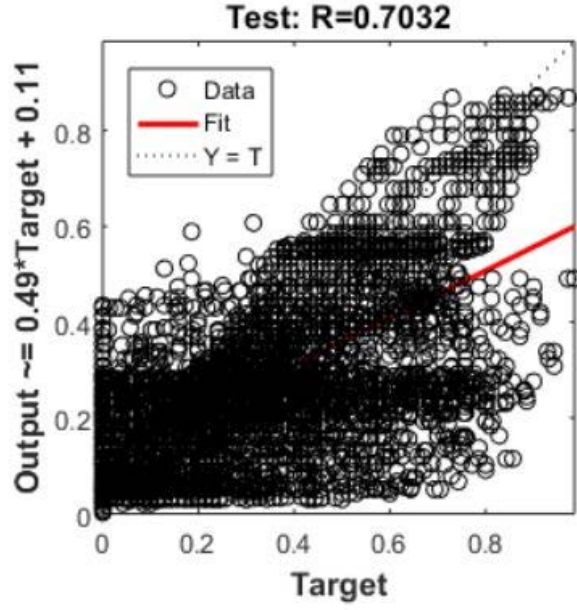
Mart, Nisan, Mayıs sezonunda gözlenen(x) ve YapaySinirAğı öngörü (y) verileri değeri,  $R^2=0.447$ ,  $R=0.668$  oluşmak,  $N=1986$  göre  $\alpha<0.01$  düzeyinde belirtilmiştir.



**Şekil 3.9:** Mart, Nisan, Mayıs Sezonunda Belirtilen Bir Aylık Opsiyon İse YapaySinirAğı Neticeleri İle Tahmin Veri Öğrenim Şeması

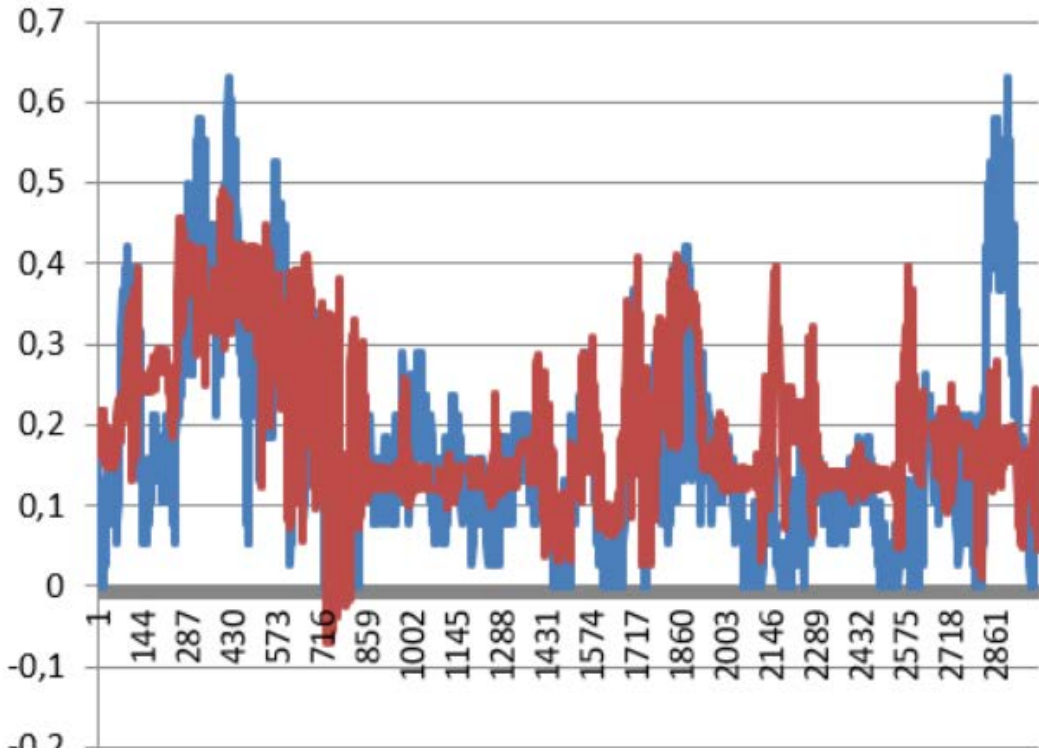
Şekil 21'de X ekseninde bulunan değerler on dakikalık verilerdir, y ekseninde YapaySinirAğı usullüne göre eğitilmiş rüzgâr gücü verileri belirtir.

Şekil ile tahmin verileri doğrusal korelasyon verisi  $R=0.667$ 'dir ve Veri boyutu  $N=9267$  ise  $\alpha<0.01$  güven düzeyinde belirli bir korelasyon gösterilir.

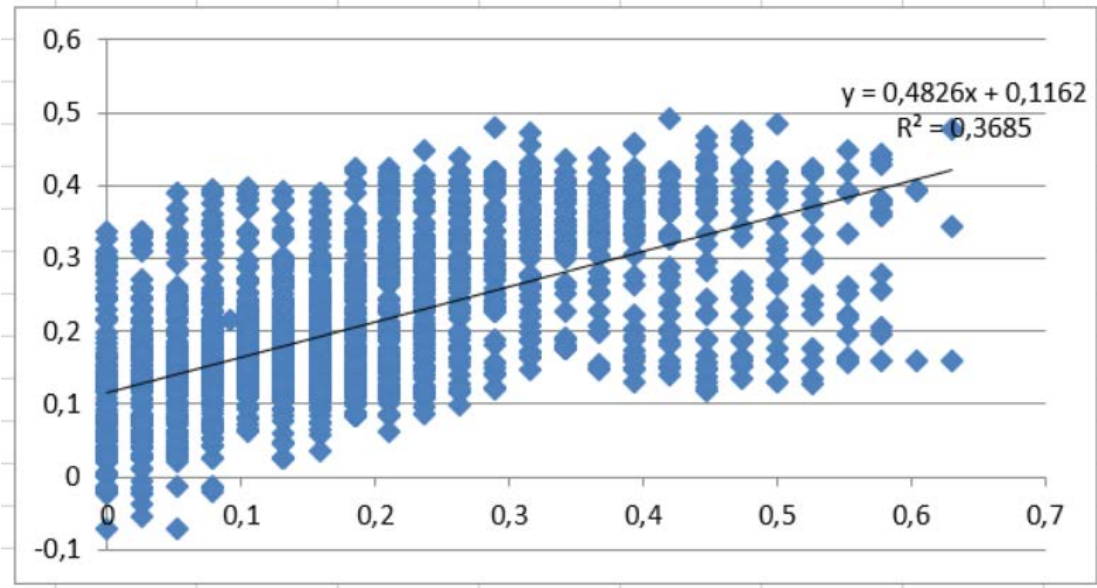


Şekil 3.10: Mart, Nisan, Mayıs Sezonunun Belirtilen Bir Aylık Yapaysiniragi Neticeleri İle Verinin Şeması

Haziran, Temmuz, Ağustos sezonu için;

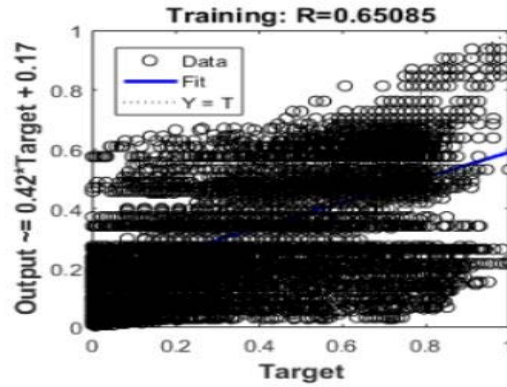


Şekil 3.11: Haziran, Temmuz, Ağustos Sezonu Rüzgâr Şiddetinin 10dklık Görünümü



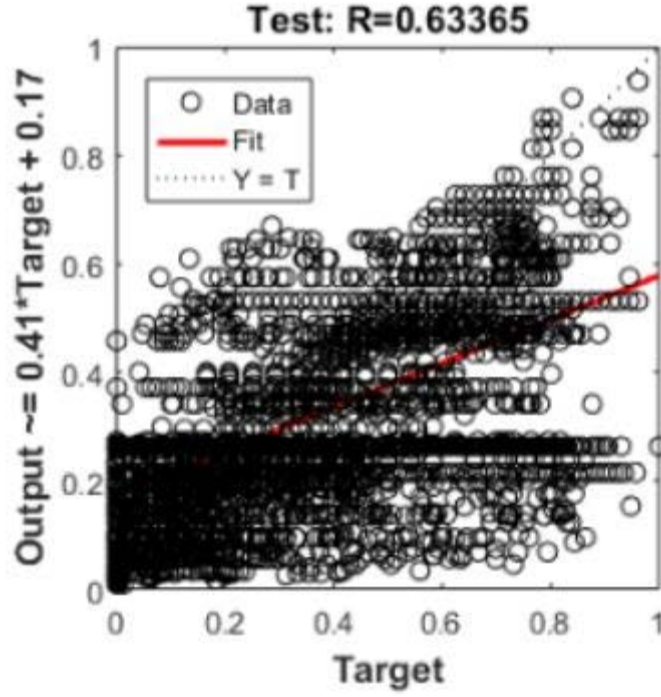
**Şekil 3.12:** Haziran, Temmuz, Ağustos Döneminde Gözlenen Ve Tahmin Edilen Rüzgâr Grafiği

Eylül, Ekim, Kasım sezonunun tahmin edilen x ile YapaySinirAğı ile öngörü y verileri ilişki değeri,  $R^2=0.530$ ,  $R=0.728$  oluşmak,  $N=1987$  ise  $\alpha<0.01$  olumlu bir değer belirlenmiştir.



**Şekil 3.13:** Haziran, Temmuz, Ağustos Sezonunu Belirtilen Yaz Ayı Verilerine Göre Yapaysiniragı Neticeleri İle Tahmin Verinin Şeması

Şekil 25'te x eksenini on dk alanlar rüzgâr şiddeti incelemeleri, y eksenini şayet YapaySinirAğı bölümüne ilişkili kalarak öğretilen rüzgâr şiddeti verileri belirtmektedir. Görsel ve izlenen neticeleri ilişki katsayısı  $R=0,732$ , Veri değeri  $N=9275$  ise  $\alpha<0,01$  güvenilirlik düzeyinde bir ilişki bulunur.



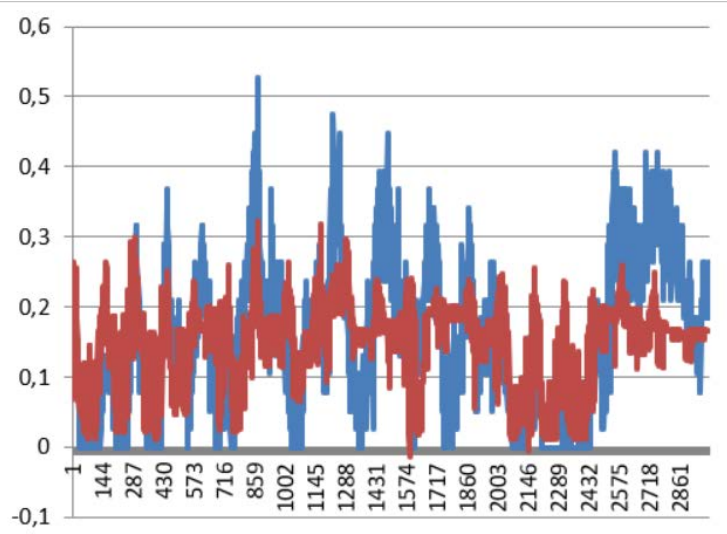
**Şekil 3.14:** Haziran, Temmuz, Ağustos Sezonunu Belirtilen Yaz Ayı Opsiyonu İse YSA Görsel Neticeleri İle İnceleme Verinin Şeması

Şekil 26’de x eksenini on dk’lık ortalama rüzgâr şiddeti incelemelerini, y eksenini şayet Yapay Sinir Ağı usullüne ilişkili kalınarak öğretilen rüzgâr şiddetine verilerini belirtmektedir. Görsel ve izlenilen neticeleri ilişki katsayısı  $R=0,728$  Veri değeri  $N=1987$  ise  $\alpha < 0,01$  güvenilirlik düzeyinde ilişki bulunur.

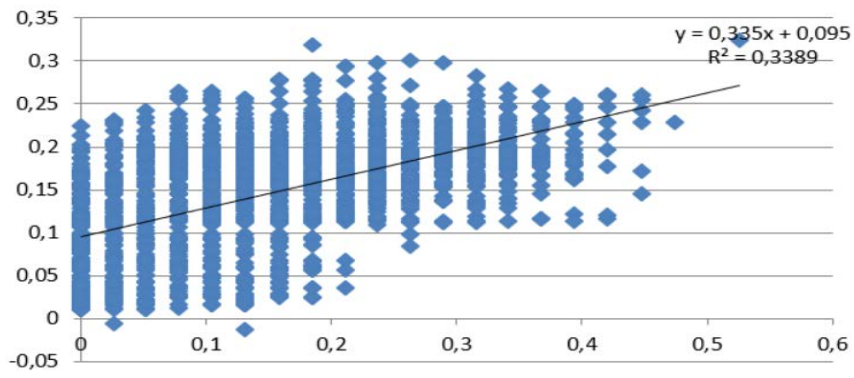
**Çizelge 3.3:** Haziran, Temmuz, Ağustos Sezonu Göre Yapaysiniragı Öğrenme Neticeleri

	Hata Değeri	Giriş Nod Sayısı	Gizli tabaka Sayısı	Çıkış Nod Sayısı	Eğitim Etabı
R2	0.5303	4	10	1	8
Mutlak Hata	0.0792	4	10	1	8
MSE	0.0104	4	10	1	8
RMSE	0.1019	4	10	1	8
NRMS	0.1670	4	10	1	8

Sonbahar Sezonu İçin;

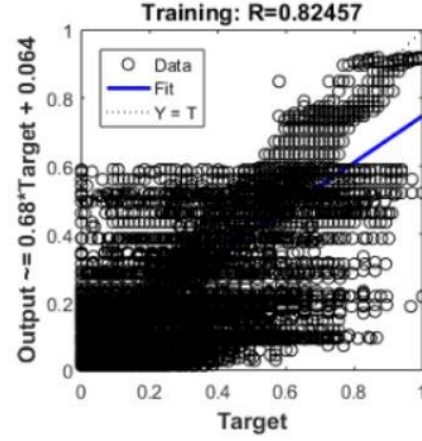


Şekil 3.15: Eylül, Ekim, Kasım Sezonunun Rüzgar Şiddetinin On Dk'lık Ortalama Verileri



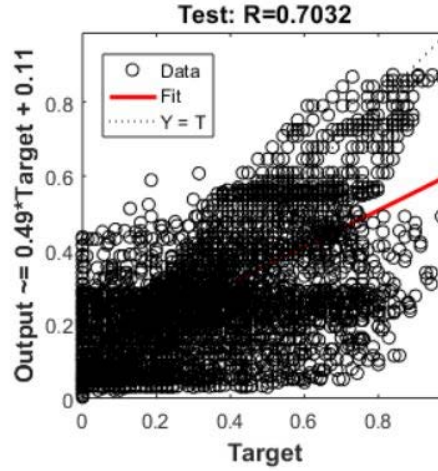
Şekil 3.16: Eylül, Ekim, Kasım Sezonu Nedeniyle Tahmin Edilen Yapay Sinir Ağı Na Dayalı Rüzgar Şiddetinin Verilerinin Şeması

Eylül, Ekim, Kasım sezonunun tahmin edilen x ile YapaySinirAğı tahmin edilen y verileri ilişki katsayısı,  $R^2=0.240$ ,  $R=0.489$  oluşmak,  $N=1964$  göre  $\alpha<0.01$  güvenilirlik düzeyinde düzeyinde bir ilişki saptanmıştır.



**Şekil 3.17:** Eylül,Ekim, Kasım Sezonunu Yapaysiniragi Görsel Neticeleri İle İnceleme Verinin Öğrenme Şeması

Şekil 29’da x eksenini on dk’lık ortalama rüzgâr şiddeti incelemeleri, y eksenini şayet Yapay Sinir Ağı bölümüne ilişkin olarak öğretilen rüzgâr şiddeti verileri belirtmektedir. Görsel ve izlenen neticeleri ilişki katsayısı  $R=0,531$ , Veri değerleri  $N=9167$  ise  $\alpha<0,01$  güvenilirlik düzeyinde ilişki bulunur.



**Şekil 3.18:**Eylül,Ekim,Kasım Sezonunu Belirtilen Kış Ayı Opsiyonu İse Yapaysiniragi Görsel Neticeleri İle İnceleme Verinin Şeması

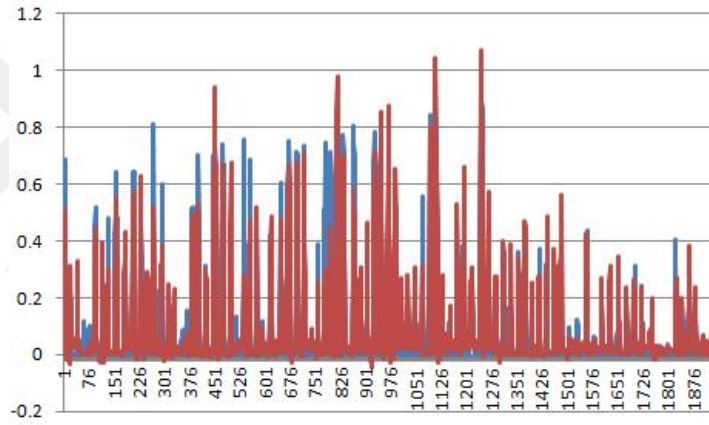
Şekil 30’de x eksenini on dk alanlar rüzgâr şiddeti incelemeleri, y eksenini şayet YapaySinirAğı bölümüne ilişkin olarak öğretilen rüzgâr şiddeti verileri belirtmektedir. Görsel ve izlenen neticeleri ilişki katsayısı  $R=0,490$ , Veri değerleri  $N=1964$  ise  $\alpha<0,01$  güvenilirlik düzeyinde ilişki bulunur.

**Çizelge 3.4 :** Eylül , Ekim , Kasım Sezonuna Göre Yapaysiniragi Öğrenme Neticeleri

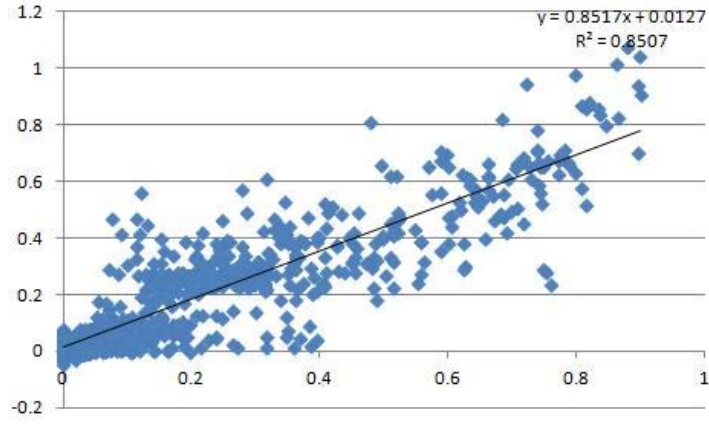
	Hata değeri	Giriş Nod Sayısı	Gizli tabaka Sayısı	Çıkış Nod Sayısı	Eğitim etabı
R2 Değeri	0.2406	4	10	1	8
Mutlak Hata	0.0948	4	10	1	8
MSE	0.0161	4	10	1	8
RMSE	0.1270	4	10	1	8
NRMS	0.2155	4	10	1	8

#### 4.1.4 Güneş radyasyonu için uygulama neticeleri

Aralık, Ocak, Şubat Ayları Verileri

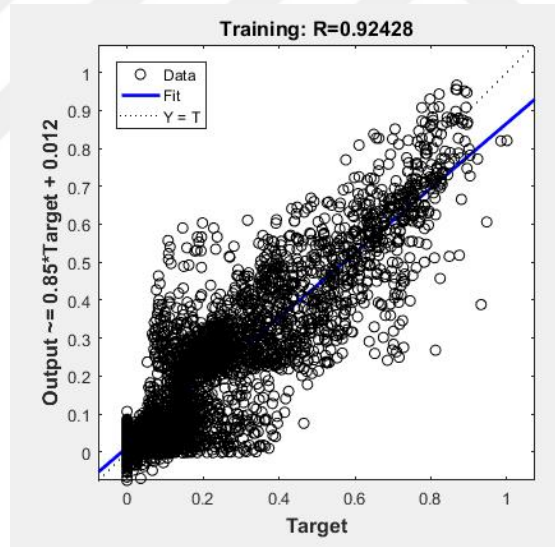


**Şekil 3.19:** Aralık, Ocak, Şubat Güneş Radyasyonunun On Dk'lık Ortalama Verileri



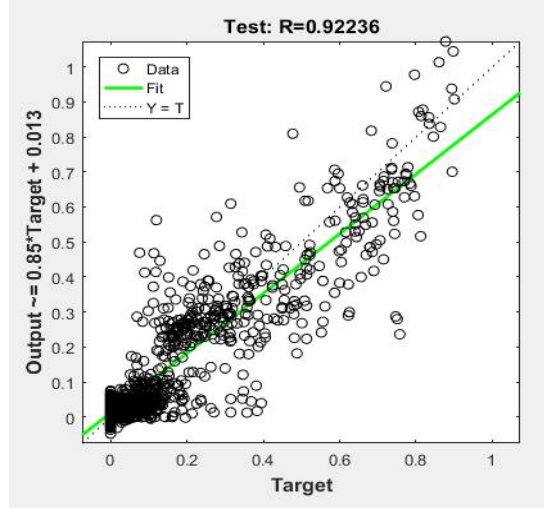
**Şekil 3.20:** Aralık, Ocak, Şubat Sezonunda Belirtilen Ve De Yapaysiniragi İle Öngörü Edinilen Güneş Radyasyonu Veri Şeması

Aralık, Ocak, Şubat incelenen(x) ve YapaySinirAğı ile öngörülen (y) değerleri ilişki değeri,  $R^2=0.850$ ,  $R=0.921$ ,  $N=1943$  göre  $\alpha<0.01$  güvenilirlik düzeyinde bir ilişki bulunur.



**Şekil 3.21:** Aralık, Ocak, Şubat Sezonunu Belirtilen Bir Aylık Opsiyonu İse YSA Görsel Neticeleri İle İnceleme Verinin Öğrenme Şeması

Şekil 33'te x ekseninde on dk'lık ortalama güneş radyasyonu incelemeleri, y ekseninde şayet YapaySinirAğı bölümüne ilişkili olarak öğretilen güneş radyasyonu verileri belirtmektedir. Görsel ve izlenen neticeleri ilişki katsayısı  $R=0.924$ , Veri değerleri  $N=9067$  ise  $\alpha<0,01$  güvenilirlik düzeyinde ilişki bulunur.

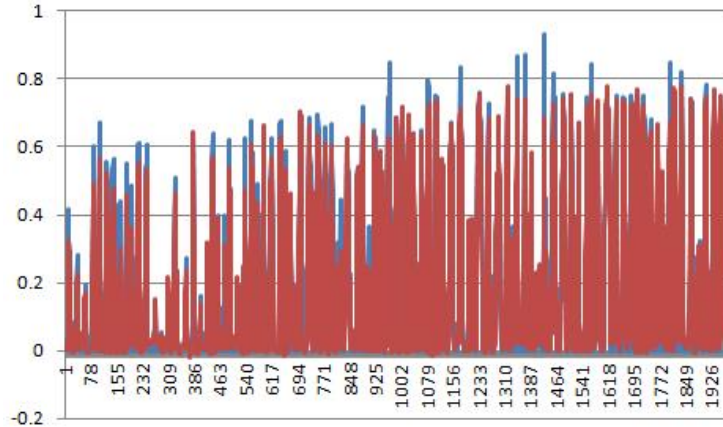


**Şekil 3.22:** Aralık, Ocak, Şubat Sezonunu Belirtilen Kış Ayları YapaysinirAğı İlişkisi  
Şekil 34'te x eksenini on dk ortalama güneş radyasyonu incelemeleri, y eksenini şayet YapaySinirAğı bölümüne ilişkili kalarak öğretilen güneş radyasyonu verileri belirtmektedir. Görsel ve izlenilen neticeleri ilişki katsayısı  $R=0,922$ , Veri değerleri  $N=1943$  ise  $\alpha<0,01$  güvenirlilik düzeyinde bir ilişki bulunur.

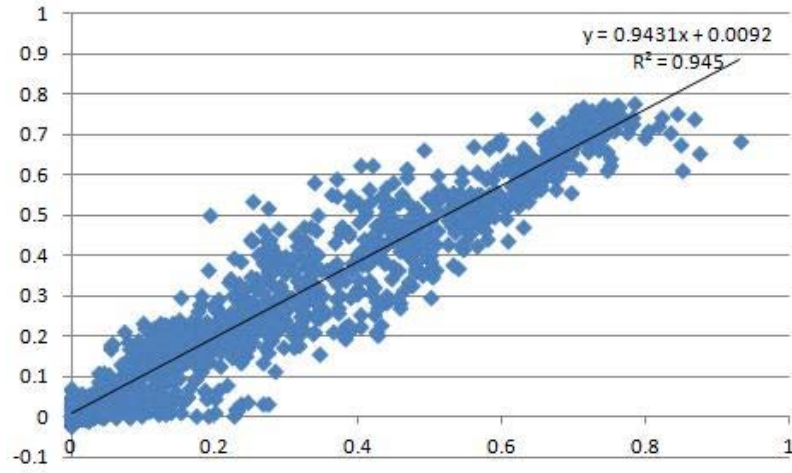
**Çizelge 3.5:** Aralık, Ocak, Şubat'a Göre Yapay Sinir Ağı Öğrenme Verileri

	Hata Değeri	Giriş Nod Sayısı	Gizli Tabaka Sayısı	Çıkış Nod Sayısı	Eğitim Etapı
R2 Değeri	0.8507	4	10	1	8
Mutlak Hata	0.0364	4	10	1	8
MSE	0.0042	4	10	1	8
RMSE	0.0650	4	10	1	8
NRMS	0.0632	4	10	1	8

Mart, Nisan, Mayıs sezonu için;

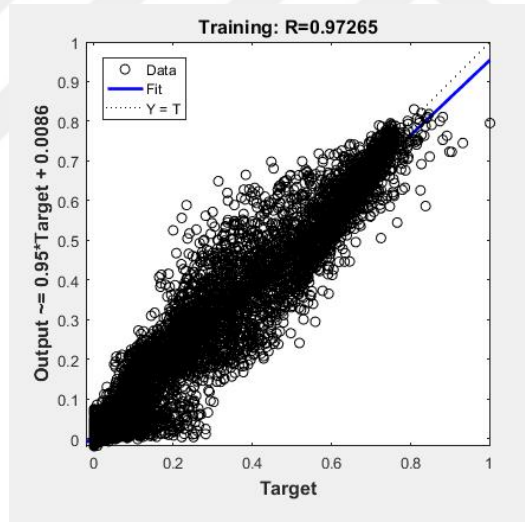


**Şekil 3.23:**Eylül, Ekim, Kasım Sezonu Güneş Radyasyonu On Dk'lık Ortalama Verileri



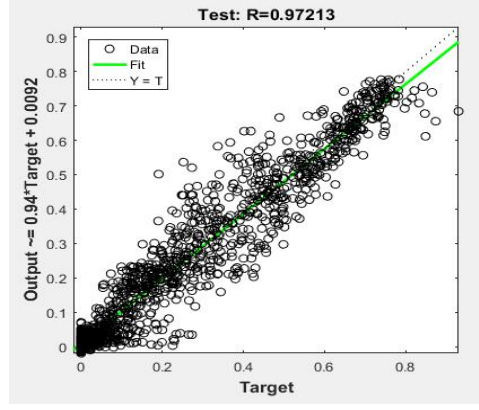
**Şekil 3.24:** Mart, Nisan, Mayıs Sezon Ununda Belirtilen Ve De Yapaysiniragi Beraber Öngörü Edinilen Güneş Radyasyonu Veri Şeması

Mart, Nisan, Mayıs incelenen(x) ve YapaySinirAğı ile öngörülen (y) değerleri arasındaki ilişki değeri,  $R^2=0.945$ ,  $R=0.972$  olarak,  $N=1986$  şayet  $\alpha<0.01$  güvenilirlik düzeyinde ilişki saptanır.



**Şekil 3.25:** Eylül , Ekim ,Kasım Sezonunu Belirtilen Bir Aylık Opsiyonu İse Yapay Sinir Ağı Görsel Neticeleri İle İnceleme Verinin Öğrenme Şeması

Şekil 37'de x eksenini on dk'lık ortalama güneş radyasyonu incelemeleri, y eksenini şayet YapaySinirAğı bölümüne ilişkili kalarak öğretilen güneş radyasyonu verileri belirtmektedir. Gözlem ve Model ilişki katsayısı  $R=0,972$ , Veri değerleri  $N=9267$  ise  $\alpha<0,01$  güvenilirlik düzeyinde ilişki bulunur.



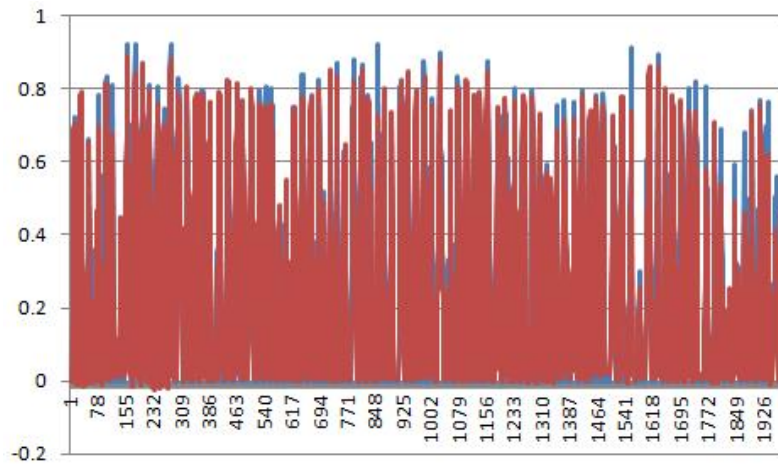
**Şekil 3.26:**Mart, Nisan, Mayıs Ayları İçin Opsiyonu İse Yapay Sinir Ağı Görsel Neticeleri İle İncelenen Verinin Grafiği

Şekil 38’de x eksenini on dk’lık ortalama güneş radyasyonu incelemeleri, y eksenini şayet YapaySinirAğı bölümüne ilişkili kalarak öğretilen güneş radyasyonu verileri belirtmektedir. Görsel ve izlenen neticeleri ilişki katsayısı  $R=0,972$ , Veri değerleri  $N=1985$  için  $\alpha < 0,01$  güvenilirlik düzeyinde ilişki bulunur.

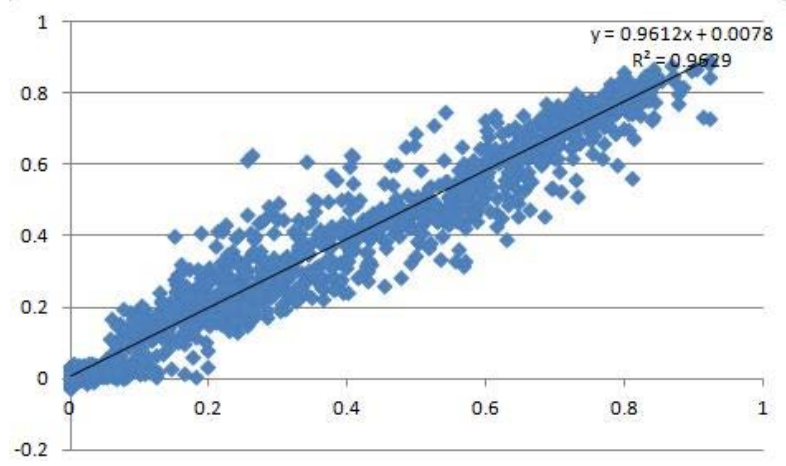
**Çizelge 3.6:** Mart, Nisan, Mayıs Sezonuna Göre Yapay Sinir Ağı Öğretme Neticeleri

	Hata Değeri	Giriş Nod Sayısı	Gizli tabaka Sayısı	Çıkış Nod Sayısı	Eğitim etabı
R2 Değeri	0.9450	4	10	1	8
Mutlak Hata	0.0322	4	10	1	8
MSE	0.0028	4	10	1	8
RMSE	0.0531	4	10	1	8
NRMS	0.0633	4	10	1	8

Haziran, Temmuz, Ağustos Sezonu İçin;

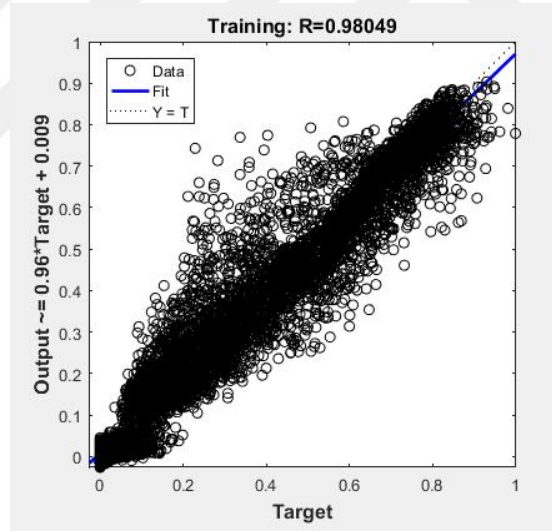


**Şekil 3.27:**Haziran, Temmuz, Ağustos Sezonu Güneş Radyasyonu On Dk’lık Verileri



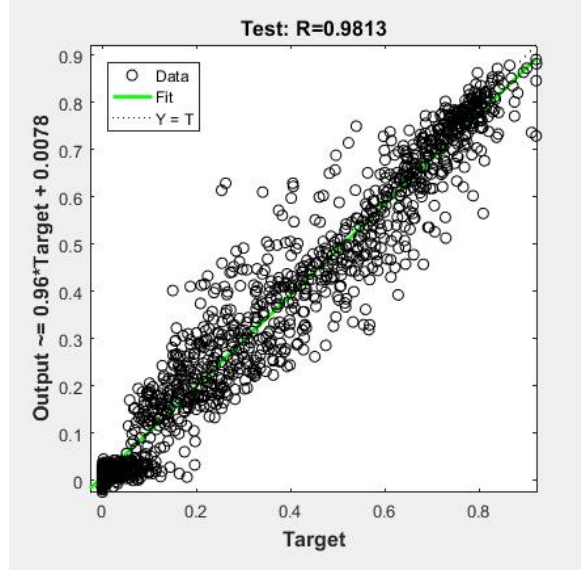
**Şekil 3.29:**Haziran, Temmuz, Ağustos Sezonu Nedeniyle Tahmin Edilen (Yatay Çizgi) Yapaysiniragi Ve Öngörü Edinilen (Düşey Çizgi) Güneş Radyasyonunun Veri Grafiği

Haziran, Temmuz, Ağustos sezonu incelenen(x) ve YapaySinirAğı ile öngörülen (y) değerleri arasındaki ilişki değeri,  $R^2=0.962$ ,  $R=0.980$   $N=1987$  göre  $\alpha<0.01$  güvenilirlik düzeyinde ilişki bulunur.



**Şekil 3.30:**Haziran, Temmuz, Ağustos Sezonunu Belirtilen Bir Aylık Opsiyonu İse Yapaysiniragi Görsel Neticeleri İle İnceleme Verinin Öğrenme Şeması

Şekil 41'de x eksenini on dk'lık ortalama güneş radyasyonu incelemeleri, y eksenini şayet YapaySinirAğı bölümüne ilişkili kalarak öğretilen güneş radyasyonu verileri belirtmektedir. Görsel ve izlenen neticeleri ilişki katsayısı  $R=0,980$  Veri değerleri  $N=9275$  ise  $\alpha<0,01$  güvenilirlik düzeyinde ilişki bulunur.



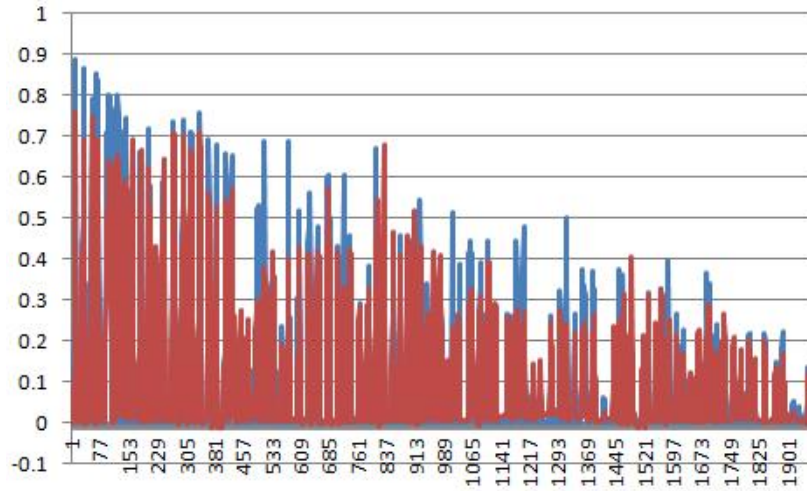
**Şekil 3.31:**Haziran, Temmuz, Ağustos Sezonu Belirtilen Bir Aylık Opsiyonu İse YSA Görsel Neticeleri İle İnceleme Verinin Şeması

Şekil 42’de x eksenini on dk’lık güneş radyasyonu incelemeleri, y eksenini şayet YapaySinirAğı bölümüne ilişkin olarak öğretilen güneş radyasyonu verileri belirtmektedir. Görsel ve izlenen neticeleri ilişki katsayısı  $R=0,981$  Veri değerleri  $N=1987$  ise  $\alpha < 0,01$  güvenilirlik düzeyinde ilişki bulunur.

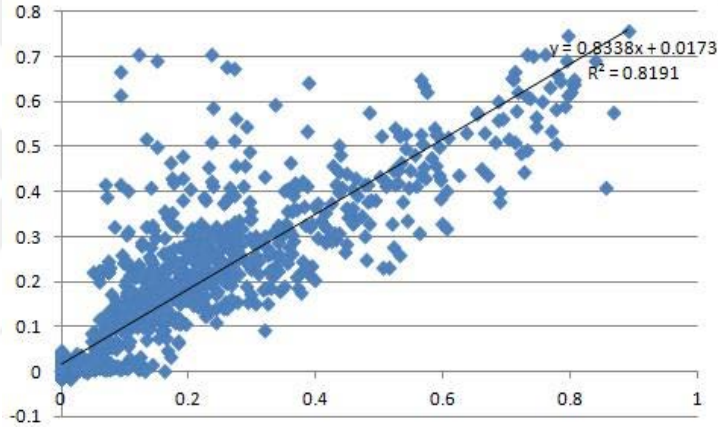
**Çizelge 3.7:** Haziran, Temmuz, Ağustos Sezonuna Göre Yapay Sinir Ağı Öğrenme Neticeleri

	Hata Değeri	Giriş Nod Sayısı	Gizli tabaka Sayısı	Çıkış Nod Sayısı	Eğitim etabı
R2 Değeri	0.9629	4	10	1	8
Mutlak Hata	0.0330	4	10	1	8
MSE	0.0032	4	10	1	8
RMSE	0.0564	4	10	1	8
NRMS	0.0602	4	10	1	8

Sonbahar Sezonu;

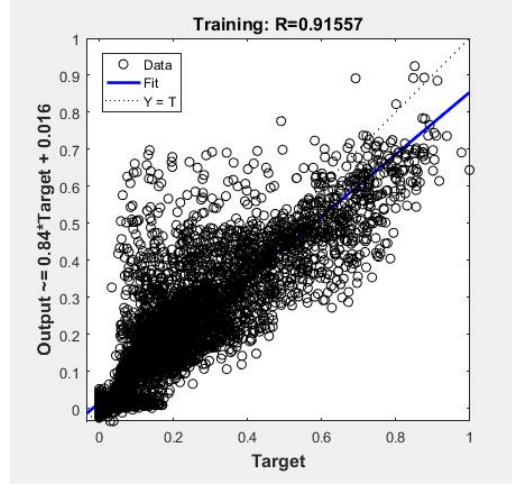


**Şekil 3.32:** Eylül,Ekim,Kasım Sezonu Güneş Radyasyonu On Dk'lık Ortalama Verileri



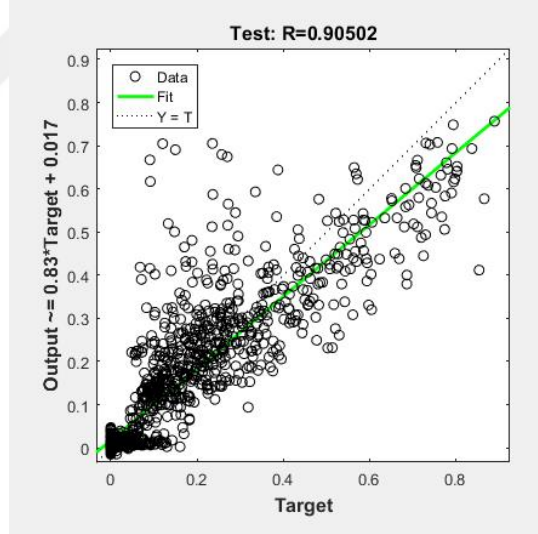
**Şekil 3.33:** Eylül,Ekim,Kasım Sezonu Nedeniyle Tahmin Edilen (Yatay Çizgi) YapaysinirAğı Ve Öngörü Edinilen (Düşey Çizgi) Güneş Radyasyonunun Veri Şeması

Eylül, Ekim, Kasım sezonunun incelenen(x) ve YapaySinirAğı ile öngörülen(y) değerleri,  $R^2=0.819$ ,  $R=0.904$   $N=1964$  ise  $\alpha < 0.01$  güvenilirlik düzeyinde ilişki bulunur.



**Şekil 3.34:** Eylül, Ekim, Kasım Sezonu Belirtilen Bir Aylık Opsiyonu İse YSA Görsel Neticeleri İle İnceleme Verinin Öğrenim Grafiği

Şekil 45’de x eksenini on dk’lık ortalama güneş radyasyonu incelemeleri, y eksenini şayet YapaySinirAğı bölümüne ilişkili kalarak öğretilen güneş radyasyonu verileri belirtmektedir. Görsel ve izlenen neticeleri ilişki katsayısı  $R=0,915$  Veri değerleri  $N=9167$  ise  $\alpha < 0,01$  güvenilirlik düzeyinde ilişki bulunur.



**Şekil 3.35:** Eylül, Ekim, Kasım Sezonu Belirtilen Opsiyon İse Yapaysinirağı Görsel Neticeleri İle İnceleme Veri Seması

Şekil 46’de x eksenini on dk’lık ortalama güneş radyasyonu incelemeleri, y eksenini şayet YapaySinirAğı bölümüne ilişkili kalarak öğretilen güneş radyasyonu verileri belirtmektedir. Görsel ve izlenen neticeleri ilişki katsayısı  $R=0,905$  Veri değerleri  $N=1964$  ise  $\alpha < 0,01$  güvenilirlik düzeyinde ilişki bulunur. [73]

**Çizelge 3.8:** Eylül, Ekim, Kasım Sezonuna Göre Yapaysinırağı Öğrenme Neticeleri

	Hata Değeri	Giriş Nod Sayısı	Gizli tabaka Sayısı	Çıkış Nod Sayısı	Eğitim etabı
R2 Değeri	0.8191	4	10	1	8
Mutlak Hata	0.0356	4	10	1	8
MSE	0.0048	4	10	1	8
RMSE	0.0694	4	10	1	8
NRMS	0.0859	4	10	1	8

Sonuç olarak, model performansları karşılaştırıldığında YSA yöntemini güneş radyasyonu tahmininde yaz mevsiminde, rüzgâr enerjisi potansiyeli tahmininde sonbahar mevsiminde daha yüksek performans göstermektedir.

Mevsim	Rüzgâr Şiddeti	Güneş Radyasyonu
Kış	0,74	0,92
İlkbahar	0,70	0,97
Yaz	0,63	0,98
Sonbahar	0,82	0,90
Ortalama	0,72	0,94

**Şekil 3.36:** Çizelge Gözlem Ve Model Sonuçları Arasındaki İlişki Katsayısı ( $R^2$ ) Sunulmaktadır.

## 5. SONUÇLAR

İlk kısmında rüzgar şiddeti ile güneş radyasyonu, yeni enerji kaynakları konularında literatür incelemesine, çalışmalar 2. kısmında veri ile çalışma alanlarının tanımına, 3. ve 4. kısımlarda veri ön işlem, örnek bölgeye göre rüzgâr şiddeti ve güneş radyasyonu tahmin modeline ve performans Sonuçlarına yer verilmiştir.

Enerji, yaradılıştta var olan kaynakların insanların ihtiyaçlarını karşılayacak şekilde yararlanma, çoğaltma işlemidir. Bu tezde, Göztepe Bölgesi ile çevre bölge incelenmiş, bölgeye göre rüzgâr şiddeti ve güneş radyasyonu, Yapay Sinir Ağları (YSA) ile WEKA uygulamaları kullanılarak öngörü tahmin edilmiştir. Rüzgâr şiddeti (km/saat) ile güneş ışınları radyasyonu ( $W/m^2$ ) değerlerinin mevsimsel değişimi tahmin edilmiştir. Gözlem bölgesinde rüzgâr şiddeti ve güneş enerji potansiyeline yönelik öngörüye göre parametreler ile datalar Göztepe Kadıköy istasyonundan sağlanmıştır Rüzgâr şiddeti ile güneş radyasyonunu tahmin etmek için 10 dakikalık ortalamalar şeklinde ortalama yer yüzeyinden 2m yukarda hava sıcaklığı ( $^{\circ}C$ ), 50 mm toprak sıcaklığı ( $^{\circ}C$ ), güneş radyasyonu ( $W/m^2$ ) ile rüzgâr şiddeti (km/saat) değerleri göz önüne alınmıştır. Bu iki değişkenin modellenmesine, zamanla değişiminin tahminine yer verilmiştir.

MATLAB Uygulaması yardımıyla, görsel hazırlanmıştır. WEKA Uygulaması ile “Select Attributes” menüsünde “Attribute Evaluator” yordam olarak “ReliefAttributeEval” yordam belirtilmiştir. Usullen “Ranker Yöntemi” parametre belirleme kısmında kullanılır. YSA Modeli MATHAP Uygulamada, bütünleşik verinin rastgele olarak %70 ‘I, eğitim, %15 ‘I test verisi olarak kullanılmıştır. YSA modeli yardımıyla, geri beslemeli geri yayımlı YSA kullanılarak rüzgâr şiddeti ve güneş radyasyonu ve bu değerlerle orantılı potansiyel hakkında bilgi sağlanmıştır. Bu iki değişkene ait zaman serileri oluşturulmuştur.

Analizlere dayalı olarak olası rüzgâr enerji potansiyelinin Haziran, Temmuz, Ağustos aylarında gözlenebileceği saptanmıştır. Yaz mevsiminde incelenen ve de Yapay Sinir Ağı ile tahmin edilen veriler arasındaki ilişki katsayısı  $R=0.72$  olarak hesaplanmış,  $\alpha<0.01$  güvenilirlik düzeyinde ilişki bulunmuştur. Rüzgâr şiddeti verileri için en düşük başarı Eylül, Ekim, Kasım mevsimlerinde elde edilmiştir. . Bu mevsimde incelenen ve YapaySinirAğı ile tahmin edilen veriler arasındaki ilişki katsayısı  $R=0.48$  ve güven seviyesi  $\alpha<0.01$  olarak saptanmıştır.

Haziran, Temmuz, Ağustos döneminde güneş radyasyonu ve buna bağlı olarak güneş enerji potansiyeli öngörüsünde yüksek başarı elde edilebilmektedir. Haziran, Temmuz, Ağustos mevsiminde incelenen ve Yapay Sinir Ağı ile öngörülen veriler arasındaki ilişki katsayısı  $R=0.98$ , olup,  $\alpha<0.01$  güvenilirlik seviyesi belirlenmiştir. Rüzgâr şiddeti ve buna bağlı olarak, rüzgâr enerji potansiyelinin minimum başarıyla öngörü edildiği sezon, Eylül, Ekim, Kasım ayları olarak belirlenmiştir. Eylül, Ekim, Kasım sezonunda gözlenen ve Yapay Sinir Ağı ile tahmin edilen değerler arasındaki ilişki katsayısı  $R=0.90$  olup,  $\alpha<0.01$  güvenilirlik düzeyinde ilişki olduğu saptanmıştır. Örneklem bölgesine uygulanmakta olan bu çalışmada, güneş radyasyonu ve enerji öngörülerinin, rüzgâr şiddeti ve enerji öngörüsünden daha başarılı olduğu belirlenmiştir. Bu tez çalışmasının sonuçlarına bağlı olarak, uygulanmakta olan Yapay Sinir Ağı modelinin 0,01 güven seviyesinde gerek rüzgâr şiddeti gerekse güneş radyasyonu ve ilgili hibrid/melez sistemlerinin enerji çalışmalarına önemli katkı sağlayacağı belirtilmiştir. Genel elektrik şebekesine sağlanacak en fazla katkı Haziran, Temmuz, Ağustos aylarında kaydedilecektir.

Sonbahar mevsimine göre çalışma bölgesinde rüzgâr şiddeti ve enerji potansiyeli tahminine yönelik iyileştirme çalışması bir sonraki araştırma konusu olarak seçilebilir. Tez bulgularının, öncelikle Türkiye rüzgâr-güneş hibrid/melez enerji sistemleri piyasasına, yeni enerji kaynakları kullanımı alışkanlıklarının değiştirilmesine, doğa dostu olması sebebi ile tarım (söz gelimi sulama), ışık, ısıtma/soğutma sistemleri vb. pek çok yönde, kullanılmasına olanak sağlayacaktır.

Ayrıca Kadıköy – Göztepe Bölgesine ait olan meteoroloji istasyonu verilerine dayalı olarak Haziran, Temmuz, Ağustos sezonu ve Aralık, Ocak, Şubat aylarına ait güneş radyasyonu ve rüzgâr şiddeti ve yenilenebilir enerji potansiyeli

tahminlerindeki tutarlılık bu alanda yapılacak yatırımlara planlamalara katkı sağlayabilecektir. Rüzgâr ve güneş enerjisi dönüştürme sistemlerinin seçimi ve verim analizi açısından tez bulgularının faydalı olması beklenmektedir.



## KAYNAKLAR

- [1] **Pamir, N.** “Enerji Arz Güvenliđi ve Türkiye“ Stratejik Analiz, Mart, 83, 2007.
- [2] **IEA, 2007, World Energy Outlook,1-6, 2007, Paris,**  
<http://www.mobildepo.com/arsiv-konu-31517.0> , Alındığı Tarih: Ekim 2018
- [3] **Bilgili, M.,** A Global Review of Wind Power Installations and their Development in Turkey, Clean-Soil, Air, Water, 37, 195-202, 2009.
- [4] GWEC, Global Wind Energy Council, Global Wind 2007 Report, 2008.  
<http://www.gwec.net> , Alındığı Tarih: Mart 2018
- [5] **Ali, S., Lee, S.-M., & Jang, C.-M.** Techno-Economic Assessment of Wind Energy Potential at Three Locations in South Korea Using Long-Term Measured Wind Veri. Energies, 10, 1442-1465, 2017.
- [6] EPDK, Energy Market Regulatory Authority, Electricity Market, 2008.  
<http://www.epdk.gov.tr> , Alındığı Tarih: Ekim 2018
- [7] **Hepbaşı, A. ve Özgener Ö.,** A Review on the Development of Wind Energy in Turkey, Renewable and Sustainable Energy Reviews, 8, 257-276, 2004.
- [8] [https://www.mgm.gov.tr/FILES/haberler/2010/retsseminer/2\\_Mustafa\\_CALIS\\_KAN\\_RITM.pdf/](https://www.mgm.gov.tr/FILES/haberler/2010/retsseminer/2_Mustafa_CALIS_KAN_RITM.pdf/) , Alındığı Tarih: Eylül 2018
- [9] **Bilgili, M. ve Şahin, B.,** Yönlere ve Pürüzlülük Deđerlerine Göre Rüzgâr Enerji Potansiyelinin Belirlenmesi, 15. Ulusal Isı Bilimi ve Tekniđi Kongresi, Trabzon, 107-113, 2005.
- [10] Annual Reporting of Renewables: Ten years of excellence (2015). Renewables 2015 Global Status Report. 19-20.
- [11] **F. Barbieri, S. Rajakaruna and A. Ghosh,** “Very short-term photovoltaic power forecasting with cloud modeling: A review,” Renewable and Sustainable Energy Reviews, vol. 75, pp. 242-263, 2017.
- [12] **A. Bugalaa, M. Zaborowiczb, P. Bonieckib, D. Janczakb, K. Koszelab, W. Czekalab and A. Lewickib,** “Short-term forecast of generation of electric

- energy in photovoltaic systems,” Renewable and Sustainable Energy Reviews, vol. 81, pp. 306–312, 2018
- [13] “World wind energy report 2010”, World Wind Energy Association (WWEA), 23p, April 2011,3703-3716.
- [14] **Lüy, M. Saray, U.**, Wind Speed Estimation for Missing Wind Veri With Three Different Backpropagation Algorithms. Energy Education Science and Technology Part A, Vol 30(1), 45-54, 2012.
- [15] [https://www.tureb.com.tr/files/tureb\\_sayfa/duyurular/2018/08/istatistik\\_raporu\\_temmuz\\_2018.pdf](https://www.tureb.com.tr/files/tureb_sayfa/duyurular/2018/08/istatistik_raporu_temmuz_2018.pdf) , Alındığı Tarih: Ekim 2018
- [16] <https://www.teias.gov.tr/sites/default/files/2018-04/kuruluguc.pdf> , Alındığı Tarih: Temmuz 2018
- [17] **Ucar, A. Balo, F.**, Evaluation of Wind Energy Potential and Electricity Generation At Six Locations in Turkey. Applied Energy, 86 (1), 1864–1872, 2009.
- [18] **Wang, K., Zhou, L, Wang, Z., Cheng, Z., Dong, H., Hu, Z., Bai, Y., Jin, Q., Mao, H. ve Zhao, Jianlong.** Uniform Distribution of Microspheres Based on pressure Difference for Carcinoma-Embryonic Antigen Detection. Sensors and Actuators B(258), 558-565, 2018.
- [19] **Çam, E. Yıldız, O.** Prediction of Wind Speed and Power Potential in the Middle Anatolian Region of Turkey by Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems (ANFIS), Turkish Journal of Engineering and Environmental Sciences, 30(1), 35-42, 2006.
- [20] **A. Unsal, A. Cepe.**, Estimation of the probability of failures in a power distribution line by using regression analysis. Energy Education Science and Technology Part A, 29:(1), 41-50, April 2012.
- [21] **Okan Ozgonenel**, Dave Thomas, Short Term Wind Speed Estimation Based on Weather Veri, Turkish Journal of Electrical Engineering and Computer Sciences (TUBITAK), 335- 346, 20 (3) (2012)
- [22] Uluslararası Enerji Ajansı (IEA) Yenilenebilir Enerji Piyasası Görünümü Raporu Aralık 2020
- [23] Uluslararası Enerji Ajansı (IEA) Yenilenebilir Enerji Piyasası Görünümü Raporu Eylül 2020

- [24] Uluslararası Enerji Ajansı (IEA) Yenilenebilir Enerji Piyasası Görünümü Raporu Ağustos 2021
- [25] Uluslararası Enerji Ajansı (IEA) Yenilenebilir Enerji Piyasası Görünümü Raporu Ekim 2019
- [26] **Cassola, Federico, and Massimiliano Burlando.** "Wind speed and wind energy forecast through Kalman filtering of Numerical Weather Prediction model output." *Applied energy* 99 (2012): 154-166. [21] Ghanbarzadeh A, Noghrehabadi R,A, Behrang A,M. Wind speed prediction based on simple meteorological Veri using artificial neural network. *Industrial Informatics*, 2009. INDIN 2009. 7th IEEE International Conference on, cardiff-wales, 664-667,23-26 June 2009.
- [27] **Zheng, Yu, et al.** "Forecasting fine-grained air quality based on big Veri." *Proceedings of the 21th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Veri Mining*. ACM, 2015.
- [28] **Kusiak, Andrew, Haiyang Zheng, and Zhe Song.** "Short-term prediction of wind farm power: A Veri mining approach." *IEEE Transactions on energy conversion* 24.1 (2009): 125-136.
- [29] **Schlechtingen, Meik, Ilmar Ferreira Santos, and Sofiane Achiche.** "Using Veri-mining approaches for wind turbine power curve monitoring: a comparative study." *IEEE Transactions on Sustainable Energy* 4.3 (2013): 671-679.
- [30] **Doğancı, Ö., Ertürk, M., Özsunar, A., Arcaklıoğlu, A.** Orta ve Batı Karadeniz Bölgesi rüzgâr şiddeti tahmin çalışması, *İleri Teknoloji Bilimleri Dergisi*, 5(1), 153-163, 2016.
- [31] **Kılıç, B., Arabacı, E.** Burdur ili gelecekteki rüzgâr şiddeti değerlerinin yapay sinir ağları metodu ile tahmini, *Dumlupınar Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi, Özel Sayı, ISSN 1302-3055*, 45-50, 2015.
- [32] **Kaya, Ü., Caner, M. ve Oğuz, Y.,** Rüzgâr Türbin Modelleri Kullanarak Kastamonu İli Rüzgâr İle Elektrik Üretim Potansiyeli Tahmini. *Technological Applied Sciences*, 11(3), 65-74, 2016.
- [33] **Sezgin, C.T., Kaya, Ü. ve Akkaş, M.,** GTA Yöntemi Kullanılarak Üretilen Sic (P) Esaslı Kaplanan Çeliklerinin Aşınma Miktarlarının Yapay Sinir Ağları

- (YSA) Yöntemi İle Tahmin Edilmesi, *Technological Applied Sciences*, 11(4), 146-152, 2016.
- [34] **Gong, L. Jing, S.** On comparing three artificial neural networks for wind speed forecasting. *Applied Energy*, National University, Singapore, 2313–2320, 21-23 April 2010.
- [35] **Ghanbarzadeh A, Noghrehabadi R,A, Behrang A,M.** Wind speed prediction based on simple meteorological Veri using artificial neural network. *Industrial Informatics*, 2009. INDIN 2009. 7th IEEE International Conference on, cardiff-wales, 664-667,23-26 June 2009.
- [36] **Şahan, Muhittin.** "Akdeniz Bölgesine Ait Meteorolojik Veriler Kullanılarak Yapay Sinir Ağları Yardımıyla Güneş radyasyonunun Tahmini." *SDÜ Fen Edebiyat Fakültesi Fen Dergisi* 11.1 (2016).
- [37] **Öztürk, C.** Güneş enerji sistemlerinde verim analizi ve enerji kayıplarının tespiti. *Hasan Kalyoncu Üniversitesi* 2020
- [38] **MENGİ, Durmuş Fatih ve METLEK, Sedat** “Türkiye’nin Akdeniz Bölgesine Ait Rüzgâr Ekserjisinin Çok Katmanlı Yapay Sinir Ağı İle Modellenmesi”, *Uşak Üniversitesi*,2020
- [39] **YOLCAN, Oğuz Ozan ve KÖSE, Ramazan** “Türkiye’ Nin Güneş radyasyonu Durumu Ve Güneş radyasyonu Santrali Kurulumunda Önemli Parametreler”, *Dumlupınar Üniversitesi* ,2020
- [40] **KILIÇ, Muhsin ve ALTUN, Ayşe Fidan** “Şebekeden İlişkimsiz, Güneş Ve Rüzgar Kaynaklı, Batarya Ve Hidrojen Depolamalı Hibrit Enerji Sistemlerinin Dinamik Modellemesi, Enerji, Ekserji Ve Seviyelendirilmiş Maliyet Analizi”, *Bursa Uludağ Üniversitesi*, 2021
- [41] **GÜRBÜZ, Hüseyin** “Yerli Elektrikli Aracın Elektrik Sarfıyatını Güneş ve Rüzgâr şiddeti ile Karşılama Potansiyeli”,*Şırnak Üniversitesi*, 2021
- [42] **GABRALI, Durhan ve ASLAN, Zafer** “Güneş radyasyonu Potansiyelinin Çoklu Lineer Regresyon ve Yapay Sinir Ağları ile Modellenmesi” *İstanbul Aydın Üniversitesi* , 2020
- [43] **JAYALAKSHMİ, T. and A. SANTHAKUMARAN;** “Statistical Normalization and Back Propagation for Classification”, *International Journal of Computer Theory and Engineering*, 3(1), pp. 1793-8201, 2011.

- [44] **Tekin, Mahmut.** Üretim Yönetimi Cilt 1 (6. Baskı). Konya: Günay Ofset, 2009.
- [45] **Öztemel, Ercan.** Yapay Sinir Ağları (2. Baskı). İstanbul: Papatya Yayıncılık, 2006.
- [46] **Yu, Lean; Wang, Shouyang and Lai, Kin K.** Forecasting crude oil price with an EMD-based neural network ensemble learning paradigm, *Energy Economics*, 30(2008): 2623-2635.
- [47] **Zheng, D., Eseye, A.T., Zhang, J., Li, H.,** Short-Term Wind Power Forecasting Using a Double-Stage Hierarchical Hybrid GA-ANFIS Approach, 2nd IEEE International Conference on Cloud Computing and Big Data Analysis, 499-503, 2017.
- [48] **Toktaş, Hsarı ve Aktürk, Nizami.** Makine Tasarım şleminde Kullanılan Yapay Zeka Teknikleri ve Uygulama Alanları, *Makine Teknolojileri Elektronik Dergisi*, 2004 (2) 7-20.
- [49] **Deperlioğlu, Ö.** The Effects of Different Training Algorithms on the Classification of Medical Veribases Using Artificial Neural Networks, *European Conference on Science, Art & Culture ECSAC 2018*, April 19 to 22, 2018 Antalya, Turkey.
- [50] Yüksek, Ahmet Gürken. Hava Kirliliği Tahmini YSA Çoklu Regresyon, Doktora Tezi, Cumhuriyet Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Sivas, 2017
- [51] **Toktaş, Hsarı ve Aktürk, Nizami.** Makine Tasarım şleminde Kullanılan Yapay Zeka Teknikleri ve Uygulama Alanları, *Makine Teknolojileri Elektronik Dergisi*, 2004 (2) 25-35.
- [52] **Saygılı, Yasin S.** İstatistiksel Yöntemlerle Yapay Sinir Ağları Uygulamalarının Karşılaştırılması: Milli Savunma Bakanlığı Bütçesinin Öngörülmesi, Yüksek Lisans Tezi, Kara Harp Okulu Savunma Bilimleri Enstitüsü, Ankara, 2008.
- [53] **Pradhan, Biswajeet, Saro Lee, and Manfred F. Buchroithner.** "A GIS-based back-propagation neural network model and its cross-application and validation for landslide susceptibility analyses." *Computers, Environment and Urban Systems* 34.3 (2010): 216-235.
- [54] **Fuster, Joaquín M.** "Network memory." *Trends in neurosciences* 20.10 (1997): 451-459.

- [55] **Srinivas, K., G. Raghavendra Rao, and A. Govardhan.** "Analysis of coronary heart disease and prediction of heart attack in coal mining regions using Veri mining techniques." Computer Science and Education (ICCSE), 2010 5th International Conference on. IEEE, 2010.
- [56] **Rajpal, P.S., Shishodia, K.S. ve Sekhon, G.S.** An artificial neural network for modeling reliability, availability and maintainability of a repairable system. Reliability Engineering and System Safety, 91 (2006), 809-819.
- [57] **Ghaboussi, J., J. H. Garrett Jr, and Xiping Wu.** "Knowledge-based modeling of material behavior with neural networks." Journal of engineering mechanics 117.1 (1991): 132-153.
- [58] **Efendigil, Tuba.** Mü teri Odaklı Sistemler için YSA ve Bulanık Çıkarım Tabanlı Karar Destek Sistemi Yaklaşımı, Doktora Tezi, Yıldız Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul, 2008.
- [59] **Sağiroğlu, Ş.; Beşdok E. & Erler, M.** Mühendislikte Yapay Zeka Uygulamaları I: Yapay Sinir Ağları. Kayseri: Ufuk Kitap Kıratsiye-Yayıncılık, 2003.
- [60] **Şen, Z.** Yapay Sinir Ağları İlkeleri. İstanbul: Su Vakfı Yayınları, 2004.
- [61] **Psaltis, Demetri, Athanasios Sideris, and Alan A. Yamamura.** "A multilayered neural network controller." IEEE control systems magazine 8.2 (1988): 17-21.
- [62] **Sheikh, Javed, Mohammed Shadir, and Fakir Mohammed Fatima.** "University Classification and Prediction Using Veri Mining." (2016).
- [63] **Dyer, Robert, et al.** "Boa: A language and infrastructure for analyzing ultra-large-scale software repositories." Proceedings of the 2013 International Conference on Software Engineering. IEEE Press, 2013.
- [64] **Kirkby, Richard, Eibe Frank, and Peter Reutemann.** "Weka explorer user guide for version 3-5-8." University of Waikato (2007).
- [65] **Xia, Changhao, Jian Wang, and Karen McMenemy.** "Short, medium and long term load forecasting model and virtual load forecaster based on radial basis function neural networks." International Journal of Electrical Power & Energy Systems 32.7 (2010): 743-750.

- [66] **Zopounidis, Constantin, and Michael Doumpos.** "Multicriteria classification and sorting methods: a literature review." *European Journal of Operational Research* 138.2 (2002): 229-246.
- [67] **Das, Prasun, and Subhasis Chaudhury.** "Prediction of retail sales of footwear using feedforward and recurrent neural networks." *Neural Computing and Applications* 16.4-5 (2007): 491-502.
- [68] **Plumb, A. Philip, et al.** "Optimisation of the predictive ability of artificial neural network (ANN) models: a comparison of three ANN programs and four classes of training algorithm." *European Journal of Pharmaceutical Sciences* 25.4-5 (2005): 395-405.
- [69] **Coskun, Nihan, and Tulay Yildirim.** "The effects of training algorithms in MLP network on image classification." *Neural Networks, 2003. Proceedings of the International Joint Conference on.* Vol. 2. IEEE, 2003.
- [70] **Grzenda, Maciej, et al.** "Improvement of surface roughness models for face milling operations through dimensionality reduction." *Integrated Computer-Aided Engineering* 19.2 (2012): 179-197.
- [71] **Hall, Mark A., and Geoffrey Holmes.** "Benchmarking attribute selection techniques for discrete class Veri mining." *IEEE Transactions on Knowledge and Veri engineering* 15.6 (2003): 1437-1447.
- [72] **Seni, Giovanni, and John F. Elder.** "Ensemble methods in Veri mining: improving accuracy through combining predictions." *Synthesis Lectures on Veri Mining and Knowledge Discovery* 2.1 (2010): 1-126.
- [73] **TRIOLA, M. F. (1998):** *Elementary Statistics*, Seventh Ed. Addison-Wesley Longman Inc., 791, NY.

## **EKLER**

**EK A:** Rüzgâr ve güneş radyasyonu için “MATLAB ANN” eğitim ve değerlendirme kodu



**EK A:** Rüzgâr ve güneş radyasyonu için “MATLAB ANN” eğitim ve değerlendirme kodu

### **MyFunction.m fonksiyonu**

```
function [gozlenenTest] =myWindSpeedPrediction(inputsTraining,  
targetsTraining, inputsTest)
```

```
%% Eğitim Verisinin Değişkenlere Aktarılması
```

```
x = inputsTraining;
```

```
t = targetsTraining;
```

```
%% Eğitim Fonksiyonunun Seçimi Aşaması
```

```
trainFcn = 'trainbr'; % Bayesian Regularization backpropagation.
```

```
%% Neural Network Oluşturuluyor
```

```
hiddenLayerSize = 10; % Gizli katman sayısı
```

```
net = fitnet(hiddenLayerSize,trainFcn);
```

```
%% Sinir Ağının Giriş ve Çıkış Değerlerini İşleme
```

```
net.input.processFcns = {'removeconstantrows','mapminmax'};
```

```
%% Veri Kümesinin Bölünmesi İşlemi
```

```
net.divideFcn = 'dividerand'; % Veriyi rastgele böler.
```

```
net.divideMode = 'sample'; % Herbir örneğe göre bölme işlemi  
gerçekleştirilir
```

```
net.divideParam.trainRatio = 70/100;
```

```
net.divideParam.valRatio = 15/100;
```

```
net.divideParam.testRatio = 15/100;
```

```
%% Performans Fonksiyonunun Seçimi
```

```
net.performFcn = 'mse'; % Mean Squared Error
```

```
%% Çizim Fonksiyonunun Seçimi
```

```

net.plotFcns = {'plotperform','plottrainstate','ploterrhist', 'plotregression',
'plotfit'};

%% Neural Network Eğitiliyor

[net,tr] = train(net,x,t);

%% Oluşturulan Model ya da Hipotez Test Ediliyor

y = net(x);

e = gsubtract(t,y);

performance = perform(net,t,y);

%% Nihai Model/Hipotez'in Dağıtımı (deployment)

bodyfatOutputs = net(inputsTraining);

gercekTest = bodyfatOutputs(tr.testInd);%=>test için ayrılan %15 lik gerçek
Veri.

%gozlenenTest = bodyfatOutputs(tr.trainInd); %=>ann sonucu iplenmiş %15
lik gözlenen Veri

gozlenenTest = bodyfatTargets(tr.testInd);

end

```

### **myWindSpeedPrediction.m fonksiyonu**

```

function [gercekTest gozlenenTest] = myWindSpeedPrediction(inputsTraining,
targetsTraining, inputsTest)

%% Eğitim Verisinin Değişkenlere Aktarılması

x = inputsTraining;

t = targetsTraining;

%% Eğitim Fonksiyonunun Seçimi Aşaması

trainFcn = 'trainbr'; % Bayesian Regularization backpropagation.

```

```

%% Neural Network Oluşturuluyor

hiddenLayerSize = 10; % Gizli katman sayısı

net = fitnet(hiddenLayerSize,trainFcn);

%% Sinir Ağının Giriş ve Çıkış Değerlerini İşleme

net.input.processFcns = {'removeconstantrows','mapminmax'};

%% Veri Kümesinin Bölünmesi İşlemi

net.divideFcn = 'dividerand'; % Veriyi rastgele böler.

net.divideMode = 'sample'; % Herbir örneğe göre bölme işlemi
gerçekleştirilir

net.divideParam.trainRatio = 70/100;

net.divideParam.valRatio = 15/100;

net.divideParam.testRatio = 15/100;

%% Performans Fonksiyonunun Seçimi

net.performFcn = 'mse'; % Mean Squared Error

%% Çizim Fonksiyonunun Seçimi

net.plotFcns = {'plotperform','plottrainstate','ploterrhist', 'plotregression',
'plotfit'};

%% Neural Network Eğitiliyor

[net,tr] = train(net,x,t);

%% Oluşturulan Model ya da Hipotez Test Ediliyor

y = net(x);

e = gsubtract(t,y);

performance = perform(net,t,y);

%% Nihai Model/Hipotez'in Dağıtımı (deployment)

bodyfatOutputs = net(inputsTraining);

gercekTest = targetsTraining(tr.testInd);

```

```
gozlenenTest = bodyfatOutputs(tr.testInd);
```

```
end
```

### **istatistik.m fonksiyonu**

```
function istatistik(inputsTraining, targetsTraining, inputsTest)
```

```
%% Eğitim Verisinin Değişkenlere Aktarılması
```

```
x = inputsTraining;
```

```
t = targetsTraining;
```

```
%% Eğitim Fonksiyonunun Seçimi Aşaması
```

```
trainFcn = 'trainbr'; % Bayesian Regularization backpropagation.
```

```
%% Neural Network Oluşturuluyor
```

```
hiddenLayerSize = 10; % Gizli katman sayısı
```

```
net = fitnet(hiddenLayerSize,trainFcn);
```

```
%% Sinir ağının giriş ve çıkış değerlerinin işleme
```

```
net.input.processFcns = {'removeconstantrows','mapminmax'};
```

```
%% Veri Kümesinin Bölünmesi işlemi
```

```
net.divideFcn = 'dividerand'; % Veriyi rastgele böler.
```

```
net.divideMode = 'sample'; % Herbir örneğe göre bölme işlemi  
gerçekleştirilir
```

```
net.divideParam.trainRatio = 70/100;
```

```

net.divideParam.valRatio = 15/100;

net.divideParam.testRatio = 15/100;

%% Performans Fonksiyonunun Seçimi
net.performFcn = 'mse'; % Mean Squared Error

%% Çizim Fonksiyonunun Seçimi
net.plotFcns = {'plotperform','plottrainstate','ploterrhist', ...'plotregression',
'plotfit'};

%% Neural Network Eđitiliyor
[net,tr] = train(net,x,t);

%% Oluřturulan Model ya da Hipotez Test Ediliyor
y = net(x);
e = gsubtract(t,y);
performance = perform(net,t,y);

%% Nihai Model/Hipotez'in dađıtımı (deployment)

k=mae(e)% % mutlak hata
MSE1=mean(mean((y-t).^2))
r=fitlm(y,t)
rmse=sqrt(mse(net,t,y))
nrmse=rmse/(max(y)-min(y))

end

```

## **ÖZGEÇMİŞ**

### **KİŞİSEL BİLGİLER**

- Ad ve Soyad: Burak KAYA

### **İŞ TECRÜBELERİ**

- Arma Bilgisayar (Web Designing ) (2004) (1yıl)
- İPM Bilgisayar (Web Designing ) (2005) (1yıl)
- Haseki Eğitim ve Araştırma Hastanesi ( İT Bilgi İşlem ve Ayniyat ) (2006-2008) (2yıl)
- Fethiye Orta Okulu Bursa (Bilgisayar Öğretmeni) (2014) (6ay)
- Süleyman Cura İlk Okulu Bursa (Bilgisayar Öğretmeni) (2014) (6ay)
- Taos Bitkisel Ürün LTŞ. ( Muhasebe ) (2015) (1 yıl)
- Halk Bank Bilişim Teknoloji ( Sistem ve Ağ Operasyonları Daire Başkanlığı Orta Boy sistemler )(2016 - Devam Ediyor)

### **ÖĞRENİM DURUMU**

- Ali Fuat Cebesoy İ.Ö.O
- Selçuk And. Meslek Lisesi ( Bilgisayar Bölümü - Web Tasarımı ve Programlama )
- Uludağ Üniversitesi - Eğitim Fakültesi ( Bilgisayar ve Öğretim Teknolojileri Öğretimi Öğretmenliği )
- İstanbul Aydın Üniversitesi – Fen Bilimleri Eenstitüsü (Bilgisayar Mühendisliği Tezli Yüksek Lisans) (Devam Ediliyor)

## yabancı dil VE düzeyi

- İngilizce (Orta)
- Arapça (İyi)

## Bilgisayar Becerileri

- Microsoft Office uygulamaları (Word, Excell, Power point, Access, v.b) kullanımı.
- Adobe uygulamaları (Photoshop, DreamWeaver, Flash, v.b) kullanımı.
- Web sayfası düzenleme ve Tasarım (HTML ve DreamWeaver sayfa hazırlama ve düzenleme).
- Microsoft İşletim Sistemi (Microsoft Windows İşletim Sistemi Serisi) kullanımı.
- Bilgisayar Donanım (Arıza tespit ve Onarım)
- Bilişim Sistemleri (Bilgisayar Ağı kurulumu ve kullanımı)
- Muhasebe
- Bilgisayar Grafik ve Cizimi
- Bilgisayar Programlama ve Analiz Süreci (MySql, Basic, PowerShell)(Süreç Analizi ve Süreç Düzenleme)
- Bilgisayar Programları Kullanımı ve Öğretim (Otomasyon, Uzaktan Erişim Programları, v.b)
- Bankacılık Sistemleri Programları ve Çağrı Programları Kurulumu ve Kullanımı
- Android studio kullanımı ve test işlemleri (JAVA)
- Control – M Uygulaması (Tanım Düzenleme/Oluşturma/Yönlendirme)
- FTP/STFP Server (Tanım Düzenleme/Oluşturma/Yönlendirme)
- İnternet İnfornation Services (Sertifika Bind ve Sertifika oluşturma)
- Sunucu Uygulama İçerikleri ve İşlemleri

- IBM BigFix Kullanımı
- Bankacılık ile ilgili Aktarım Uygulamaları kullanımı (Putty, Jazz, Bigfix)
- ServicesInfo Kontrol

