



FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜLERİ
ORTAK YÜKSEK LİSANS PROGRAMI



YÜKSEK LİSANS TEZİ

Yüksel OKUR

AKDENİZ BÖLGESİNE AİT
METEOROLOJİK VERİLER
KULLANILARAK YAPAY SİNİR
AĞLARI YARDIMIYLA GÜNEŞ
ENERJİSİNİN TAHMİNİ

FİZİK ANABİLİM DALI

OSMANİYE – 2016

FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
ORTAK YÜKSEK LİSANS PROGRAMI

**AKDENİZ BÖLGESİNE AİT METEOROLOJİK
VERİLER KULLANILARAK YAPAY SİNİR AĞLARI
YARDIMIYLA GÜNEŞ ENERJİSİNİN TAHMİNİ**

Yüksel OKUR

**FİZİK
ANABİLİM DALI**

**OSMANİYE
OCAK-2016**

TEZ ONAYI

AKDENİZ BÖLGESİNE AİT METEOROLOJİK VERİLER KULLANILARAK YAPAY SİNİR AĞLARI YARDIMIYLA GÜNEŞ ENERJİSİNİN TAHMİNİ

Yüksel OKUR tarafından Doç. Dr. Muhittin ŞAHAN danışmanlığında Osmaniye Korkut Ata Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü **Fizik** Anabilim Dalı'nda hazırlanan bu çalışma aşağıda imzaları bulunan jüri üyeleri tarafından oy birliği/çokluğu ile **Yüksek Lisans Tezi** olarak kabul edilmiştir.

Danışman: Doç. Dr. Muhittin ŞAHAN ...
Fizik Anabilim Dalı, OKÜ

Üye: Doç.Dr. İsmail Hakkı SARPÜN ...
Fizik Anabilim Dalı, Afyon Kocatepe Ü.

Üye: Prof. Dr. Eyyup TEL ...
Fizik Anabilim Dalı, OKÜ.

Yukarıdaki jüri kararı Osmaniye Korkut Ata Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Yönetim Kurulu'nun/...../..... tarih ve /..... sayılı kararı ile onaylanmıştır.

Prof.Dr. Abdullah Ali GÜRTEN
Enstitü Müdürü, **Fen Bilimleri Enstitüsü**

Bu Çalışma OKÜ Bilimsel Araştırma Projeleri Birimi Tarafından Desteklenmiştir.

Proje No: OKÜBAP-2014-PT3-035

Bu tezde kullanılan özgün bilgiler, şekil, çizelge ve fotoğraflardan kaynak göstermeden alıntı yapmak 5846 sayılı Fikir ve Sanat Eserleri Kanunu hükümlerine tabidir.

TEZ BİLDİRİMİ

Tez içindeki bütün bilgilerin etik davranış ve akademik kurallar çerçevesinde elde edilerek sunulduğunu, bu çalışma sonucunda elde edilmeyen her türlü bilgi ve ifade için ilgili kaynağa eksiksiz atıf yapıldığını ve bu tezin Osmaniye Korkut Ata Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü tez yazım kurallarına uygun olarak hazırlandığını bildiririm.

Yüksel OKUR

ÖZET

AKDENİZ BÖLGESİNE AİT METEOROLOJİK VERİLER KULLANILARAK YAPAY SİNİR AĞLARI YARDIMIYLA GÜNEŞ ENERJİSİNİN TAHMİNİ

Yüksel OKUR
Yüksek Lisans, Fizik Anabilim Dalı
Danışman: Doç. Dr. Muhittin ŞAHAN

Ocak 2016, 163 sayfa

Akdeniz Bölgesindeki seçilmiş 14 yerleşim yeri için yatay yüzeye gelen aylık ortalama toplam güneş ışınımını tahmin etmek için yapay sinir ağı (YSA) modeli kullanılmıştır. Geliştirilen YSA'nın mimari yapısı logaritmik sigmoid (logsig) transfer fonksiyon kullanan 12 nöronlu bir gizli katmandan ve lineer (purelin) transfer fonksiyonu kullanan bir çıktı katmandan oluşan ileri beslemeli geri yayımlı yapay sinir ağları (FFBPANN) modelidir. YSA modelinde kullanılan eğitim algoritması Levenberg Marquand geri yayılım (trainlm)'dir. Yedi meteorolojik (ortalama hava sıcaklığı, minimum toprak üstü sıcaklığı, 5cm'deki toprak sıcaklığı, bağıl nem, bulutluluk, hava basıncı, güneşlenme süresi) ve beş coğrafik (istasyon, ay, enlem, boylam, yükseklik) parametreyi temel alan 1993-2010 yılları arasındaki veriler MGM'nden alınmıştır. Bu meteorolojik ve coğrafik değişkenler YSA modelinde çıktı parametresi olarak aylık ortalama güneş ışınımını tahmin etmek için girdi parametresi olarak kullanılmıştır. 14 istasyondan elde edilen veri setleri verilerin eğitimi ve test edilmesi için iki kısma ayrılmıştır. İstatistik yöntemleri kullanılarak YSA modelinden elde edilen sonuçlar meteorolojik verilerle karşılaştırılmıştır. Korelasyon katsayısı (R^2), Hata Kareleri Ortalamasının Karekökü (RMSE), Mutlak Hata Oranları Ortalaması (MAPE), Hata Kareleri Ortalaması (MSE), Ortalama Yüzde Hata Kareleri Kare Kökü (RMSPE), Ortalama Yüzde Hata Kareleri (MSPE), Mutlak Ortalama Bias Hata (MABE), Ortalama Hata Eğilimi (MBE), Ortalama Yüzde Hata (MPE), Willmott indeksi (WI) ve t-testi istatistiksel değerleri sırasıyla 0.940 %, 1.562 MJ/m², 0.079 %, 2.441 MJ/m², 0.110 %, 0.012 %, 1.072 MJ/m², -0.417 MJ/m², -0.035%, 0.983 MJ/m², ve 6.211 % olarak bulunmuştur. Sonuçlar, toplam güneş ışınımının tahmin edilen ve ölçülen değerleri arasında oldukça uyumlu olduğunu göstermiştir. Geliştirilen YSA modelinin diğer yerleşim yerleri ve farklı durumlar için tahmin etmede kullanılabileceğini önermekteyiz.

Anahtar Kelimeler: Güneş Işınım Şiddeti, Yapay Sinir Ağları, Meteorolojik Veriler, Modelleme, Tahmin Metodu

ABSTRACT

ESTIMATION OF THE SOLAR RADIATION USING SOME METEOROLOGICAL DATA FOR THE MEDITERRANEAN REGION WITH THE ARTIFICIAL NEURAL NETWORK

Yüksel OKUR
M.Sc., Department of Physics
Supervisor: Assoc. Prof. Muhittin ŞAHAN

January 2016, 163 pages

In order to estimate monthly average global solar radiation on a horizontal surface for selected 14 locations in Mediterranean region was used artificial neural network (ANN) model. The ANN architecture designed is a feed-forward back-propagation (FFBPANN) model with one-hidden layer containing 12 neurons with logarithmic sigmoid (logsig) as the transfer function and one output layer utilized a linear transfer function (purelin). The training algorithm used in ANN model was the Levenberg Marquand back propagation algorithm (trainlm). The data between 1993-2010 based on seven meteorological parameters (monthly average air temperature, minimum soil surface temperature, soil temperature at depths of 5 cm, relative humidity, cloudiness, vapor pressure, and sunshine duration) and five geographical parameters (station, month, latitude, longitude, and altitude) were taken from Turkish State Meteorological Service (TSMS). These meteorological and geographical variables were used as input parameters to obtain monthly mean global solar radiation as output in ANN model. The datasets of 14 stations were split into two parts for training and for testing the data. Results obtained from ANN model were compared with measured meteorological values by using statistical methods. The correlation coefficient (R^2), Root Mean Square Error (RMSE) Mean Absolute Percentage Error (MAPE), Mean Square Error (MSE), Root Mean Square Percentage Error (RMSPE), Mean Square Percentage Error (MSPE), Mean Absolute Bias Error (MABE), Mean Bias Error (MBE), Mean Percentage Error (MPE), Willmott's Index (WI) and t-test values were found to be 0.940 %, 1.562 MJ/m², 0.079 %, 2.441 MJ/m², 0.110 %, 0.012 %, 1.072 MJ/m², -0.417 MJ/m², -0.035 %, 0.983 MJ/m², ve 6.211% , respectively. Results show good agreement between the estimated and measured values of global solar radiation. We suggest that the developed ANN model can be used to predict solar radiation another location and conditions.

Key Word: Solar Radiation, Artificial Neural Network, Meteorological Data, Modeling, Estimation Method

Çok kıymetli aileme...

TEŐEKKÜR

Yüksek Lisans tez konumun belirlenerek tez çalışmamın yürütölmesini üstlenen, çalışmalarım süresince değerli bilgi ve tecrübeleriyle katkılarını esirgemeyen danışman hocam Sayın Doç. Dr. Muhittin ŐAHAN'a, Doç. Dr. Mehmet ŐAHİN'e, Yrd. Doç. Dr. Emre YAKUT'a ve Yrd. Doç. Dr. Halide ŐAHAN'a sonsuz teşekkürlerimi sunarım.

Böyle yoğun bir çalışma sürecinde beni sonuna kadar destekleyen ve her türlü fedakârlığı gösteren değerli eşim Fatma EMİR OKUR'a, hayatımın yegâne çiçekleri olan çocuklarıma ve tüm aileme sonsuz teşekkürlerimi sunarım.

İÇİNDEKİLER

TEZ ONAYI	
TEZ BİLDİRİMİ	
ÖZET.....	i
ABSTRACT.....	ii
İTHAF SAYFASI.....	iii
TEŞEKKÜR.....	iv
İÇİNDEKİLER.....	v
ÇİZELGELER DİZİNİ.....	x
ŞEKİLLER DİZİNİ.....	xiii
1. GİRİŞ.....	1
2. ÖNCEKİ ÇALIŞMALAR.....	7
3. MATERYAL VE METOD.....	22
3.1. Materyal.....	22
3.1.1. Güneş.....	22
3.1.1.1. Kara Cisim Işımaları.....	25
3.1.1.2. Elektromanyetik Spektrum.....	28
3.1.1.3. Güneş Sabiti.....	30
3.1.1.4. Güneşle İlgili Açılar Ve Tanımlamalar.....	33
3.1.1.4.1. Esas Güneş Açıları.....	33
3.1.1.4.2. Dünyanın Enlem Ve Boylamı.....	34
3.1.1.4.3. Temel Güneş Açıları.....	35
3.1.1.4.3.1. Deklinasyon Açısı (δ).....	35
3.1.1.4.3.2. Saat Açısı (ω).....	37
3.1.1.4.3.3. Enlem Açısı (θ).....	38

3.1.1.4.3.4. Yüzey Eğim Açısı (β)	39
3.1.1.4.4. Türetilen Güneş Açılıarı.....	39
3.1.1.4.4.1. Zenit Açısı (θ_z)	39
3.1.1.4.4.2. Güneş Yükseklik Açısı (α_s).....	39
3.1.1.4.4.3. Yüzey Azimut Açısı (γ)	40
3.1.1.4.4.4. Güneş Azimut Açısı (γ_s).....	40
3.1.1.4.4.5. Güneşin Geliş Açısı (θ).....	40
3.1.1.4.4.6. Hava Yutma Sayısı (Airmass: AM)	41
3.1.1.4.4.7. Güneş Batış Saat Açısı (ω_s).....	42
3.1.1.4.4.8. Güneş Doğuş Açısı (W_s) ve Gün Uzunluğu (N).....	42
3.1.1.4.4.9. Zaman Denklemi (ZD).....	42
3.1.1.5. Dünyada Güneş Enerjisi.....	43
3.1.1.6. Türkiye’de Güneş Enerjisi	45
3.1.2. Yapay Zekâ ve Yapay Sinir Ağları	47
3.1.2.1. Yapay Zekâ	47
3.1.2.2. Biyolojik Sinir Hücresi (Nöron)	48
3.1.2.3. Yapay Sinir Hücresi (İşlem Eleman)	49
3.1.2.3.1. Hücrenin Girdileri	51
3.1.2.3.2. Ağırlıklar	52
3.1.2.3.3. Toplam (Birleştirme) Fonksiyonu.....	52
3.1.2.3.4. Aktivasyon (Transfer) Fonksiyonları	53
3.1.2.3.4.1. Logaritma Sigmoid (logsig) Aktivasyon Fonksiyonu.....	54
3.1.2.3.4.2. Hiperbolik Tanjant (tansig) Aktivasyon Fonksiyonu.....	56
3.1.2.3.4.3. Doğrusal (purelin) Aktivasyon Fonksiyonu.....	56
3.1.2.3.4.4. Adım (Step) Fonksiyonu	58
3.1.2.3.5. Hücrenin Çıktıları.....	58

3.1.2.4. Yapay Sinir Ağları	60
3.1.2.5. Yapay Sinir Ağlarının Sınıflandırılması	62
3.1.2.5.1. Yapılarına Göre YSA	63
3.1.2.5.1.1. İleri Beslemeli YSA	63
3.1.2.5.1.2. Geri Beslemeli YSA.....	65
3.1.2.5.2. Öğrenme Yöntemine Göre YSA	65
3.1.2.5.2.1. Danışmanlı (Denetimli) Öğrenme.....	66
3.1.2.5.2.2. Danışmansız (Denetimsiz) Öğrenme	67
3.1.2.5.2.3. Takviyeli (Destekleyici) Öğrenme.....	67
3.1.2.6. Yapay Sinir Ağlarının Tasarımı	67
3.1.2.6.1. Öğrenme (Training) Algoritmasının Seçimi	69
3.1.2.7. Yapay Sinir Ağların Uygulama Alanları	70
3.1.3. İstatistiksel Analiz Metotları (Model Performans Kriterleri).....	71
3.1.3.1. Regresyon (Korelasyon) Katsayısı (R^2).....	72
3.1.3.2. Hata Kareleri Ortalaması (MSE).....	73
3.1.3.3. Ortalama Mutlak Hata (MAE)	73
3.1.3.4. Ortalama Yüzde Hata (MPE).....	74
3.1.3.5. Mutlak Hata Oranları Ortalaması (MAPE).....	74
3.1.3.6. Ortalama Yüzde Hata Kareleri (MSPE).....	74
3.1.3.7. Hata Kareleri Ortalamasının Karekökü (RMSE).....	74
3.1.3.8. Mutlak Ortalama Bias Hata (MABE)	75
3.1.3.9. t-testi Metodu (t-stat).....	75
3.1.3.10. Ortalama Yüzde Hata Kareleri Kökü (RMSPE).....	76
3.1.3.11. Ortalama Bias Hata (MBE).....	76
3.1.3.12. Willmott İndeksi (WI).....	77
3.2. Metot	77

3.2.1. Model İçin Girdi Setinin Hazırlanması	78
3.2.2. Eğitim Algoritmasının Belirlenmesi	85
3.2.3. YSA Mimarisinin Belirlenmesi	88
3.2.4. YSA Modelinin Kurulması Ve Eğitimi	89
4. BULGULAR VE TARTIŞMA	98
4.1. Adana İçin Ölçülen Ve Hesaplanan Aylık Ortalama Toplam Güneş Enerjisi	106
4.2. Kozan İçin Ölçülen Ve Hesaplanan Aylık Ortalama Toplam Güneş Enerjisi	108
4.3. Karataş İçin Ölçülen Ve Hesaplanan Aylık Ortalama Toplam Güneş Enerjisi	111
4.4. Budur İçin Ölçülen Ve Hesaplanan Aylık Ortalama Toplam Güneş Enerjisi ..	114
4.5. Antalya İçin Ölçülen Ve Hesaplanan Aylık Ortalama Toplam Güneş Enerjisi	118
4.6. Kahramanmaraş İçin Ölçülen Ve Hesaplanan Aylık Ortalama Toplam Güneş Enerjisi	120
4.7. Elbistan İçin Ölçülen Ve Hesaplanan Aylık Ortalama Toplam Güneş Enerjisi	123
4.8. Göksun İçin Ölçülen Ve Hesaplanan Aylık Ortalama Toplam Güneş Enerjisi	126
4.9. Isparta İçin Ölçülen Ve Hesaplanan Aylık Ortalama Toplam Güneş Enerjisi	129
4.10. Antakya İçin Ölçülen Ve Hesaplanan Aylık Ortalama Toplam Güneş Enerjisi	132
4.11. İskenderun İçin Ölçülen Ve Hesaplanan Aylık Ortalama Toplam Güneş Enerjisi	135
4.12. Mersin İçin Ölçülen Ve Hesaplanan Aylık Ortalama Toplam Güneş Enerjisi	138

4.13. Anamur İçin Ölçülen Ve Hesaplanan Aylık Ortalama Toplam Güneş Enerjisi	141
4.14. Silifke İçin Ölçülen Ve Hesaplanan Aylık Ortalama Toplam Güneş Enerjisi	143
5. SONUÇLAR VE ÖNERİLER	146
KAYNAKLAR	150
ÖZGEÇMİŞ.....	.163

ÇİZELGELER DİZİNİ

Çizelge 1.1. Türkiye'nin aylık ortalama güneş enerjisi potansiyeli (YEGM).....	4
Çizelge 1.2. Türkiye'nin yıllık toplam güneş enerjisi potansiyelinin bölgelere göre dağılımı potansiyeli (YEGM).....	5
Çizelge 3.1. Aylara göre ortalama değer günleri	37
Çizelge 3.2. Hücre modellerinde kullanılan aktivasyon fonksiyonları	54
Çizelge 3.3. Sinir sistemi ile YSA'nın karşılaştırılması (Bahadır, 2008).	62
Çizelge 3.4. Yapay Sinir Ağı modelleri	62
Çizelge 3.5. YSA'ların software'inde var olan Neural Network Toolbox eğitim algoritmalarının listesi (Beale ve ark., 2015).....	70
Çizelge 3.6. Çalışmada Akdeniz Bölgesinden seçilen 14 yerleşim yerine ait il, ilçe isimleri bu yerleşim yerlerine ait meteorolojik verilerinin alındığı istasyonun adı, istasyon kodları, konumları ve yükseklikleri	79
Çizelge 3.7. Akdeniz Bölgesi'ndeki bazı illerin meteorolojik verilerin yıllara göre YSA'da kullanımı	81
Çizelge 3.8. Verilerin eğitiminde kullanılan ve YSA'na girdi "input" olarak sokulan coğrafik ve meteorolojik verilerin örnek olması için bir bölümü	83
Çizelge 3.9. Verilerin eğitiminde kullanılan ve YSA'na hedef "target" olarak sokulan aylık ortalama günlük toplam global güneşlenme şiddet (MJ/m ²) verilerin örnek olması için bir bölümü	84
Çizelge 3.10. Güneş enerjisi verilerinin tahmin etme çalışmasında eğitim algoritmasının belirlenmesinde kullanılan algoritmalar ve istatistiki değerler.	86
Çizelge 3.11. Aylık bazda ölçülen değer ile verilerinin "traincg", "trainbfg", "traincgb", "traincgp", "traingdx", "trainlm", ve "trainoss" eğitim algoritmalarına göre yapılan çalışmalar sonucunda elde edilen tahmin değerleri	87

Çizelge 3.12. Kullanılan YSA özellikleri	91
Çizelge 3.13. YSA’da kullanılan eğitim “training” parametreleri.....	91
Çizelge 4.1. Oluşturulan modellere ait eğitim fonksiyonları, gizli transfer fonksiyonları, çıktı fonksiyonları, gizli katmandaki nöron sayıları ve elde edilen regresyon eşitlikleri	102
Çizelge 4.2. YSA modellerinden elde edilen verilerin model performans kriterleri R^2 , RMSE, MAPE, MSE, RMSPE, MSPE, MABE, MBE, MPE, WI ve t-test kullanılarak ölçülen gerçek değerleri ile yapılan analiz sonuçları	103
Çizelge 4.3. Yerleşim yerlerine ait test edilen verilerin lineer ve çoklu lineer regresyon analizi yöntemleri ve istatistiksel analiz sonuçları.....	105
Çizelge 4.4. Adana için ölçülen ve YSA modeli ile tahmin edilen aylık ve yıllık ortalama güneş enerjisi değerleri ile değerlerin oranı.....	107
Çizelge 4.5. Kozan için ölçülen ve YSA modeli ile tahmin edilen aylık ve yıllık ortalama güneş enerjisi değerleri ile değerlerin oranı.....	110
Çizelge 4.6. Karataş için ölçülen ve YSA modeli ile tahmin edilen aylık ve yıllık ortalama güneş enerjisi değerleri ile değerlerin oranı.....	113
Çizelge 4.7. Burdur için ölçülen ve YSA ile modeli ile tahmin edilen aylık ortalama güneş enerjisi değerleri ile değerlerin oranı.....	1166
Çizelge 4.8. Antalya için ölçülen ve YSA ile modeli ile tahmin edilen aylık ortalama güneş enerjisi değerleri ile değerlerin oranı.....	119
Çizelge 4.9. Kahramanmaraş için ölçülen ve YSA ile modeli ile tahmin edilen aylık ortalama güneş enerjisi değerleri ile değerlerin oranı.....	119
Çizelge 4.10. Elbistan için ölçülen ve YSA ile modeli ile tahmin edilen aylık ortalama güneş enerjisi değerleri ile değerlerin oranı.....	125
Çizelge 4.11. Göksun için ölçülen ve YSA ile modeli ile tahmin edilen aylık ortalama güneş enerjisi değerleri ile değerlerin oranı.....	128
Çizelge 4.12. Isparta için ölçülen ve YSA ile modeli ile tahmin edilen aylık ortalama güneş enerjisi değerleri ile değerlerin oranı.....	131

Çizelge 4.13. Antakya için ölçülen ve YSA ile modeli ile tahmin edilen aylık ortalama güneş enerjisi değerleriyle değerlerin oranı.....	134
Çizelge 4.14. İskenderun için ölçülen ve YSA ile modeli ile tahmin edilen aylık ortalama güneş enerjisi değerleriyle değerlerin oranı.....	137
Çizelge 4.15. Mersin için ölçülen ve YSA ile modeli ile tahmin edilen aylık ortalama güneş enerjisi değerleriyle değerlerin oranı.....	140
Çizelge 4.16. Anamur için ölçülen ve YSA ile modeli ile tahmin edilen aylık ortalama güneş enerjisi değerleriyle değerlerin oranı.....	142
Çizelge 4.17. Silifke için ölçülen ve YSA ile modeli ile tahmin edilen aylık ortalama güneş enerjisi değerleriyle değerlerin oranı.....	145

ŞEKİLLER DİZİNİ

Şekil 1.1. Türkiye'nin güneş enerjisi potansiyeli atlası:	5
Şekil 3.1. Dünyamızın ısı ve ışık kaynağı Güneş.....	23
Şekil 3.2. Yeryüzüne gelen güneş ışınımının spektrumu	25
Şekil 3.3. Kara cisim ışıması.....	26
Şekil 3.4. Kara cisim ışımasının sıcaklığa göre değişimi.....	27
Şekil 3.5. Herhangi bir ışınımın dalga boyu	28
Şekil 3.6. Elektromanyetik spektrum	29
Şekil 3.7. Güneş sabitinin hesabı	31
Şekil 3.8. Dünya ile Güneş arasındaki mesafenin değişimi	31
Şekil 3.9. Yılın günlerine bağlı olarak atmosfer dışı ışınımın değişmesi	32
Şekil 3.10. Enlem (ϕ), saat açısı (ω) ve güneş deklinasyon açısı (δ).....	34
Şekil 3.11. Yıl içerisinde günlere göre deklinasyon açısının değişimi.	36
Şekil 3.12. Zenit, güneş yükseklik ve azimut gibi türetilmiş açıları (Ramsey, 2003)	38
Şekil 3. 13. Güneş ışınlarının atmosferde geçtiği hava kütlesi miktarı.....	41
Şekil 3.14. Zaman denkleminin yılın günlerine göre değişimi	43
Şekil 3.15. Dünyanın Güneş enerjisi potansiyeli dağılımı atlası	45
Şekil 3.16. Bir biyolojik sinir hücresinin (nöronun) yapısı (Graupe, 2007)	49
Şekil 3.17. Biyolojik nöronların giriş-çıkış yapısı (Mehrotra ve ark., 1997).....	50
Şekil 3.18. YSA genel giriş-çıkış yapısı (matematiksel mimarisi) (Graupe, 2007)	51
Şekil 3.19. Sigmoid (logsig) aktivasyon fonksiyonunun giriş-çıkış eğrisi (Graupe, 2007; Russel ve Norvig, 2010)	55

Şekil 3.20. Tangent-Sigmoid aktivasyon fonksiyonunun giriş-çıkış eğrisi (Kriesel, 2007; Graupe, 2007)	57
Şekil 3.21. Doğrusal (purelin) aktivasyon fonksiyonunun çıkış eğrisi (Graupe, 2007; Russel ve Norvig, 2010)	57
Şekil 3.22. Tek kutuplu adım (Step)aktivasyon fonksiyonunun giriş-çıkış eğrisi (Graupe, 2007; Russel ve Norvig, 2010)	59
Şekil 3.23. Çift kutuplu adım (Step) aktivasyon fonksiyonunun giriş-çıkış eğrisi (Graupe, 2007; Russel ve Norvig, 2010)	59
Şekil 3.24. İleri beslemeli "n" girişli, tek gizli ve bir çıkış katmanlarından oluşan çok katmana sahip YSA mimarisinin genel yapısı	64
Şekil 3.25. Verilerin eğitilmesinde test edilen eğitim algoritmalarının ölçülen tüm alanlar için aylık ortalama güneş enerjisi değerleri	88
Şekil 3.26. Çalışmada kullanılan YSA mimarisi	89
Şekil 3.27. Kurulan YSA yapısı	92
Şekil 3.28. Verilerin eğitimi süresince 12-12-1 modeline ait performans çıktısı eğitim, doğrulama ve test tüm veri setlerinin MSE için grafikleri	93
Şekil 3.29. Yapay sinir ağında kullanılan gizli katmandaki nöron sayılarına göre ortalama karesel hatası (MSE) değişimi	94
Şekil 3.30. Eğitim durum diyagram (iterasyon 44'de Gradient=.601, Mu=0.00173242 ve doğrulama (Validation)= 6 grafiği	95
Şekil 3.31. YSA modeline ait eğitim verilerinin grafiği	96
Şekil 3.32. YSA modeline ait doğrulama ve test verilerinin grafiği	96
Şekil 3.33. YSA modeline ait test verilerinin grafiği	97
Şekil 4.1. 28 numaralı YSA modelinden seçilen tüm yerleşim yerleri için elde edilen ölçülen ve tahmin edilen yıllık ortalama Güneş Enerjisi arasındaki ilişkisi ve geçirilen regresyon eğrisi	104

Şekil 4.2. Adana için MGM'den alınan ölçülmüş gerçek değerler ile YSA da geliştirilen model kullanılarak tahmin edilen aylık ortalama olarak 2007, 2008 ve 2010 yıllarına ait 3 yıllık toplam güneş enerjisi verilerinin regresyon eğrisi	106
Şekil 4.3. Adana için 2007, 2008 ve 2010 yıllarına ait 3 yıllık verilerden elde edilen yıllık olarak aylık ortalama toplam güneş enerjisinin (MJ/m^2) ölçülen ve YSA ile değerlerinin aylık değişimi	108
Şekil 4.4. Kozan için MGM'den alınan ölçülmüş gerçek değerler ile YSA da geliştirilen model kullanılarak tahmin edilen aylık ortalama olarak 2007, 2009 ve 2010 yıllarına ait 3 yıllık toplam güneş enerjisi verilerinin regresyon eğrisi	109
Şekil 4.5. Kozan için 2007, 2009 ve 2010 yıllarına ait 3 yıllık verilerden elde edilen yıllık olarak aylık ortalama toplam güneş enerjisinin (MJ/m^2) ölçülen ve YSA ile değerlerinin aylık değişimi	111
Şekil 4.6. Karataş için MGM'den alınan ölçülmüş gerçek değerler ile YSA da geliştirilen model kullanılarak tahmin edilen aylık ortalama olarak 1999, 2000 ve 2001 yıllarına ait 3 yıllık toplam güneş enerjisi verilerinin regresyon eğrisi	112
Şekil 4.7. Karataş için 1999, 2000 ve 2001 yıllarına ait 3 yıllık verilerden elde edilen yıllık olarak aylık ortalama toplam güneş enerjisinin (MJ/m^2) ölçülen ve YSA ile değerlerinin aylık değişimi	114
Şekil 4.8. Burdur için MGM'den alınan ölçülmüş gerçek değerler ile YSA da geliştirilen model kullanılarak tahmin edilen aylık ortalama olarak 2004, 2005 ve 2006 yıllarına ait 3 yıllık toplam güneş enerjisi verilerinin regresyon eğrisi	115
Şekil 4.9. Burdur için 2004, 2005 ve 2006 yıllarına ait 3 yıllık verilerden elde edilen yıllık olarak aylık ortalama toplam güneş enerjisinin (MJ/m^2) ölçülen ve YSA ile değerlerinin aylık değişimi	117

Şekil 4.10. Antalya için MGM'den alınan ölçülmüş gerçek değerler ile YSA da geliştirilen model kullanılarak tahmin edilen aylık ortalama olarak 2003, 2004 ve 2005 yıllarına ait 3 yıllık toplam güneş enerjisi verilerinin regresyon eğrisi	118
Şekil 4.11. Antalya için 2003, 2004 ve 2005 yıllarına ait 3 yıllık verilerden elde edilen yıllık olarak aylık ortalama toplam güneş enerjisinin (MJ/m^2) ölçülen ve YSA ile değerlerinin aylık değişimi	120
Şekil 4.12. Kahramanmaraş için MGM'den alınan ölçülmüş gerçek değerler ile YSA da geliştirilen model kullanılarak tahmin edilen aylık ortalama olarak 2005, 2006 ve 2007 yıllarına ait 3 yıllık toplam güneş enerjisi verilerinin regresyon eğrisi	121
Şekil 4.13. Kahramanmaraş için 2005, 2006 ve 2007 yıllarına ait 3 yıllık verilerden elde edilen yıllık olarak aylık ortalama toplam güneş enerjisinin (MJ/m^2) ölçülen ve YSA ile değerlerinin aylık değişimi.....	123
Şekil 4.14. Elbistan için MGM'den alınan ölçülmüş gerçek değerler ile YSA da geliştirilen model kullanılarak tahmin edilen aylık ortalama olarak 2008, 2009 ve 2010 yıllarına ait 3 yıllık toplam güneş enerjisi verilerinin regresyon eğrisi	124
Şekil 4.15. Elbistan için 2008, 2009 ve 2010 yıllarına ait 3 yıllık verilerden elde edilen yıllık olarak aylık ortalama toplam güneş enerjisinin (MJ/m^2) ölçülen ve YSA ile değerlerinin aylık değişimi	126
Şekil 4.16. Göksun için MGM'den alınan ölçülmüş gerçek değerler ile YSA da geliştirilen model kullanılarak tahmin edilen aylık ortalama olarak 2001, 2002 ve 2003 yıllarına ait 3 yıllık toplam güneş enerjisi verilerinin regresyon eğrisi	127
Şekil 4.17. Göksun için 2001, 2002 ve 2003 yıllarına ait 3 yıllık verilerden elde edilen yıllık olarak aylık ortalama toplam güneş enerjisinin (MJ/m^2) ölçülen ve YSA ile değerlerinin aylık değişimi	129

Şekil 4.18. Isparta MGM'den alınan ölçülmüş gerçek değerler ile YSA da geliştirilen model kullanılarak tahmin edilen aylık ortalama olarak 2002, 2003 ve 2006 yıllarına ait 3 yıllık toplam güneş enerjisi verilerinin regresyon eğrisi	130
Şekil 4.19. Isparta için 2002, 2003 ve 2006 yıllarına ait 3 yıllık verilerden elde edilen yıllık olarak aylık ortalama toplam güneş enerjisinin (MJ/m^2) ölçülen ve YSA ile değerlerinin aylık değişimi	132
Şekil 4.20. Antakya için MGM'den alınan ölçülmüş gerçek değerler ile YSA da geliştirilen model kullanılarak tahmin edilen aylık ortalama olarak 2008, 2009 ve 2010 yıllarına ait 3 yıllık toplam güneş enerjisi verilerinin regresyon eğrisi	133
Şekil 4.21. Antakya için 2008, 2009 ve 2010 yıllarına ait 3 yıllık verilerden elde edilen yıllık olarak aylık ortalama toplam güneş enerjisinin (MJ/m^2) ölçülen ve YSA ile değerlerinin aylık değişimi	135
Şekil 4.22. İskenderun için MGM'den alınan ölçülmüş gerçek değerler ile YSA da geliştirilen model kullanılarak tahmin edilen aylık ortalama olarak 2008, 2009 ve 2010 yıllarına ait 3 yıllık toplam güneş enerjisi verilerinin regresyon eğrisi	136
Şekil 4.23. İskenderun için 2008, 2009 ve 2010 yıllarına ait 3 yıllık verilerden elde edilen yıllık olarak aylık ortalama toplam güneş enerjisinin (MJ/m^2) ölçülen ve YSA ile değerlerinin aylık değişimi	138
Şekil 4.24. Mersin için MGM'den alınan ölçülmüş gerçek değerler ile YSA da geliştirilen model kullanılarak tahmin edilen aylık ortalama olarak 2008, 2009 ve 2010 yıllarına ait 3 yıllık toplam güneş enerjisi verilerinin regresyon eğrisi	139
Şekil 4.25. Mersin için 2008, 2009 ve 2010 yıllarına ait 3 yıllık verilerden elde edilen yıllık olarak aylık ortalama toplam güneş enerjisinin (MJ/m^2) ölçülen ve YSA ile değerlerinin aylık değişimi	140

- Şekil 4.26. Anamur için MGM'den alınan ölçülmüş gerçek değerler ile YSA da geliştirilen model kullanılarak tahmin edilen aylık ortalama olarak 2001, 2002 ve 2003 yıllarına ait 3 yıllık toplam güneş enerjisi verilerinin regresyon eğrisi 141
- Şekil 4.27. Anamur için 2001, 2002 ve 2003 yıllarına ait 3 yıllık verilerden elde edilen yıllık olarak aylık ortalama toplam güneş enerjisinin (MJ/m^2) ölçülen ve YSA ile değerlerinin aylık değişimi 143
- Şekil 4.28. Silifke için MGM'den alınan ölçülmüş gerçek değerler ile YSA da geliştirilen model kullanılarak tahmin edilen aylık ortalama olarak 2008, 2009 ve 2010 yıllarına ait 3 yıllık toplam güneş enerjisi verilerinin regresyon eğrisi 144
- Şekil 4.29. Silifke için 2008, 2009 ve 2010 yıllarına ait 3 yıllık verilerden elde edilen yıllık olarak aylık ortalama toplam güneş enerjisinin (MJ/m^2) ölçülen ve YSA ile değerlerinin aylık değişimi 145

1. GİRİŞ

Çağdaş toplum günümüzdeki refah düzeyine bol ve ucuz enerji tüketerek ulaşmıştır. Son yüzyılda enerji tüketimi her 15-20 yılda iki katına çıkarak üstel bir artış gösterdiği gözlenmiştir. Günümüzde teknolojinin gelişmesine bağlı olarak insanoğlunun her alanda ihtiyaç duyduğu enerjinin önemi giderek daha da artmaktadır. Enerji, uygarlığın en temel girdisi olup, üretim ve tüketimi, kalkınma ve gelişmişlik düzeylerini ölçmede kullanılan en önemli göstergelerin başında gelmektedir. Sürekli artan enerji ihtiyacını karşılamada mevcut kaynakların yetersiz kalması sonucu alternatif enerji kaynaklarını bulma ve geliştirme çalışmaları hız kazanmıştır.

En çok kullanılan enerji kaynakları olan petrol, doğal gaz, kömür gibi fosil yakıtlar milyonlarca yıl boyunca Güneş enerjisinin fotokimyasal reaksiyonlarla oluşturduğu yenilenemeyen enerji kaynaklarıdır. Fosil yakıt tüketimi küresel ısınmaya neden olan etmenlerin başında geldiği ve özellikle fosil yakıt kaynaklı enerji üretim ve tüketimi, doğada onarılması imkânsız zararlara yol açtığı düşünülmektedir. Bugün ülkelerin yüz yüze oldukları en büyük sorun çevreye fazla zarar vermeden, yeterli ekonomik büyümeyi sağlayacak düzeyde enerji üretecek yeni kaynaklar aramaktır. Bu kaynakların başında da şüphesiz Güneş enerjisi gelmektedir. Güneş enerjisinin önemi kömür, petrol, doğal gaz gibi fosil yakıtların hızla tükendiği günümüzde gittikçe daha fazla artmaktadır.

Dünyanın en önemli enerji kaynağı Güneş'tir. Güneşin ışınım enerjisi, yer ve atmosfer sistemindeki fiziksel oluşumları etkileyen başlıca enerji kaynağıdır. Doğal enerji kaynaklarının pek çoğunun kökeni olan Güneş enerjisinden, ısıtma ve elektrik elde etme gibi amaçlarla doğrudan yararlanılmaktadır. Güneşin yaydığı ve dünyamıza da ulaşan enerji, Güneşin çekirdeğinde yer alan füzyon süreci ile açığa çıkan ışıma enerjisidir ve Güneşteki Hidrojen gazının Helyuma dönüşmesi şeklindeki füzyon sürecinden kaynaklanır ve oluşan kütle farkı, ısı enerjisine dönüşerek uzaya yayılmaktadır. Bu termonükleer reaksiyon sonucu ortaya çıkan enerji çok fazladır. Güneşin bu enerjiye sahip olabilmesi için saniyede 10^{38} füzyon reaksiyonuna ihtiyaç duyması gerektiği hesaplanmıştır. Bu da yaklaşık olarak saniyede 657 milyon ton Hidrojenin 653 ton Helyuma dönüşmesi demektir. Bu reaksiyonlar sonucu kaybolan kütle enerjiye dönüşür.

Termonükleer bir reaktör olan Güneşten çeşitli dalga boylarında (62 MW/m^2) enerji yayılmakta ve Güneş'in bütün yüzeyinden yayılan enerjinin sadece iki milyarda biri yeryüzüne gelmektedir. Atmosferin dış yüzeyine ulaşan enerji 173.104 kW değerindeyken, yeryüzüne ulaşan değer 1.395 kW 'a düşmektedir. Bu düşüşün sebebi dünya atmosferi bu enerjinin % 6'sını yansıtması, % 16'sını da soğurmasıdır. Bu eksilmeler ortaya çıkmadan önce, atmosferin dışında ışıınım değeri yaklaşık 1367 W/m^2 'dir ve bu değer Güneş Sabiti olarak alınır. Güneşten dünyamıza ulaşan enerji ülkelere göre değişmektedir ($0-1020 \text{ W/m}^2$). Bu düşüşe rağmen yeryüzüne ulaşan enerji insanlığın ihtiyaç duyduğu enerjinin milyarlarca katıdır. Güneş enerjisinden yararlanma konusundaki çalışmalar özellikle 1970'li yıllardan sonra hız kazanmış, Güneş enerjisi sistemleri teknolojik olarak ilerleme ve maliyet bakımından düşme göstermiş, Güneş enerjisi çevresel olarak temiz bir enerji kaynağı olarak kendini kabul ettirmiştir.

Güneş enerjisinin, diğer enerji türlerine göre birçok avantajı vardır. Bunların başında temiz, çevreci, bol, ucuz ve tükenmeyen bir enerji kaynağı olmasıdır. Havayı kirletici karbondioksit, karbon monoksit, kükürt dioksit gibi gazların salınmaması Güneş enerjisini temiz çevreci bir enerji türü olmasında etkilidir.

Dünya atmosferinde meydana gelen olaylarının oluşumunu, değişimini, gelişimini ve bunların nedenlerini ve sonuçlarını inceleyen ve bu hava olaylarının canlılar üzerinde ve dünyadaki etkilerini araştıran bir bilim dalına meteoroloji denmektedir. Tarih boyunca insanoğlu, elindeki imkânlarla göre atmosferde neler olup bittiğini araştırma, anlama ve mevsimlere göre tedbir almaya çalışmıştır. Mevsimlere göre havada meydana gelen iklim değişiklikleri hava sıcaklığını, bağıl nemi, rüzgârı, güneş ışıınımlarını ve yağışları vb. gibi yaşadığımız çevreyi dolaylı ya da doğrudan etkilemektedir. Özellikle Güneşten gelen Güneşin ışıınımları atmosferden geçerek dünya yüzeyine kadar ulaşmakta ve hava sıcaklığına, neme ve dolayısıyla çevremizde belirli etkilere neden olmaktadır. Bu nedenle bulunduğumuz çevreyi etkileyen meteorolojinin önemi henüz tam olarak anlaşılmış değildir. Meteorolojik olayların insan yaşamında büyük bir öneme sahip olması nedeniyle değerlerinin bilinmesi büyük önem taşımaktadır. Meteorolojik veriler çok sayıda değişkene bağlı olmaları ve her yerde ölçülememeleri nedeniyle, çeşitli yöntemler ile modellenmeye ve bu modeller yardımıyla tahmin edilmeye çalışılmaktadır.

Yaşamın sürdürülebilmesi için vazgeçilmez bir unsur olan Güneş enerjisi, son yıllarda iklim değişikliğinin insan yaşamı üzerindeki etkilerinin giderek artmasıyla birlikte, üzerinde daha çok çalışılması gereken bir konu olmuştur. Bu amaçla yeryüzüne gelen Güneş enerjisi miktarının belirlenmesi çok önemlidir. Güneş Enerjisi potansiyelini belirlemek amacıyla yapılan meteorolojik gözlemler, insan gücü ve önemli ekonomik yatırımlar gerektirmektedir. Gözlem cihazlarının pahalı olması, cihazların bakım ve kalibrasyonlarının yeterli şekilde ve sıklıkta yapılamaması, verilerin iletiminde ve saklanması yaşanan problemler, deneyimli ve yeterli eleman olmaması gibi problemler, gözlem istasyonlarının kurulmasını ve işletimini olumsuz yönde etkilemektedir. Yer gözlemlerinde yaşanan bu sıkıntılar, Güneş enerjisi potansiyelini belirlemek için Güneş radyasyonu tahmin modellemesi çalışmalarını gündeme getirmiştir.

Ülkemizde bilimsel çalışmaları izlemek, teknolojiye bilgi birikimine önder olmak, kullanıcıya en ucuz ve en iyi şekilde sistem tasarımı sunmak amacıyla 1982 yılında, Elektrik İdaresi Genel Müdürlüğünde (EİE) çalışmalara başlanarak üniversitelere ve özel sektöre önder olacak çalışmalar yapılmıştır. Günümüzde Türkiye’de yatay bir düzleme gelen Güneş ışınım şiddeti ölçümlerini, Meteoroloji Genel Müdürlüğü (MGM), Yenilenebilir Enerji Genel Müdürlüğü (YEGM), üniversiteler ve araştırma kurumları tarafından düzenli olarak yapılmaktadır. Türkiye’nin birçok yerleşim yeri için yatay düzleme gelen Güneş ışınım değerlerine ulaşmak mümkündür (MGM; Uyarel ve Öz, 1987).

Türkiye, coğrafik konumu nedeniyle sahip olduğu Güneş enerjisi potansiyeli açısından pek çok ülkeye göre çok daha fazla şanslı durumda olduğu görülmektedir. MGM’nde mevcut bulunan 1966-1982 yıllarında ölçülen Güneşlenme süresi ve ışınım şiddeti verilerinden yararlanarak YEGM tarafından yapılan çalışmaya göre, Türkiye’nin ortalama yıllık toplam güneşlenme süresi 2640 saat, bu da günlük toplam 7.2 saate eşittir ve ortalama yıllık toplam ışınım şiddeti 1311 kWh/m² bu da günlük toplam 3.6 kWh/m² ye eşittir. Türkiye güneş kuşağı olarak adlandırılan bir bölgede bulunmaktadır. Güneş enerjisi açısından zengin bir ülkedir. Türkiye’nin bir yılda Güneş enerjisi potansiyeli 380 milyar kWh/yıl olarak hesaplanmıştır. Bu değerlerden, ülkemizin Güneş potansiyelinin İspanya’dan sonra Avrupa’nın en iyi potansiyel olduğu ve bilhassa Akdeniz, Ege, İç Anadolu’nun güneyi ve Güneydoğu Anadolu bölgelerimizin yüksek

Güneş enerjisi potansiyeline sahip olduğu görülmektedir. Türkiye Güneş enerji potansiyeli ve güneşlenme süresi değerleri ise aylara göre Çizelge 1.1’de verilmiştir.

Çizelge 1.1. Türkiye'nin aylık ortalama Güneş enerjisi potansiyeli (YEGM)

Aylar	Aylık Toplam Güneş Enerjisi (kWh/m ² -Ay)	Güneşlenme Süresi (Saat/Ay)
Ocak	51.75	103
Şubat	63.27	115
Mart	96.65	165
Nisan	122.23	197
Mayıs	153.86	273
Haziran	168.75	325
Temmuz	175.38	365
Ağustos	158.4	343
Eylül	123.28	280
Ekim	89.9	214
Kasım	60.82	157
Aralık	46.87	103
Toplam	1311	2640

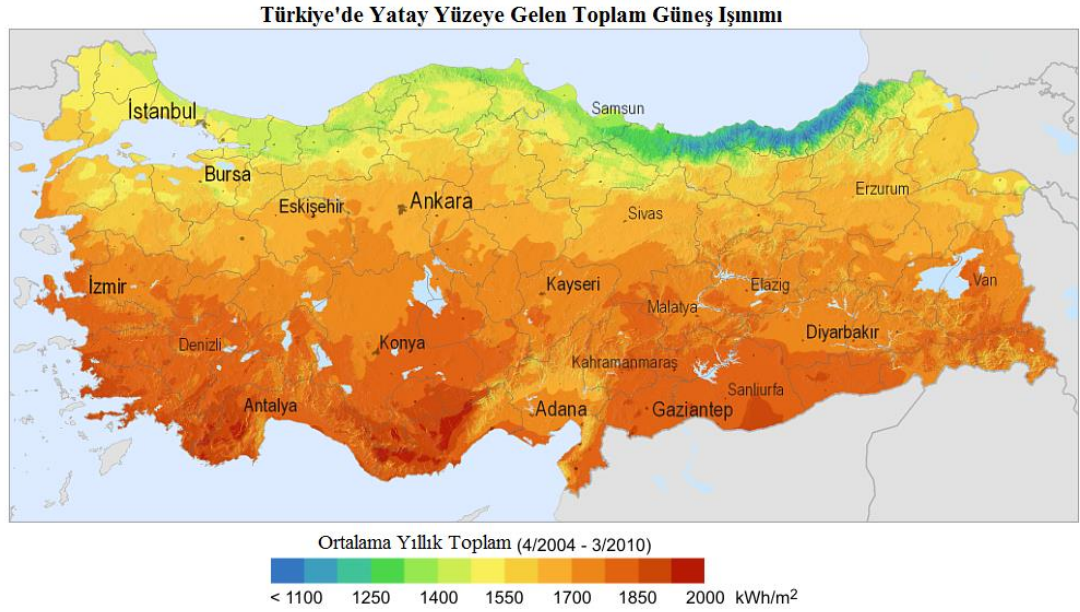
Güneşlenme süresi en az olan bölge Karadeniz Bölgesidir. YEGM Türkiye'nin yıllık toplam güneş enerjisi potansiyelinin bölgelere göre dağılımı potansiyeli Çizelge 1.2’de verilmiştir (YEGM).

Türkiye’de Şekil 1.1’de görüldüğü gibi, güneş kuşağı olarak adlandırılan ve fazla ışı-nım alan kırmızı bölge üzerinde olmasıdır. YEGM vermiş olduğu bilgilere göre bu değerler, Türkiye’nin gerçek potansiyelinden daha azdır. 1992 yılından bu yana YEGM ve MGM, Güneş enerjisi değerlerinin daha sağlıklı olarak ölçülmesi amacıyla Güneş enerjisi ölçümleri almaktadırlar. Bu ölçüm çalışmalarının sonucunda, Tür-kiye’nin Güneş enerjisi potansiyelinin değerinin çizelgelerde belirtilen değerden %20-25 daha fazla çıkması beklenmektedir (YEGM). Bu potansiyelin etkin bir biçimde kul-lanılması enerji konusunda dışa bağımlılığımızı azaltıcı etkiler gösterecektir. Şekil 1.1’de verilen haritada Türkiye’nin Güneş enerjisi potansiyeli atlası görülmektedir.

Şekil 1.1’de Akdeniz bölgesinin Güneş enerjisi bakımından oldukça zengin olduğu görülmektedir.

Çizelge 1.2. Türkiye'nin yıllık toplam güneş enerjisi potansiyelinin bölgelere göre dağılımı potansiyeli (YEGM)

BÖLGE	Toplam Güneş Enerjisi (kWh/m ² -Yıl)	Güneşlenme Süresi (Saat/Yıl)
G.Doğu Anadolu	1460	2993
Akdeniz	1390	2956
Doğu Anadolu	1365	2664
İç Anadolu	1314	2628
Ege	1304	2738
Marmara	1168	2409
Karadeniz	1120	1971



Şekil 1.1. Türkiye’nin güneş enerjisi potansiyeli atlası

Bu tez çalışmasında kısa bir giriş yaptıktan sonra elektromanyetik tayf, kara cisim ışıması, Güneş’in yapısı ve yaydığı enerji, yeryüzüne gelen Güneş ışınımının spektral dağılımı, Güneş açıları ve Türkiye’nin Güneş enerji potansiyeli hakkında temel bilgiler verilecek. Ayrıca, yapay sinir hücresi, aktivasyon fonksiyonları, yapay sinir ağları (YSA), yapay sinir ağlarının sınıflandırılması ve yapay sinir ağlarının öğrenmesinde istatistiksel hatalar hakkında detaylı bilgi verilecektir. Materyal ve metot bölümünde çalışma ile ilgili tüm konular ayrıntılı olarak açıklanıp sistemdeki amaçları ve gerekli-

likleri belirtilecektir. Ayrıca, MGM'nden alınan Akdeniz Bölgesi için seçilen bazı meteoroloji istasyonlarından 1993 – 2010 yılları arası toplam 18 yıllık coğrafik (il, enlem, boylam, yükseklik, yıl) ve meteorolojik (hava sıcaklığı, toprak üstü minimum sıcaklık, toprak sıcaklığı (5cm), bağıl nem, bulutluluk, buhar basıncı, güneşlenme süresi) veriler kullanılarak YSA modeli kullanılarak yatay yüzeye gelen aylık ortalama güneş ışınım şiddetinin tahmini için elde edilen modeller tartışılmıştır. Araştırma ve bulgular bölümünde Akdeniz Bölgesi için MGM'nden alınan 14 il için alınan 18 yıllık (1993 – 2010) coğrafik ve meteorolojik veriler kullanılarak YSA modeli ile tahmin edilen aylık ortalama güneş ışınım şiddetinin ölçülen gerçek ortalama güneş ışınım şiddet değerleriyle karşılaştırılması yapılmış ve istatistik yöntemlerle karşılaştırılması yapılarak sonuçlar tartışılmıştır. Sonuç ve öneriler bölümünde ise çalışma sonunda elde edilen veriler ve beklenen sonuçlar gösterilip, ileride bu konuda gerçekleştirilecek çalışmalar için elde edilen tecrübeler anlatılacaktır.

2. ÖNCEKİ ÇALIŞMALAR

Yapay sinir ağları (Artificial Neural Networks: ANNs: YSA) genel olarak gerçek dünyada pek çok karmaşık problemleri çözmeye geniş kullanım alanları bulan yeni hesaplama araçlarıdır. YSA'nın çekiciliğinin olması genel olarak doğrusal olmaması, yüksek paralellığı, arıza ve gürültü toleransı, öğrenme ve genelleme yetenekleri gibi onların önemli bilgi işleme karakteristiklerinden gelmektedir. Bu çalışma okuyucuya YSA temelli hesaplamayı (neurocomputing) tanıtmayı ve kullanışlı bir yardımcı gibi pratik bir rehber olarak hizmet etmeyi ve YSA modelleyicileri için iyi bir araç olmayı hedeflemektedir. YSA temelli hesaplamaların (neurocomputing) gelişmesinin tarihi ve bunun biyolojik sinir ağıyla ilişkisi kısaca bu çalışmada tartışılmıştır. YSA'ları hem uzman gelişmiş sistemlerle hem de istatistiksel regresyon ve bunların avantajları ve sınırlılıkları ile karşılaştırılmıştır. YSA'ların çeşitli kuşbakışı yorumu ve ilgili öğrenme kuralları, geri yayılım (BP) YSA'ların teorisi ve dizaynı üzerinde durularak verilmiştir. Kavramsallaştırmadan uygulamaya, tasarıma kadar başarılı YSA projeleri geliştirmek için geliştirilmiş bir metodoloji tarif edilmektedir. BPANN'lar (Backpropagation ANNs: geri yayımlı YSA'ları) geliştiricilerin eğitim süresince yüz yüze kaldığı en sık karşılaşılan sorunlar olası neden ve çözümleri birlikte özetlenmiştir. Sonuç olarak, pratik bir uygulama olarak mikrobiyal büyüme S. Flexneri eğrilerini modellemek için BPANN modeli kullanılmıştır. Geliştirilen model sıcaklıktan ve pH'dan etkilenen olarak hem eğitim hem de test zamanı bağımlı büyüme eğrilerinin simülasyonunda oldukça hassastır (Basheer ve Hajmeer, 2000).

Dorvlo ve arkadaşları (2002) yaptıkları çalışmada YSA metotları ile ilk önce parlaklık indeksi tahmin ederek güneş ışınımını nasıl tahmin edileceğini tartışmışlardır. Umman'daki sekiz istasyondan alınan uzun süreli verilerin araştırılmasında Radyal temelli fonksiyon (Radial Basis Functions, RBF) ve Çok Katmanlı Algılayıcı (Multilayer Perceptron, MLP) modelleri kullanılmıştır. Umman ülkesi 16° 40' ile 26° 20'N arasındaki enleme ve 51° 50' ile 59° 40' E arasındaki boylama sahip olup güneş kuşağı bölgesinde yer almaktadır. RBF ve MLP modelinin her ikisi de ölçülen ve tahmin edilen Güneş enerji değerleri arasındaki hata kareleri ortalamasının karekökü (RMSE) değerinin çok iyi olduğunu göstermiştir. Bunun yanında daha az işlemgücü gerektirdiği için RBF modelleri tercih edilmektedir. 6 meteoroloji istasyonundan (Masirah,

Salalah, Seeb, Sur, Fahud ve Sohar) alınan veriler eğitim amaçlı ve iki meteoroloji istasyonundan (Buraimi ve Marmul) alınan veriler test amaçlı kullanılmış ve RBFmodelinde elde edilen sonuçların en iyi olduğu görülmüştür. Sonuç olarak bu modelin Umman'daki her hangi bir yer için kullanılabileceği önerilmiştir.

Güneş enerjisi uygulamaları için yürütülen saha test çalışmaları oldukça pahalı ve zaman alıcıdır ve hava koşullarına büyük ölçüde bağlıdır. Ayrıca, Güneş enerjisi ölçümleri, sitemden kaynaklanan başarısızlıkların ve kötü hava şartlarının neden olabileceği gecikmelerden de etkilenebilir. Bu problemleri çözmek için hassas modellerin gerekliliği çok önemlidir. Bu tür öngörülerini başarmak için yapay sinir ağı modelleri geleneksel istatistiksel yöntemlerden daha üstün bir yöntem olarak kabul edilebilir. Çalışmada Helwan (Mısır) için farklı spektral bantlardaki güneşlenme verilerini tahmin etmek için Levenberg en uygun şekle sokma fonksiyonu benimsenmiştir. Daha sonra tahmin edilmiş olan veriler gerçek değerlerle karşılaştırıldı ve genel istatistik yöntemler uygulandı. Sonuçlar, yapay sinir ağı modeliyle tahmin edilen kızılötesi (IR), morötesi (ultraviolet: UV) ve toplam güneş ışınım değerlerinin sırasıyla yaklaşık olarak %95, %93 ve %96 ile oldukça iyi sonuç verdiğini göstermiştir. Ayrıca, geliştirilen bu YAS modeli Aswan bölgesi için 11 aylık zamanda elde edilen aynı UV, IR, toplam veri bileşenleri için de test edilmiş ve sonuçların gerçek değerlerle karşılaştırılmasında sırasıyla %95, %91 ve %92 hassasiyette olduğu görülmüştür (Elminir ve ark., 2005).

Alama ve arkadaşları (2006) yaptıkları bir çalışmada güneş ışınım şiddetini tahmin etmek için yapay sinir ağı modeli geliştirmişlerdir. Referans parlaklık indeksi (RCI) olarak bilinen tanımlı yeni parametreler türetilerek normal yüzeye gelen aylık ortalama günlük güneş ışınımı hesaplamışlardır. Referans parlaklık indeksini ölçülen güneş radyasyonunun Hottel'in parlak gün modelinden hesaplanan güneş radyasyonuna oranı olarak tanımlamışlardır. Hindistan'dan seçilen 11 farklı istasyondan (Ahmedabad, Chennai, Jodhpur, Kolkata, Mumbai, Nagpur, New Delhi, Port Blair Pune, Shillongand Vishakhapatnam) alınan farklı iklim parametrelili güneş ışınım verileri yapay sinir ağına eğitime ve teste tabi tutmuşlardır. Analizlerde ileri beslemeli geri yayımlı algoritmayı kullanmışlardır. Yapay sinir ağı modeliyle elde edilen sonuçları RMSE ve MBE hata değerleriyle karşılaştırmışlar ve Hindistan bölgesi için Yapay sinir ağındaki RMSE değerini %1.65– %2.79 arasında değiştiğini bulmuşlardır.

Dombaycı ve Çivril (2006) Denizli (Türkiye) ilinin çevresindeki saatlik sıcaklığı tahmin etmek için YSA modelini kullanmışlardır. Modeli 4 yıllık (2002-2005) saatlik ortalama sıcaklık verileriyle eğitmişler ve daha sonra test etmişlerdir. 2002-2004 yılları arasındaki saatlik sıcaklık değerleri eğitim aşamasında ve 2005 yılındaki veriler de modeli test etme aşamasında kullanılmıştır. YSA modelinin mimarisi olarak çok katmanlı ileri beslemeli ve 3 katmanlı yapıya sahip bir mimari yapı seçilmiştir. Ağın girdileri olarak ay, gün, saat ve iki tane önceki saatlerdeki saatlik ortalama sıcaklıklar verilerken, girdide belirtilen saatteki ortalama sıcaklık çıktıda kullanılmıştır. Modelde, ileri yayımlı bir varyasyon olan Levenberg-Marquadt öğrenme algoritması kullanılmıştır. MATLAB’da geliştirilen software ile YSA gizli katmandaki pek çok farklı nöron için inşaa edilmiş, eğitilmiş ve test edilmiştir. En iyi sonucun 27 nöron ile elde edildiği görülmüştür. Burada R^2 , RMSE, MAPE değerleri eğitim için sırasıyla 0.99999, 0.92024 ve %0.20900 olarak ve test için de sırasıyla 0.9999, 0.91301 ve % 0.20907 olarak bulunmuştur. Sonuçlar, YSA ’larının sıcaklık tahmin etmede güçlü alternatif bir metot olduğunu göstermiştir.

Krishnaiah ve arkadaşları (2007) 6° N ile 32° N enlemleri arasında enlem güneş kuşağında bulunan Hindistan’daki saatlik toplam güneş radyasyonunun tahmini için yapay sinir ağı modeli kullanmışlardır. 7 meteoroloji istasyonundan alınan güneş radyasyon verileri YSA’nı eğitmek amacıyla ve 2 istasyondan alınan verilerde modeli test etmek amacıyla kullanılmıştır. Modelleme için geri yayılım öğrenmeli Çok Tabakalı İleri Beslemeli (Multi LayerFeed Forward) yapay sinir ağı kullanılmıştır. RMSE, MBE ve R^2 gibi tahmin etme performans parametreleri model için verilmiştir. RMSE, MBE ve R^2 sırasıyla %0.3133, % 4.61 ve 0.999954 olarak bulunmuştur. Hesaplanan güneş radyasyonun bilinen en iyi modellerle karşılaştırılması yapılmış ve YSA modeli ile bulunan sonuçların gerçek sonuçlara diğer modellerle hesaplanandan çok daha iyi sonuçlar verdiği görülmüştür.

Lam ve arkadaşları (2007) Çin’deki dokuz büyük termal iklim bölgelerini ve altbölgelerinin kapsayan 40 şehir için ölçülen güneşlenme sürelerini kullanarak günlük toplam güneş ışınımının belirlenmesi için bir model geliştirilmeye çalışmışlar ve bunun için yapay sinir ağını (YSA) kullanmışlardır. 40 şehir ve dokuz iklimbölgeleri/altbölgeleri

için R^2 korelasyon katsayısının 0.82 ya da daha yüksek olduğunu bulmuşlardır. Buldukları bu değer günlük güneş radyasyonu ile ilgili güneşlenme süreleri arasında oldukça güçlü bir ilişki olduğunu göstermiştir. MBE değerlerinin Ruoqiang şehrinde -3.3 MJ/m^2 (soğuk iklim) (en az $-\%16.9$) ile Anyang şehrinde 2.19 MJ/m^2 (soğuk iklim) (en fazla $+\%18.6$) arasında değiştiğini gözlemlemişlerdir. RMSE Altay'da 1.4 MJ/m^2 (çok soğuk iklim) (en fazla $+\%9.1$) ve Ruoqiang'da da 4.01 MJ/m^2 arasında değiştiği bulunmuştur. İklim bölgesi / alt bölgesi YSA modellerinden elde edilen üç temel istatistik yöntemi (R^2 , MBE ve RMSE) her bir şehir için geliştirilen bölge / alt bölge YSA modelinin ortalamalarına karşılık gelen değerlerle çok yakın ilişkide olduğu görülmüştür. Bu sonuçlar, iklim bölge YSA modellerinin sadece ölçülmüş güneşlenme sürelerinin mevcut olduğu bölge / alt bölge yerleşim yerleri için toplam güneş radyasyonunun tahmininde de kullanılabilirliğini göstermektedir.

Yapılan çalışmada Uganda'da yerler için yatay yüzeye gelen aylık ortalama küresel güneş ışınımını tahmin etmek için yapay sinir ağı modelini kullanan bir tahmin etme modeli geliştirilmiştir. Uganda'daki hava istasyonlarından alınan veriler enlem, boylam, yükseklik, bulut, maksimum sıcaklık ve süresi güneşlenme süreleri küresel güneş ışınımını tahmin etmede kullanılmıştır. Sonuçlar; toplam küresel güneş ışınımının ölçülen ve tahmin edilen değerleri arasında oldukça iyi uyum olduğu görülmüştür. 0.974 değerindeki korelasyon katsayısı 0.059 MJ/m^2 'lık MBE ile ve 0.385 MJ/m^2 'lık RMSE ile elde edilmiştir. Ampirik metodun YSA ile karşılaştırılması sonucu önerilen YSA modelinin çok üstün olduğu gözlenmiştir (Mubiru ve Banda, 2008) .

Aylık ortalama günlük yayılı durumdaki güneş radyasyonunun tahmin edilmesi amacıyla, Çin'in farklı iklim koşullarına sahip 9 farklı istasyonundan alınan 1995–2004 yılları arasındaki güneş ışınım verileri yapay sinir ağının eğitilmesi ve test edilmesi için kullanılmıştır. Sekiz şehirden alınan güneş radyasyon verileri ağı eğitmek amacıyla ve kalan bir istasyondan alınan veriler de tahmin edilen verileri test etmek amacıyla kullanılmıştır. Test edilen veriler MPE, MBE ve RMSE kullanılarak ölçülen gerçek değerlerle karşılaştırılmıştır. YSA ile elde edilen sonuçlar daha sonra ampirik regresyon modelleriyle de kıyaslanmıştır. YSA ile yapılan güneş radyasyonu tahminleri gerçek verilerle uyumlu olduğu diğer modellere göre daha başarılı sonuçlar verdiği görülmüştür. Ayrıca, bu yapay sinir ağı modeli Zhengzhou istasyonundan (34°

43°N, 113° 39'E) alınan aynı yıllar (1995–2004) arasındaki güneş radyasyonunu test edilmiştir. Sonuçlar, YSA modelinin test verisi hiç içermeyen (yani YSA'a gösterilmeyen) Zhengzhou'dan alınan gerçek güneş radyasyon verileri için %94.81'lik bir hassasiyetle tahmin edildiğini göstermiştir (Jiang, 2008).

Fadare (2009) yaptığı çalışmada Nijerya'da (enlem: 4°-14° Kuzey, boylam: 2°-15° Doğu) güneş enerji potansiyeli tahmini için yapay sinir ağı temelli bir model geliştirmiştir. Farklı mimari yapıları standart çok katmanlı, ileri beslemeli, geri yayımlı yapay ağlarını MATLAB'de sinir toolboxları kullanarak geliştirdi. Nijerya'da 195 bölgesi için NASA coğrafik uydu bilgi sisteminden aldığı 10 yıllık (1983–1993) coğrafik ve meteorolojik verilerini ağda eğitim ve test verisini olarak kullanmıştır. Meteorolojik ve coğrafik verilerini verileri (enlem, boylam, yükseklik, ay, ortalama güneşlenme süresi, ortalama sıcaklık ve bağıl nem) ağda giriş verileri olarak kullanmış ve güneş ışınım şiddeti değerini de çıktı olarak hesaplanmıştır. Sonuçlar, YSA'dan elde edilen tahminlerle gerçek ortalama aylık toplam güneş ışınım şiddeti değerleri arasındaki korelasyon katsayılarının %90 üzerinde olduğunu göstermiştir. Böylece, toplam güneş ışınımının olamadığı bölgelerdeki güneş ışınımının elde edilmesi için oldukça güvenilir bir model olarak önermiştir. Modelden tahmin edilen güneş ışınım verileri aylık olarak haritalar formunda verilmiştir. Kuzey ve güney bölgelerde aylık ortalama güneş ışınım potansiyeli sırasıyla 7.01–5.62 kW h/m² gün ile 5.43–3.54 kW h/m² gün olarak belirlenmiştir. Model uygulamaları için MATLAB'de bir grafik kullanıcı ara yüzü (GUI) geliştirilmiştir.

Solmaz ve arkadaşları (2010) ağ yapısı olarak standart geri yayımlı Geri yayılım (Backpropagation) ve momentum geri yayımlı yapay sinir ağı kullanılarak saatlik güneş radyasyonunun tahminini yapmışlardır. YSA'nı eğitmek için Türkiye'deki 6 ila ait (Antalya, Konya, Mersin, Muğla, Şanlıurfa ve Sivas) istasyonlardan alınan 1998–2008 yılları arasındaki meteorolojik veriler kullanılmıştır. beş ilden alınan veriler eğitimde kullanılırken bir ilden alınan veriler ise test amaçlı kullanılmıştır. Enlem, boylam, yükseklik yılın günleri ve ortalama sıcaklık girdi parametresi olarak verilirken güneş radyasyonu çıktı parametresi olarak seçilmiştir. Değişik yapay sinir ağ dizaynları test edilmiş ve daha sonra en başarılı ağın gizli katmanda 10 nöron olan 3 katmanlı

ağ olduğu bulunmuştur. Gizli ve çıktı katmanları için logistic sigmoid (logsig) aktivasyon fonksiyonu kullanılmıştır. Tahmin edilen ve ölçülen değerler arasındaki farkı tahmin etmek için MAE, RMSE ve R^2 değerlerine bakılmıştır. Standart geri yayılım ve momentumlu geri yayılım algoritması için iterasyon sayıları sırasıyla 15000 ve 7500 olarak bulunmuştur. RMSE, MAE ve R^2 değerleri momentumlu geri yayılım algoritması için sırasıyla 0.0765, 0.0650 ve 0.9821 olarak hesaplanırken, standart geri yayılım için 0.0663, 0.0570 ve 0.9870 olarak hesaplanmıştır. Sonuç olarak standart geri yayılımın momentumlu geri yayılım algoritmasına göre daha yavaş hesaplama hızı ile daha iyi yaklaşım olduğunu göstermiştir.

Yapay sinir ağı modeli kullanılarak Afrika'da güneş enerjisinin tahmin edilmesi için araştırmalar yapılmıştır. Modelde Neuro Solution'lar kullanılarak farklı mimari yapıları standart çok katmanlı, ileri beslemeli yapay sinir ağları modeli kullanılmıştır. Afrika'daki incelenecek 172 bölgenin 22 yıllık (1983-2005) coğrafik ve meteorolojik verileri NASA coğrafik uydu bilgi sisteminden alınmıştır. Ağda enlem, boylam, yükseklik, ay, ortalama güneşlenme süresi, ortalama sıcaklık, bağıl nem gibi coğrafik ve meteorolojik parametreleri içeren giriş verileri kullanılarak, güneş ışınım şiddeti değeri çıktı olarak hesaplanmıştır. Sonuçlar yeterli eğitim denemelerinden sonra ölçülen gerçek değer ile yapay sinir ağı kullanılarak hesaplanan değerlerin farklarının karelerinin toplamının ortalaması olan MSE 0.002 - 0.004 arasında olduğunu göstermiştir. Böylece, bu modelin Afrika'da güneş radyasyon verilerinin olmadığı yerlerdeki güneş ışınım şiddet değerinin elde edilmesi için bunun oldukça iyi bir model olduğunu göstermiştir. Ölçülen ve YSA kullanılarak hesaplanan güneş enerjisi potansiyeli değerleri aylık ortalama olarak haritalar şeklinde verilmiştir. Kuzey Afrika'daki (ekvatorun üst bölgesi) güneş enerjisi potansiyeli ve Güney Afrika'daki (ekvatorun alt bölgesi) Ekim-Mart ayları süresince 2.5 – 5.5 ile 5.5 - 7.5 kWh/m²/gün arasında değişirken, Nisan-Eylül ayları boyunca sırasıyla 5.0 - 7.5 ile 3.5 - 5.5 kWh/m²/gün arasında değiştiği gözlenmiştir. Sonuç olarak bu çalışma Afrika için YSA temelli modelin güneş enerjisini tahmin etmede oldukça başarılı olduğunu göstermiştir (Fadare ve ark., 2010).

Güneş enerjisi çalışmalarında ve güneş enerjisi ile yapılacak çalışmaların dizaynında, veriler bir yerdeki güneş enerjisi hakkında ve güneş enerjisinin bileşenleri hakkında

bilgi sahibi olunması çok önemlidir. Güneş enerjisi verileri güneş mühendisleri, mimarlar, ziraatçılar, hidrologlar tarafından güneş ısı, pişirme, kurutma, binaların iç aydınlatılması gibi pek çok uygulamada kullanılmaktadır. Bu amaçla, geçmişte dünyadaki güneş enerjisini tahmin etmek için bazı ampirik korelasyon uygulamaları geliştirildi. Bu çalışmanın temel amacı, küresel güneş radyasyonu modelleri yeniden gözden geçirilmesidir. Güneşlenme süreleri, bağıl nem ve maksimum sıcaklık gibi diğer meteorolojik parametreler kullanarak toplam ışıınımı tahmin etmeyle ilgili birkaç formül vardır. Toplam güneş radyasyonunun tahmin edilmesi için en çok kullanılan parametre güneşlenme süresidir. Güneşlenme süresi kolaylıkla ve bağıl olarak ölçülebilir olduğundan güneşlenme süresi verileri her yerde vardır. Aylık ortalama güneş enerjisini tahmin etmek için verilen tüm güneş radyasyon modelleri içinde en iyi sonuç veren modelin Angstrom tipi eşitlik olduğunu belirtmişlerdir. Yapılan bu çalışmada verilen modellerin benzer iklim durumlarının olduğu verilen her hangi bir yerleşim yeri için uygulanabileceği önerilmiştir (Ahmad ve Tiwari, 2010).

Saatlik toplam güneş ışıınım şiddeti (I_t) modeli göz önüne alınan ölçüm yerindeki iklim karakteristiklerine çok bağlıdır. Yapılan bu çalışmada Malezya'nın doğu bölgesindeki güneş ışıınım şiddetini tahmin etmek için 6 tane ampirik formül kullanılmıştır. 2004–2008 yılları arasındaki ölçülmüş güneş ışıınım şiddeti verileri Malezya Meteoroloji Ofisinden alınmıştır. Modelin performansını belirlemek için NMBE (Normalised Mean Bias Error), NRMSE (Normalised Root Mean Square Error), korelasyon katsayısı (R^2) ve t-testi gibi istatistiksel parametreler kullanılmıştır. Seçilmiş bazı modeller kullanılarak güneş ışıınım şiddet değerleri hesaplanmış ve elde edilen sonuçlar ölçülmüş gerçek değerlerle kıyaslanmıştır. Burada en iyi sonuçların Collares-Pereira ve Rabl modellerinin diğerlerinden çok daha iyi sonuçlar verdiği görülmüştür (Muzathik ve ark., 2010)

Angela ve arkadaşları (2011) Kampala (enlem: $19^\circ K$, boylam: $32.34^\circ D$, yükseklik: 1200 m; Uganda) için tek parametrelili (güneşlenme süresi) bir girdiye sahip olan YSA modelini kullanarak yatay bir yüzeydeki aylık ortalama toplam günlük güneş ışıınımının tahminin yapmışlardır. Beş yıllık verileri 2003–2006 ve 2007-2008 olarak ikiye ayırmışlardır. 2003–2006 arasındaki verileri eğitim için ve 2007-2008 arasındaki verileri de test için kullanmışlardır. Test edilen modeller arasında en uygun model olarak

1 gizli katmanlı (65 nörona sahip) ve tanjant sigmoid transfer fonksiyonlu ileri beslemeli geri yayımlı (feed-forward-back-propagation) ağ kullanmışlardır. Bu model ile elde edilen sonuçların gerçek değerler ile tahmin edilen sonuçların uyumlu olduğunu göstermiştir. RMSE değerini 0.521 MJ/m^2 korelasyon katsayısını (R) 0.965 olarak hesaplamışlardır. Tek parametre girişli YSA'nın ölçüm istasyonunun olmadığı yerlerdeki ve güneşlenme süresi gibi yaygın olarak bilinen istasyonlardaki toplam güneş ışınımının tahmin edilmesinde ümit verici olduğunu göstermiştir.

Mubiru (2011) yapay sinir ağı modelini kullanarak Uganda'daki yerleşim yerleri için aylık olarak ortalama günlük direk güneş ışınım şiddetini tahmin etmeye çalışmıştır. Direk güneş ışınımı toplam güneş ışınımının bir bileşenidir ve değişik güneş enerjisi uygulamalarının performans değerlendirilmesinde oldukça önemlidir. Yaptığı çalışmadaki sonuçlar direk güneş ışınım şiddetinin ölçülen ve hesaplanan değerlerinin uyumlu olduğunu göstermiştir. 0.005 MJ/m^2 'lik Ortalama Bias Hata (MBE) ve 0.197 MJ/m^2 'lik Hata Kareleri Ortalamasının Karekökü (Root Mean Square Error: RMSE) kullanılarak 0.998 değerindeki korelasyon katsayısı elde edildi. Yapay sinir ağı ile ampirik model arasında yapılan karşılaştırma yapıldığında yapay sinir ağının daha iyi sonuç verdiğini göstermiştir. Önerilen yapay sinir ağı modelinin benzer iklim ve araziye sahip olan diğer bölgeler için de uygulanabileceğini önermiştir.

Razafiarison ve arkadaşları (2011) yerel güneş radyasyonu karakteristiklerinin bilinmesi her hangi bir yerleşim yerindeki güneş enerjisinden yararlanma için sistem araştırılmasının yapılmasının kaçınılmaz olduğunu vurgulamışlardır. Yaptıkları çalışmada güneş enerjisi kullanan operatörlere yardımcı olmak için birim zamanda eğimli yüzey üzerine düşen global güneş akısının değerini ölçmüşlerdir. Burada eğimli bir yüzeye gelen güneş ışınımının araştırılması için Yapay sinir ağı modeli kullanmışlardır. Birim zamanda eğimli yüzey üzerine düşen global güneş ışınımının aylık ortalamaları ve saatlik değişimlerinin sayısal değerlerinin belirlenmesi için eğimli (gradyent) geri yayımlı algoritma ile eğitilen çok katmanlı sinir ağları (Multilayered Neural Networks: MNN) kullanılmıştır. Fianarantsoa (Madagascar) bölgesinin coğrafik ve meteorolojik parametreleri (enlem, boylam ve parlaklık indeksi) kullanılarak nümerik hesaplamalar yapmışlardır. Yaptıkları bu araştırma güvenilirliğini korurken yapay sinir ağı modelinin kullanımının başarılı olduğunu göstermişlerdir. Toplam güneş ışınım parametrelerinin

aylık ortalama deęerleri ve zellikleri eęimli yzeydeki toplam gneş iřınım gc bu yntemle elde edilebileceęini vurgulamıřlardır.

Gusau'daki (Nijerya) yatay yzeye gelen aylık ortalama toplam gneş iřınımını tahmin etmek iin gneşlenme sresi, maksimum sıcaklık ve baęıl nem gibi  meteorolojik parametre kullanılmıřtır. alıřmalarda YSA kullanılmıř ve yapılan hesaplamaların sonuları tahin edilen ve llen toplam gneş iřınım deęerleri arasında ok yakın iliřki olduęunu gstermiřtir. 0.9996'lik korelasyon katsayısının maksimum yzde hata (0.8512) ve deęerli hata kareleri ortalamasının karekk (RMSE) (0.0029) ile elde edilmiřtir. Ayrıca nerilen YAS modelinden elde edilen sonuların dięer ampirik sonularla elde edilen sonulara gre daha iyi olduęu belirtilmiřtir (AbdulAzeez, 2011).

Bilindięi gibi Trkiye 36°- 42 Kuzey enleminde olup gneş kuřaęı blgesinde bulunmakta ve gneş uygulamalar iin yeterli gneş iřınımı řiddetine sahiptir. Akdeniz Blgesi'nden seilen 7 řehir (Antalya, Burdur, Isparta, K. Marař, Mersin, Adana ve Antakya) iin gneş enerjisi parametrelerini tahmin etmek iin yapay sinir aęı kullanılmıřtır. Gneş iřınım řiddetini tahmin etmek iin Meteoroloji Genel Mdrlę'den alınan veriler kullanılmıřtır. Antalya ve Burdur'dan alınan gneş enerjisi verileri aęı eęitmek iin kullanılmıř ve daha sonra Isparta, Marař, Mersin, Adana ve Antakya'dan alınan gneş enerjisi verileri de aęda metodu test etmek amacıyla kullanılmıřtır. Enlem, boylam, ykseklik, aylar ve ortalama bulutluluk miktarı girdi deęiřkenleri olarak kullanılırken ıktı deęerleri olarak gneş enerjisi deęerleri kullanılmıřtır. Test iin 2006 yılında alınan veriler kullanılarak 2005, 2007 ve 2008 yıllarındaki veriler tahmin edilmiřtir. Pek ok girdi parametrenin etkileri ıkıř katmanı olan gneş radyasyonu zerinde test edilmiřtir. Bu amala girdi katman sayı parametreleri 2 ile 6 arasında deęiřtirilmiřtir. Elde edilen sonular yksek hassasiyette etkin gneş enerjili araların dizayn dilmesi iin arařtırmacılar tarafından kullanılabileceęini gstermiřtir. Gneş enerjisinin gelecekteki verilerinin tahmin edilmesinde girdi parametrelerinin sayısının en etkin parametre olduęu da gsterilmiřtir (Koca ve ark., 2011).

Assi ve arkadařları (2012) kresel (global) Gneş iřınım řiddetinin tahmininin bazı mhendislik uygulamalarında nemli olduęunu ve Gneş radyasyonu tahminlerinin

düz plakalar ve konsantrik toplayıcılar, güneş enerjisi depolama aygıtları, güneş ısıtıcıları, foto voltaik sistemler gibi çeşitli teknolojilerin tasarımı aşamasının temeli olduğunu vurgulamışlardır. Birleşik Arap Emirliklerinin coğrafik konumundan (26° - 32° arası kuzey enlem, 51° ve 56° 25 arası doğu boylamı) dolayı güneş enerjisinin geliştirilmesi ve kullanımının büyük önem taşıdığını vurgulamışlardır. Birleşik Arap Emirliklerindeki Güneş enerjisi planlayıcılarının, mühendislerin, araştırmacıların farklı bölgelerindeki global güneş ışınım şiddetini tahmin etmelerine yardımcı olmak için MATLAB’de bir grafik kullanıcı ara yüzü (GUI) tasarlamışlardır. Birleşik Arap Emirliklerindeki üç şehirde (Abu-Dhabi, Al-Ain ve Dubai) toplam güneş enerjisi tahmin etmek için YSA modellerini (MLP ve RBF) geliştirmişlerdir.

Agbo ve arkadaşları (2012) Onitsha (Nigeria’nın Anambra Eyaleti) için yedi yıllık (1996-2006) süre için ortalama sıcaklık ve bağıl nem gibi meteorolojik verileri kullanarak yatay yüzeye gelen toplam güneş ışınımını tahmin edilmesi için çalışma yapmışlardır. Analizlerde regrasyon analizleri ve yapay sinir ağı modelleri uygulanmıştır. YSA modeli $MBE=0.00024$, $RMSE=0.0134$ ve $MPE=0.203$ değerlerine sahip iken, Hata analizleri kullanılarak elde edilen sonuçların geçerliliği bağıl nem olan bir değişkenli modelin $MBE=0.0032$, $RMSE=0.0109$, $MPE=-0.753$ olduğunu ve ortalama sıcaklıklı bir değişkenli modelin $MBE=0.087$, $RMSE=0.3025$, $MPE=-0.778$, $MBE=0.350$, $RMSE=1.214$ ve $MPE=-3.928$ olduğunu göstermiştir. Sonuçlar yapay sinir ağı modellerinin daha iyi sonuçlar verdiğini göstermiştir.

Yadav ve Chandel (2012) Hindistan’daki 12 farklı istasyondan alınan eğitim ve test amaçlı farklı iklim parametreleri ile Güneş ışınım şiddetini tahmin etmek için YSA modelini kullanmışlardır. Analizlerde Levenberg-Marquard (LM) algoritması kullanmışlardır. MBE ve RMSE değerlerini kullanarak YSA modelinden elde ettikleri sonuçları ölçülen gerçek verilerle karşılaştırmışlardır. Yaptıkları çalışma sonucunda Hindistan bölgesi için YSA modelindeki RMSE değeri $0.0486-3.562$ olarak hesaplamışlardır.

Khatib ve arkadaşları (2012) YSA modeli kullanılarak Malezya için güneş enerjisini tahmin etmeye çalışmışlardır. YSA modeli ile yayılı ve toplam güneş ışınımını hesaplamak için kullanılan açıklık indeksini (clearness index) hesaplamışlardır. YSA modeli

dört girişli ve bir çıkışlı ileri beslemeli çok katmanlı tahmin etme modeline dayanmaktadır. Enlem, boylam, gün, güneş ışım oranı giriş verisi olarak kullanılarak parlaklık indeksi çıktı olarak tahmin edilmiştir. Araştırmada 28 meteoroloji istasyonundan alınan verilerin 23 istasyonu ağda eğitim verisi olarak 5 istasyon verisi ise ağda test verisi olarak kullanılmıştır. Ayrıca bu istasyonlardan ölçülen güneş radyasyonu yayılı durumdaki güneş ışınım değerini hesaplamada kullanılacak eşitliği elde edilmesi için kullanılmıştır. Bu eşitlik açıklık indeksin ve toplam ışınımın bir fonksiyonudur. Önerilen bu eşitlik bilinen geleneksel eşitlikle kıyaslandığında yayılı durumdaki güneş ışınımını tahmin etmede kullanılan MAPE değerini azalttığı görülmüştür. Elde edilen sonuçlar göz önüne alındığında toplam güneş ışınımının tahmin edilmesi için kullanılan ortalama MAPE, MBE ve RMSE değerleri sırasıyla %5.92, %1.46 ve %7.96 olarak bulunmuştur. Yayılı durumdaki güneş ışınımının değeri ise %9.8 olarak tahmin edilmiştir. Önceki değerler ile karşılaştırıldığında bulunan sonuçların önceki metotlardan çok daha hassas olduğu görülmüştür.

Ahmed ve Adam (2013) Yukarı Mısır'da bulunan Qena bölgesindeki aylık ortalama günlük toplam güneş ışınımını tahmin etmek için YSA kullanarak tahmin etme modeli geliştirmesinin olabirliğini araştırmışlardır. Elde ettikleri sonuçlardan tahmin edilen ve ölçülen gerçek değerler arasında çok iyi uyum olduğunu görmüşlerdir. 48 Wh/m² değerli MBE ve 115 Wh/m² değerli RMSE ile 0.998 değerindeki korelasyon katsayısı elde edilmiştir. YSA ile empirik modeller arasındaki karşılaştırıldığında güneş ışınım şiddetini belirlemede önerilen YSA'nın üstün olduğu vurgulanmıştır. Böylece uyguladıkları bu model her hangi bir yerdeki güneş ışınım şiddetini tahmin etmede kullanılabileceğini önermişlerdir.

Kumar ve arkadaşları (2013) Kuzey Hindistan 'nın belirlenen bölgelerdeki tepelik alanların sadece enlem ve boylamlarını göz önünde bulundurarak güneş ışınım tahmin için "a" ve "b" katsayılarının tahmin edilmesi için yeni bir model geliştirmeye çalışmışlardır. Sadece günlük güneşlenme süresiverilerini kullanarak aylık ortalama günlük güneş ışınımını tahmin etmek için Angstrom-PreScott Modelini temel alan yeni model geliştirmişlerdir. Kuzey Hindistan'daki dört farklı yerden elde edilen aylık ortalama toplam güneş ışınım verileri MATLAB (Version 7.11.0.584) kullanıla-

rak sinir ağı uyumlu araçlarla analiz etmişlerdir. Sinir ağı modelinde 10 tane gizli katman kullanmışlardır. Ağda sekiz aylık veri eğitim amaçlı, iki aylık veri doğrulama amaçlı ve iki aylık veri de test amaçlı kullanılmıştır. Geliştirdikleri yeni model “a” katsayı değerini 0.209 ile 0.222 arasında ve “b” katsayı değeri 0.253 ile 0.407 değiştiği gözlenmiştir. MPE ve MBE değerlerine bakılarak tahmin edilen değerlerin gerçek değerler ile çok uyumlu olduğu görülmüştür. YSA uygulaması göstermiştir ki Solan bölgesi 0.99558’lik korelasyon katsayısının R^2 ve 0.85906’lik doğrulama performans (validation performance) değerleri ile en iyidir. Bu aylık olarak günlük toplam güneş ışınımının tahmin edilmesindeki uygulamalara sahip olan bölgeler için toplam güneş ışınımının bilinmesinde belirli avantajlar elde edilmesine yardımcı olacaktır.

Ramedani ve arkadaşları (2013) Tahran şehrindeki (İran) günlük toplam güneş ışınımını modellemek için yapay sinir ağı modeli ANN ile ANFIS (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System) modelini kullanmışlardır. Ağları tasarlamak için, İran Meteoroloji Ofisinden alınan 8 yıllık (1994-2002) meteorolojik (minimum, maksimum ve ortalama sıcaklık, nem, güneşlenme süreleri ve yağış) ve coğrafik (yılın günleri ve atmosfer dışı ışınım) veriler ve kullanmışlardır. Girdi parametresi olarak maksimum sıcaklık, bağıl güneşlenme süreleri, yılın günleri ve atmosfer dışı ışınım kullanılmış ve çıktı parametresi olarak MJ/m² gün birimindeki toplam güneş radyasyonu kullanılmıştır. Değişik networkler tasarlanmış ve test edilmiştir. Ağların en iyi performanslarına istatistiki olarak RMSE, MAE ve MAPE değerlerine bakılarak karar verilmiştir. Yapılan hesaplama sonucunda bu istatistik değerleri YSA için sırasıyla 2.77, 2.19, 0.12 olarak ve ANFIS için de sırasıyla 2.8, 2.22, 0.12 olarak bulunmuştur. Sonuçlar her iki yaklaşımın da toplam güneş ışınımının tahmin edilmesinde başarılı bir şekilde kullanılabileceğini fakat YSA’nın biraz daha iyi sonuçlar verdiğini göstermiştir.

Tropikal bir ülke olarak Endozya, enerji güvenliğine katkıda bulunabilecek büyük bir güneş enerjisi potansiyeline sahiptir. Prastawa ve arkadaşları (2014) meteorolojik verilere sahip fakat güneş enerjisi verileri olmayan bir bölgedeki toplam güneş toplam enerjisini tahmin etmek için YSA modelini kullanarak güneş enerjinin modellenmesi üzerine bir çalışma yapmışlardır. Çalışmada, Cybenko Teoremini temel alan bir YSA optimizasyonu amaçlanmıştır. Endozya’dan seçilen 20 şehir için 4 yıllık Meteorolojik

verileri ile güneş ışınlam verileri NASA ve BMKG'dan (Indonesian Metrology ve Climatology Agency) alınmıştır. 14 şehir modelin geliştirilmesi (eğitim) için ve 4 şehir de modelin uygulanması (test) için dört yıllık veriler (2000-2003) ikiye bölünmüştür. YSA modelinde giriş olarak enlem, boylam, yükseklik, maksimum minimum hava sıcaklık, güneşlenme süresi, bağıl nem ve yağış miktarı kullanılmıştır. YSA'da eğitim aşaması süresince, ağ giriş-çıkış bağlantılı en uygun fonksiyona yaklaşacak şekilde eğitilmiştir. Daha sonra modelin uygulanması süresince geliştirilen model hedef şehirlerden alınan girdi verileri ışığında çıktı yaklaşımında kullanılmıştır. Geliştirilen model 4.1'lik MAPE ile ve 0.82 R² ile oldukça iyi bir performans sağlamıştır. Bu simülasyon; tek gizli katmanlı YSA modeli hedeflenen bölgede güneş ışınlamı fonksiyonu için mükemmel bir yaklaşık hesaplayıcı olduğunu göstermiştir (Prastawa ve ark., 2014).

Kandırılmaz ve arkadaşları (2014) Türkiye için aylık ortalama günlük toplam güneşlenme sürelerinin tahmini için YSA modelini kullanmışlardır. Hesaplamalarda üç farklı GRNN (Generalized Regression Neural Network), MLP (Multilayer Perceptron) ve RBF-NN (Radial Basis Function Neural Network) YSA modelini kullanmışlardır. Modellerde çıktı olarak aylık ortalama güneşlenme süresini elde etmek için girdi parametreleri olarak bir iklimsel değişken (bulut örtüsü) parametresi ve iki tane de coğrafik değişken (gün uzunluğu ve ay) parametresi kullanmışlardır. Türkiye'nin farklı bölgelerindeki toplam 34 istasyonda ölçülen veri setlerini iki kısma ayırmışlardır. Toplam 21 yılı (1980–2000) kapsayan birinci kısımdaki veriler eğitim için iki yılı (2001–2006) kapsayan veriler de test için kullanılmıştır. Tahmin ettikleri değerler ile ölçülen değerleri karşılaştırmak için RMSE, RMSE, MBE, MAE, ve MAE istatistik parametrelerine bakmışlar ve elde edilen sonuçlardan aylık ortalama güneşlenme süresinin tahmini için GRNN ve MLP modellerinin RBF modelinden daha iyi kullanılabilir olduğunu görmüşlerdir.

AL-Naimi ve arkadaşları (2014) Bağdat şehrindeki (Irak) aylık ortalama günlük toplam güneş radyasyonunu tahmin etmek için YSA modeli geliştirmişlerdir. YSA modellerinin sonuçları RMSE, MAE ve R² ile karşılaştırılmıştır. YSA ile tahmin edilen toplam güneş radyasyonunun ölçülen değerlerle uyumlu olduğu bulunmuştur. Elde edilen sonuçların Bağdat şehri için aylık ortalama günlük toplam güneş radyasyonunu tahmin edilmesinde kullanılabilceğini göstermiştir.

Kumar ve arkadaşları (2015) YSA modeli kullanılarak güneş ışınım şiddetini tahmin etme ve güneş ışınımını tahmin etmek için uygun araç teknikleri belirleme üzerine bir çalışma yapmışlardır. Hamirpur (Himachal Pradesh, Hindistan) şehrinin güneş radyasyon verilerini tahmin etmek için farklı iklim koşulları kullanmışlardır. Geliştirilen YSA modeli Levenberg-Marquand Backpropagation (LM) algoritma ile eğitilen iki katmanlı ileri beslemeli YSA yapısına sahip olup karmaşık problem çözümlerinde oldukça başarılıdır. Geliştirmiş oldukları bu modeli diğer yerleşim yerlerin güneş ışınım şiddetlerinin tahmininde de kullanılabileceğini ve elde ettikleri bu sonuçlardan modelin çok hassas bir şekilde tahmin etme işlevine sahip olduğunu belirtmişlerdir.

Edalati ve arkadaşları (2015) yaptıkları çalışmada, Kerman ilindeki (İran) güneş enerjisi potansiyelinin tahmini için model tabanlı bir YSA geliştirmişlerdir. İran Meteoroloji Müdürlüğünden elde edilen 12 şehir için 17 yıllık (1997–2013) meteorolojik veriler ile Kerman'dan ve civarındaki 5 şehir için güneş enerjisi verileri yapay sinir ağında eğitim ve test verisi olarak kullanılmıştır. Meteorolojik ve coğrafik veriler ağda giriş verisi olarak ve güneş ışınım şiddeti de çıktı verisi olarak kullanılmıştır. Elde edilen sonuçlar ölçülen ve tahmin edilen güneş ışınım şiddetleri arasındaki korelasyon katsayılarının %97'den daha yüksek olduğunu göstermiştir. Bu güneş radyasyon verilerinin alındığı yerlerden elde edilen güneş radyasyonu için modelin çok güvenilir olduğunu göstermiştir.

Şahin (2013) YSA ve aşırı öğrenme makinesini (extreme learning machine=ELM) kullanarak değişik iklim özelliklerine sahip 61 yerleşim yerdeki güneş radyasyonunun tahmini için bir çalışma yapmıştır 2002-2003 yıllarına ait veriler .YSA ve ELM modelleri için eğitilirken 2004 yılına ait verileri kullanarak bu iki yöntemin hassasiyetini test etmiştir. Verileri eğitirken ay, enlem, boylam, yükseklik, NOAA-AVHRR uydusundan alınan toprak üstü sıcaklık değerlerini YSA ve ELM modellerinde girdi olarak seçmiş modellerin çıktısı olarak da güneş ışınım değerini elde etmiştir. İstatistik metotları kullanarak bulduğu sonuçlarla meteorolojik verileri karşılaştırmıştır. YSA'yı kullanarak R^2 , MBE, RMSE ve Willmott indeksinin (WI) sırasıyla 0.943, -0.148 MJ m^{-2} , 1.604 MJ m^{-2} ve 0.996 olarak hesaplamıştır. ELM'yi kullanarak ise aynı istatistik parametrelerini 0.961, 0.045 MJ m^{-2} , 0.672 MJ m^{-2} ve 0.997 olarak hesaplamıştır. Bu

sonulara bakarak gneş enerjisini hesaplamada ELM sonucunun YSA'dan ok daha başarılı olduėunu grmüştür.

3. MATERYAL VE METOD

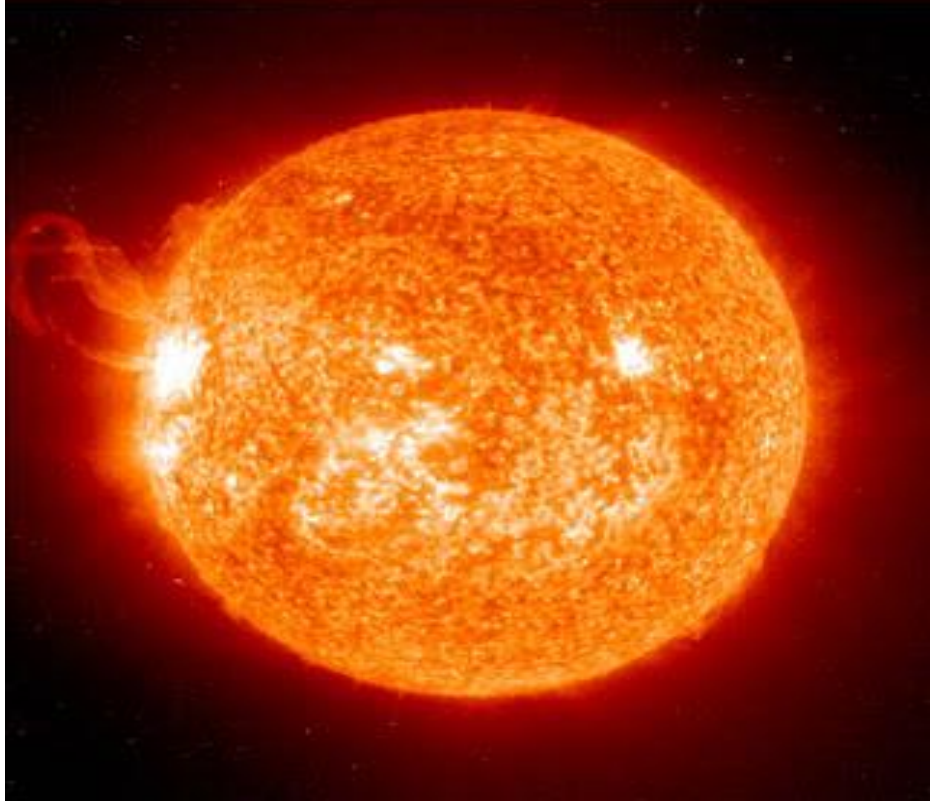
Çağdaş dünyada bilgisayar hayatımızın vazgeçilmez bir parçası haline gelmiştir. Teknolojinin hızla gelişmesine bağlı olarak çok karmaşık hesaplamaları gerçekleştirmek ve veri transferi yapmak üzere geliştirilen bilgisayarların zaman içerisinde verileri filtreleyerek özetleyebilen ve mevcut bilgileri kullanarak olaylar hakkında yorumlar yapabilen nitelikler kazandığı görülmektedir. Günümüzde bilgisayarların donanımında ve yazılımında yapılan hızlı gelişmeler sayesinde bilgisayarın olaylar hakkında hem hızlı karar vererek hem de olaylar arasındaki ilişkiler kurarak bizlere doğru sonuçlar verebilmektedirler. Bilgisayarları bu özelliklerle donatan ve bu yeteneklerin gelişmesini sağlayan çalışmalar “yapay zekâ” çalışmaları olarak bilinmektedir (Öztemel, 2012).

3.1. Materyal

3.1.1. Güneş

Güneş Sisteminin merkezinde yer alır ve Güneş Sisteminin kütlelerinin % 99,8'ini oluşturur. Güneşin kütlelerinin %74'ünü Hidrojen, %24-25'ini Helyum ve geriye kalan % 1-2'lik kısmını da Fe, Cr, O, Si, S, C, Ni, Ne, Ca, ve Mg gibi elementlerden oluşur. Yeryüzünden yaklaşık 150 milyon km uzaklıkta bulunan Güneş, orta büyüklükte bir yıldızdır. Güneş'in yaklaşık ise $4,57 \times 10^9$ yaşında olduğu düşünülmektedir. Güneş, dünyamızın ısı ve ışık kaynağı olmakla birlikte tüm canlıların yaşamı kaynağıdır (Şekil 3.1). Güneş, kendisini oluşturan maddelerin birbirlerini çekmeleri sonucunda oluşmuştur. Evrensel toz bulutlarındaki parçacıkların birbirlerini kütle çekimiyle çekmesi sonucu oluşan yoğunlaşma ile birbirlerine doğru yaklaşan ve yaklaşırken de hızlanan parçacıklar, kütle çekim enerjisini hareket enerjisine dönüştürmesi sonucu Güneş'in sıcaklığında artış sağlamıştır. Yüksek sıcaklıktaki çekirdeksel tepkimeler sonucu oluşan ışınlımların ortaya çıkarttığı basınç, Güneş'in daha fazla yoğunlaşarak çökmesini önleyerek son halini almasını sağlamıştır. Güneş kendi eksenini etrafında 70000 km/h hızla döner. Bu dönüşünü 25 günde tamamlar. Güneş'in çapı $1,39 \times 10^9$ m (Dünya'nın 109 katı), hacmi $1,41 \times 10^{27}$ m³ (Dünya'nın 1,3 milyon katı), kütleleri $1,99 \times 10^{30}$ kg

(Dünya'nın 333.000 katı) dır. Güneş Sisteminde Güneş'ten geriye kalan %0,2'lik kısım ise gezegenler, göktaşları, asteroitler, kuyruklu yıldızlar ve kozmik tozdan oluşmaktadır (Acaroğlu, 2003).



Şekil 3.1. Dünyamızın ısı ve ışık kaynağı Güneş

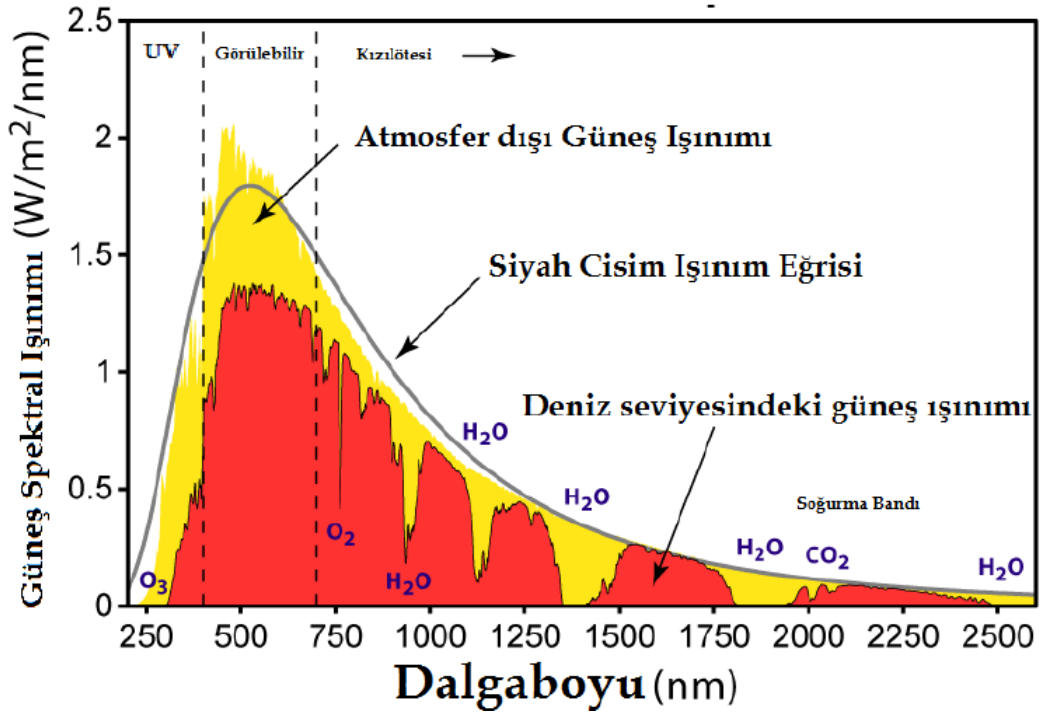
Güneş'in merkezindeki sıcaklığı yaklaşık 4×10^6 K ile 8×10^6 K arasında değişirken yüzey (fotosfer) sıcaklığı ise yaklaşık 5800 K'dir. Bu yüksek sıcaklık nedeniyle madde atomlar halinde olmayıp elektronlar, atom çekirdeklerinden ayrıdır. Bu durumdan dolayı Güneş'te atom ve molekül yerine elektronlar ve atom çekirdekleri bulunur ve bu hale "plazma" denir. Güneş Şekil 3.2'de görüldüğü gibi yaklaşık olarak 6000 K sıcaklıktaki siyah cisim ışıma spektrumuna sahiptir (Foukal, 1990; Duffie ve Beckman, 1991).

Güneş'in enerji kaynağı çok eski tarihlerden beri bilim insanları için araştırma konusu olmuştur. Son inceleme ve araştırmalara göre, Güneş'teki enerji kaynağı atomlardır. Güneş'in merkezindeki Hidrojen atomları sürekli olarak Helyum atomuna çevrilmektedir. Bunun nedeni, basit yapıları Hidrojen atomunun diğer bütün elemanların "yapı

taşı" niteliğinde olmasıdır. Hidrojen'den sonra en basit atom da Helyum atomudur (Duffie ve Beckman,1991).

Dört Hidrojen çekirdeği bir araya gelerek bir Helyum çekirdeği meydana getirir. Güneş merkezi füzyon reaksiyonu için uygun bir ortamdır. Bir reaksiyonun basit olarak tanımı; protonla bombardımana tutulan Hidrojen molekülü, Döteryum'a dönüşür. Kararsız hale geçen iki Döteryum çekirdeği birleşerek daha ağır olan Helyuma dönüşür. Açıkta kalan iki proton ise reaksiyon zincirinin bu tanımına uygun olarak devam etmesini sağlar. Füzyon adı verilen bu olay yüksek sıcaklıkta ve atom çekirdeği yardımıyla olduğundan "Termonükleer Reaksiyon" adını alır. Bu reaksiyon sonucunda açığa çıkan enerji çok fazladır. Güneş'in bu enerjiye sahip olabilmesi için saniyede 10^{38} füzyon reaksiyonuna ihtiyaç duyduğu hesaplanmıştır. Bu da yaklaşık olarak saniyede 657 milyon ton Hidrojen'in 653 ton Helyum'a dönüşmesi anlamına gelmektedir. Hidrojen atomu Güneşin merkezinde Helyum atomuna dönüşürken % 3 oranında bir kayıp olur. Bu fark da, ısı ve ışık enerjisi olarak şekillenir. Yani Güneşin yüzenden devamlı olarak kaybolan enerji, içyapısında atom değişmelerinden oluşan enerjiyle karşılanmaktadır. Bu da, Güneş'e akıl almaz boyutlarla dev yapılı ve tükenmez bir atom pili niteliği verir (Kılıç ve Öztürk, 1983).

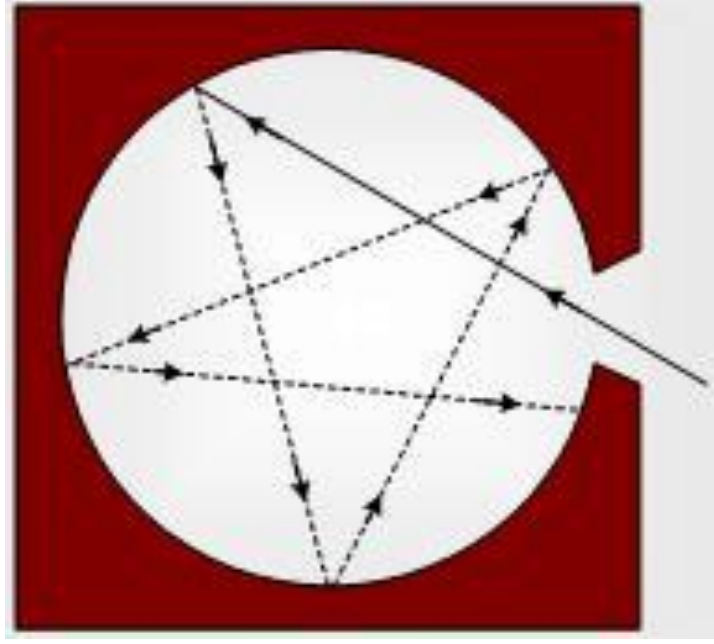
Şekil 3.2'de görülen spektrum 200 nm ile 3000 nm arasında yaklaşık 500 nm tepe noktasına sahip sürekli bir spektrum olmakla beraber yaklaşık olarak 5762 K'deki kara cisim ışımasına karşılık gelir. Güneş radyasyonun atmosferden geçince spektrumu ve şiddeti Şekil 3. 2'den de görülebileceği gibi bozulmaya uğramaktadır. Ozon tabakası morötesi bandındaki radyasyonu soğurur. Su buharı ve karbondioksit ise kızılötesi bandındaki radyasyonu soğurur. Güneş enerjisinin yaklaşık olarak % 48'i (656 W/m^2) yeryüzüne görülebilir kuşakta ulaşmaktadır.% 6'sı (88 W/m^2) morötesi kuşakta ve yaklaşık % 45'i (623 W/m^2) kızılötesi kuşakta yeryüzüne ulaşır. Ayrıca yeryüzüne ulaşan solar enerji spektrumu, Güneş ışınının atmosferde ne kadar yol bağlıdır. Bu faktör hava kütlesi cinsinden ölçülmektedir.



Şekil 3.2. Yeryüzüne gelen güneş ışınımının spektrumu

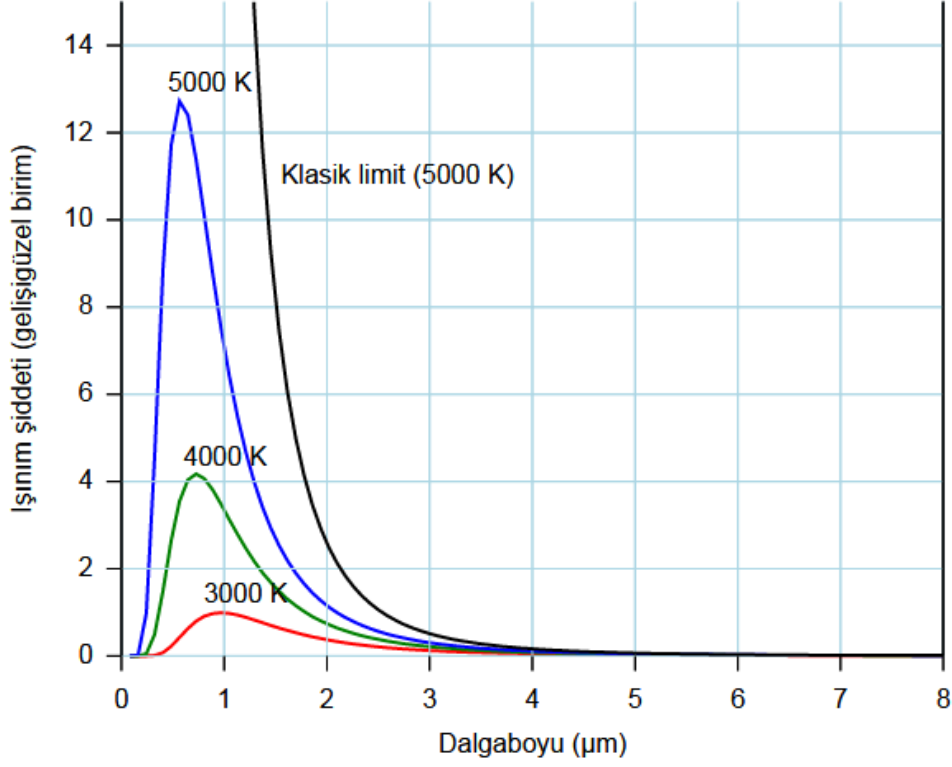
3.1.1.1. Kara Cisim Işımaları

Şekil 3. 3'te görüldüğü gibi temsil edilen kara cisim, üzerinde küçük deliğe sahip olan bir küreye benzetilmektedir. Küre üzerindeki delikten içeri giren ışık iç kısımda yansımalar uğrar ve soğurularak içeride kalır. Kara cisim içindeki yansımaların her defasında ışığın bir kısmı soğrulur, bu yansımalar ve soğrulmalar neticesinde içeri giren ışığın tamamı soğurulmuş olur. Ancak deliğin cismin boyutu göre küçükse içeri giren ışığın az da olsa dışarı çıkma olasılığı vardır. Sonuçta cisme gönderilen ışık dışarı çıkmadığı için cisim siyah görünür. İdeal kara cisim; üzerine düşen elektromanyetik dalgaların tüm dalga boylarını soğuran ve ısıtıldığında tüm dalga boylarında enerji yayan kuramsal cisimdir.



Şekil 3.3. Kara cisim ışıması

Termal dengeye ulaşmış (sabit sıcaklıkta) bir kara cisim, elektromanyetik radyasyon yayar. Bu olaya kara cisim ışıması denir. Mutlak sıfır sıcaklığının üstündeki her cisim etrafa ışık saçar. Ancak kara cisim çok sıcak değilse cisimlerin yaydığı ışık gözle görülmez. Canlılarda vücut ısılarından dolayı çevrelerine ışık yayarlar. Biz bu ışıkları göremeyiz. Çok sıcak cisimlerin yaydığı ışık ise gözle görülebilir. Metal bir cisim ısıtıldığında rengi önce kırmızı, sıcaklığı artıkça turuncu, sıcaklığı daha da artarsa beyaza doğru kayar. Bu bize ısınan cismin yaydığı ışık, kızılötesi bölgeden, görünür bölgeye, oradan da morötesi bölgeye doğru kaydığını gösterir.



Şekil 3.4. Kara cisim ışımasının sıcaklığa göre değişimi

Şekil 3. 4'deki grafikte kara cisim ışıma enerjisinin sıcaklık ve dalga boyu ile nasıl değiştiği gösterilmektedir. Güneş yüzeyi yaklaşık 5000 K sıcaklıkta olduğu için daha çok görünür bölge frekansında ışıır. İnsan vücudu 310 K sıcaklıkta kızılötesi ışıır ve sadece termal kameralar bu ışımayı algılar. Bu grafiğe göre, sıcaklık artııkça dalga boyunun kısaldıđı yani elektromanyetik spektrumda görüldüğü gibi ışımanın kızılötesi bölgeden, mor ötesi bölgeye doğru kaydıđı görülmektedir.

Bu durum Wien Yer Deđiştirme Yasası ile;

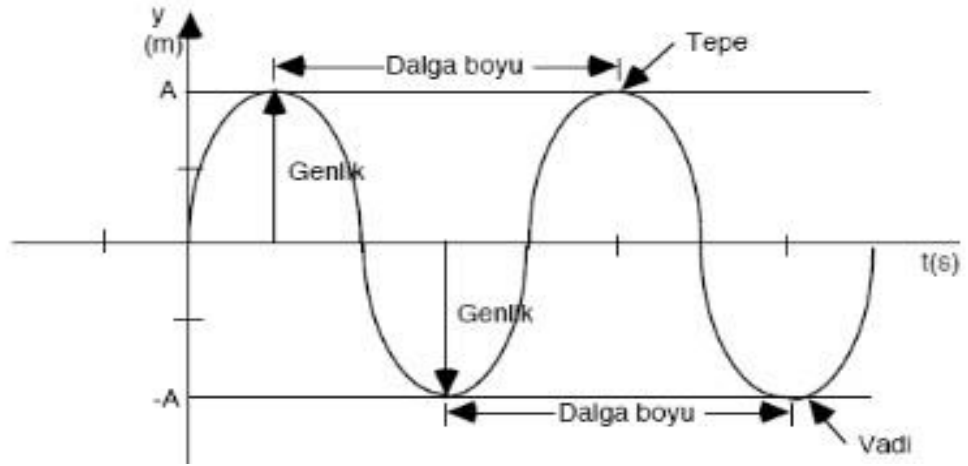
$$\lambda_{\max} \cdot T = 2.898 \times 10^{-3} m.K \quad (3.1)$$

şeklinde ifade edilir. Burada; λ_{\max} = eğrinin tepe yaptıđı dalga boyunu, T= kara cismin mutlak sıcaklığını ifade eder. Wien yasası ışıma enerjisi şiddetinin, frekansa göre dağılımının belirlenmesi amacıyla geliştirilmiştir. Wien bu dağılımın en yüksek değere karşılık gelen dalga boyunun, sadece sıcaklığa bađlı olduğunu saptamıştır (Beiser, 1987).

3.1.1.2. Elektromanyetik Spektrum

Güneşin yaydığı ve değişik dalga boylarındaki bütün elektromanyetik radyasyonun tümü Elektromanyetik Güneş Spektrumu (tayf) olarak adlandırılır. Elektromanyetik spektrum gözlerimizle görebildiğimiz ve göremediğimiz ışıkların tümünü içermektedir. Gözlerimizin gördüğü kısmı ışık prizmasında oluşan kırmızıdan başlayıp mora kadar bütün renkleri içeren görünür ışık, elektromanyetik dalganın gerçek bir parçasıdır. Bu renklerin kendilerine özgü dalga boyları vardır. Elektromanyetik dalgalar boşlukta ve maddesel ortamda yayılabilir.

Elektromanyetik spektrumu oluşturan ışınlar güneş ışınımı dalga boylarına göre sıralanır. Bu sıralamada sadece dalga boyu olarak farklılık gösterir. Dalga boyu, Şekil 3.5'de görüldüğü gibi dalganın iki ardışık tepeleri veya ardışık iki çukurları arasındaki uzaklıktır.



Şekil 3.5. Herhangi bir ışınımın dalga boyu

Elektromanyetik dalgalar düşük enerji değerinden yüksek enerji değerine doğru sıralanışı;

- 1- Radyo Dalgaları
- 2- Kızıl Ötesi (Infrared) Işık
- 3- Görünür (Visible) Işık
- 4- Ultraviyole Işık

5- X- Işınları

6- Gama Işınları

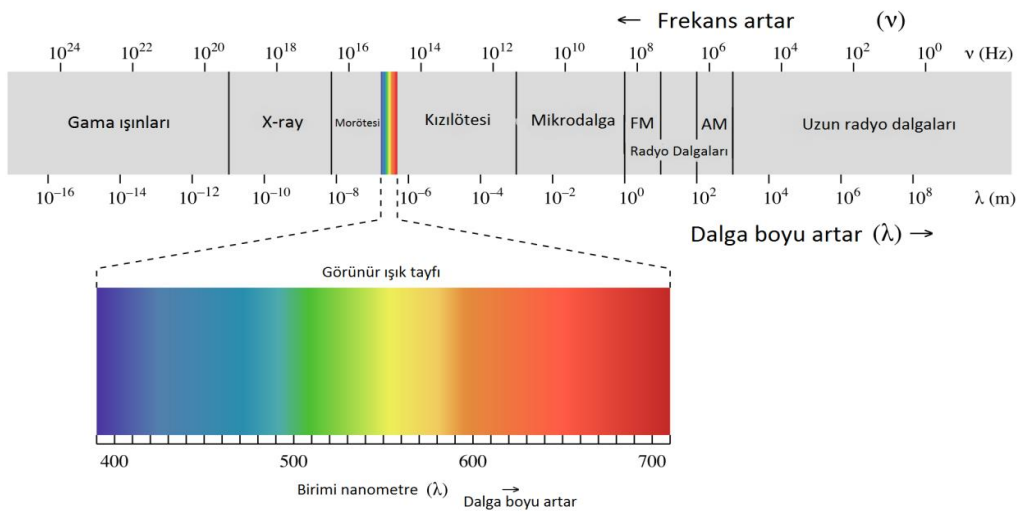
şeklindedir. Şekil 3.6'da Elektromanyetik spektrum görülmektedir. Elektromanyetik dalgalar dalga boylarına yanı sıra frekans ve enerjilerine göre tanımlanabilmektedir. Elektromanyetik dalgaların frekans, dalga boyu ve enerji arasındaki ilişki;

$$E = h\nu = \frac{ch}{\lambda} \quad (3.2)$$

formülü ile ifade edilir. Burada h Planck sabiti olarak bilinen evrensel bir sabittir ve 6.62×10^{-34} Js değerine sahiptir. ν ise parçacığın frekansdır (Beiser, 1987).

Elektromanyetik spektrumda en uzun dalga boyuna sahip dalgalar radyo dalgaları olarak adlandırılmıştır. Radyo dalgalarının dalga boyu 10^3 m ile 10^{-1} m mertebesi arasındadır. Cep telefonumuzla konuşabilmemiz radyo dinleme, televizyon izleyebilme Radyo Dalgaları sayesinde mümkün olmaktadır.

Mikro dalgalar, dalga boyları 10^{-1} m ile 10^{-4} m mertebesindedir. En uzun mikrodalgaya karşılık gelen dalga boyunda yiyeceklerin ısıtılmasında kullanılırken, kısa dalga boylarına karşılık gelen mikrodalgalar, uzaktan algılamalarda kullanılabilir.



Şekil 3.6. Elektromanyetik spektrum

Kızılötesi dalgalar (infrared) mikrodalga dalga spektrumu ile görünür bölge spektrumu arasındaki bölgede dalga boyları 10^{-3} m ile 10^{-6} m mertebesindedir.

Görünür (Optik) dalgalar, dalga boyları 400 nm ile 700 nm ($1\text{nm} = 10^{-9}$ metredir) mertebesindedir ve elektromanyetik spektrumun insan gözünün görebildiği bölgesidir. Kırmızı, turuncu, sarı, yeşil, mavi, mor renkleri içerir. En uzun dalga boyu kırmızı renk, en kısa dalga boyu ise mor renktir.

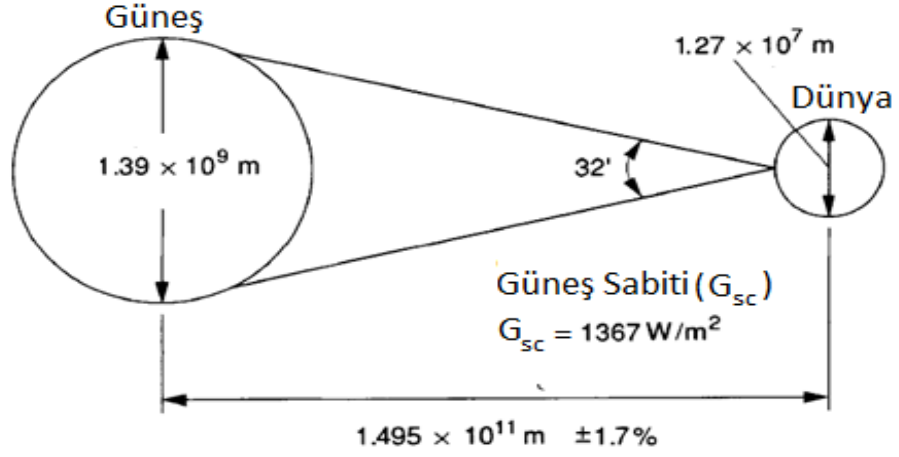
Morötesi (ultraviyole: UV) dalgalar, dalga boyu 100 nm ile 400 nm mertebesindedir. Bu ışınım morötesi ışınım ya da Ultraviyole Radyasyon (kısaca UV) olarak adlandırılır. Dalga boyu görünür bölge dalga boyu dışındadır fakat bazı canlılar tarafından görülebilirler. Ultraviyole ışınlarını ilk defa 1801 yılında Ritter tarafından tespit edilmiştir.

X ışını dalga boyları 10^{-9} m ile 10^{-12} m mertebesindedir. X ışının dalga boyu küçük, enerjisi büyüktür. X ışınları tıpta röntgen çekmek için kullanılmaktadır. X ışınları canlıların yaşamları üzerinde oldukça etkilidir. Ancak atmosferin koruyuculuğu sayesinde güneşten yayılan X ışınlarının hiçbirisi dünya yüzeyine ulaşamaz.

Gama ışını dalga boyları 10^{-11} m ile 10^{-12} m mertebesindedir. Elektromanyetik spektrumun dalga boyu çok küçük, en enerjik ışınıdır. Bu ışınları nükleer reaksiyonla üretilebilirler. Madde içinden geçebilirler. Canlı hücreleri öldürme özelliğine sahip olduğu için kanserli hücrelerin yok edilmesinde kullanılır. Atmosferimiz gama ışınlarını süzerek dünyamıza ulaşmasında engel olur.

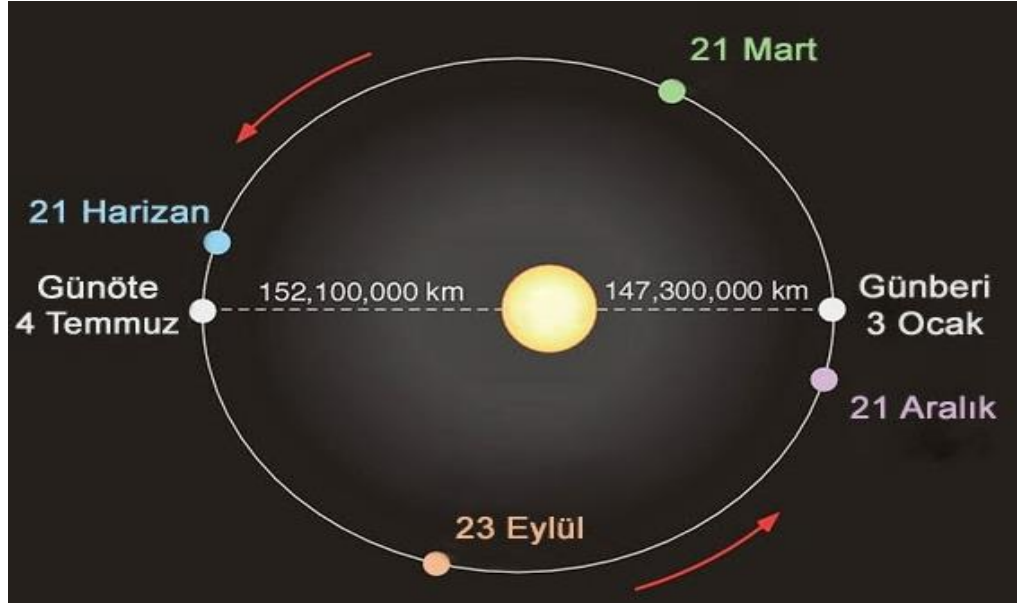
3.1.1.3. Güneş Sabiti

Güneşe olan uzaklık olarak ortalama mesafe alındığında, atmosfer dışı birim alana dikey olarak gelen ve güneş ışınlarının tüm dalga boylarını kapsayan birim zamandaki toplam güneş ışınım enerjisi şiddetine güneş sabiti (G_{sc}) denilmektedir. Şekil 3.7'de görüldüğü gibi Dünya ve Güneş arasındaki açı 32° olduğunda dünya ile güneş ortalama uzaklığı yaklaşık 1.495×10^{11} m olur. (Iqbal, 1983; Duffie ve Beckman, 1991).



Şekil 3.7. Güneş sabitinin hesabı

Şekil 3.8’de Dünya Güneşin etrafında dönerken yörüngesinin dış merkezli eliptik yörünge olması nedeniyle aralarındaki uzaklık hareketi süresince % 1.7 nispetinde değişim görülmektedir. Buna bağlı olarak güneş sabiti de Dünya-Güneş arasındaki bu mesafe değişimi nedeniyle ortaya çıkan mevsimsel farklar nedeniyle Dünya-Güneş arasındaki değişim atmosfer dışı ışınım akısının $\pm 3\%$ oranında değişmesine yol açmaktadır (Bulut, 2009).



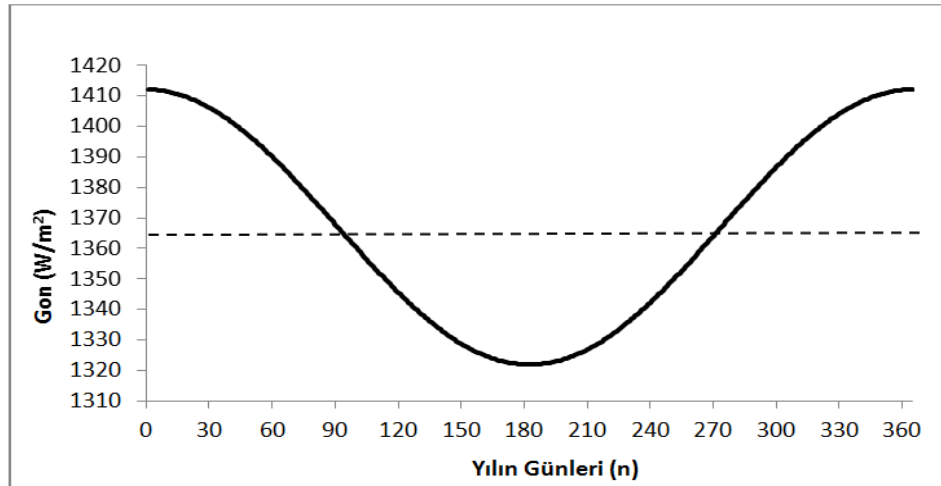
Şekil 3.8. Dünya ile Güneş arasındaki mesafenin değişimi

Güneş sabiti Abbot tarafından 1954 yılında ölçümler sonucunda 1322 W/m^2 bulunmuştur. Devam eden çalışmalar neticesinde Abbot'un tespit ettiği güneş sabiti Johnson tarafından revize edilerek 1395 W/m^2 kabul edilmiştir. 1971 yılından itibaren NASA Güneş sabiti değerini yaklaşık 1353 W/m^2 olarak almıştır. Dünya ışınlam merkezi ise Güneş sabiti değerini 1367 W/m^2 olarak kabul etmiştir ve ışınlam hesaplamalarında bu değer geçerlidir (Duncan, 1982; Iqbal, 1983; Foukal, 1990; Duffie, ve Beckman, 1991).

Atmosfer dışı ışınlamın yılın günlerine bağlı olarak değişimi

$$G_{sc} = I_0 \left[1 + 0.033 \cos \left(\frac{360n}{365} \right) \right] \quad (3.3)$$

eşitliği kullanılarak yaklaşık olarak hesaplanabilir. Burada $I_0=1367 \text{ W/m}^2$ güneş sabiti, n ise 1 Ocak'tan itibaren geçen gün sayısını belirtir. G_{sc} tamamen yılın günlerine bağlıdır. Eşitlik 3.3 kullanılarak atmosfer dışı güneş ışınlamının şiddeti bir yıl boyunca olan değişimi Şekil 3.9'da verilmektedir. Şekil 3.9'da görüldüğü gibi kesikli çizgi güneş sabitinin yerini göstermektedir. Güneş sabitinin en düşük değeri ile yaz aylarında 1322 W/m^2 olup kış aylarına doğru artarak 1422 W/m^2 değerine ulaşmaktadır.



Şekil 3.9. Yılın günlerine bağlı olarak atmosfer dışı ışınlamın değişimi

3.1.1.4. Güneşle İlgili Açılar Ve Tanımlamalar

Yerkürenin (dünyanın) rotasyon, revolusyon ve presesyon olarak tanımlanana başlıca üç hareketi vardır.

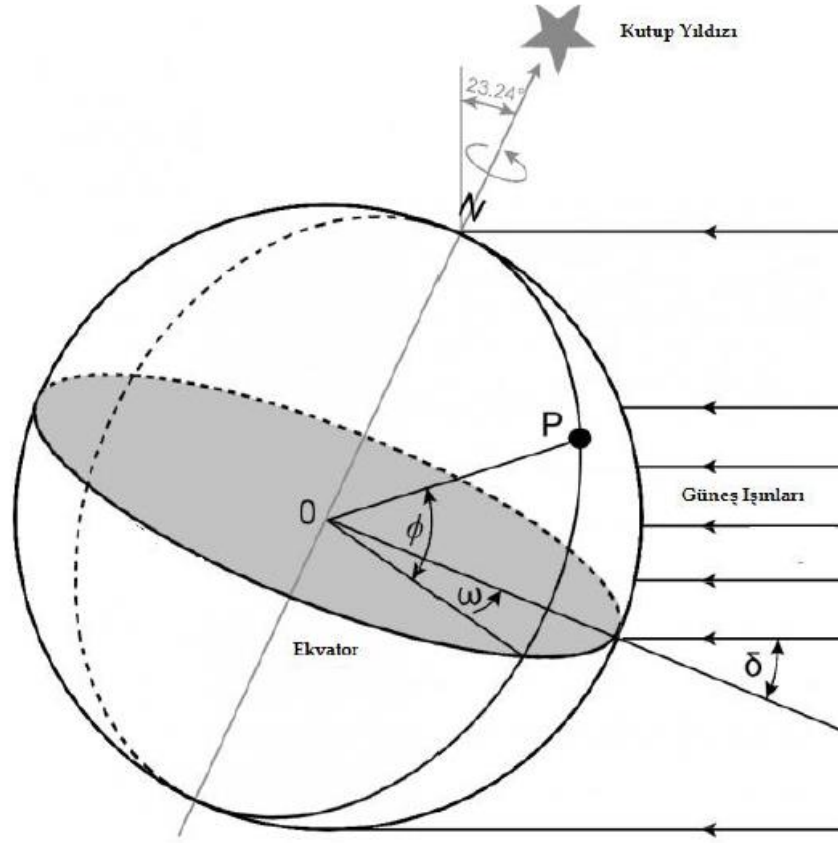
Rotasyon, Dünya'nın kendi eksenini etrafında dönüş hareketidir bu hareketi 24 saatte tamamlar.

Revolusyon, Dünya'nın güneşin etrafında yapmış olduğu dolaşım hareketidir. Bir turu 365.25 günde tamamlar. Bu dolaşım daireye çok yakın elips şeklinde ve çevre uzunluğuna 939.2 milyon km olan yörüngede gerçekleşir.

Presesyon, Dünyanın yerin dönme ekseninin doğrultusu yavaş ve sürekli olarak, bir koni tanımlayacak biçimde yaptığı harekettir, yaklaşık olarak 25800 yıllık bir dönemle değişir. Bu hareket, temel olarak ekvator kısmının şişkin ve ekseninin eğimli olmasından dolayı en fazla Güneş'in ve Ay'ın, çok az da olsa diğer gök cisimlerinin etkisi ile dönmekte olan Dünya'nın ekvatoruna uyguladıkları çekim etkisiyle oluşur (Görceli-oğlu, 1969).

3.1.1.4.1. Esas Güneş Açıları

Dünyanın kendi eksenini etrafında ve Güneş çevresinde eliptik dönmesinden dolayı Güneş ışınımının en önemli özelliklerinin belirlenmesi için belirli zamanlarda dünya yüzeyine gelen Güneş ışınım açılarının bilinmesi gerekir. Güneş ışınlarının belirlenmesinde dünyanın enlem ve boylamının, saat açısının ve Güneş deklinasyon açılarının, enlem açısının, yüzey eğim açısının, zenit açısının, güneş yükseklik açısının, yüzey azimut açısının bilinmesi gerekir. Bu açıların bilinmesi sayesinde Güneş enerjisinden hangi verimlilik ölçüsünde yararlanabileceğinin analizi yapılır. Bu yapıda hesaplamaların kolay olması açısından, günümüze kadar birçok dalda çalışmalar yapılmış ve belli kabuller yapılarak yeni yöntemler geliştirilmiştir. Şekil 3.10'da Dünya yüzeyinde yer alan temel açılar görülmektedir.



Şekil 3.10. Enlem (ϕ), saat açısı (ω) ve güneş deklinasyon açısı (δ)

3.1.1.4.2. Dünyanın Enlem Ve Boylamı

Dünya üzerindeki herhangi bir yer enlem ve boylamları yardımıyla tam olarak belirlenebilir. Dünya enlem ve boylamlar kullanılarak alanlara ayrılmışlardır. Kutup dairelerinden geçen boylamlara meridyen olarak adlandırılmıştır. Başlangıç meridyeninin (Greenwich-İngiltere) doğusunda kalan boylamlar pozitif, batısında kalan boylamlar ise negatif boylamlar olarak kabul edilmiştir. Ekvatora paralel olarak geçen ve ekvator'dan kutuplara kadar çizilen daireler ise enlem olarak adlandırılır. Enlem, ekvator'da sıfırdır ve kutuplara doğru gidildikçe artar. Kuzey kutbundan 90^0 , Güney Kutbunda ise -90^0 'dir ($-90^0 < \phi < 90^0$).

3.1.1.4.3. Temel Güneş Açıları

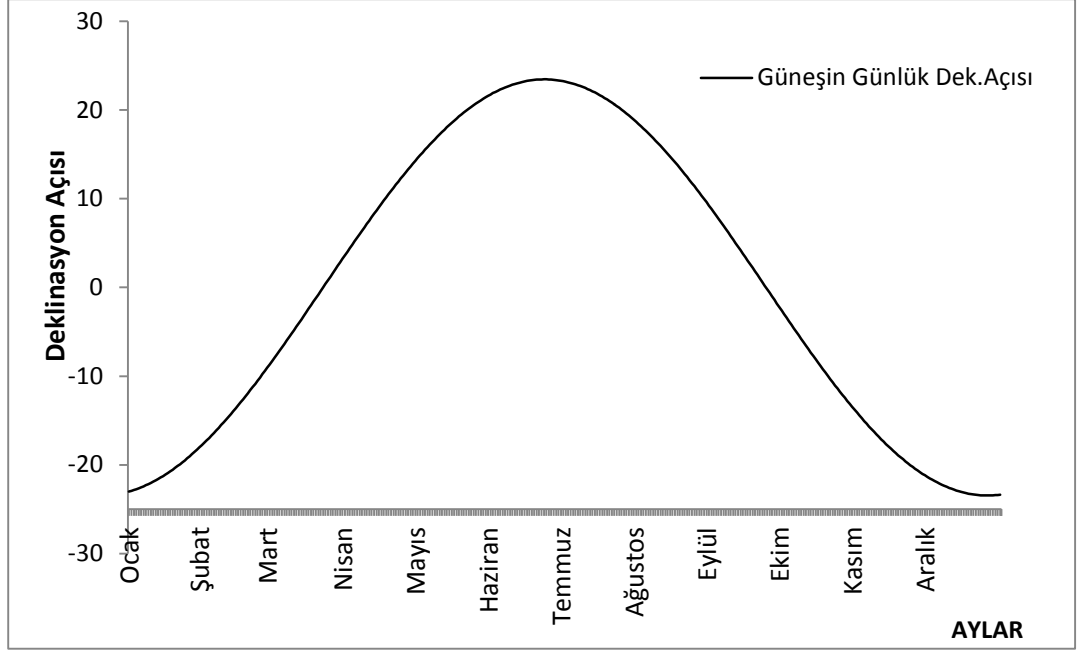
Dünya üzerindeki herhangi bir yüzeye gelen direkt güneş ışınımının doğrultusu, o bölgenin enlem açısı, saat açısı, yüzey eğim açısı ve deklinasyon açısının bilinmesi ile tahmin edilebilir.

3.1.1.4.3.1. Deklinasyon Açısı (δ)

Dünya - Güneş doğrultusunun yerin ekvator düzlemi ile yaptığı açı deklinasyon açısı (δ) açısı olarak bilinmektedir (Şekil 3.10). Bu açı, dünyanın dönme ekseninin, yörünge düzleminin normali ile yaptığı $23^{\circ}27'$ ’lik açıdan oluşmaktadır. 21 Mart ilkbahar ekinoksu ve 22 Eylül sonbahar ekinoksu olmak üzere her iki ekinoksta da deklinasyon açısı sıfır olur. Gün dönümü noktalarında (21 Haziran yaz gün dönümünde 23.45° ve 21 Aralık kış gün dönümünde -23.45°) mutlak değer olarak maksimum değere ulaşır. Deklinasyon açısı sadece zamanın fonksiyonudur ve bir yıl boyunca $-23.45^{\circ} \leq \delta \leq 23.45^{\circ}$ arasında değerler almaktadır (Duffie ve Beckman, 1991; Ramsey, 2003). Deklinasyon açısı bazı ampirik formüller kullanılarak yılın herhangi bir günü için Cooper formülü;

$$\delta = 23.45 \sin\left(360 \frac{284+n}{365.25}\right) \quad (3.4)$$

ile yaklaşık olarak hesaplanmaktadır (Cooper 1969). Burada n, 1 Ocak’tan itibaren deklinasyon açısının hesaplanacak güne kadar olan gün sayısını göstermektedir. Bir yıl boyunca deklinasyon açısının değişimi Şekil 3.11’de verilmiştir. 21 Mart ilkbahar ekinoksunda ve 22 Eylül sonbahar ekinoksunda deklinasyon açısı sıfır olduğundan yatay eksenini bu tarihlerde kesmektedir.



Şekil 3.11. Yıl içerisinde günlere göre deklinasyon açısının değişimi

Aylık ortalama veya aylık toplam radyasyon hesabı yapılacağı zaman aylık ortalama değer günü için radyasyon hesaplanır ve eğer aylık toplam değer hesaplanacak ise ayın gün sayısı ile çarpılır; eğer ayın ortalama değeri hesaplanmak isteniyorsa o günün değeri alınır. Deklinasyon açısının yıl boyunca değişimi günlere göre yukarıdaki şekilde görülmektedir. Genellikle güneş ışınımı hesapları, bir ayın bütün günleri yerine; aylık ortalama değerler için ortalama deklinasyon açısına karşılık gelen günde yapılır (Duffie ve Beckman,1991).

Çizelge 3.1’de ayların ortalama değer günleri ve “n” değerinin hesabı gösterilmektedir.

Çizelge 3.1. Aylara göre ortalama değer günleri

Aylar	Gün Sayıları	Ortalama Değer Günleri	
		Gün	n
Ocak	n	17	17
Şubat	31 + n	16	47
Mart	59 + n	16	75
Nisan	90 + n	15	105
Mayıs	120 + n	15	135
Haziran	151 + n	11	162
Temmuz	181 + n	17	198
Ağustos	212 + n	16	228
Eylül	243 + n	15	258
Ekim	273 + n	15	288
Kasım	304 + n	14	318
Aralık	334 + n	10	344

Dünya yüzeyindeki bir gözlemci için güneş gökyüzünde doğudan batıya doğru dairesel bir yol izler. Temel güneş açılarının yanında Şekil 3.12’de verildiği gibi güneş ışınımı hesaplamalarında kolaylık sağlayan açı bağıntıları tanımlanmıştır. Özet olarak gün uzunluğu, güneşin doğuş-batış saatlerinin deklinasyon açısına bağlı olarak hesabının yapılabilmesi mümkündür.

3.1.1.4.3.2. Saat Açısı (ω)

Yer kürenin kendi eksenini etrafındaki dönme hareketiyle oluşan, güneş enerjisi hesabı yapılacak yerin boylamı ile güneşin yerel meridyen üzerindeki doğuda veya batıdaki açısal konumudur.

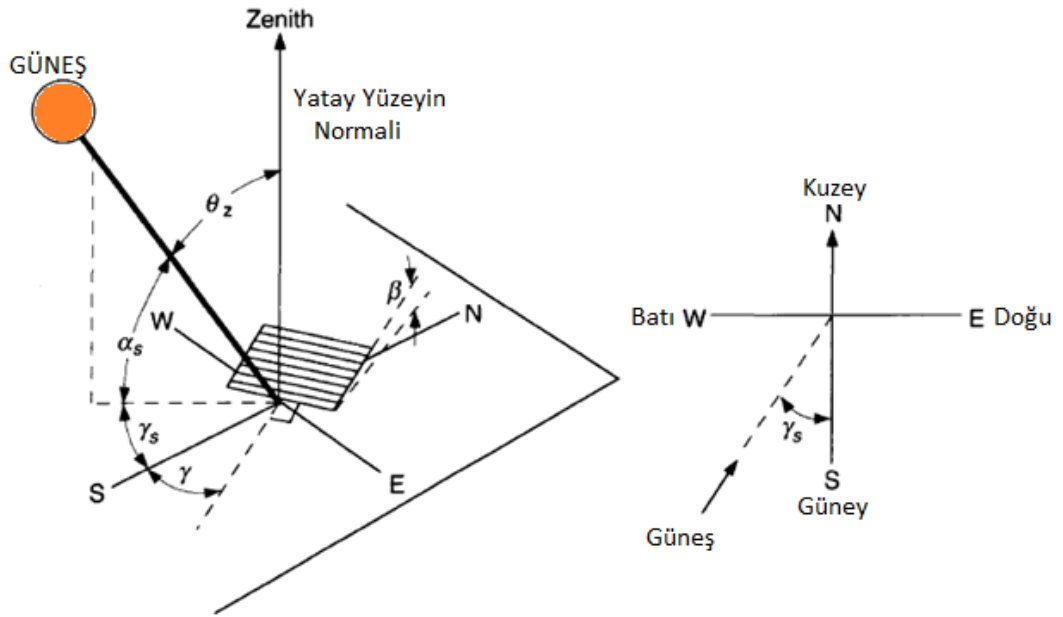
Saat açısı;

$$\omega = 15 \cdot (\text{saat} - 12) \quad (3.5)$$

eşitliğine göre hesaplanmaktadır.

Zamanın açısal ölçüsüdür. Saat 12’de saat açısı 0° olur. Bu sabit sayı dünyanın güneş çevresinde bir defa dönüşü sırasında oluşan 360° ’lik açının bir günlük süre olan 24’e bölünmesiyle elde edilmiştir Bir saat 15° boylama denk gelmektedir. Burada saat açısı her saatte 15° değişmektedir. Güneş öğle vakti ile ilgili zaman arasındaki saat farkı, 15 sabit sayısı ile çarpılarak güneş sabit açısı hesaplanır.

Eşitlik 3.5’den öğleden sonra bu değer pozitifken, öğleden önce negatif olduğu çıkarılabilir. Örnek olarak saat 16.00’da saat açısı 60° dir.



Şekil 3.12. Zenit, güneş yükseklik ve azimut gibi türetilmiş açıları (Ramsey, 2003)

3.1.1.4.3.3. Enlem Açısı (θ)

Başka bir deyişle doğrudan gelen ışınlam ile yatay düzlemin oluşturduğu açıya denir. Güneş yükseklik açısının hesaplanmasında kullanılmaktadır. Kuzey yönde pozitif, güney yönde negatif olmak üzere -90° ile $+90^\circ$ arasında değişir. Ülkemiz coğrafi konum olarak $36^\circ - 42^\circ$ enlemleri arasında yer almaktadır.

3.1.1.4.3.4. Yüzey Eğim Açısı (β)

Üzerine düşen güneş ışınımını tahmin edeceğimiz yüzeyin yatay eksen ile yaptığı açı değeridir. $0^\circ \leq \beta \leq 180^\circ$ değerleri arasında değişir. Eğer $\beta > 90^\circ$ ise yüzey baş aşağı konumda demektir hesaplanacağı konumun yerküre üzerindeki açısal konumunu gösterir.

3.1.1.4.4. Türetilen Güneş Açıları

Temel güneş açılarının bir fonksiyonu olarak türetilmiştir. Bu açılar sayesinde güneş ışınımının hesaplanması yardımcı olur. Bu açılar sayesinde hesap yönteminde kolaylık ve doğruluk sağlanmış olur.

3.1.1.4.4.1. Zenit Açısı (θ_z)

Doğrudan güneş ışınım doğrultusunun yatay yüzeyin dikey eksenini ile yapmış olduğu açıdır. Zenit açısı güneşin doğusunda ve batışında $\theta_z=90^\circ$ iken, ışınların yeryüzüne dik geldiği durumda ise $\theta_z=0^\circ$ olur.

Güneş öğle saatinde havada bulunduğu en yüksek noktada bulunur. Zenit açısı

$$\cos \theta_z = \cos \delta \cdot \cos \omega \cdot \cos \phi + \sin \delta \cdot \sin \phi \quad (3.6)$$

denklemini ile hesaplanır (Bayrak ve Gençoğlu, 2011).

3.1.1.4.4.2. Güneş Yükseklik Açısı (α_s)

Güneşin herhangi bir anda doğrudan güneş ışınımı ile yatay eksen arasındaki açıdır. Bu açı yıl boyunca en büyük değerini öğle vaktinde almaktadır. Deklinasyon açısı, enlem açısı ve güneş saati açısına bağlı olarak Eşitlik 3.8 oluşturulur.

$$\sin \alpha = \sin \delta \cos \theta + \sin \delta \sin \theta \quad (3.7)$$

Gün doğumu ve batımı esnasında güneş yükseklik açısı sıfırdır. Güneş yükseklik açısı ve zenit açının toplamı doksan derecedir ve

$$\alpha_s = 90 - \theta_z \quad (3.8)$$

eşitliğine göre hesaplanmaktadır.

3.1.1.4.4.3. Yüzey Azimut Açısı (γ)

Yüzeyin normalinin yatay bileşeninin yerel boylama göre sapmasını gösteren güney doğrultusu ile yaptığı açıdır. Açı güney yönünde 0° , doğu yönünde negatif, batı yönünde ise pozitif değer almaktadır. $-180^\circ \leq \gamma \leq 180^\circ$ değerleri arasında yer alır.

3.1.1.4.4.4. Güneş Azimut Açısı (γ_s)

Güneşin yüzeye geliş doğrultusunun yatay düzlemdeki iz düşümünün güney doğrultusu ile yaptığı açıdır. Açı güneybatı yönünde pozitif, güneydoğu yönünde negatif değer almaktadır. Kısaca güneş ışınlarının kuzeye göre, saat dönüş yönünde, sapmasını gösteren açıdır. Güneşin doğrultusunun tam olarak bilinebilmesi için kutupsal koordinatlarda azimut açısına ihtiyaç duyulmaktadır. Güneş azimut açısı aşağıdaki denklemler kullanılarak hesaplanır. Güneş azimut açısının sinüsü denklem 3.9 ile belirlenir.

$$\sin \gamma_s = - \frac{\cos(\delta) \cdot \sin(\omega)}{\sin \theta_z} \quad (3.9)$$

3.1.1.4.4.5. Güneşin Geliş Açısı (θ)

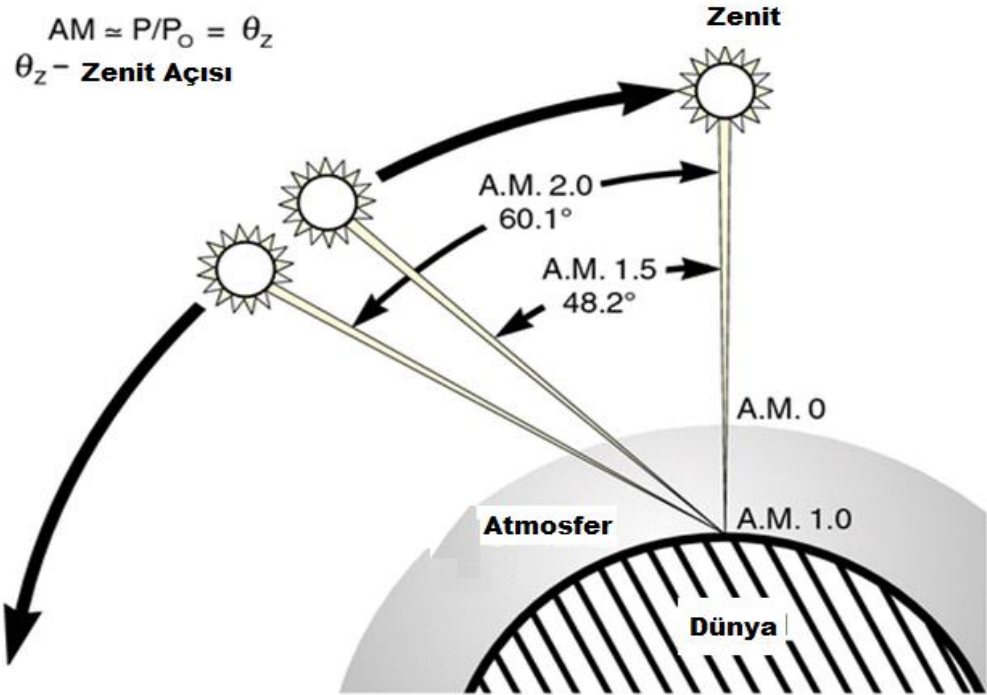
Yüzeye gelen direk güneş ışınımının yüzey dikmesi ile yaptığı açıdır. Yüzey güneş ışınlarına dik ise geliş açısı sıfır paralel ise doksan derecedir. Güneşin geliş denklem 3.10 ile hesaplanmaktadır.

$$\begin{aligned}
\cos\theta &= \sin\delta.\sin\phi.\cos\beta - \sin\delta.\cos\phi.\sin\beta.\cos\gamma \\
&+ \cos\delta.\cos\phi.\cos\beta.\cos\omega \\
&+ \cos\delta.\sin\phi.\sin\beta.\cos\gamma.\cos\omega \\
&+ \cos\delta.\sin\beta + \sin\gamma.\sin\omega
\end{aligned}
\tag{3.10}$$

3.1.1.4.4.6. Hava Yutma Sayısı (Airmass: AM)

Güneş radyasyonunun atmosferden geçerken izlediği yolun atmosfer kütesinin uzaklığının, güneşin radyasyonunun dik (zenit noktasında) olduğu durumda izleyeceği yola oranına hava kütlesi olarak ifade edilir. Bir başka deyişle güneş radyasyonunun atmosferde aldığı yol süresince içinde geçtiği hava miktarıdır. Hava kütlesi (AM), eşitlik 3.11’de gösterildiği gibi yaklaşık olarak 1’in güneş ışığının normalle yaptığı açıya oranı olarak tanımlanır.

$$AM = \frac{1}{\cos\theta}
\tag{3.11}$$



Şekil 3.13. Güneş ışıklarının atmosferde geçtiği hava kütlesi miktarı

3.1.1.4.4.7. Güneş Batış Saat Açısı (ω_s)

Güneşin batışında zenit açısı $\theta_z = 90^\circ$ (yatay düzleme paralel) ve $\cos \theta_z = \cos 90 = 0$ olduğundan güneş batış saat açısı eşitlik 3.12 bağıntılardan bulunabilmektedir.

$$\cos \omega_s = -\frac{\sin \theta \cdot \sin \delta}{\cos \theta \cdot \cos \delta} \quad (3.12)$$

3.1.1.4.4.8. Güneş Doğuş Açısı (W_s) ve Gün Uzunluğu (N)

Güneş doğuş açısı değerleri 3.13 eşitliği ve gün uzunluğu değerleri aşağıdaki 3.14 eşitliği ile hesaplanmaktadır.

$$\cos \omega_s = -\tan \delta \cdot \tan \phi \quad (3.13)$$

$$N = \frac{2}{15} \cos^{-1}(\tan \delta \cdot \tan \phi) \quad (3.14)$$

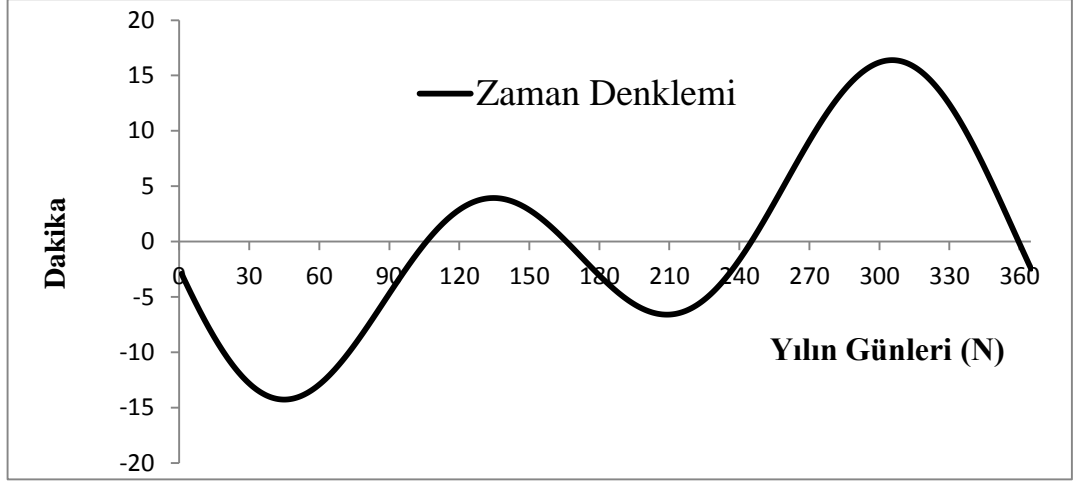
3.1.1.4.4.9. Zaman Denklemi (ZD)

Zaman denklemi görünür güneş zamanı ile ortalama güneş zamanı arasındaki farktır. Dünya'nın her yerinde aynı değere karşılık gelmektedir. Zaman denklemi;

$$\begin{aligned} ZD(N) = & 229,2 \cdot (0,000075 + 0,001868 \cos B \\ & - 0,032077 \sin B - 0,014615 \cos 2B \\ & - 0,04089 \sin 2B) \end{aligned} \quad (3.15)$$

eşitliği ile verilir. Burada $B = (n - 1) \cdot \frac{360}{365}$ ile verilir ve yılın günlerine bağlıdır. Zaman

denklemi bir yıl boyunca Şekil 3.14'de görüldüğü gibi -14.2 dakika ile $+16.3$ dakika arasında değişim gösterir.



Şekil 3.14. Zaman denkleminin yılın günlerine göre değişimi

3.1.1.5. Dünyada Güneş Enerjisi

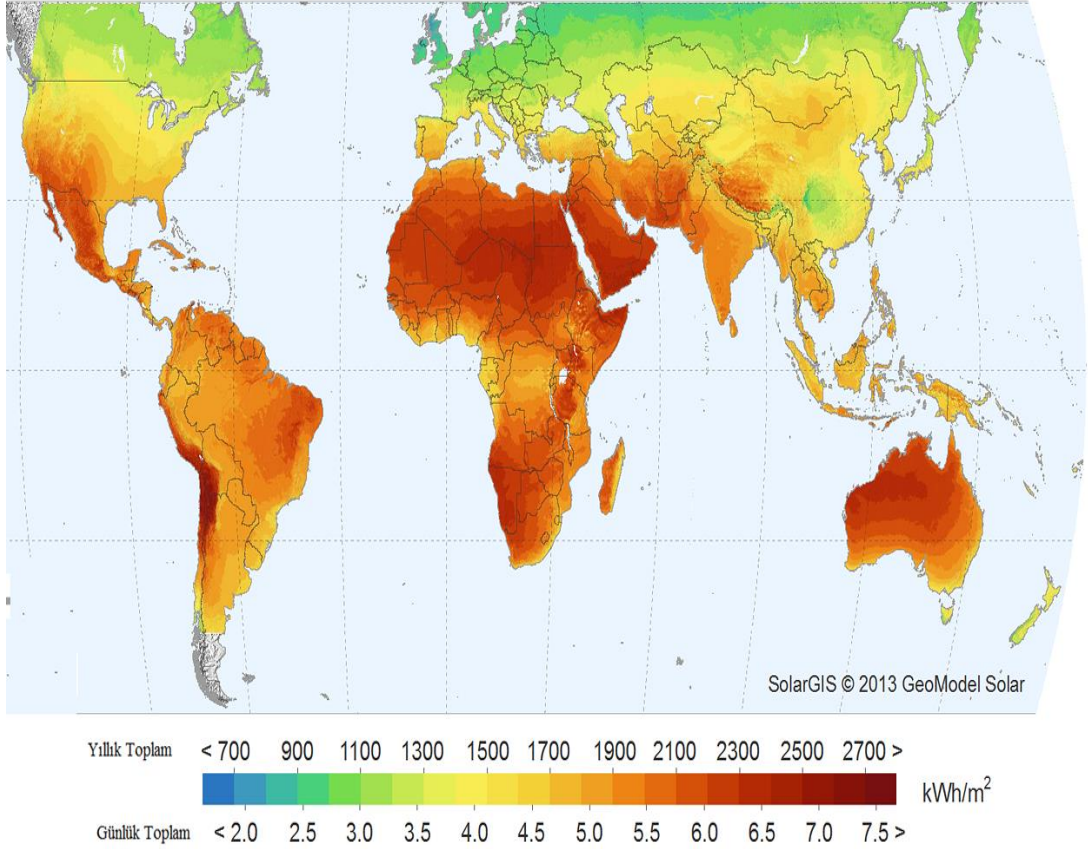
Güneşin içinde Hidrojenin Helyuma dönüştüğü füzyon reaksiyonları gerçekleşmesiyle oluşan kütle farkı, ısı enerjisi olarak uzaya yayılmaktadır. Dünya ise güneşten gelen bu enerjinin milyarda birini alır. Yayılan bu enerjiden atmosferin dış yüzeyine ulaşan enerji miktarı 173.104 kW değerindeyken, Şekil 3.2’de görüldüğü gibi Güneş ışınları dünya atmosferinde geçerken elektromanyetik spektrumun görünür bölgesinden daha yüksek enerjiye sahip olan enerjileri (morötesi, gama ve x ışınlarını) zararlı olan bu ışınların çoğu yutulur. Bu eksilmeler ortaya çıkmadan önce, atmosferin dışında ışınım değeri 1367 W/m^2 ’dir ve bu değer güneş sabiti olarak alınır. Güneşin yılda toplam $3 \times 10^{21} \text{ J}$ kadar enerjisi yeryüzüne ulaşır. Yarıdan fazlası yere inen bu miktarın $9 \times 10^{20} \text{ J}$ kadarı karalarda, kalanı da denizlerde emilir. Bunun çok küçük bir kısmı ($0,15 \times 10^{18} \text{ J}$) bitki örtüsünce fotosentezde kullanılır. Karadaki enerji yoğunluğu güneşin dik olduğu saatlerde, yatay bir yüzey için m^2 ’ye 1000 W kadardır. Bu düşüşe rağmen yeryüzüne ulaşan enerji insanlığın ihtiyaç duyduğu enerjinin milyarlarca katıdır (Altın, 2002).

Dünyada güneş enerjisi konusundaki çalışmalar 1600 yılında Galile’nin merceği bulmasıyla hız kazanmıştır. Belidor 1725 yılında Fransa’da ilk defa güneş enerjisi kullanarak çalışan bir pompa yapılmıştır. 1860 yılında Mouchot, parabolik aynalar kullanarak güneş ışınlarını toplayarak, bir buhar makinası tasarlamıştır. Hava çevrimli maki-

nayı, ilk defa 1868 yılında Güneş enerjisi ile çalıştıran Ericsson olmuştur. Adams, Hindistan'da yedi askerin yemeğini kış ayında, konik yansıtıcı Güneş ocağı kullanarak pişirmeyi başarmıştır. Shuman ve Boys, 1913 yılında Nil Nehri kenarında parabolik aynalar yardımıyla ürettikleri buharı kullanansulama pompasını çalıştırmışlardır. Birinci Dünya Savaşı ve sonrasında fosil yakıtların kullanımının öneminin artmasıyla Güneş enerjisiyle ilgili çalışmalar araştırma çalışmaları seviyesinde kalmıştır. Güneş enerjisi 1973 yılındaki dünya enerji kriziyle tekrar önem kazanmıştır. Yaşanan enerji krizinden sonra yenilenebilir enerji ve özellikle Güneş enerjisi ile ilgili çalışmalar planlı bir de uygulamaya geçilmiştir. İnsanlığın yıllık enerji ihtiyacının yaklaşık olarak 125×10^{12} kWh olduğu düşünülürse, Güneşten bir yılda Dünyaya gelen enerji ihtiyacın yaklaşık 7500 katı kadardır. Fakat gelen bu toplam (global) radyasyon Dünyanın her bölgesinde eşit dağılım göstermez. Şekil 3.15'de görüldüğü gibi bölgeden bölgeye farklılık gösterebilir. Türkiye ile birlikte, İspanya, İtalya, Yunanistan, İsrail, Suriye, Mısır, Suudi Arabistan, Libya, Cezayir, Fas, İran, Pakistan, Çin, Japonya, Amerika, Meksika, Güney Afrika ve Avustralya güneş kuşağı üzerinde yer almaktadır (Altıntop ve Erdemir, 2013).

Dünyanın bazı yerlerinde bu oran yıllık ortalamanın üstünde olmasına karşın, Güneş enerjisi ekonomik nedenlerden dolayı bir enerji kaynağı olarak kullanılamamaktadır. Tüm bunlara rağmen Güneş alan bölgelerde Güneş enerjisi önemli bir enerji kaynağı olarak ekonomik bütçeye katkı sağlayabilecek durumdadır. Her geçen önemi artan bu sektörü hızlı adımlarla ileriye taşıyan Dünya ülkeleri %100'lük yenilenebilir enerji düşüncelerini uygulamaya geçirmek için çalışmalarına hızla devam etmektedirler (Kartırcıoğlu, 2011).

DÜNYA YÜZEYİNE DOĞRUDAN GELEN GÜNEŞ RADYASYON HARİTASI



Şekil 3.15. Dünyanın Güneş enerjisi potansiyeli dağılımı atlası¹

3.1.1.6. Türkiye’de Güneş Enerjisi

Türkiye, coğrafik konumu nedeniyle sahip olduğu güneş enerjisi potansiyeli açısından pek çok ülkeye göre çok daha fazla şanslı durumda olduğu görülmektedir. Ülkemiz, 35°50’ - 42°06’ kuzey enlemleri, 25°40’ - 44°48’ doğu boylamları arasında yer almaktadır. MGM’nde mevcut bulunan 1966-1982 yıllarında ölçülen güneşlenme süresi ve ışınım şiddeti verilerinden yararlanarak YEGM tarafından yapılan çalışmaya göre, Türkiye’nin ortalama yıllık toplam güneşlenme süresi 2640 saat, bu da günlük toplam 7.2 saate eşittir ve ortalama yıllık toplam ışınım şiddeti 1311 kWh/m² bu da günlük toplam 3.6 kWh/m² ye eşittir. Türkiye güneş kuşağı olarak adlandırılan bir bölgede bulunmaktadır. Güneş enerjisi açısından zengin bir ülkedir. Türkiye’nin güneş enerjisi

¹<http://solargis.info/doc/pics/freemaps/1000px/ghi/SolarGIS-Solar-map-World-map-en.png>

potansiyeli 380 milyar kWh/yıl olarak hesaplanmıştır. Bu değerlerden, ülkemizin güneş potansiyelinin İspanya'dan sonra Avrupa'nın en iyi potansiyel olduğu ve bilhassa Akdeniz, Ege, İç Anadolu'nun güneyi ve Güneydoğu Anadolu bölgelerimizin yüksek güneş enerjisi potansiyeline sahip olduğu görülmektedir. Türkiye güneş enerji potansiyeli ve güneşlenme süresi değerleri ise aylara göre Çizelge 1.1'de verilmiştir. Güneşlenme süresi en az olan bölge Karadeniz Bölgesidir. YEGM'nün yaptığı çalışmalarda elde ettiği Türkiye'nin yıllık toplam güneş enerjisi potansiyelinin bölgelere göre dağılımı potansiyeli Çizelge 1.2'de verilmiştir (YEGM).

Türkiye'de Şekil 1.1'de görüldüğü gibi, güneş kuşağı olarak adlandırılan ve fazla ışı-nım alan kırmızı bölge üzerinde olmasıdır YEGM'nün vermiş olduğu bilgilere göre bu değerler, Türkiye'nin gerçek potansiyelinden daha azdır. 1992 yılından bu yana YEGM ve MGM güneş enerjisi değerlerinin daha sağlıklı olarak ölçülmesi amacıyla güneş enerjisi ölçümleri almaktadırlar. Bu ölçüm çalışmalarının sonucunda, Türkiye'nin güneş enerjisi potansiyelinin değerinin çizelgelerde belirtilen değerden %20-25 daha fazla çıkması beklenmektedir (YEGM). Bu potansiyelin etkin bir biçimde kullanılması enerji konusunda dışa bağımlılığımızı azaltıcı etkiler gösterecektir. Şekil 1.1'de verilen haritada Türkiye'nin Güneş Enerjisi potansiyeli atlası görülmektedir. Şekil 1.1'de Akdeniz Bölgesinin güneş enerjisi bakımından oldukça zengin olduğu görülmektedir.

3.1.2. Yapay Zekâ ve Yapay Sinir Ağları

3.1.2.1. Yapay Zekâ

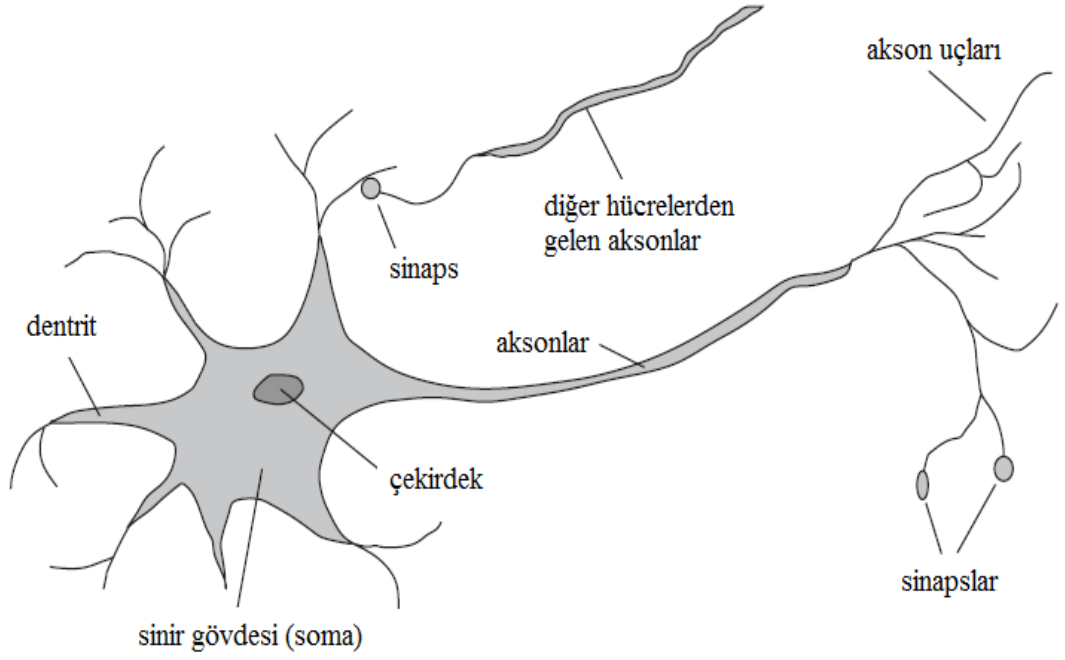
İnsan beyni bilinen en gizemli ve karmaşık hesaplayıcıdır. İnsan zekâsı; düşünme, akıl yürütme, kavrama, yargılama, sonuç çıkarma, soyutlama, öğrenme yetenekleri ve nesnel gerçekleri algılamanın tümü olarak özetlenebilir. Yapay zekâ ise bu özelliklere sahip organik olmayan sistemlerdeki zekâ olarak düşünülebilir ve kabaca bir bilgisayarın genellikle insana özgü nitelikler olduğu varsayılan akıl yürütme, anlam çıkarma, genelleme ve geçmiş deneyimlerden öğrenme gibi yüksek zihinsel süreçlere ilişkin görevleri yerine getirme yeteneği olarak tanımlanmaktadır (Nabiyev, 2010).

Yapay zekâ kavramı 1950'li yıllardan itibaren insanın düşünme sistematüğını anlamak ve bunun benzerini ortaya çıkaracak bilgisayar işlemlerini geliştirmeye çalışmak olarak tanımlanan önemli araştırma konularından biri olmuştur. Özellikle bilgisayar teknolojisinin hızla yaygınlaşması sonucunda yapay zekâ çalışmalarında da hızlı artışlar gözlenmiştir (Yurtoğlu, 2005). Yapay zekâyı insanın düşünme yapısını anlamak ve davranış biçiminden esinlenerek bu tür davranan sistemleri modelleme çalışmasının genel adı olarak düşünülmektedir. Yapay zekâ, insanlarda zekâ ile ilgili zihinsel fonksiyonları bilgisayar modelleri yardımıyla inceleyip formül haline getirmeyi ve bunları yapay sistemlere uygulamayı amaçlayan araştırma alanıdır. Bir anlamda yapay zeka insanoğlunu taklit etmeye yönelik çalışmalar olduğundan, mühendislik, nöroloji ve psikoloji gibi alanlara da yayılmıştır (Tektaş ve ark., 2010). Yapay zekanın temelleri bilgisayar mühendisliğı, elektronik mühendisliğı, fizik, sinir bilimleri, meteoroloji, tıp, kontrol teorisi ve sibernetik, algoritma ve ekonomi gibi birçok farklı alanlardan beslenmektedir (Russel ve Norvig, 2010).

Yapay zekâ ile ilgili olan ilk çalışmalar insan beyninin hesaplama yeteneğinden esinlenerek, elektrik devreleri ile basit bir sinir ağını modellenmesi yapılmış ve böylece ilk yapay sinir ağı modelini ortaya çıkarmışlardır (Elmas, 2003).

3.1.2.2. Biyolojik Sinir Hücresi (Nöron)

İnsan beyni, birbirlerine bir ağ şeklinde bağlı olan ve nöron adı verilen milyarlarca sinir hücresinden oluşmaktadır (Basheer ve Hajmeer, 2000). Şekil 3.16'da örnek içeriğinde gösterildiği gibi bir nöron temel olarak hücre gövdesi (soma), hücre gövdesinden dallanan (çıkan uzantılar) girdi yapısı (dendrit) ve çıktı yapısı (aksonlar) olmak üzere 3 ana bölüme oluşur. Hücre gövdesi nöronun çekirdeğinin bulunduğu ve proteinin sentezlendiği bölümdür. Sinir hücrelerinden dışa doğru çıkan kollar dendrit olarak adlandırılan pek çok fiberden oluşur ve her bir fiber de akson olarak adlandırılmaktadır (Graupe, 2007; Kriesel, 2007; Russel ve Norvig, 2010). Bir nöron diğer nöronlardan uyarı alan pek çok dendrite sahip olabilir. Dendritler hücre gövdesi için uyarıları toplamaktadır. Bir nöron tipik olarak birden fazla dendrite sahiptir ancak sadece bir tane aksonu vardır. (Bose ve Liang, 1996). Akson uzun mesafeler için dışarı doğru uzanmaktadır. Tipik olarak bir aksonun boyu 1 cm (hücre gövdesinden 100 kat daha fazla) uzunluğundadır, fakat 1 metreye kadar uzanabilir. Akson uzantılarının hücre gövdesinden çıkan bölümüne akson tepesi denir. Akson tepesinde oluşan uyarılar elektrik sinyalleri şeklindedir ve akson boyunca taşınır. Bir nöron sayıları 10 ile 100000 arasında değişen diğer nöronlarla sinaps olarak adlandırılan bağlantılar yapabilir. Bir hücrenin aksonları diğer hücrenin dendritlerine sinapslarla bağlıdır. Yani sinapslar iki nöron arasındaki bağlantı noktalarıdır ve diğer nöronlara ya da kas veya salgı bezleri gibi nöron olmayan hücrelere mesaj iletmeye olanak tanıyan özelleşmiş bağlantı noktalarıdır. Sinyaller nörondan nörona karmaşık elektrokimyasal reaksiyonlarla yayılır. Bir nöron harekete geçirilince bir sinyal ateşler ve bunu sinapstan diğer nöronlara geçirir. Sinyaller kısa vadede beyin aktivitesini kontrol ederken uzun vadede nöron bağlantılarındaki değişimleri sağlayabilirler. Bu mekanizmaların beyinde öğrenme temelinin oluşturduğu ve bilgi işlem sürecinin çoğu serebral korteks olarak adlandırılan beynin dış tabakasında devam ettiği düşünülmektedir. Temel organizasyon birimi yaklaşık 20000 tane nöron içeren ve insanlarda yaklaşık 4mm korteks derinliğine kadar genişleyen yaklaşık 0.5 mm çaplı dokusütünü olduğu görünmektedir (Graupe, 2007; Kriesel, 2007; Russel ve Norvig, 2010).

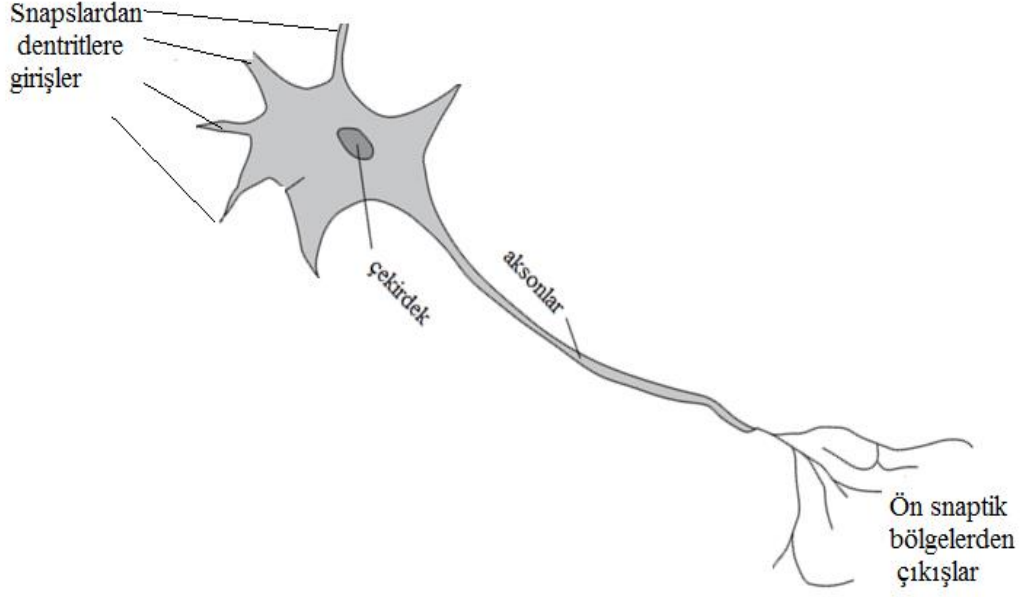


Şekil 3.16. Bir biyolojik sinir hücresinin (nöronun) yapısı (Graupe, 2007)

Nörona gelen uyarılar gerekli eşik değerine ulaştığında hücre tepki üretir. Hücrenin tepki vermesini artırıcı doğrultudaki girişler uyarıcı, tepkiyi azaltıcı yöndeki girişler ise önleyici girişler olarak adlandırılır. Ancak nöronlardaki tepki hızı bilgisayarlara oranla oldukça yavaş kalsa da duyuşsal verileri son derecede hızlı değerlendirebilme yeteneğine sahiptir.

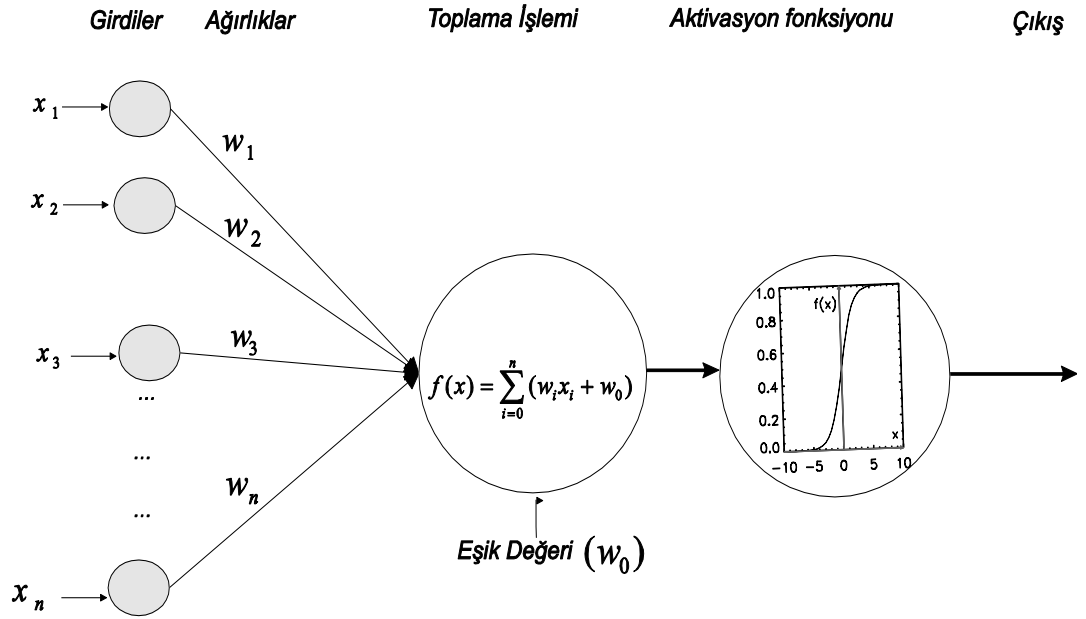
3.1.2.3. Yapay Sinir Hücresi (İşlem Elemanı)

Yapay Sinir Hücresi (işlem elemanı ya da yapay nöron) yapay sinir ağlarının temel bileşenini oluşturmaktadır. Tıpkı biyolojik sinir ağlarındakine benzer şekilde (Şekil 3.16) YSA'ında yapay sinir hücreleri ya da işlem elemanları vardır. Biyolojik nöronların giriş-çıkış yapısı Şekil 3.17'de verilmiştir. Dendritik biyokimyasal değişiklikler ve snaps modifikasyonları ile girişteki ağırlıklar belirlenir (Graupe, 2007). Yapay sinir hücreleri tek başlarına analiz edildiklerinde çok basit işleve sahip temel işlemcilerdir (McCulloch ve Pitts, 1943; Kosko, 1992).



Şekil 3.17. Biyolojik nöronların giriş-çıkış yapısı (Mehrotra ve ark., 1997)

Yapay nöronların genel yapısı Şekil 3.18’de gösterilmektedir. Şekil 3.18’de görüldüğü gibi bir yapay sinir hücresinde genel olarak, girdiler (x_i), ağırlıklar (w_i), toplam fonksiyonu (Birleştirme Fonksiyonu), aktivasyon (transfer) fonksiyonu ve çıktı olmak üzere beş ana kısımdan oluşmaktadır. Girişlerin her biri ağırlık ile çarpılarak elde edilen ürünler basitçe eşik değeri ile toplanır ve sonucu oluşturmak için aktivasyon fonksiyonu ile işlem yapılır ve çıkışı alınır. Tüm YSA bu temel yapıdan türetilmiştir. Bu yapıdaki farklılıklar YSA’nın farklı sınıflandırılmalarını sağlar. Bir yapay sinirin öğrenme yeteneği, seçilen öğrenme algoritması içerisinde ağırlıkların uygun bir şekilde ayarlanmasına bağlıdır (Elmas, 2003). Yapay sinir hücresinin temel bileşenleri aşağıda kısaca özetlenmiştir.



Şekil 3.18. Yapay Sinir Hücresinin genel giriş-çıkış yapısı (matematiksel mimarisi) (Graupe, 2007)

3.1.2.3.1. Hücrenin Girdileri

Bir yapay nöronda girdiler (x_i) bir yapay sinir hücresine dış dünyadan veya kendisinden gelen bilgileri içerirler. Bu bilgiler ağıın öğrenmesi istenen örnekler tarafından belirlenir. Bir tek n elemanlı giriş vektörüne sahip bir sinir hücresi Eşitlik 3.16’da verilmiştir.

$$x = \begin{bmatrix} x_0 \\ x_1 \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ x_n \end{bmatrix} \quad (3.16)$$

olarak ifade edilebilir. Eğer girdiler (x_i) sayılardan oluşmuyor ise, örneğin meteorolojide kullanılan il ve ilçe isimlerinden oluşan girdiler ağa verilmeden önce sayısallaştırılması gerekmektedir. Başka bir örnek ise problem onaylama ve onaylamama diye

ifade ediliyor ise onaylama 1, onaylamama ise 0 olarak ifade edilebilir (Mehrotra ve ark., 1997; Graupe, 2007; Russel ve Norvig, 2010).

3.1.2.3.2. Ağırlıklar

Yapay sinir ağlarının hafızaları olarak adlandırılan en önemli unsurlarından biri ağırlıklardır (w_i). Ağırlıklar (önemlilik derecesi) bir yapay hücreye gelen bilginin önemini ve hücre üzerindeki etkisini göstermektedir (Tsaukalas ve Uhrig, 1997). Ağırlık girdi sinyallerinin ağırlık katsayıları değerlerini taşımaktadır. Birçok YSA' da öğrenme işlemi, işlem elemanlarının ağırlığı değiştirilerek sağlanmaktadır. Her bir giriş örüntüsünde ağırlıkları yeniden ayarlayarak çıktı hatasını en aza indirmeye çalışırlar. Böylece tanımlanan ağırlıklar değiştirilerek öğrenmede iyi bir model kullanıp, ağırlıkların bu modele göre değiştirilmesi esastır. Basit bir matematiksel model olarak ağırlıklar;

$$w_i = [w_0 \quad w_1 \quad . \quad . \quad . \quad w_n] \quad (3.17)$$

şeklinde yazılabilir. Burada her bir işlem elemanının "n" adet gerçek ağırlığı olduğu düşünülmektedir (Mehrotra ve ark., 1997; Graupe, 2007; Russel ve Norvig, 2010).

3.1.2.3.3. Toplam (Birleştirme) Fonksiyonu

Sinir hücresine gelen net girdiyi hesaplamak için toplam fonksiyonundan faydalanılmaktadır. Toplama fonksiyonu (net), biyolojik sinirdeki hücre gövdesine benzer şekilde, giriş ve ağırlıkları analiz eder. Bir yapay sinir hücresine ağırlıklarla çarpılarak gelen tüm girdileri toplayarak o hücrenin net girdisini hesaplayan bir fonksiyondur. Toplam fonksiyonu için farklı fonksiyonlar kullanılmaktadır. Toplama fonksiyonu genellikle deneme yanılma yoluyla belirlenmektedir. En yaygın olarak kullanılan toplam fonksiyonu ağırlıklı toplam fonksiyonudur. Her bir ağırlığı girdi elemanı ile çarpılarak tek bir işlem elemanı olacak şekilde toplar (Kosko, 1992; Fausett, 1994).

Toplama Fonksiyonu (net);

$$f(x) = Net = \sum_{i=0}^n w_i x_i + w_0 \quad (3.18)$$

şeklinde yazılabilir. Burada “ x_i ” girdileri, “ w_i ” ise ağırlıkları, “ w_0 ” eşik (bias ya da threshold) olarak adlandırılan eşik değerini ve “ n ” ise bir hücreye gelen toplam girdi sayısını göstermektedir (Mehrotra ve ark., 1997; Graupe 2007; Russel ve Norvig, 2010). Eğer “ w_0 ” eşik değer sıfır olarak alınırsa Toplama Fonksiyonu (net);

$$f(x) = Net = \sum_{i=0}^n w_i x_i \quad (3.19)$$

olur. Şekil 3.24’de verilen tek gizli katmana sahip ağın “ n ” girdisi ve bir çıktısı olduğu görülmektedir. Bu ağlarda, işlem elemanlarının değerlerinin ve buna bağlı olarak ağın çıktısının sıfır olmasını önleyen bir de eşik (bias) değeri vardır ve bu değer 1’dir. Tek katmalı algılayıcılarda çıktı fonksiyonu doğrusal fonksiyondur. Ağa gösterilen örnekler iki sınıf arasında paylaştırılarak iki sınıfı birbirinden ayıran doğru bulunmaya çalışılır ve bunun için eşik değeri fonksiyonu kullanılmaya çalışılır.

3.1.2.3.4. Aktivasyon (Transfer) Fonksiyonları

Transfer fonksiyonu (sıkıştırma veya eşik fonksiyonu) olarak da adlandırılan aktivasyon fonksiyonları, birleştirme fonksiyonlarından elde edilen net girdileri belirli bir işlemden geçirerek hücre çıktısını belirleyen ve genellikle doğrusal olmayan bir fonksiyondur (Russell, 1995). Hücre modellerinde, çeşitli tipte hücrenin girdisine göre hücre çıkışı tanımlayan aktivasyon fonksiyonları kullanılabilir. Bir problem için en uygun toplama fonksiyonu belirlemek için geliştirilmiş bir yöntem yoktur. Ağda yer alan her hücrenin toplama fonksiyonunun aynı olması gerekmez. Bu konulara karar vermek programı kullanan kişiye ait olmakla beraber aktivasyon fonksiyonlarının seçimi büyük ölçüde YSA girdi verilerinin yapısına ve ağı neyi öğrenmesinin istendiğine bağlıdır. Toplama fonksiyonunun sonuçları, aktivasyon fonksiyonunun işlem algoritması yardımı ile çıktıya dönüştürülür. Eğer bu çıkış değeri eşik değerinde büyük ise işlem

elemanı bir sinyal oluşturur. Burada elde edilen çıktılar diğer işlem elemanlarına veya dış dünyaya iletilir (Zhang ve ark.,1998; Öztemel, 2003).

Hücre modellerinde kullanılan aktivasyon fonksiyonu Çizelge 3.4’de verilmiştir.

Çizelge 3.2. Hücre modellerinde kullanılan aktivasyon fonksiyonları

<i>compet</i>	Rekabetçi aktivasyon fonksiyonu
<i>hardlim</i>	Basamak aktivasyon fonksiyonu
<i>hardlims</i>	Simetrik basamak aktivasyon fonksiyonu
<i>logsig</i>	Sigmoid aktivasyon fonksiyonu
<i>poslin</i>	Pozitif doğrusal aktivasyon fonksiyonu
<i>purelin</i>	Özdeşlik aktivasyon fonksiyonu
<i>radbas</i>	Radyal tabanlı aktivasyon fonksiyonu
<i>satlin</i>	Doğrusal rampa aktivasyon fonksiyonu
<i>satlins</i>	Simetrik doğrusal rampa aktivasyon fonksiyonu
<i>step</i>	Adım aktivasyon fonksiyonu
<i>softmax</i>	Softmaks aktivasyon fonksiyonu
<i>tansig</i>	Hiperbolik tanjant aktivasyon fonksiyonu
<i>tribas</i>	Üçgen tabanlı aktivasyon fonksiyonu

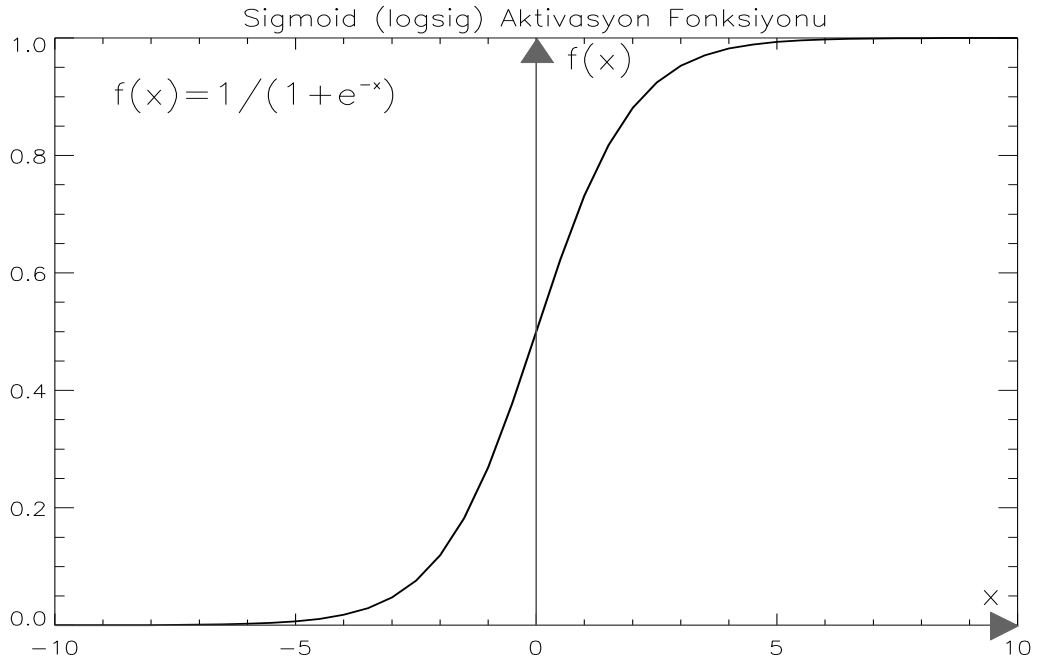
Çizelge 3.2’de verilen transfer fonksiyonlarının en yaygın olarak kullanılanları logaritma sigmoid (*logsig*), tanjant sigmoid (*tansig*), lineer (*pureline*) ve adım (*step*) transfer fonksiyonlarıdır. Aşağıda bu transfer fonksiyonları hakkında temel bilgiler verilmiştir.

3.1.2.3.4.1. Logaritma Sigmoid (*logsig*) Aktivasyon Fonksiyonu

Sigmoid (*logsig*) aktivasyon fonksiyonu hassas değerlendirmelerin kullanılacağı girişler için uygulanması en uygun olan fonksiyonu temsil ettiğinden en yaygın olarak kullanılan çok katmanlı fonksiyonudur (Zhang, 1998). Bu aktivasyon fonksiyonunun giriş-çıkış ifadesi ve fonksiyonun girişe göre değişimi Eşitlik 3.20 ifadesinde verilmektedir.

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (3.20)$$

Burada, $f(x)$ sigmoid aktivasyon fonksiyonunu, x ise girdi aktivasyon deęerini temsil eder. Sigmoid fonksiyonu; sınırlı, seviyeli lineer olmayan ıkıř veren monoton artan fonksiyondur. Fonksiyonun dinamik deęiřim aralıęı 0 ile +1 aralıęıdır ve fonksiyon bu aralıkta lineer olmayan bir deęiřim sergiler (Mehrotra ve ark., 1997; Russel ve Norvig, 2010). Sigmoid fonksiyonu yerine srekli lik gsteren tanjant fonksiyonları ya da benzer fonksiyonlar kullanılabilir. nemli olan fonksiyonun trevinin alınabilecek bir fonksiyon olmasıdır. Sigmoid (logsig) aktivasyon fonksiyonunun giriş-ıkıř eęrisi Őekil 3.19'da verilmektedir.



Őekil 3.19. Sigmoid (logsig) aktivasyon fonksiyonunun giriş-ıkıř eęrisi (Graupe, 2007; Russel ve Norvig, 2010)

3.1.2.3.4.2. Hiperbolik Tanjant (tansig) Aktivasyon Fonksiyonu

Hiperbolik tanjant fonksiyonu, sigmoid fonksiyonuna benzer bir fonksiyondur. Bu nedenle en yaygın olarak kullanılan çok katmanlı aktivasyon fonksiyonudur ve gelen net girdi değerinin tanjant fonksiyonundan geçirilmesi ile hesaplanır. Bu aktivasyon fonksiyonu için nöron giriş-çıkış ifadesi Eşitlik 3.21’de verilmektedir.

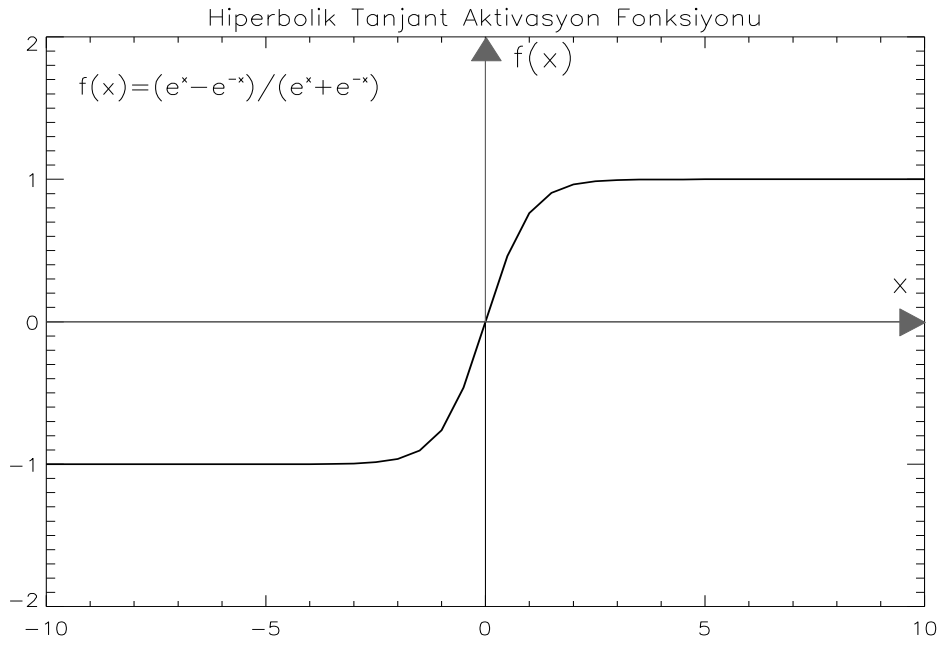
$$f(x) = \tanh(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (3.21)$$

ile verilmektedir. Burada, $f(x)$ hiperboliktanjant aktivasyon fonksiyonunu, x ise girdi aktivasyon değerini temsil etmektedir. Sigmoid fonksiyonun çıktı aralığı 0 ve 1 aralığında olurken hiperboliktanjant aktivasyon fonksiyonunu dinamik değişim aralığı -1 ile +1 aralığıdır ve fonksiyon nöron toplam girişe bağımlı olarak bu aralıkta lineer olmayan bir değişim gösterir (Kriesel, 2007). Bu fonksiyon literatürde hiperbolik-tanjant fonksiyonu olarak da isimlendirilmektedir. Hiperbolik tanjant fonksiyonun -1 ile +1 aralığındaki değişimi Şekil 3.20 ’de verilmiştir.

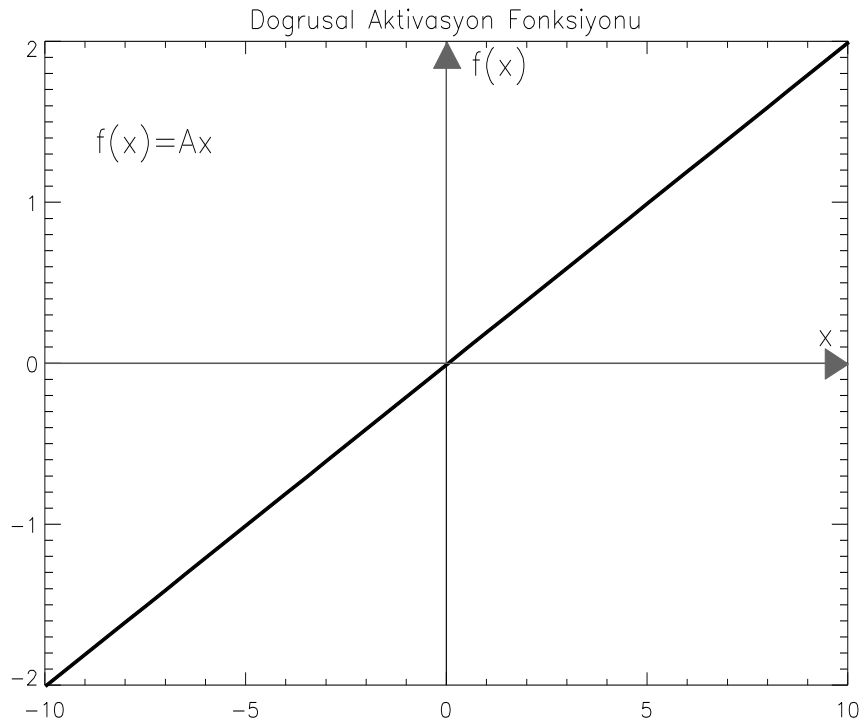
3.1.2.3.4.3. Doğrusal (purelin) Aktivasyon Fonksiyonu

Hücrenin girdisini doğrudan hücre çıktısı olarak veren ve doğrusal bir problemi çözmek amacıyla kullanılan bir aktivasyon fonksiyonudur .Doğrusal aktivasyon fonksiyonu yapay sinir ağı ile yapılan çalışmalarda sıklıkla kullanılmaktadır. Doğrusal aktivasyon fonksiyonunun eşitliği Eşitlik 3.22’de ve bu eşitlik kullanılarak elde edilen fonksiyonun grafiği Şekil 2.21’de verilmiştir. Burada, x girdi aktivasyon değerini ve $f(x)$ ise sigmoid aktivasyon fonksiyonunu, temsil eder. Şekil 2.21’de görüldüğü gibi dinamik değişim aralığı -1 ile +1 arasındadır.

$$f(x) = Ax , \quad (A \text{ sabit}) \quad (3.22)$$



Şekil 3.20. Tangent-Sigmoid aktivasyon fonksiyonunun giriş-çıkış eğrisi (Kriesel, 2007; Graupe, 2007)



Şekil 3.21. Doğrusal (purelin) aktivasyon fonksiyonunun çıkış eğrisi (Graupe, 2007; Russel ve Norvig, 2010)

3.1.2.3.4.4. Adım (Step) Fonksiyonu

Adım fonksiyonu mantıksal çıktı vermekte ve sınıflandırıcı ağlarda tercih edilmektedir. Tek veya çift kutuplu adım aktivasyon fonksiyonu olmak üzere iki türüdür. Tek ve çift kutuplu adım aktivasyon fonksiyonlarının eşitlikleri sırasıyla Eşitlik 3.23 ve Eşitlik 3.24'de verilmiştir.

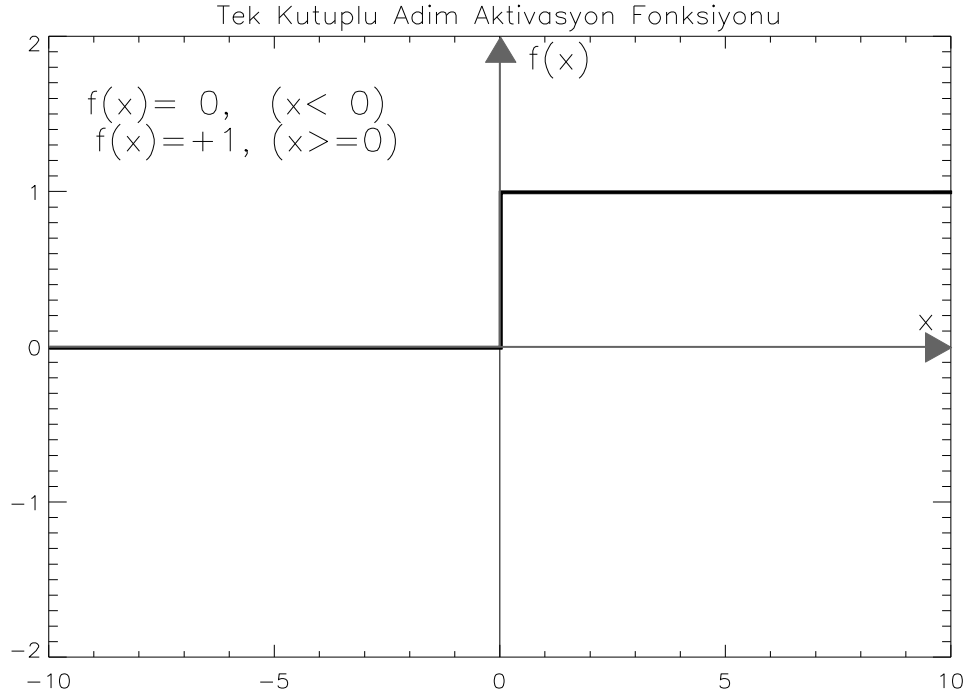
$$f(x) = \begin{cases} 0 & x < 0 \\ +1 & x \geq 0 \end{cases} \quad (3.23)$$

$$f(x) = \begin{cases} -1 & x \leq 0 \\ +1 & x > 0 \end{cases} \quad (3.24)$$

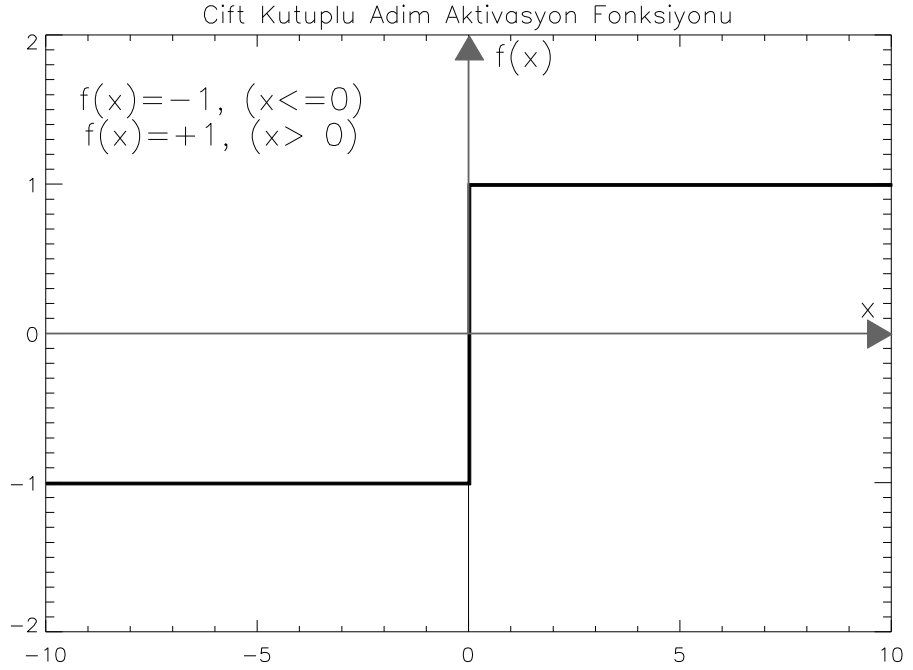
Burada, x girdi aktivasyon değerini, $f(x)$ ise sigmoid aktivasyon fonksiyonunu temsil eder. Gelen girdi değerinin belirlenen bir eşik değerinin altında veya üstünde olmasına göre hücrenin çıktısı 1 veya -1 değerlerini alır (Russel ve Norvig, 2010). Tek ve Çift kutuplu adım (step) aktivasyon fonksiyonlarının grafiksel gösterimleri sırasıyla Şekil 3.22'de ve Şekil 3.23'de verilmiştir.

3.1.2.3.5. Hücrenin Çıktıları

Aktivasyon fonksiyonlarının birinden geçirildikten sonra elde edilen değerler çıktı değeri olarak adlandırılmaktadır. Bu değer yapay sinir ağının çıktısı olarak kullanılması için dış dünyaya verilir ya da tekrar ağa girdi olarak gönderilerek ağın içinde kullanılabilir. Genel olarak, her hücrenin birden fazla ve çok sayıda girdisi olmasına rağmen amaca uygun olarak bir ya da birden fazla çıktısı olabilir (Öztemel, 2003).



Şekil 3.22. Tek kutuplu adım (Step)aktivasyon fonksiyonunun giriş-çıkış eğrisi (Graupe, 2007; Russel ve Norvig, 2010)



Şekil 3.23. Çift kutuplu adım (Step) aktivasyon fonksiyonunun giriş-çıkış eğrisi (Graupe, 2007; Russel ve Norvig, 2010)

Sonuç olarak; Şekil 3.18’de görüldüğü gibi yapay sinir hücresinin görevi kısaca x_n girdi değerine karşılık bir $f(x)$ çıktı sinyalini oluşturmak ve bu sinyali diğer hücelere iletmektir. Yukarıda belirtildiği gibi her x_n ile $f(x)$ arasındaki korelasyonu temsil eden w_n ağırlıkları, her yeni girdi değeri ve çıktı sinyaline göre tekrar ayarlanır. Bu ayarlama süreci öğrenme olarak adlandırılmaktadır. Öğrenmenin tamamlandığının belirtilebilmesi için girdi değerleri, w_n ağırlıklarındaki değişim sabit olana kadar sistemi beslemektedir. Durağanlık tamamlandığında artık öğrenmesini tamamlamıştır.

3.1.2.4. Yapay Sinir Ağları

İnsan beyninin çalışma ilkesinden esinlenilerek beyindeki sinir hücrelerinin yapay olarak taklit edilmesi ve karmaşık problemleri çözmek amacıyla bilgisayar sistemlerine uygulanması sonucu ortaya çıkmış bir veri işleme tekniğine Yapay Sinir Ağları (YSA) denilmektedir. Yani, YSA insan beyninin sinir hücrelerinden oluşmuş katmanlı ve paralel olan yapısının tüm fonksiyonlarıyla birlikte sayısal dünyaya gerçekleştirilmeye çalışılmasının matematiksel ve grafiksel olarak modellenmesidir. Sayısal dünya ile belirtmek istenen yapay sinir ağı hem donanımsal olarak hem de yazılımsal olarak modellenilebilir. Tıpkı insan beyninde olduğu gibi YSA kendisine verilen örnekleri kullanarak öğrenmekte, veriler ve genel olarak veriler arasındaki ilişkilerin çok karmaşık ve doğrusal olmadığı durumlarda kullanılmaktadır (Basheer ve Hajmeer, 2000; Graupe, 2007; Singh ve ark., 2009; Russel ve Norvig, 2010; Kashaninejad ve ark., 2009).

İnsan beynin nasıl öğrendiği ile ilgili ilk çalışmaları nörolog olan Hebb (1949) yaptığı için Hebb bu günün sinir ağı teorisinin babası olarak bilinmektedir. Hebb “Organization of Behavior” isimli kitabında, öğrenme ile ilgili temel teoriyi işlemiş ve geliştirilen bu kural Hebbian öğrenme kuralı olarak adlandırılmaktadır (Hebb, 1949; Elmas, 2003). Sinir hücreleri arasındaki bağlantıların şiddetlerinin değiştirilmesi için basit bir kural önerildikten sonra öğrenebilen YSA’nı gerçekleştirmek mümkün hale gelmiştir. Bu bağlamda, ilk YSA temelli bilgisayar Minsky ve Edmonds tarafından 1951’de yapılmıştır. Daha sonradan Newel ve Simon tarafından insan gibi düşünme yaklaşımına göre üretilmiş ilk program geliştirmişlerdir. Daha sonra fiziksel simge varsayımı ortaya atılmış ve bu kuram, insanlardan bağımsız, zeki sistemler yapma çalışmalarıyla

uğraşan kişilerin başlangıç noktası olmuştur. Sonraki yıllarda mantık temelli çalışmalar egemen olmuş ve yapılan programların başardığı şeyleri göstermek için birtakım yapay sorunlar oluşturulmuştur (Yurtoğlu, 2005).

Bir YSA modelinde Şekil 3.16'da verilen bir biyolojik sinir hücresinde (nöronun) görüldüğü gibi yapısı sinir hücreleri bir ağ oluşturabilmek için birbirlerine bağlı olduklarından bu model genel anlam itibariyle YSA adını almıştır. Kendisi tek başına uyarlanabilir yapıda olmadığından istenen sinyal akışının sağlanabilmesi için YSA'da bulunan ağ bağlantıların ağırlıklarının tayin edildiği algoritmalar kullanılmaktadır (Sağiroğlu ve ark., 2003).

Günümüzde birçok sinir ağı modeli vardır. Bu konuda araştırma yapan araştırmacılardan bir kısmı beynin güçlü düşünme yeteneği, hatırlama ve karşılaşılan problemi çözme yeteneklerini bilgisayara öğretmeye çalışmışlar. Bazı araştırmacılar da beynin işlevlerinin bir kısmını yerine getiren model yapma konusunda çalışmalar yapmışlardır (Yazıcı, 2010). Beyinle ilgili yapılan çalışmalardan elde edilen sonuçlar beyindeki nöronların girdileri paralel olarak değerlendirdiği doğrultusundadır. Bu nedenle yapılan çalışmalar, planlanan araç gereçleri, insan davranışlarına benzetebilmek için akıllı sistemlerin meydana getirilmesi gereksinimini yani girdilerin paralel olarak değerlendirme ihtiyacını YSA ile telafi etmeye çalışmışlardır (Şen, 2004).

Birçok bilim dalı YSA ile ilgilenmektedir. Genellikle, YSA ile oluşturulan modeller istatistiksel veri analizi veya sistem optimizasyonu için kullanılmaktadır. Özellikle regresyon ve diğer klasik yöntemlerin yoğunlukla kullanıldığı tahmin ve sınıflandırma problemlerinde yoğun şekilde tercih edilmektedirler (Warner ve Misra, 1996).

YSA insan beynindeki sinir hücrelerinin karmaşık bünyesi dikkate alınarak geliştirilmeye çalışılması nedeniyle aralarında yapısal bazı benzerlikler vardır. Bu benzerliklerin bazıları Çizelge 3.3 'de verilmiştir (Bahadır, 2008).

3.1.2.5. Yapay Sinir Ağlarının Sınıflandırılması

Yapay sinir hücrelerinin yani genel olarak işlemci birimlerin birbirine bağlanmasıyla oluşan yapılara YSA denir. YSA'nın yapısını, ağı meydana getiren sinir hücreleri arasındaki bağlantıların yapısı belirler. YSA modelleri Çizelge 3.4'de verildiği gibi yapılarına göre, katmanlarına göre ve öğrenme yöntemlerine (algoritmalarına) göre 3 ayrı grupta sınıflandırılır (Bahadır 2008).

Çizelge 3.3. Sinir sistemi ile YSA'nın karşılaştırılması
(Bahadır, 2008)

Biyolojik Sinir Sistemi	YSA Sistemi
Nöron	İşlem Elemanı
Dendrit	Toplama Fonksiyonu
Hücre Gövdesi	Transfer Fonksiyonu
Aksonlar	Eleman Çıkışı
Sinapslar	Ağırlıklar

Çizelge 3.4. Yapay Sinir Ağı modelleri

Yapı	Katman (Tabaka) Sayısı	Öğrenme Yöntemi
İleri Beslemeli	Tek Katmanlı	Danışmanlı Öğrenme
Geri Beslemeli	Çok Katmanlı	Danışmansız Öğrenme Takviyeli Öğrenme

3.1.2.5.1. Yapılarına Göre YSA

Yapılarına göre YSA “feedforward” olarak adlandırılan ileri beslemeli ve “feedback” olarak adlandırılan geri beslemeli ağlar olmak üzere iki şekilde sınıflandırılır. İleri beslemeli ağlar genellikle örüntü tanıma problemlerinde, geri beslemeli ağlar da en uygun şekilde sokma problemlerinde yaygın olarak kullanılmaktadır (Sağıroğlu ve ark., 2003; Bahadır, 2008).

3.1.2.5.1.1. İleri Beslemeli YSA

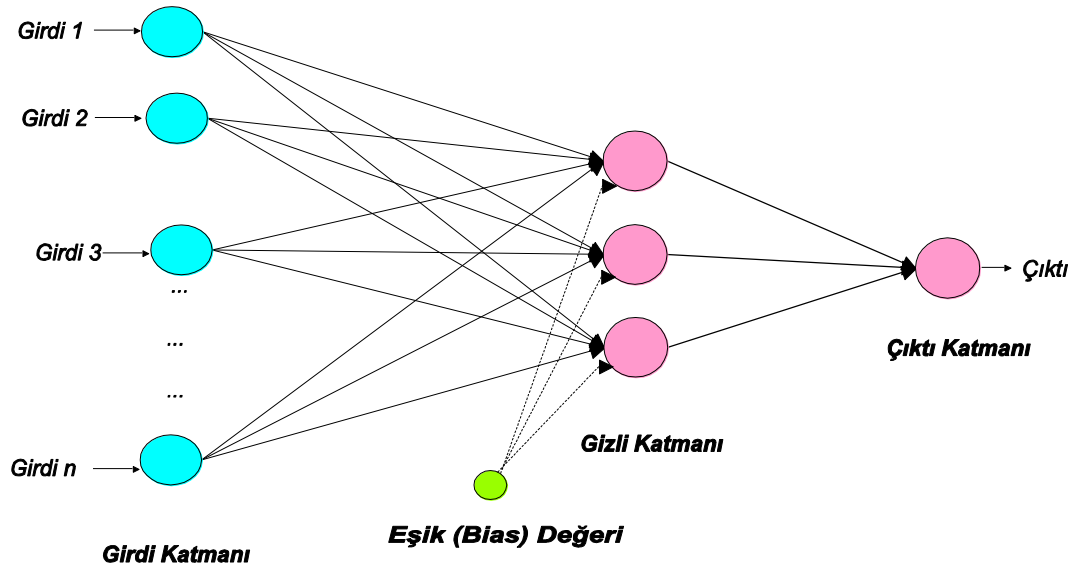
İleri beslemeli bir ağda yapay sinir hücreleri katmanlı yapıdadır ve girdi uyarıları (nöronlar) tek yönlü olarak giriş katmanından çıkış katmanına doğru iletilir. Yapay sinir hücreleri katmanlar arası bağlantı oluşturma esnasında, aynı katman içerisinde bağlantıları bulunmaz. Veri akışının sadece ileri doğru olduğu ağ yapılarıdır. Veri işleme birimi birden fazla olabilir ancak herhangi bir geri besleme olmaz (Haykin, 1994; Krose ve Smagt, 1996).

İleri beslemeli yapay sinir ağlarında gecikmeler yoktur, işlem girişlerden çıkışlara doğru yürür. Çıkış değerleri istenen çıkış değerine yaklaştırılana denk hata sinyalleri değerlendirilip en uygun ağırlık değerleri bulunmaya çalışılır. İleri besleme sinir ağlarında, işlem elemanları arasındaki bağlantılar bir döngü oluşturmazlar ve bu ağlar girdi veriye genellikle hızlı bir şekilde karşılık üretirler (Sağıroğlu, 2003; Yurtoğlu, 2005).

Sadece girdi ve çıktı katmanlarından oluşan bir YSA tek katmanlı ağ olarak adlandırılır. Tek katmanlı ağlar, karmaşık problemleri çözme yeteneğinden yoksundurlar. Karmaşık problemlerin çözümünde en az bir ara katman olmalıdır. Çok katmanlı ağların yapısında ise her bir katmanda en az bir nöron bulunacak şekilde girdi katmanı, bir veya daha fazla gizli katmanı ve çıkış katmanı bulunmaktadır. Bu katmanlarda nöron, bağlantılar ve ağırlıklar olmak üzere bileşenler bulunmaktadır (Elmas, 2003).

En basit hali ile çok katmanlı ileri beslemeli bir YSA mimari yapısı Şekil 3.24’de verilmiştir. Şekil 3.24’de görüldüğü gibi çok katmanlı ileri beslemeli bir yapay sinir ağının mimarisi girdi katmanı (input layer) (Girdi 1, Girdi 2,...), gizli katman (hidden

layer) ve çıktı katmanı (output layer) olmak üzere üç katmandan ve her bir katmanda nöron ya da işlem elemanı olarak adlandırılan bir ya da daha fazla sayıda basit yapay sinir hücresinden oluşmaktadır. Şekil 3.24’de birden fazla (n tane) verilerin ağa aktarıldığı girdiler, bir ya da birden fazla gizli katman (Şekil 3.24’de 3 nöronlu tek gizli katman) ve tek çıkışlı birçok katmanlı ileri beslemeli YSA genel yapısı göstermektedir.



Şekil 3.24. İleri beslemeli "n" girişli, tek gizli ve bir çıkış katmanlarından oluşan çok katmana sahip yapay sinir ağı mimarisinin genel yapısı

Dışarıdan gelen verilerin ilk kez YSA'na alınmasını ve gizli (ara) katmana aktarılmasını sağlayan katman girdi katmanıdır. Bu katmanda dış dünyadan gelecek giriş sayısı kadar nöron bulunmaktadır (Suzuki, 2011). Her proses (işlem) elemanın sadece bir tane girdisi ve bir tane çıktısı vardır. Yani, girdi katmanındaki her proses elemanı bir sonraki katmanda bulunan proses elemanlarının hepsine bağlanır. Girdi katmanından gelen bilgiler belirli kurallarla işlenerek çıktı katmanına gönderilirler. Bu bilgilerin işlenmesi gizli katmanlarda gerçekleştirilir. Ayrıca, gizli katmanlara eşik (bias) bağlanılmaktadır. Ağın temel işlevini gören katman gizli katmandır. Gizli katmanda bulunan nöronların dış ortamla bağlantıları yoktur. Sadece girdi katmanından gelen sinyalleri alarak çıktı katmanına sinyal gönderirler. Gizli katman sayısı amaca yönelik olarak ağdan ağa değişebilir. Bazı YSA'da gizli katman olmamasına rağmen bazı YSA'da birden fazla ara katman bulunmaktadır (Fırat ve Güngör, 2002; Suzuki, 2011). Çıktı

katmandaki işlem elemanları ara katmandan gelen bilgileri işleyerek ağıın girdi katmanından sunulan girdi seti için üretmesi gereken çıktıyı üretirler. Çıktı katmanındaki nöron sayısı, ağıa sunulan her verinin çıkış sayısı kadardır. Bu katmandan elde edilen değerler YSA'nın söz konusu problem için çıkış değerleridir (Fırat, ve Güngör, 2002).

3.1.2.5.1.2. Geri Beslemeli YSA

Literatürde YSA eğitimi için kullanılan en yaygın eğitim algoritması Geri Yayılım (Back Propagation veya Gradient Descent) algoritmasıdır. Bu algoritma seçilmiş bir fonksiyonun YSA'nın o anki çıkışı ile olması istenen çıkışı arasındaki farka göre azalarak değişmesinin bağlantı ağırlık katsayılarının güncellenmesi ile sağlamasını yapan hesaplama yöntemine dayanır.

Geri beslemeli YSA'da, bağlantılar döngü içerirler ve hatta her seferinde yeni veri kullanabilmektedirler. Nöronların çıktıları yeni ağıda girdi olarak kullanılabilir. Böylece, girişler hem ileri yönde hem de geri yönde aktarılmış olur. Bu ağılar, döngü sebebiyle uyarının oluşturacağı tepkiyi yavaş bir şekilde oluşturur. Bu yüzden, bu tür ağıların eğitime süreci daha uzun olmaktadır. Ayrıca, hem ileri besleme hem de geri yayılım olarak tanımlanabilecek ağı yapıları da mevcuttur (Sağıroğlu, 2003; Yurtoğlu, 2005).

Çok katmanlı sinir ağıları bir ya da daha fazla gizli katmanı olan ağılardır. Çok katmanlı ileri beslemeli YSA'nın genel çalışma prensibi temel olarak eğitim ve test aşaması olmak üzere iki fazdan oluşmaktadır. Eğitim aşamasında seçilen öğrenme algoritmasına göre ağırlıklar hesaplanır ve çıkan değerlere göre bir çıktı hesaplanır. Test aşamasında ise ağıın görmediğı örneklerden faydalanılarak sistem test edilir. Öğrenme algoritması yöntemleri, girdi setine karşılık uygun çıktı seti belirlenmesinde ve ağıları hızlandırmada önemli rol oynamaktadır.

3.1.2.5.2. Öğrenme Yöntemine Göre YSA

Öğrenme; gözlem, eğitim ve hareketin doğal yapıda meydana getirdiğı davranış değişikliğı olarak tanımlanmaktadır. Biyolojik nöronlarda olduğı gibi yapay nöronlarda

mevcut örnek kümesi üzerinde girdi ve çıktı arasındaki bağıntının ağırlıklarının değiştirilmesi ile eğitilirler. Girdi kümesi için, transfer fonksiyonu tarafından sağlanan değerlere cevap olarak bağlantı ağırlıklarının tamamının veya bir kısmının istenen çıktı ile ağ çıktısı arasındaki farkın belirli bir değere düşüncüye kadar eğitilmelidir (Öcal, 2007).

Öğrenme algoritmalarına göre yapay sinir ağı bağlantılarının nasıl değiştirileceğine karar vererek istenilen hedefe ulaşmasını sağlar. Öğrenme algoritmaları öğrenmeye tabi tutulan ağı ağırlıkları değiştirilerek hatayı sıfıra yaklaştırmaya çalışır. Öğrenme algoritmalarına göre YSA danışmanlı (supervised) öğrenme, danışmansız (unsupervised) öğrenme ve takviyeli öğrenme olmak üzere üç farklı şekilde sınıflandırılmaktadır (Önal, 2009). Sonuçta YSA içyapısındaki değişikliklerin sonucu olarak çevresine bir çıktı verir. Aşağıda öğrenme algoritmalarına göre YSA detaylı olarak anlatılmıştır.

3.1.2.5.2.1. Danışmanlı (Denetimli) Öğrenme

Danışmalı öğrenme yöntemi, ileri beslemeli ağlarda daha sıklıkla kullanılan bir yöntemdir. Bu yöntemde çalışma seti, verinin özellikleri ve gözlemlenebilir çıktılar hakkında bütün bilgileri içerir. Danışmalı öğrenmede stratejide öğrenen sistemin olayı öğrenebilmesine bir eğitici yardımcı olmaktadır. Bu hata kontrol edilebilir dereceye indirilene kadar YSA nöronlar arasındaki ağırlıkları değiştirerek iterasyona devam eder. Bazı tip ağlarda ise ağı enerjisi hesaplanır ve bu enerjiyi minimize eden ağırlık grubu, istenen ağırlık grubu olarak kabul edilir. Eğitici sisteme öğrenilmesi istenen olay ile ilgili örnekleri hem giriş değerleri hem de çıkış değerleri olarak sunulur ve her iki iterasyonda hesaplanan ve ölçülen gerçek çıktı arasındaki farka göre yapay nöronlar arası bağlantılarının ağırlığını en uygun çıkışı elde etmek için sonradan düzenlenebilir. Sistemin görevi girdileri eğiticinin belirlediği çıktılara yaklaştırmaktır. Bu sayede olayın girdileri ile çıktıları arasındaki ilişkiler öğrenilmektedir. Bu sebeple denetimli öğrenme algoritmasının bir “öğretmene” veya “danışmana” ihtiyacı vardır (Öcal, 2007; Smith ve Gupta, 2002; Önal, 2009).

3.1.2.5.2.2. Danışmansız (Denetimsiz) Öğrenme

Danışmansız (denetimsiz) öğrenme algoritmalarında sistemin öğrenmesine yardımcı olan herhangi bir eğitici yoktur. Ağa sadece giriş veri seti sunulur ve ağdan bu veri setine uyumlu bir çıkış değeri üretecek şekilde kendisini uygun ağırlıklarla düzenlemesi istenir. Girdi bilgilerinden elde edilen çıkış bilgisine göre ağ sınıflandırma kurallarını kendi kendisine öğrenmesi beklenir. Ağ daha sonra bağlantı ağırlıklarını aynı özellikleri gösteren desenler oluşturmak üzere kendiliğinden ayarlar. Bu, daha çok sınıflandırma problemleri için kullanılan bir stratejidir (Güneri ve Apaydın, 2004; Önal, 2009).

3.1.2.5.2.3. Takviyeli (Destekleyici) Öğrenme

Takviyeli öğrenme algoritması denetimli öğrenmeye yakın bir öğrenme algoritmasıdır. Takviyeli öğrenmede stratejide de öğrenen sisteme bir eğitici yardımcı olur. Takviyeli öğrenme algoritması, istenilen çıkışın bilinmesine gerek duymaz. Fakat eğitici her girdi seti için üretilmesi gereken çıktı setini sisteme göstermek yerine sistemin kendisine gösterilen girdilere karşılık çıktısını üretmesini bekler ve elde edilen çıkışın verilen girişe karşılık iyiliğini değerlendiren bir kritere göre üretilen çıktının doğru veya yanlış olduğunu gösteren bir sinyal üretir. Sistem, eğiticiden gelen bu sinyali dikkate alarak öğrenme sürecini devam ettirir (Öcal, 2007; Önal, 2009).

3.1.2.6. Yapay Sinir Ağlarının Tasarımı

YSA kullanılarak herhangi bir problemin modellenmesindeki en önemli nokta, çözümlenmesi istenilen probleme en iyi çözümü verecek en uygun yapay sinir ağ mimarisini, yani YSA'daki gizli katman sayısını ve gizli katman/katmanlardaki işlem elemanı sayısının/sayılarının belirlenmesidir. Girdi ve çıktı katmanındaki işlem elemanı sayısı modellemede kullanılacak olan parametre sayısına biastan (eşitken), gizli katman sayısı ve her bir gizli katmandaki işlem elemanı sayısı modellenecek problemin zorlu-

ğuna göre deęişiklik göstermektedir. Modellenmek istenen problemdeki veriler arasındaki ilişki karmaşıklaştıkça oluşturulacak olan aę mimarisindeki gizli katman sayısı ve her bir katmandaki işlem elemanı sayısı genel olarak artmaktadır.

YSA'da bağlantıların aęırlık deęerlerinin deęiştirilmesi işlemine aęın eęitilmesi denilmektedir. Aęın genelleştirme özelliğine kavuşması işlemine aęın öğrenmesi denir. Aęırlıkların deęişmesi belirli kurallar çerçevesinde yürütülmektedir. Aęırlıkların deęiştirilmesinde faydalanan bu kurallara öğrenme kuralları denilmektedir.

Bir YSA modeli oluşturmak için yapılması gereken temel aşamalar sırasıyla şu şekilde özetlenebilir. Öncelikle sistemin amacın dięer bir ifadeyle çıktısının ne olacağını belirlemesi gerekir. Bu çıktıya etkisi olduęu düşünölen ve YSA sistemine girdi olarak alınacak veriler belirlenir. Belirlenen girdiler ile ilgili bir veri seti oluşturulur. Veriler eęitim seti ve test seti olarak ayarlanır ve aęın kullanmasına uygun hale getirilir. Aęı oluşturan katman sayısı, katmanlarda bulunacak nöron sayısı ve nöronların aktivasyon fonksiyonları sırasıyla belirlenir. Öğrenme algoritması tayin edilir. YSA'nın girdi katmanında diş dünyadan alınan veriler aęa tanıtılır. Gizli katman/katmanlar ve çıktı katmanında ise Eşitlik 3.18'de verildięi gibi kendisinden önceki katmandan gelen veriler ile işlem elemanları arasındaki aęırlıklarla (w) çarpılarak toplanır. Toplama fonksiyonu yardımıyla aęırlıklı ortalamaları alınır ve daha sonra transfer fonksiyonu aracılığı ile uygun çıktılara dönüştürölür. Girdi katmanından aęa verilen veriler eęitildikten sonra test edilirler. Gizli katman sayısı ve bu katman/katmanlardaki işlem elemanı sayısının (nöron sayılarının) deneme yanılma yoluyla yukarıda anlatılan işlemler deęiştirilerek oluşturulan YSA yapılarından probleme en iyi çözümü veren yapı, YSA tahminleri ile geçek deęerlerin karşılaştırılması sonucu en uygun YSA mimarisi olarak belirlenir (Delvin ve ark., 1990).

3.1.2.6.1. Öğrenme (Training) Algoritmasının Seçimi

YSA'nın tasarımı sürecinde amaca uygun olarak ağ yapısının seçilmesi, uygulama problemine bağlı olarak yapılmalıdır. Bu nedenle, mevcut problemin çözümü için hangi tip YSA yapılarının daha uygun olduğunun önceden bilinmesi önemlidir. Bu alanları belirleyerek uygulama geliştirmek başarılı sonuçlar elde etmeye neden olur. Uygun bir YSA yapısının seçilmesinde ağda kullanılması düşünülen öğrenme algoritmasına da büyük oranda bağlıdır. Ağda kullanılacak öğrenme algoritması seçildiğinde, bu algoritmanın gerektirdiği mimaride zorunlu olarak seçilmiş olacaktır. Örneğin geri yayılım algoritması ileri beslemeli ağ mimarisi gerektirir (Öztemel, 2012).

YSA'daki öğrenme, sistemden yapılması istenen işe uygun olarak bağlantı ağırlık katsayılarının hesaplanması temeline dayanmaktadır. Öğrenme kuralı ise, istenen amaca yönelik olarak ağırlık katsayılarının tümünün veya bazılarının değiştirilmesine yönelik olan bir denklem takımı olarak ifade edilebilir. YSA'lar verilen girişlere göre istenen çıkış değerlerini verecek kuralları kendisi öğrenir. Öğrenme işlemi, istenen çıktıları elde edebilmek için giriş değerlerinin çıkışla ilişkilerini sağlayan bağlantı ağırlık katsayılarının güncellenmesi ile veya belirli bir öğrenme kuralı ile yapılır.

YSA yapısının seçiminden sonra uygulama başarısını belirleyen en önemli faktör öğrenme algoritmasıdır. Genellikle ağ yapısı öğrenme algoritmasının seçiminde belirleyicidir. Bu nedenle seçilen ağ yapısı üzerinde kullanılacak öğrenme algoritmasının seçimi ağ yapısına bağlıdır. YSA geliştirilmesinde kullanılacak çok sayıda öğrenme algoritması bulunmaktadır. Bunlar içinde bazı algoritmaların bazı tip uygulamalar için daha uygun olduğu bilinmektedir. Bu algoritmalar eğer uygun oldukları uygulama alanlarına göre sınıflandırılacak olursa, gruplar ve içinde yer alacak öğrenme algoritmaları aşağıdaki gibi özetlenebilir.

En yaygın olarak kullanılan transfer fonksiyonları Bölüm 3.1.2.3.4'de belirtildiği gibi logaritma sigmoid (logsig), tanjant sigmoid (tansig), lineer (pureline) ve adım (step) transfer fonksiyonlarıdır. Bunların içinde de en çok kullanılan öğrenme fonksiyonu "trainlm" eğitim fonksiyonudur ve ileri beslemeli "feedforwardnet" ağ için de temel eğitim fonksiyonu olup "Levenberg-Marquardt: LM" algoritmasını kullanmaktadır.

Levenberg-Marquardt (LM) algoritması Newton metoduna bir yaklaşım olup, YSA'nın eğitiminde sağlamış olduğu Newton metodunun hızıyla, adım düşme metodunun sağlamlığının bileşkesidir. LM algoritması hız ve kararlılık nedeni ile tercih edilmektedir (Lourakis, 2005). Quasi-Newton metodu “trainbfg” da oldukça yaygın olarak kullanılmaktadır. Bu yöntemlerin ikisi de daha fazla bellek ve daha fazla hesaplama süresi gerektiren büyük ağlar için (binlerce ağırlığı olan) daha az etkilidir. Oldukça büyük ağlar eğitileceği zaman ve örüntü tanıma ağları eğitileceği zaman bellek gereksinimleri nispeten küçük olan “traincsg” ve “trainrp” algoritmaları tercih edilmektedir (Beale ve ark., 2015).

Çizelge 3.5. YSA'ların software'inde var olan Neural Network Toolbox eğitim algoritmalarının listesi (Beale ve ark., 2015)

Fonksiyon	Algoritma
trainlm	Levenberg-Marquardt
trainbr	BayesianRegularization(Bayesyen düzeltmeye dayalı)
trainbfg	BFGS Quasi-Newton
trainrp	ResilientBackpropagation(Esnek geri yayılım)
traincsg	ScaledConjugateGradient
traincgb	ConjugateGradientwithPowell/BealeRestarts(Dengeli eşlenik gradyan)
traincgf	Fletcher-PowellConjugateGradient(Fletcher-PowellEşlenik Gradyan)
traincgp	Polak-RibièreConjugateGradient(Polak-Ribiere eşlenik gradyan)
trainoss	One Step Secant (Tek adım sekant)
traingdx	Variable Learning Rate GradientDescent (Adaptif öğrenme oranı ve Momentumlugradyan iniş)
traingdm	GradientDescentwith Momentum (Momentumlugradyan iniş)
traingd	Gradyan iniş geri yayılım algoritması
traingda	Adaptif öğrenme oranı ile gradyan iniş geri yayılım algoritması

3.1.2.7. Yapay Sinir Ağların Uygulama Alanları

Günümüzde yapay sinir ağları birçok bilim alanında etkin olarak kullanılmaktadır. Bunlardan bazıları aşağıda özetlenmiştir (Elmas, 2003).

Tahmin: YSA'na verilen girdilere karşılık gelecekteki satışlar, hava tahminleri, at yarılırları gibi çıktı değerlerini kestirebilirler.

Veri sınıflandırma: Müşteri profilleri, tıpta hastalık teşhisi, ses ve şekil tanıma, hücre tipleri gibi verilen bilgileri kategorize ederler.

Veri ilişkilendirme: Ağlar, ağa sunulan verilerde hata ya da eksik olup olmadığını tespit eder. Eksik bilgi varsa tamamlar.

Veri filtreleme: Çok sayıda veri arasından uygun verilerin tespit ederler.

Tanıma ve eşleştirme: Farklı şekil ve örüntülerin tanınması, eksik, belirsiz bilgilerin eşlenmesi işlemini yaparlar.

Teşhis: Ağlar sistemlerin olumsuzluklarını ortaya koyar ve sorunların teşhis edilmesini sağlar.

Yorumlama: Bir durumla ilgili toplanan verilerle ağ eğitildikten sonra bu bilgileri kullanarak yeni olayları yorumlarlar.

Arızaların analizi ve tespiti: YSA istenilen bir sistemin, cihazın ya da elemanın çalışma şeklini öğrenerek ve sistemlerde meydana gelebilecek arızaların tanımlanma olanağı vardır. Bu amaçla YSA; elektrik makinelerinin, uçakların yada bileşenlerinin, entegre devrelerin arıza analizinde kullanılabilir.

Haberleşme: Görüntü ve veri işleme, otomatik bilgi sunma servisleri, konuşmaların gerçek zamanda çevirisi gibi alanlarda uygulama örnekleri vardır.

Tıp alanında: EEG ve ECG gibi tıbbi bilgi içeren sinyallerin analizi, kanserli hücrelerin analizi, protez tasarımı, transplantasyon zamanlarının optimizasyonu ve hastanelerde giderlerin optimizasyonu gibi alanlara uygulanarak işe yarar sonuçlar elde edilmiştir.

Harp sanayi: Silahların otomasyonu ve hedeflerin izlemesi, nesnelere/görüntüleri ayırma ve tanıma, yeni algılayıcı tasarımı ve gürültü önleme gibi alanlara uygulanmıştır.

Otomasyon ve kontrol: Hava taşıtlarında otomatik pilot sistemi otomasyonu, ulaşım araçlarında otomatik yol bulma/gösterme, robot sistemlerin kontrolü, doğrusal olmayan sistem modelleme ve kontrolü, elektrikli sürücü sistemlerin kontrolü gibi karmaşık, yaygın bir uygulama yeri bulmuştur

Üretim: Üretim sistemlerinin optimizasyonu, ürün analizi ve tasarımı, ürünlerin kalite analizi ve kontrolü, planlama ve yönetim analizi alanlarına uygulanmıştır.

3.1.3. İstatistiksel Analiz Metotları (Model Performans Kriterleri)

Yapılan hesaplamaların diğer araştırmacılar tarafından da anlaşılabilmesi ve benzer yolla elde edilmiş farklı bilgilerle karşılaştırılabilmesi önemlidir. Elde edilen verilerin

belli kurallara göre, bütün ve dağılımlar halinde özetlenerek sunulması zorunluluğunu getirmiştir. Bu amaçla değişik istatistik yöntemler geliştirilmiş ve pek çok istatistik çalışmalarında değişkenler arasındaki ilişkiyi incelemek bilimin uğraşlarından birisi olagelmıştır. İki değişken arasında bir ilişki olup olmadığı, eğer varsa bu ilişkinin düzeyinin saptanması da istatistiksel çalışmalarda sıklıkla karşılaşılan bir meseledir. Literatürde, ölçülen güneş radyasyonu ile modellerden oluşturulan tahmin değerlerinin performansını değerlendirmek maksadıyla birçok istatistiksel test yöntemi bulunmaktadır.

Ölçülen herhangi bir fiziksel büyüklüğün değeri ile her hangi bir model yardımıyla hesaplanan teorik değeri arasındaki farka hata denir. Ölçülen her hangi bir gerçek değer (örneğin güneş enerjisi) ile her hangi bir modelden (örneğin YSA) elde edilen değeri hesaplanan değer olarak nitelendirilir. Güneş Enerjisini tahmin eden modellerinin performansını değerlendirmek amacıyla literatürde kullanılan birçok istatistiksel test yöntemi vardır. Aşağıda genel bilgileri verilen bunlar; Regresyon (Korelasyon) Katsayısı (R^2), RMSE, MAPE, MSE, RMSPE, MSPE, MABE, MBE, MPE, Willmott İndeksi (WI) ve t-testi Metodu (t-stat) olarak sıralanabilir.

Bu çalışmada MGM'nden alınan ölçülmüş gerçek (g) güneş enerjisi değeri ile YSA'dan hesaplanan teorik değer (h) ile karşılaştırılır.

3.1.3.1. Regresyon (Korelasyon) Katsayısı (R^2)

Korelasyon katsayısı (R^2), bir değişkenin diğerine hangi oranda bağlı olduğunu göstermektedir. Ölçülen gerçek değer ile hesaplanan (YSA kullanılarak) değerleri arasındaki doğrusal ilişkiyi belirlemede kullanılmaktadır. Doğrusal bir ilişki olup olmadığını belirlemek amacıyla kullanılır. R^2 değeri 0 ile 1 arasında değişmekte ve bu değer 1'e yaklaşması model tahminleri ile ölçüm değerleri arasındaki bağımlılığın kuvvetli olduğu anlamına gelmektedir. R^2 korelasyon katsayısının karesi olup aşağıdaki şekilde hesaplanmaktadır (Doğan ve ark., 2008).

$$R = \frac{\sum_{i=1}^n (g_i - \bar{g}_i)(h_i - \bar{h}_i)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (g_i - \bar{g}_i)^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (h_i - \bar{h}_i)^2}} \quad (3.25)$$

3.1.3.2. Hata Kareleri Ortalaması (MSE)

MSE veya Ortalama Karesel Hata olarak adlandırılan hata değeri ölçüm değerleri ile model tahminleri arasındaki hata oranını belirlemek amacıyla kullanılmaktadır. Ölçülen gerçek değer ile YSA kullanılarak hesaplanan değerlerin farklarının karelerinin toplamının ortalaması;

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (g_i - h_i)^2 \quad (3.26)$$

Burada n sayısı gözlem sayısını göstermektedir. MSE değeri sıfıra ne kadar yaklaşırsa YSA'da yapılan modelin tahmin kabiliyetinin o kadar iyi artması anlamına gelmektedir (Singh, 2009).

3.1.3.3. Ortalama Mutlak Hata (MAE)

MAE değeri ölçekten bağımsız olup ölçüm değerleri ile model tahminleri arasındaki mutlak hatayı belirlemek amacıyla kullanılmaktadır. Ölçülen gerçek değer ile YSA kullanılarak hesaplanan değerlerin farklarının mutlak değerlerinin toplamının ortalamasıdır. MAE aşağıdaki denklem kullanılarak hesaplanmaktadır (Singh, 2009).

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |g_i - h_i| \quad (3.27)$$

MAE değeri sıfıra ne kadar yaklaşırsa YSA'da yapılan modelin tahmin kabiliyetinin o kadar iyi artması anlamına gelmektedir (Singh, 2009).

3.1.3.4. Ortalama Yüzde Hata (MPE)

MPE, hata değeri modellerden hesaplanan aylık değer ile ölçülen değerlerin sapması olarak hesaplanmaktadır. Ölçülen gerçek değer ile yapay sinir ağı kullanılarak hesaplanan değerlerin farklarının ölçülen gerçek değere oranlarının toplamının ortalamasının 100 ile çarpımıdır.

$$MPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{(g_i - h_i)}{g_i} \times 100 \quad (3.28)$$

3.1.3.5. Mutlak Hata Oranları Ortalaması (MAPE)

MAPE, değeri ölçekten bağımsız olup yüzde değer olarak hesaplanmaktadır. Ölçülen gerçek değer ile yapay sinir ağı kullanılarak hesaplanan değerlerin farklarının ölçülen gerçek değere oranlarının toplamının ortalamasının 100 ile çarpımıdır.

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{(g_i - h_i)}{g_i} \right| \times 100 \quad (3.29)$$

3.1.3.6. Ortalama Yüzde Hata Kareleri (MSPE)

MSPE, hata değeri ölçülen gerçek değer ile yapay sinir ağı kullanılarak hesaplanan değerlerin farklarının ölçülen gerçek değere oranlarının karelerinin toplamının ortalamasının 100 ile çarpımıdır.

$$MSPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\frac{(g_i - h_i)}{g_i} \right)^2 \times 100 \quad (3.30)$$

3.1.3.7. Hata Kareleri Ortalamasının Karekökü (RMSE)

RMSE, ölçüm değerleri ile model tahminleri arasındaki hata oranını belirlemek amacıyla kullanılmakta ve RMSE değerinin sıfıra yaklaşması modelin tahmin kabiliyetinin

artması anlamına gelmektedir. RMSE aşağıdaki şekilde hesaplanmaktadır (Singh, 2009). Ölçülen gerçek değer ile YSA kullanılarak hesaplanan değerlerin farklarının karelerinin toplamının ortalamasının kareköküdür. Bu istatistiksel veri, kısa dönem ölçülen ve tahmin edilen model performans kıyaslanmasında önem teşkil etmektedir. Her zaman pozitif değer almakla birlikte ideal değeri sıfıra yakın olmalıdır hesaplanmaktadır (Singh, 2009).

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (g_i - h_i)^2} \quad (3.31)$$

3.1.3.8. Mutlak Ortalama Bias Hata (MABE)

MABE, bias hatalarının mutlak değerini temsil eder ve korelasyonun iyi olmasının bir ölçüsüdür.

$$MABE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |g_i - h_i| \quad (3.32)$$

eşitliği ile tanımlanır.

3.1.3.9. t-testi Metodu (t-stat)

Hipotez testlerinde en kapsamlı olarak kullanılan yöntemlerden biri olan t-testi ile iki grubun ortalamaları karşılaştırılarak, aradaki farkın rastlantısal mı yoksa istatistiksel olarak mantıklı mı olduğuna karar verilir. Ölçülen güneş ışınım değerleri ile tahmin edilen güneş ışınım değerleri arasındaki istatistiksel anlamının belirlenmesinde önemli faktör olmaktadır. Güneş ışınımı verilerinin uygunluğunun istatistiği açısından önemlidir.

$$t_{test} = \sqrt{\frac{(n-1)MBE^2}{RMSE^2 - MBE^2}} \quad (3.33)$$

3.1.3.10. Ortalama Yüzde Hata Kareleri Kökü (RMSPE)

Ortalama Yüzde Hata Kareleri Karekökü (RMSPE, Root Mean Square Percentage Error) dönem ölçülen ve tahmin edilen model performans karşılaştırılmasında önem teşkil etmektedir. Ölçülen gerçek değer ile yapay sinir ağı kullanılarak hesaplanan değerlerin farklarının ölçülen gerçek değere oranlarının karelerinin toplamının ortalamasının kareköküdür. Her zaman pozitif değer almakla birlikte ideal değeri sıfıra yakın olmalıdır (Singh, 2009).

$$RMSPE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\frac{(g_i - h_i)}{g_i} \right)^2} \quad (3.34)$$

bağıntısından hesaplanmaktadır.

3.1.3.11. Ortalama Bias Hata (MBE)

MBE değeri korelasyonun uzun vadeli performans değeri hakkında bilgi vermektedir. Bias ortalama hesaplanan tahmin ile ortalama ölçülen değerlerinin birbirlerine yakınlığının derecesini veren bir ifadedir. Ölçülen gerçek değer ile YSA kullanılarak hesaplanan değerlerin farklarının toplamının ortalamasıdır. Düşük değeri arzu edilmektedir ve ideal değeri sıfıra yakın olmasıdır. Sıfırdan küçük olan değerleri ise tahminlerin gözlemlerin üstünde olduğunu gösterir. Sonucun pozitif olması ortalama değerlerin üstünde olduğunu negatif olması ise altında olduğunu göstermektedir.

$$MBE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (g_i - h_i) \quad (3.35)$$

bağıntısından hesaplanmaktadır.

3.1.3.12. Willmott İndeksi (WI)

Willmott indeksi (WI) ölçülen gerçek değer ile YSA kullanılarak tahmin edilen değerlerin uyumlu olup olmadığını ölçmek için kullanılır (Willmott, 1982):

$$WI = 1 - \left[\frac{\sum_{i=1}^n (g_i - h_i)^2}{\sum_{i=1}^n (|h_i - \bar{g}_i| + |g_i - \bar{g}_i|)} \right] \quad (3.36)$$

bağıntısından hesaplanmaktadır.

3.2. Metot

Math Works tarafından geliştirilen ve MATrixLABoratory sözcüklerinden türetilen MATLAB programı pek çok karmaşık matematiksel problemlerin çözümü ve hesaplama teknikleri için tasarlanmış bir yazılımdır. MATLAB, C ve FORTRAN programlama dillerinde yazılmış pek çok kütüphane ve araç kutularından oluşmakta ve adından da anlaşılacağı üzere yüksek düzeyli matrisleri (array dizilerini) kullanarak çalışmaktadır. Özellikle fen, mühendislik ve istatistik alanındaki veri analizi ve inceleme, fonksiyonlar, görselleştirme, görüntü işleme, modelleme ve simülasyon, programlama ve uygulama geliştirme işlemleri gibi pek çok sistem analizinde kullanılmaktadır (Hanselman ve Littlefield, 2001; Beale ve ark., 2015).

MATLAB programı YSA çalışmaları için en sık kullanılan programdır. MATLAB içerisinde kullanıcılar için oluşturulmuş kullanımı basit bir grafiksel arayüz araç vardır. Bu arayüz ile birlikte YSA'ı için belli bir model kurulması, bu model ile verilerin eğitilmesi ve eğitilen verilerin test edilmesi mümkündür. Kullanıcı ile dost ara yüzü sayesinde, dış verileri herhangi bir kaynaktan alabilir, kendi matris işlemcileri ile bunlarla ilgili her türlü işlemi yapabilir.

MATLAB ortamında YSA kurulumunun, uygulamasının ve simülasyonunun yapılabilmesi için Neural Network Toolbox (NNT) aya yüzeyinden yararlanılmaktadır. Çok

sayıda nöron ve ağırlık seçebilme olanağı sunmaktadır. NNT birçok eğitilmiş ve eğitimsiz YSA yapısını desteklemekte ve birçok YSA yapısı modellenmesi yapılabilmektedir. NNT ara yüz ile YSA kurulumu ve simülasyonu, MATLAB editöründe kodlama yaparak sağlanabileceği gibi grafiksel kullanıcı arayüzü yardımı ile de yapılabilir (Hamzaçebi, 2011; Beale ve ark. 2015).

3.2.1. Model İçin Girdi Setinin Hazırlanması

Akdeniz Bölgesinin farklı iklim ve coğrafik koşullarına sahip bazı il ve ilçeler için aylık ortalama güneş ışınımı şiddetinin tahmin edilmesi için YSA modelleme tekniği kullanılmıştır. Aylık ortalama toplam güneş ışınımı şiddeti modelinin YSA kullanılarak tahmin edilmesi ve modellenmesi için YSA'na sunulacak veri kümesi 1993–2010 yılları arasındaki toplam 18 yıllık meteorolojik veriyi kapsamaktadır. Veriler MGM'nden elde edilmiştir.

Seçilen yerleşim yerleri sırasıyla Adana, Kozan, Karataş, Burdur, Antalya, Kahramanmaraş, Elbistan, Göksun, Isparta, Antakya, İskenderun, Mersin, Anamur ve Silifke'dir. Seçilen yerleşim yerleri, yerleşim yerlerine ait istasyon kodları, yerleşim yerlerinin enlem, boylam ve yükseklik değerleri Çizelge 3.6'de verilmiştir. Yerleşim yerlerini YSA'nda eğitime sokabilmek için her bir istasyonun adı rakamlarla ifade edilmiştir. Çizelge 3.6'da birinci sütunda yerleşim yerlerinin YSA'daki karşılığı olan rakamlar verilmiştir.

Bu tez çalışmasında MGM'nden Akdeniz Bölgesinin bazı meteoroloji istasyonlarından 1993–2010 yılları arası 18 yıllık veri (toplam 14 tane) yıllık aylık ortalamalar halinde ortalama sıcaklık (°C), bağıl nem (%), bulutluluk (%), buhar basıncı (Mb.), güneşlenme süresi (saat), toprak üstü minimum sıcaklık (°C), 5 cm'de toprak sıcaklığı (°C), günlük toplam global güneşlenme şiddeti (cal/cm²) verileri ve coğrafik veriler olan enlem, boylam, yükseklik (m), ayve yıl olmak üzere toplam 13 farklı parametreden oluşan veriler alınmıştır. Bu veriler genel olarak günlük ortalama olarak sıralı veriler şeklinde ağı sunulmaktadır. Güneş ışınımını tahmin etmek için meteorolojik veriler yapay sinir ağının eğitilmesi ve test edilmesi için iki kısma ayrılmıştır.

Çizelge 3.7.'de eğitim ve test amaçlı kullanılan verilerin yıllara göre dağılımı verilmiştir. Çizelge 3.7'de yıllara göre eğitim amaçlı kullanılan veriler E (Eğitim) harfi ile test amaçlı kullanılan yıllar ise T (Test) harfi ile gösterilmiştir. Genel olarak toplam verilerin %80'i eğitim amaçlı %20'si ise test amaçlı kullanılmıştır. Verilerin eğitim ve test için ayrılması ölçüm istasyonlarına (il ve ilçelere göre) göre ise sırasıyla şu şekildedir. Adana verilerinin %80'i eğitim ve %20'si test amaçlı, Kozan verilerinin %75'i eğitim ve %25'i test amaçlı, Karataş verilerinin %55'i eğitim ve %45'i test amaçlı, Burdur verilerinin %62'si eğitim ve %48'i test amaçlı, Antalya verilerinin %73'i eğitim ve %27'i test amaçlı, Kahramanmaraş verilerinin %77'si eğitim ve %23'ü test amaçlı, Elbistan verilerinin %80'i eğitim ve %20'si test amaçlı ve Göksun verilerinin %66'sı eğitim ve %34'si test amaçlı, Isparta verilerinin %72'si eğitim ve %28'i test amaçlı, Antakya verilerinin %80'i eğitim ve %20'i test amaçlı İskenderun verilerinin %80'i eğitim ve %20'i test amaçlı, Mersin verilerinin %80'i eğitim ve %20'i test amaçlı Silifke verilerinin %80'i eğitim ve %20'i test amaçlı ve Anamur verilerinin %80'i eğitim ve %20'i test amaçlı olarak hazırlanmıştır.

Çizelge 3.6. Çalışmada Akdeniz Bölgesinden seçilen 14 yerleşim yerine ait il, ilçe isimleri bu yerleşim yerlerine ait meteorolojik verilerinin alındığı istasyonun adı, istasyon kodları, konumları ve yükseklikleri²

No	İl	İlçe	İstasyon Adı	İstasyon No	Enlem (°) K	Boylam (°) D	Yükseklik (m)
1	Adana	Yüreğir	Adana Bölge	17351	37.00	35.19	27
2	Adana	Kozan	Kozan	17908	37.26	35.49	115
3	Adana	Karataş	Karataş	17981	36.34	35.23	22
4	Burdur	Merkez	Burdur	17238	37.43	30.17	957
5	Antalya	Muratpaşa	Antalya Bölge	17302	36.53	30.40	47
6	K.Maraş	Merkez	K.Maraş	17255	37.35	36.55	572
7	K.Maraş	Elbistan	Elbistan	17870	38.12	37.12	1137
8	K.Maraş	Göksun	Göksun	17866	38.01	36.29	1344
9	Isparta	Merkez	Isparta	17240	37.47	30.34	997
10	Hatay	Antakya	Antakya	17372	36.15	36.08	100
11	Hatay	İskenderun	İskenderun	17370	36.35	36.10	2
12	Mersin	Yenişehir	Mersin	17340	36.48	34.38	3
13	Mersin	Anamur	Anamur	17320	36.5	32.50	5
14	Mersin	Silifke	Silifke	17330	36.23	33.56	15

²<http://www.mgm.gov.tr/kurumsal/istasyonlarimiz.aspx?sSiralama=AL&m=MERSIN#a>

Çizelge 3.7’de görüldüğü gibi Akdeniz Bölgesinin bazı meteoroloji istasyonları için MGM’den alınan veriler bazı yıllarda bulunmadığından Çizelgede bu alanlar boş bırakılmıştır. Adana, Antakya, İskenderun, Mersin, Silifke gibi bazı meteoroloji istasyonlarından toplam 18 yıllık veri elde edilirken, Kozan, Karataş, Burdur, Antalya, Kahramanmaraş, Elbistan, Göksun, Isparta ve Anamur gibi diğer istasyonlarda bazı yıllar için meteorolojik veri elde edilememiştir. Bazı yerleşim yerlerindeki bazı yıllara ait meteorolojik verilerde eksiklikler olduğu tespit edilmiştir. Örneğin Adana için 2009 yılının Ağustos ayında ölçülen aylık toplam güneş enerji verisi olmadığından 2009 yılı eğitim verisi olarak kullanılmıştır. Aynı şekilde Kahramanmaraş ilinin 2008 yılındaki meteorolojik veriler Ocak-Temmuz (7 ay) mevcut iken Ağustos-Aralık (4 ay) ayları arasındaki veriler mevcut değildir. Bu tür 12 aylık (1 yıllık) verilerden eksik olan veriler ağda sadece eğitim amaçlı kullanılmıştır. Bu nedenle 3 yıllık test verileri oluşturulurken 12 aylık tam ve eksiksiz olan yıllardaki veriler seçilmiştir.

YSA modeli eğitim sürecinde Çizelge 3.7’de verildiği gibi illere göre eğitim ve test aşamasında kullanılan veriler sırasıyla şu şekildedir. Adana için Ocak 1993 ile Aralık 2006 yılları arasındaki ve 2009 yılındaki ile Aralık 2006 15 yıllık veri kullanılırken elde edilen YSA modelinin testinde 2007, 2008 ve 2010 yıllarının Ocak-Aralık ayları arasındaki toplam 3 yıllık veri kullanılmıştır. Kozan için Ocak 1999 ile Aralık 2006 yılları arasındaki ve 2008 yılındaki Ocak-Aralık aylarını arasındaki toplam 9 yıllık veri eğitim amaçlı kullanılırken elde edilen YSA modelinin testinde 2007, 2009 ve 2010 yıllarının Ocak-Aralık ayları arasındaki toplam 3 yıllık veri kullanılmıştır. Karataş için Ocak 1993 ile Aralık 1998 yılları arasındaki ve 2002 yılının Ocak-Aralık aylarındaki toplam 7 yıllık amaçlı ve 1998, 1999 ve 2000 yıllarının Ocak-Aralık ayları arasındaki toplam 3 yıllık veri ağda test amaçlı kullanılmıştır Çizelge 3.7’de verilen 4 numaralı Burdur için 11 yıllık veri alınmıştır. 1996-2006 yılları arasındaki toplam 11 yıllık veriden Ocak 1996 ile Aralık 2003 yılları arasındaki 9 yıllık veri ağda eğitim amaçlı, Ocak 2004 ile Aralık 2006 yılları arasındaki toplam 3 yıllık veri modeli test etmek amaçlı kullanılmıştır. 5 numaralı Antalya’nın 11 yıllık veri alınmıştır. 1993-2002 yılları arasındaki ve 2006 yılındaki toplam 11 yıllık veri YSA’ındaki modelde eğitim amaçlı kullanılırken Ocak 2003 ile Aralık 2005 yılları arasındaki veriler ise modelde ağ test etmek amacıyla kullanılmıştır. 2002 yılı hariç 1994-2004 yılları arasındaki ve 2008 yılındaki toplam 11 yıllık Kahramanmaraş verisi modelde eğitim amaçlı ve 2005-

2007 yılları arasındaki 3 yıllık veri ise modelde eğitilen verilerin test edilmesi için kullanılmıştır. Elbistan için elde edilen 18 yıllık veriden 1993-2007 yılları arasındaki 15 yıllık veri eğitilmek amacıyla 2008-2010 yılları arasındaki kalan 3 yıllık veri de test amacıyla kullanılmıştır. Aynı şekilde, Göksün (Çizelge 3.7'de 8 numaralı) için 1993-2000 yılları arasındaki ve 2003-2004 yılları arasındaki toplam 10 yıllık veri eğitim, 2001-2003 yılları arasındaki 3 yıllık veri de ağda test amaçlı kullanılmıştır. Isparta için 1993-2001 ve 2004-2005 yıllarındaki toplam 11 yıllık veri modeli eğitmek ve 2002, 2003 ve 2006 yıllarındaki 3 yıllık verilerde test etmek için kullanılmıştır.

Çizelge 3.7. Akdeniz Bölgesi'ndeki bazı illerin meteorolojik verilerin yıllara göre YSA'da kullanımı

Akdeniz Bölgesi'ndeki Bazı İstasyonların Meteorolojik Verilerin Yıllara Göre YSA'da kullanımı (E: Eğitim, T: Test)																			
NO	İstasyon/Yıl	1993	1994	1995	1996	1997	1998	1999	2000	2001	2002	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010
1	Adana	E	E	E	E	E	E	E	E	E	E	E	E	E	E	T	T	E	T
2	Kozan	-	-	-	-	-	-	E	E	E	E	E	E	E	E	T	E	T	T
3	Karataş	E	E	E	E	E	E	T	T	T	E	-	-	-	-	-	-	-	-
4	Burdur	-	-	-	E	E	E	E	E	E	E	E	T	T	T	-	-	-	-
5	Antalya	E	E	E	E	E	E	E	E	E	E	T	T	T	E	-	-	-	-
6	K.Maraş	-	E	E	E	E	E	E	E	E	-	E	E	T	T	T	E	-	-
7	Elbistan	E	E	E	E	E	E	E	E	E	E	E	E	E	E	E	T	T	T
8	Göksun	E	E	E	E	E	E	E	E	T	T	T	E	E	-	-	-	-	-
9	Isparta	E	E	E	E	E	E	E	E	E	T	T	E	E	T	-	-	-	-
10	Antakya	E	E	E	E	E	E	E	E	E	E	E	E	E	E	E	T	T	T
11	İskenderun	E	E	E	E	E	E	E	E	E	E	E	E	E	E	E	T	T	T
12	Mersin	E	E	E	E	E	E	E	E	E	E	E	E	E	E	E	T	T	T
13	Anamur	E	E	E	E	E	E	E	E	T	T	T	E	-	-	-	-	-	-
14	Silifke	E	-	E	E	E	E	E	E	-	E	E	E	E	E	E	T	T	T

18 yıllık Antakya verilerinin 1993-2007 yılları arasındaki ilk 15 yıllık veriler eğitim ve 3 yıllık veriler (2008-2010 arası) ağın test edilmesi amacıyla hazırlanmıştır. İskenderun'un 18 yıllık verisinin 15 yıllık (1993-2007 arası) verileri eğitim amacı ve kalan 3 yıllık (2008-2010 arası) verileri de test amaçlı hazırlanmıştır. Mersin için alınan 18 yıllık verinin 1993-2007 yılları arasındaki 15 yıllık veriler eğitim, kalan 2008-2010 yılları arasındaki 3 yıllık veriler de test amaçlı kullanılmıştır. 14 numaralı Anamur için

1993- 2004 yılları arasındaki toplam 15 yıllık verinin 2001-2003 yıllarındaki veriler hariç diğer veriler eğitmek amacıyla bu yıllardaki veriler ise test amacıyla hazırlanmıştır. Silifke için 1994 ve 2001 yılları hariç 1993-2007 yılları arasındaki toplam 13 yıllık veri modeli eğitmek amacıyla ve 2008-2010 yılları arasındaki 3 yıllık veri ise modelde eğitilen verilerin test edilmesi için kullanılmıştır.

MGM'nden Akdeniz Bölgesinin bazı meteoroloji istasyonları için 18 yıllık (1993 – 2010) alınan verileri enlem, boylam, yükseklik, ay, yıl ve bulutluluk, buhar basıncı, güneşlenme süresi, yağış, hava sıcaklığı, toprak sıcaklığı ve bağıl nem verilerinin aylık ortalama değerleri gibi coğrafik ve meteorolojik verilerden oluşmaktadır. MGM'nden alınan verilerin tamamı Excel formatında olup veriler Çizelge 3.8'da ve Çizelge 3.9'da gösterildiği gibi sütunlar şeklindedir. Çizelge 3.8'da verilen veriler 12 tane sütundan oluşmaktadır. Yani verilerin eğitilmesi amacıyla YSA'na 12 tane veri girişi girdi (input) olarak sunulmuştur. YSA'nda verilerin tamamı sayısal değerler içermesi gerektiğinden Çizelge 3.8'da verildiği gibi istasyon isimleri rakamlarla ifade edilmiştir. YSA'da kullanılan 14 istasyona ait 18 yıllık (1993 – 2010) verilerden eğitim amaçlı seçilen 15 yıllık veriler toplam 1943 tane satırdan oluşmaktadır. Çizelge 3.8'da bu verilerin sadece 17 satırı verilmiştir. Çizelge 3.8'de birinci sütundaki 1 sıra numarası ile gösterilen istasyon Adana istasyonunu temsil etmektedir.

Çizelge 3.9'daki veriler kullanılarak YSA'nda eğitilmesi istenilen hedef "target" yani aylık ortalama günlük toplam global güneşlenme şiddet (MJ/m^2) verileri sadece 1 sütundan oluşmaktadır. Aynı şekilde hedef verileri için de 14 istasyon için 18 yıllık (1993 – 2010) verilerden eğitim amaçlı seçilen 15 yıllık veriler toplam 1943 tane satırdan oluşmaktadır. Çizelge 3.8'da verilen verilerin hedef verileri Çizelge 3.9'da verilmiştir.

Çizelge 3.8. Verilerin eğitiminde kullanılan ve YSA'na girdi "input" olarak sokulan coğrafik ve meteorolojik verilerin örnek olması için bir bölümü

Meteoroloji İstasyonları	Ay	Enlem	Boylam	Yükseklik	Ort. Sıcaklık	Ort. Toprak Sıcaklık (5 Cm)	Bağıl Nem	Bulutluluk	Aylık Ort. Buhar Basıncı	Aylık Top. Güneşlenme Süresi	Aylık Ort. Toprak Üstü Min. Sıcaklık
1	1	37	35.19	27	9.3	8.2	62.4	3.5	7.3	161.9	2.2
1	2	37	35.19	27	9.4	8.8	55.8	5.4	6.9	108.6	3
1	3	37	35.19	27	12.9	14.1	59.9	3.6	8.5	194.9	4.7
1	4	37	35.19	27	17.5	20.2	65.5	4.6	12.8	207.6	9.4
1	5	37	35.19	27	20.3	23.3	76.3	5	18.1	202.7	14
1	6	37	35.19	27	25.4	29.5	67.6	2.5	21.5	292.1	16.9
1	7	37	35.19	27	28.6	34.6	69.5	2	26.8	315.2	21
1	8	37	35.19	27	28.9	35.8	71.7	1.7	28.1	318.8	21.6
1	9	37	35.19	27	26.4	32.2	64.8	1	21.8	280.4	18.1
1	10	37	35.19	27	24	26.9	48.8	1.6	13.7	262	13.2
1	11	37	35.19	27	13.9	14.1	53.1	4	8.4	165.4	5
1	12	37	35.19	27	13.5	12.5	66.1	4.4	10.1	154.2	6
1	1	37	35.19	27	11.3	11.5	76.8	4.4	10.2	142.2	5.7
1	2	37	35.19	27	9.9	10.7	66.1	4.4	8	153.6	3.5
1	3	37	35.19	27	13.8	15.5	63.4	4.9	9.8	189.6	6.8
1	4	37	35.19	27	19.1	21.3	61.5	4	12.9	213.2	11.2
1	5	37	35.19	27	21.8	24.6	66.8	3.1	16.9	278.1	13.7
-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-

Çizelge 3.9. Verilerin eğitiminde kullanılan ve YSA'na hedef "target" olarak sokulan aylık ortalama günlük toplam global güneşlenme şiddet (MJ/m²) verilerin örnek olması için bir bölümü

Aylık Ortalama Günlük Toplam Global Güneşlenme Şiddeti (MJ/m ²)
8.088
10.095
14.994
17.422
18.020
22.104
22.685
20.871
17.096
12.553
8.118
6.600
7.357
11.161
14.509
17.953
20.925
-
-
-

İlk olarak güneş radyasyonunu tahmin etmek için ileri beslemeli referans sistemi oluşturuldu. Bu sistemin temel bileşenleri girdi katmanı, gizli katman ve çıktı katmanı olmak üzere üç katmandan oluşmaktadır. Girdi katmanı Çizelge 3.6'da verilen enlem, boylam, yükseklik, ay, yıl ve bulutluluk, buhar basıncı, güneşlenme süresi, yağış, hava sıcaklığı, toprak sıcaklığı ve bağıl nem gibi parametrelerden oluşmaktadır. Girdi katmanından gelen 12 farklı bilgi daha sonra gizli katmana gönderilir. Çıkış vektörü son çıkış katmanında hesaplanır.

YSA'da eğitilecek verilerin satırlar şeklinde olması gerekmektedir. Örneğin dört tane satırdan iki tane sütundan (4x2) oluşan bir matris elemanı MATLAB'de [1 1 1 1 ; 1

0 1 0] formunda yazılmalıdır. Bu nedenle, Çizelge 3.8 ve Çizelge 3.9’ da bir kısmı örnek olarak verilen verilerin tamamı YSA’na girdi ve hedef olarak verilmeden önce MATLAB’de sütunlar tamamı satırlara dönüştürülmesi gerekmektedir.

3.2.2. Eğitim Algoritmasının Belirlenmesi

YSA, nöron adı verilen hesaplama elemanlarının paralel bir şekilde çalışmasından meydana gelir. Belirli bir fonksiyonu gerçekleştirmek için bir sinir ağı, elemanlar arasındaki ağırlıkların (bağlantıların) değerlerini ayarlayarak eğitebilir. Eğitim ve öğrenme fonksiyonları ağı ağırlık (w) ve bias (eşik) değerlerinin otomatik olarak ayarlanması için kullanılan matematiksel prosedürlerdir. Eğitim fonksiyonu verilen bir ağı tüm ağırlık ve biasları etkileyen küresel bir algoritmayı belirtir.

YSA’da ağı eğitilmesinde algoritma seçimi önemli yer tutmaktadır. Yaptığımız çalışmada verilerin eğitimi aşamasında Bölüm 3.1.2.6.1’deki Çizelge 3.5’de verilen YSA’ların eğitim algoritmaları kullanılmıştır (Beale ve ark., 2015). Çalışmalarımızda aşamalı olarak arttırarak farklı veri setleri kullanılmıştır. Bu veri setlerini eğitmek için “trainlm”, “trainbfg”, “trainscg”, “traincgb”, “trainoss”, “traingdx” ve “traincgp” gibi farklı eğitim algoritmaları, “learnngdm”, “learnngd” gibi farklı öğrenme fonksiyonlarını ve “tansig”, “purelin” ve “logsig” gibi farklı transfer fonksiyonları kullanarak YSA’nı dizayn ettik (Beale ve ark., 2015).

Gizli katmandaki nöronların sayısına korelasyon katsayısının (R^2) en büyük değeri olarak Çizelge 3.10’da verilen RMSE ve MAPE’nin en küçük değerleri ile karar verilmiştir. Çizelge 3.10’da Güneş enerjisi verilerinin tahmin etme çalışmasında algoritmasının belirlenmesinde kullanılan algoritmalar ve istatistiksel değerler verilmiştir. Her bir eğitim algoritması için Bölüm 3.1.3’deki istatistiksel yaklaşımlar olan R^2 , $RMSE$, MSE , $MABE$ ve $MAPE$ değerleri hesaplanarak Çizelge 3.10’a aktarılmıştır. Çizelge 3.10’da görüldüğü gibi R^2 değerinin en büyük (%94) ve RMSE (1.542 MJ/m²), MSE (2.378 MJ/m²), MABE (1.084 MJ/m²), MAPE (0.080 %) değerlerinin de en düşük olduğu eğitim algoritması “trainlm” eğitim algoritmasıdır. Bu nedenle güneş enerjisi verilerinin tahmin etme çalışmasında eğitim algoritması olarak “trainlm” eğitim algo-

ritması seçilmiş ve bu tez çalışmasındaki tüm veriler bu “trainlm” eğitim algoritmasına göre eğitilmiştir. Çizelge 3.10’da birinci sütunda eğitim algoritmalarının isimleri, ikinci, üçüncü sütunlarda sırasıyla iterasyon (epoch) ve eğitim süreleri verilmiştir. Dördüncü, beşinci ve altıncı sütunlarda sırasıyla R^2 , RMSE, ve MSE verilmiştir. Yedinci ve sekizinci sütunlarda ise sırasıyla MABE ve MAPE istatistikî değerleri verilmiştir. Dokuzuncu sütunda ise eğitim algoritmasının tanımı verilmiştir. Çizelge 3.10’da görüldüğü “trainlm” eğitim fonksiyonu Levenberg-Marquardt algoritmasıdır. Çizelgedeki sıralama R^2 en büyük değerine göre yapılmıştır. Çizelge 3.10 Levenberg-Marquardt algoritma ile eğitilen ileri beslemeli YSA mimari yapısının 44 iterasyonda (epoch) eğitimi 2 saniyede durduğundan diğer algoritmalarından daha hızlı olduğunu göstermektedir.

Çizelge 3.10. Güneş enerjisi verilerinin tahmin etme çalışmasında eğitim algoritmasının belirlenmesinde kullanılan algoritmalar ve istatistikî değerler

Algoritma	İterasyon (epoch)	Süre (s)	R^2 (%)	RMSE (MJ/m ²)	MSE (MJ/m ²)	MABE (MJ/m ²)	MAPE (%)	Tanımı
trainlm	44	2	0.940	1.542	2.378	1.084	0.080	Levenberg-Marquardt
trainbfg	82	8	0.931	1.637	2.678	1.258	0.094	BFGS Quasi-Newton
traingdx	92	7	0.842	2.433	5.918	1.872	0.154	Variable Learning Rate Backpropagation
trainoss	112	17	0.873	2.185	4.775	1.693	0.135	One Step Secant
traincgp	41	9	0.798	2.803	7.856	2.149	0.170	Polak-Ribière Conjugate Gradient
traincgb	78	14	0.892	2.141	4.583	1.657	0.131	Conjugate Gradientwith-Powell/Beale Restarts
trainscg	75	9	0.896	2.046	4.185	1.560	0.121	Scaled Conjugate Gradient

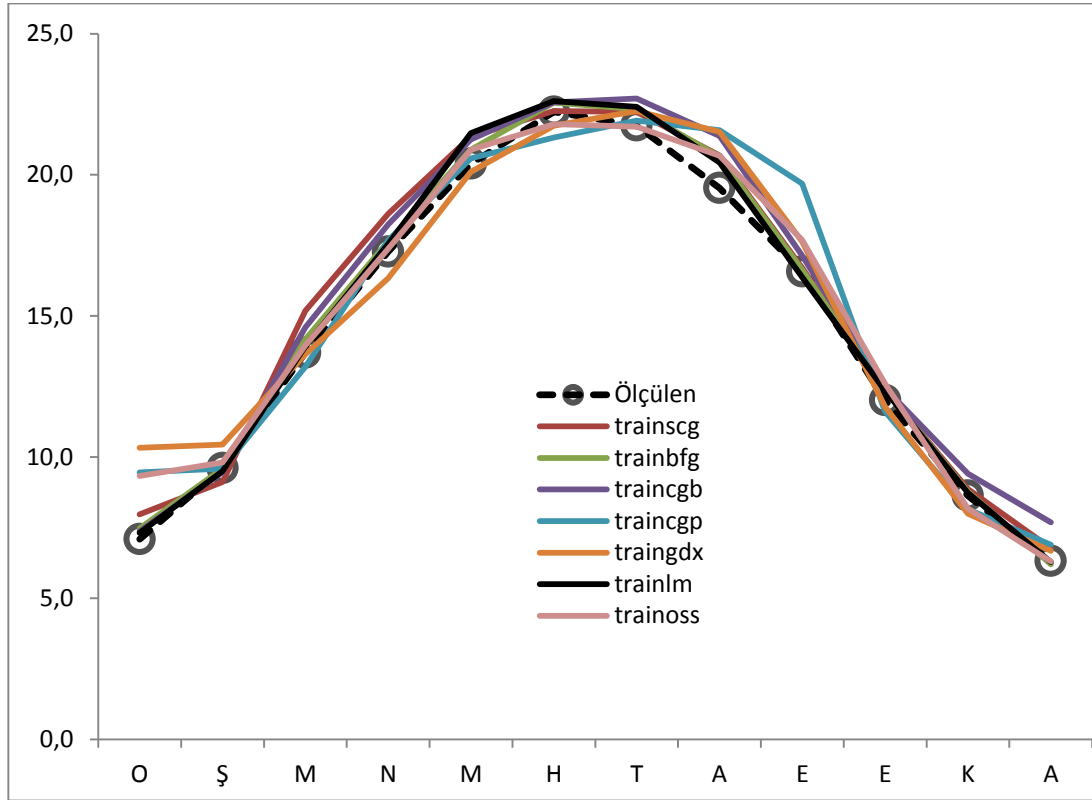
Çizelge 3.10’da verilen eğitim algoritmaları kullanılarak YSA’da kullanılan değişik eğitim algoritmalarına göre Akdeniz Bölgesinden seçilmiş yerleşim yerleri için hesaplanan ortalama yıllık veriler tahmini güneş enerjisi değerleri Çizelge 3.11’de verilmiştir. Çizelge 3.11’de birinci sütun ayları, ikinci sütun tüm ölçülmüş meteorolojik verilerin aylık ortalamasını, diğer yedi sütun ise sırasıyla “trainscg”, “trainbfg”, “traincgb”, “traincgp”, “traingdx”, “trainlm”, ve “trainoss” eğitim algoritmalarının aylık

ortalama değerlerini göstermektedir. Çizelge 3.11’de verilen değerler kullanılarak Şekil 3.25’deki aylara göre eğitim algoritmalarının grafikleri elde edilmiştir. Çizelge 3.11’de ve Şekil 3.25’den görüldüğü gibi aylık olarak ölçülen ortalama güneş enerjisi değerleri ile YSA kullanılarak değişik eğitim algoritmalarına göre elde edilen tahmini ortalama güneş enerjisi değerleri incelendiğinde ölçülen değerlere en yakın tahmin edilen eğitim algoritmasının “trainlm” eğitim algoritması olduğu görülmüştür.

Çizelge 3.11. Aylık bazda ölçülen değer ile verilerinin “trainscg”, “trainbfg”, “traincgb”, “traincgp”, “traingdx”, “trainlm”, ve “trainoss” eğitim algoritmalarına göre yapılan çalışmalar sonucunda elde edilen tahmin değerleri

AYLAR	Ölçülen	trainscg	trainbfg	traincgb	traincgp	traingdx	trainlm	trainoss
Ocak	7.098	7.971	7.476	7.370	9.461	10.329	7.316	9.337
Şubat	9.607	9.117	9.591	9.466	9.592	10.442	9.506	9.810
Mart	13.690	15.182	14.175	14.599	13.205	13.645	13.927	13.961
Nisan	17.280	18.618	17.644	18.250	17.675	16.345	17.550	17.384
Mayıs	20.396	21.349	20.888	21.253	20.583	20.108	21.474	20.893
Haziran	22.234	22.263	22.558	22.568	21.324	21.738	22.611	21.794
Temmuz	21.743	22.228	22.334	22.708	21.923	22.266	22.415	21.710
Ağustos	19.536	20.683	20.641	21.381	21.583	21.525	20.438	20.676
Eylül	16.579	16.703	16.638	17.137	19.685	17.633	16.372	17.687
Ekim	12.012	12.367	12.376	12.439	11.610	11.780	12.348	12.604
Kasım	8.640	8.871	8.780	9.413	8.148	7.995	8.730	8.176
Aralık	6.322	6.766	6.202	7.692	6.894	6.683	6.283	6.305

Ağ arzu edilen çıkışları sağladığı takdirde YSA verilen sistemi modellemiştir anlamına gelmektedir. Bu nedenle, eğitim algoritmasının belirlenmesinde Çizelge 3.10’deki verilen algoritmalar ve istatistikî değerler değerlere bakılarak YSA modeli belirlenmiştir. Buna göre R^2 değerinin en yüksek olduğu ve istatistiksel değerlerin en düşük olduğu algoritma “trainlm” algoritmasıdır. Çizelge 3.10’da görüldüğü gibi “trainlm” algoritmasında verilerin eğitimi 2 saniye süresinde 44 iterasyonda tamamlanmıştır. R^2 0.94 % değerinde maksimum olup RMSE, MSE ve MAPE dereleri ise sırasıyla 1.542 MJ/m², 2.378 MJ/m², 1.084 MJ/m² ve 0.080 % ile minimum değerlerine sahiptir. Bu nedenle Akdeniz Bölgesinden seçilmiş bazı yerleşim yerlerinin aylık ortalama günlük toplam global güneşlenme şiddet MJ/m² değerleri için model belirlenmesinde YSA’da “trainlm” eğitim algoritması modeli kullanılmıştır.



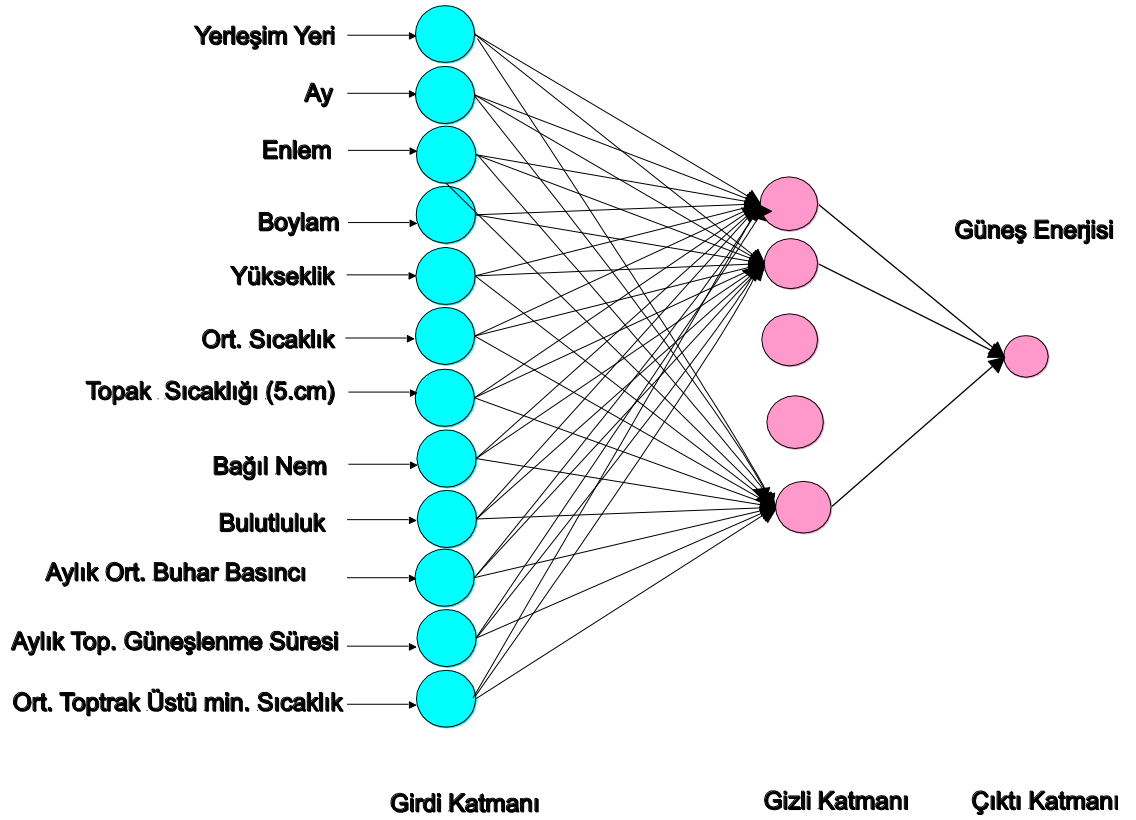
Şekil 3.25. Verilerin eğitilmesinde test edilen eğitim algoritmalarının ölçülen tüm alanlar için aylık ortalama güneş enerjisi değerleri

3.2.3. YSA Mimarisinin Belirlenmesi

Akdeniz Bölgesi'ndeki incelenecek 14 yerleşim yerinin meteorolojik verileri kullanarak yatay yüzeye gelen aylık ortalama toplam güneş ışınım şiddetini (MJ/m^2) modelinin YSA kullanılarak tahmin edilmesi ve modellenmesi için ağa sunulacak olan veriler MGM'nden alınan 18 yıllık (1993–2010) ölçümlerden elde edilen verilerdir. Bu veriler genel olarak aylık ortalama veriler olarak ağa sunulmaktadır. Veri seti, öğrenme ve test seti olmak üzere 2 kısma ayrılmıştır. YSA'da eğitim amaçlı seçilen 15 yıllık meteorolojik ve coğrafik veriler toplam 1943 tane veriden oluşmaktadır. Geri kalan 3 yıllık 504 tane veri ise YSA'da test amaçlı kullanılmıştır.

Bu tez çalışmasında, YSA'da kullanılacak olan her meteorolojik ve coğrafik parametreler girdi parametreleri olup, çıktı olarak ise aylık ortalama toplam güneş ışınım şiddetini tahmin edilmiştir. Giriş katmanında on iki parametreye karşılık gelen on iki nöron, çıkış katmanında aylık ortalama güneş ışınımına karşılık gelen sadece bir nöron

bulunmaktadır. Gizli katmandaki nöron sayısı eğitimin verimliliğine göre deneme yanılma yoluyla bulunmuştur. Şekil 3.26’de aylık ortalama güneş ışınımı tahmin için geliştirilen YSA modelinin ağ yapısı gösterilmiştir. Şekil 3.26’de girdi parametreleri olarak coğrafik veriler olan yerleşim yeri, ay, enlem, boylam, yükseklik (m), ve meteorolojik veriler olan yıllık aylık ortalamalar halinde ortalama sıcaklık (°C), 5 cm’de toprak sıcaklığı (°C) bağıl nem (%), bulutluluk (%), buhar basıncı (Mb.), aylık toplam güneşlenme süresi (saat), ve toprak üstü minimum sıcaklık (°C), değerleri alınmıştır.



Şekil 3.26. Çalışmada kullanılan YSA mimarisi

3.2.4. YSA Modelinin Kurulması Ve Eğitimi

Çizelge 3.8 ve Çizelge 3.9’daki tüm veriler satır matrislerine dönüştürüldükten ve verilerin YSA’na girilmesi için hazır hale getirildikten sonra ağın kurulması ve verilerin eğitilmesi işlemi başlatılmıştır.

Yapılan çalışmada, tanımlanan problemin çözümlenmesi, birkaç adımdan oluşmaktadır. Modelin 12 tane girdi parametresi öncelikle belirlenmiş ve daha sonra, ağı oluşturacak katmanlara ve kullanılacak aktivasyon fonksiyonu çeşidine karar verilmiştir. YSA 3 katmanlı bir ağ yapısı (girdi, gizli ve çıktı), olarak belirlenmiştir. YSA modelinde ağ türü olarak doğrusal olmayan sigmoid aktivasyon fonksiyonu (logsig) olan bir ileri beslemeli geri yayımlı (İBGY) ağ (feed-forward back propagation network: newff) kullanılmıştır. İleri beslemeli geri yayımlı (trainlm) kullanılarak gerçekleştirilen eğitim işleminde en yüksek eğitim performansına ulaşmak için gizli katmandaki nöron sayılarına deneme-yanılma yoluyla 5-80 aralığında nöron sayısı atanarak karar verilmiştir.

Mevcut verilerle, belirlenen YSA düzeninin benzetiminin yapılabilmesi için, MATLAB ortamında YSA komutlarını çalıştıracak YSA kodu yazılmıştır. Yazılan YSA modelinde ağ kodları ile ilgili kullanılan genel ifadeler Çizelge 3.12’de verilmiştir.

YSA modelinde kullanılan eğitim parametreleri, temel değerleri ve her birinin ne anlama geldiği Çizelge 3.13’de verilmiştir

Şekil 3.27’da kurulan YSA yapısı şekli verilmiştir. Şekilde görüldüğü gibi YSA girdi “input” katmanı, gizli “hidden” katman ve çıktı “output” katmanı olmak üzere farklı transfer fonksiyonlu üç katman kullanılmıştır. Ağ girdi verisi olarak 12 parametrelilik coğrafik ve meteorolojik veri (istasyon adı, enlem, boylam, yükseklik, ay, bulutluluk, buhar basıncı, güneşlenme süresi, hava sıcaklığı, toprak sıcaklığı üstü minimum sıcaklık, 5cm toprak sıcaklığı ve bağıl nem), 12 nöronlu 1 tek gizli katmandan ve 1 nöronlu 1 tek çıktı (ortalama toplam güneş enerjisi) katmanından oluşmaktadır. Gizli katmanda “logsig” transfer fonksiyonu, çıktı katmanda ise “purelin” transfer fonksiyonu kullanılmıştır. Eğitim algoritması olarak Levenberg - Marquardt Algoritması “trainlm”, performans olarak da MSE kullanılmıştır. Transfer fonksiyonların farklı kombinasyonları arasında en iyi kombinasyon adayı olarak gizli katmanda “logsig” ve çıktı katmanında “purelin” olduğu bulunduğu verilerin eğitiminde bu transfer fonksiyonları kullanılmıştır.

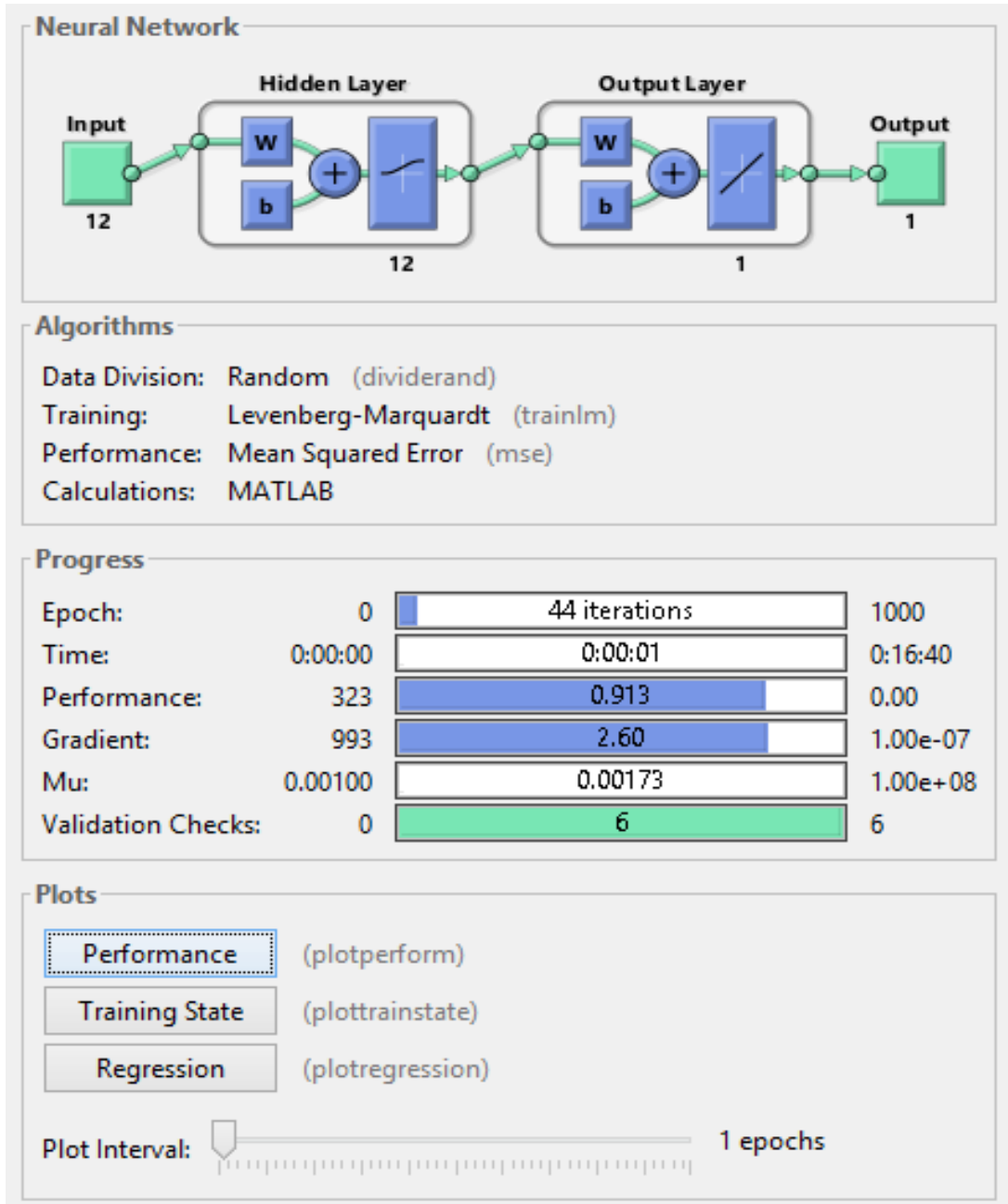
Çizelge 3.12. Kullanılan YSA özellikleri

Ağ türü	İleri beslemeli geri yayılım algoritması
Giriş verileri	inp10.m
Hedef verileri	tar10.m
Test verileri	inp_test10.m
Gizli katmandaki nöron sayıları	5,10,12,15,20,...80
Gizli Katmandaki Transfer fonksiyonu	logsig
Çıktı Katmandaki Transfer fonksiyonu	purelin
Eğitim fonksiyonu	trainlm
Adaptif öğrenme fonksiyonu	learnqdm
Performans fonksiyonu	mse

Çizelge 3.13. YSA’da kullanılan eğitim “training” parametreleri

<i>net.trainparam.show</i>	50	Kaç iterasyonda bir eğitim durumunun ekrana aktarılacağını
<i>net.trainparam.lr</i>	1e-3	Geriye yayılım algoritması için öğrenme oranı
<i>net.trainparam.goal</i>	0	Hedeflenen hata değeri
<i>net.trainparam.epochs</i>	1e+03	Eğitim için maksimum iterasyon sayısı
<i>net.trainparam.showwindow</i>	true	GUI göstereğitimi
<i>net.trainparam.showcommand-line</i>	false	Komut satırı çıktı üretimi
<i>net.trainparam.max_fail</i>	6	Maksimum doğrulama hataları
<i>net.trainparam.min_grad</i>	1e-7	Minimum performans gradyenti
<i>net.trainparam.mu</i>	1e-3	İlk mu
<i>net.trainparam.mu_dec</i>	0.6	mu azalma faktörü
<i>net.trainparam.mu_inc</i>	10	mu artma faktörü
<i>net.trainparam.mu_max</i>	1e+08	Maksimum mu
<i>net.trainparam.time</i>	1e+03	Eğitim için maksimum süre (s)

Ağda kullanılan toplam iterasyon sayısı 44’tür. Şekil 3.27’de ileri beslemeli ağ yapısının eğitimi ve test edilmesi için kullanılan zaman, performans, gradyent ve doğrulama kontrol parametreleri de verilmiştir.

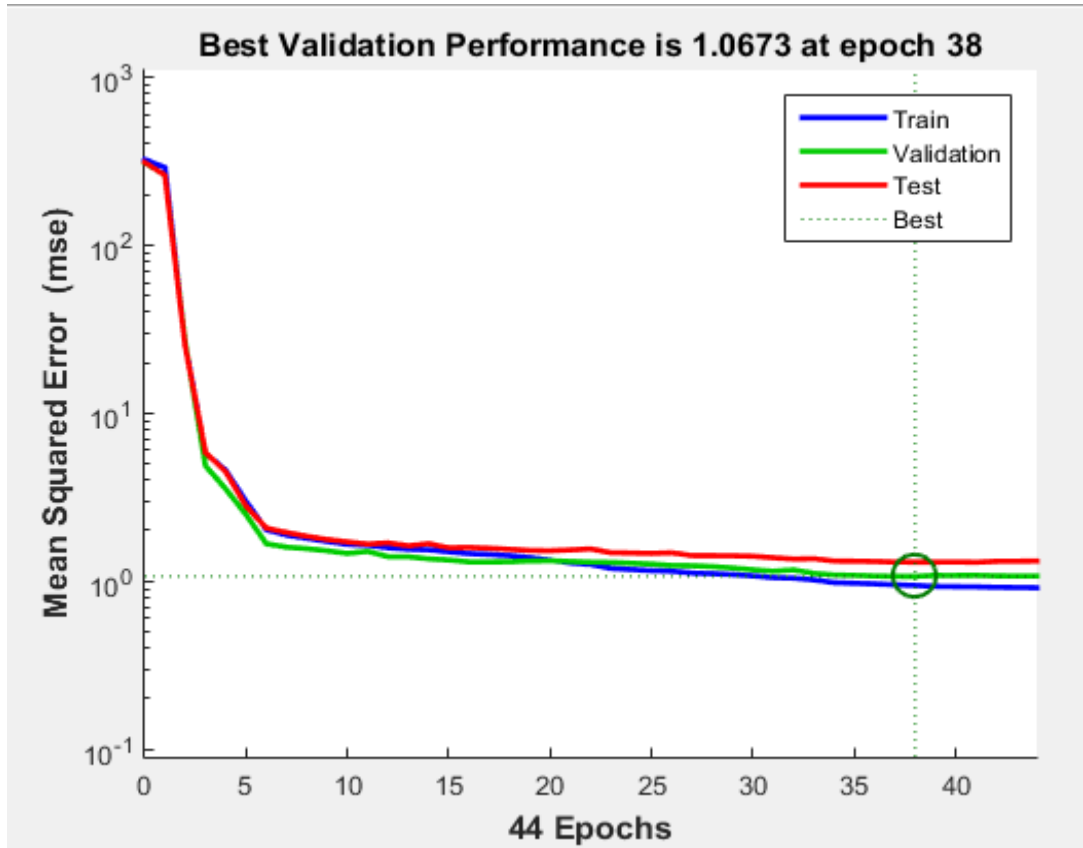


Şekil 3.27. Kurulan YSA yapısı

Şekil 3.28 Verilerin eğitimi süresince 12-12-1 Modeline ait performans çıktısına göre eğitilen ve test edilen verilerin iterasyon (epoch) sayılarına (x eksen) göre MSE (y eksen) grafiği verilmiştir. Şekil 3.28’de 44 iterasyon sonucu güneş enerjisi tahmini için eğitim değerleri gösterilmiştir. Şekil 3.28’de modelin performans eğrisinin iterasyon değeri artarken MSE minimuma gittiği görülmektedir. Şekil 3.28’de görüldüğü gibi eğitim (training) verileri mavi, doğrulama (validation) verileri yeşil, test verileri

kırmızı ve en iyi eğri de nokta nokta ile gösterilmiştir. MSE minimum değere ulaştığında verilerin eğitimi durmuştur. Sistem 38 iterasyonda 1.0673 ile en iyi doğrulama performansına ulaşmış ve iyi bir performans elde etmiştir.

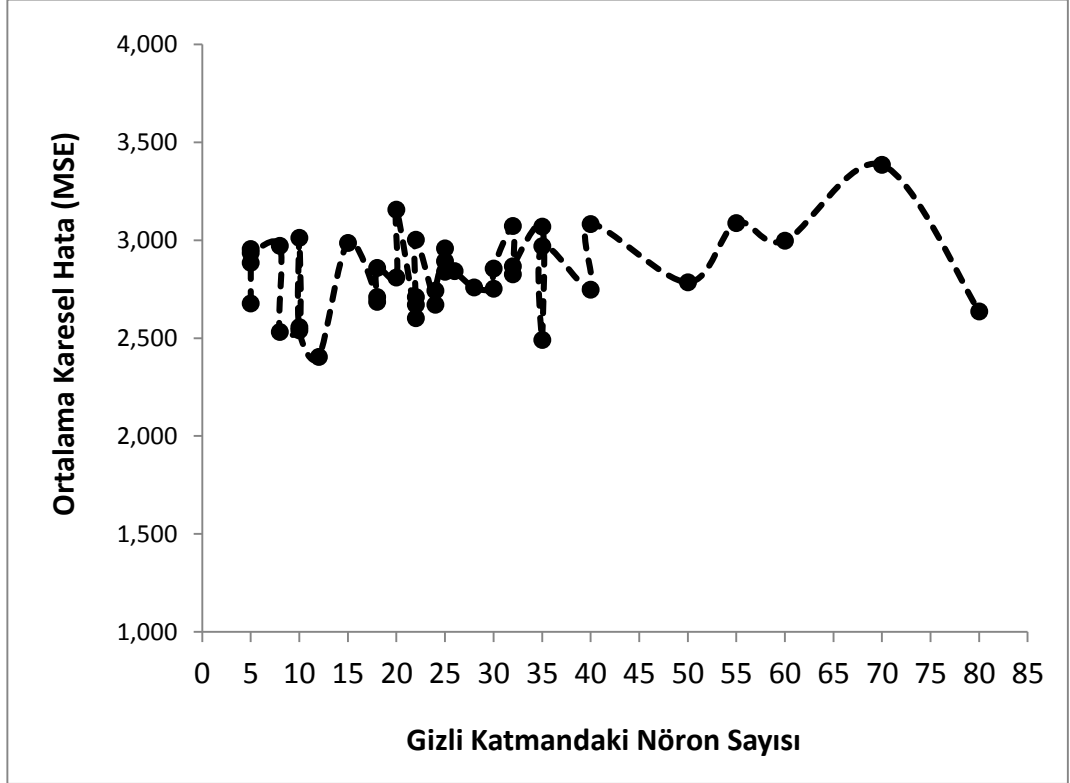
38 epochda (iterasyonda) istenen performans değerine 10^{-7} yani MSE, değerine ulaşıldığında verilerin eğitimi sonlandırılmıştır. Burada Şekil 3.27 ve Şekil 3.28'de görüldüğü gibi MSE değeri istenen değere ulaştığı halde minimum gradient (yani eğim azaltma) değerinin istenilen değere ulaşamadığı görülmektedir. Gradient değeri, ağırlık eğitilmesinde ağırlıkların güncellenmesi açısından oldukça önemlidir. Fakat MSE değeri düşük değerlere ulaştığından gradient değeri de düşük değerlere ulaşmış demektir.



Şekil 3.28. Verilerin eğitimi süresince 12-12-1 Modeline ait performans çıktısı eğitim, doğrulama ve test tüm veri setlerinin MSE için grafikleri

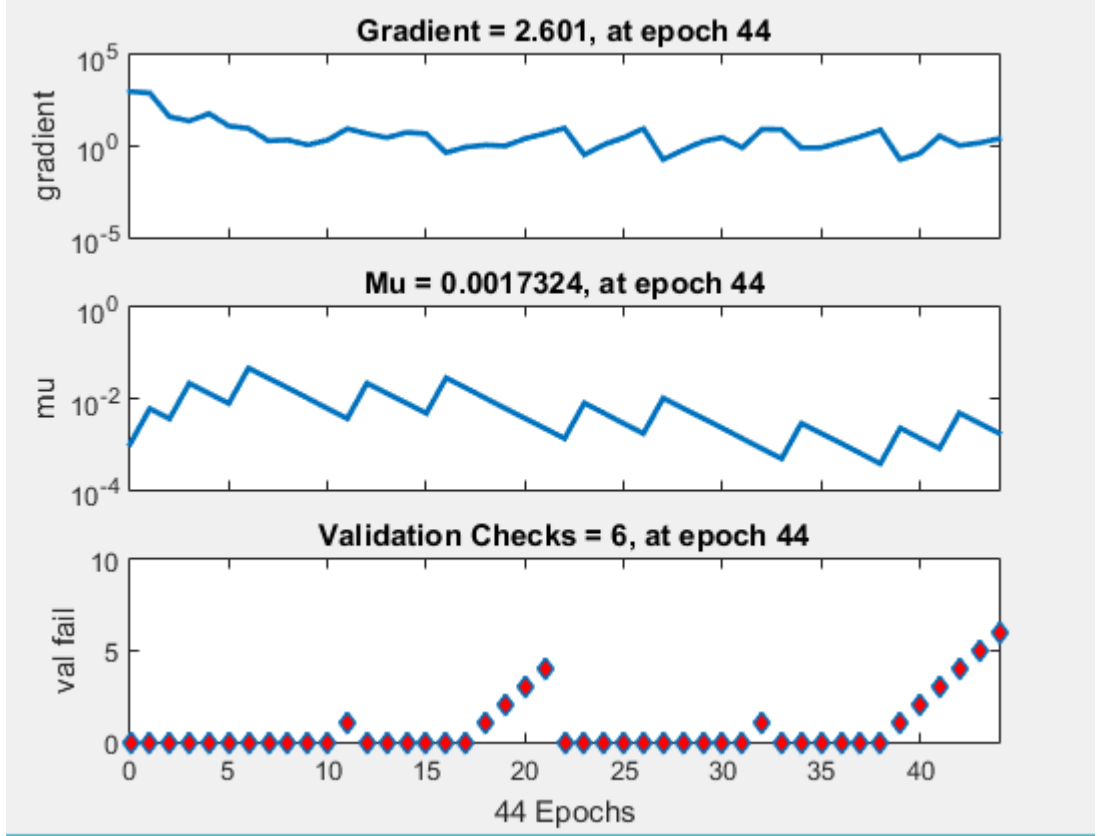
İleri beslemeli ağlarda varsayılan olarak tanımlanan performans fonksiyonu MSE. Bölüm 3.1.3.2'de bahsedildiği gibi MSE ağ girdileri (g_i) ve çıktıları (h_i) arasındaki fark-

ların kareleri toplamının ortalamasının karekökü ile hesaplanır. Verilerin eğitimi sonucunda güneş enerjisi tahmini için, gizli katman nöron sayısının 12 alındığı 12-12-1 modelinde en düşük MSE değeri 2.441 MJ/m^2 ve en R^2 değeri $0,940 \%$ elde edilmiştir. YSA kullanılan gizli katmandaki nöron sayılarına göre MSE değişimi Şekil 3.29 'de verilmiştir. Şekil 3.29' de görüldüğü gibi en düşük MSE değeri 12 nöronun olduğu noktadadır.



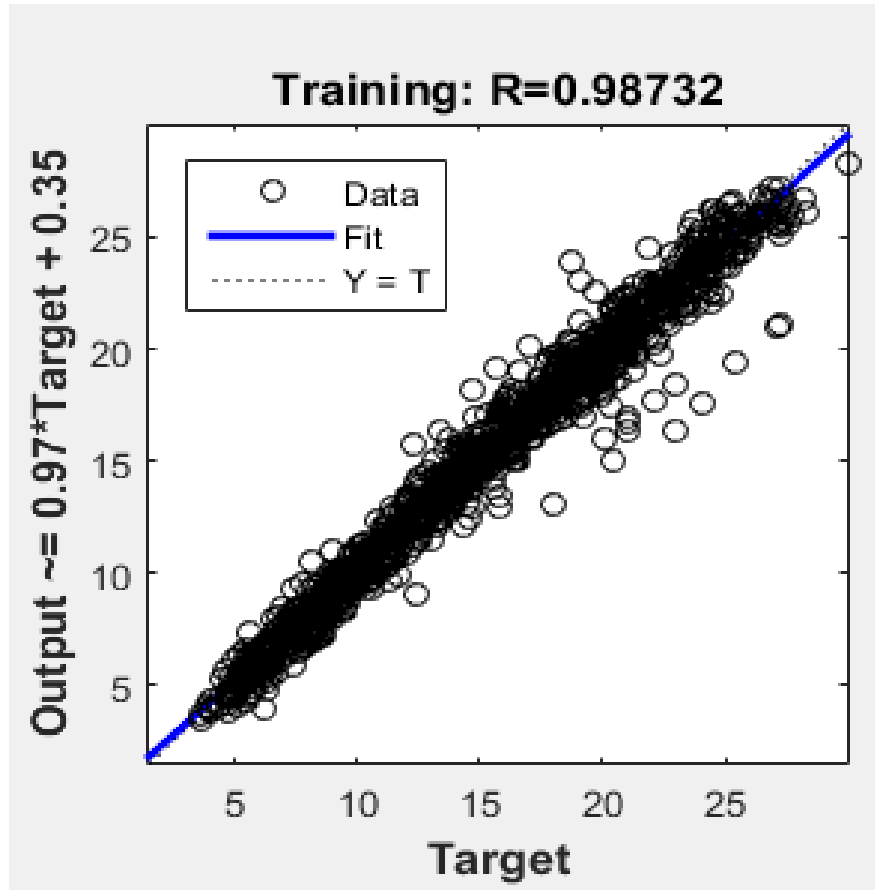
Şekil 3.29. Yapay sinir ağında kullanılan gizli katmandaki nöron sayılarına göre ortalama karesel hatası (MSE) değişimi

Şekil 3.30'da iterasyon (epoch) sayısına bağlı olarak gradyent katsayısındaki değişimi göstermektedir. 44 iterasyon sayısındaki gradyent katsayısının son değeri 2.601 olduğu görülmektedir. Bu değer sıfıra en yakın yaklaşım değeridir. Daha iyi gradyent katsayısının minimum değeri ağın eğitilmesi ve test edilmesi ile olacaktır. Şekil 3.30 'dan görüldüğü gibi gradyent değerleri iterasyon sayıları artarken azalmaktadır. Eğitim durumunda iterasyon 44'de gradient, mu ve doğrulama (Validation) değerleri Şekil 3.30'da sırasıyla 2.601, $\text{Mu}=0.00173242$ ve 6 olduğu görülmektedir.

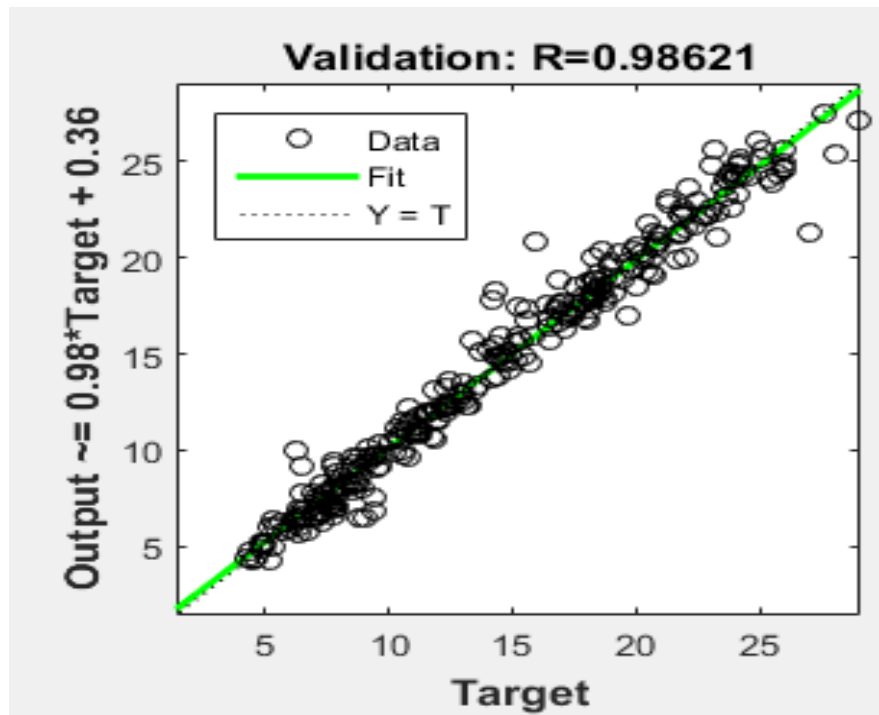


Şekil 3.30. Eğitim durum diyagram (iterasyon 44'de Gradient=.601, Mu=0.00173242 ve doğrulama (Validation)= 6 grafiği

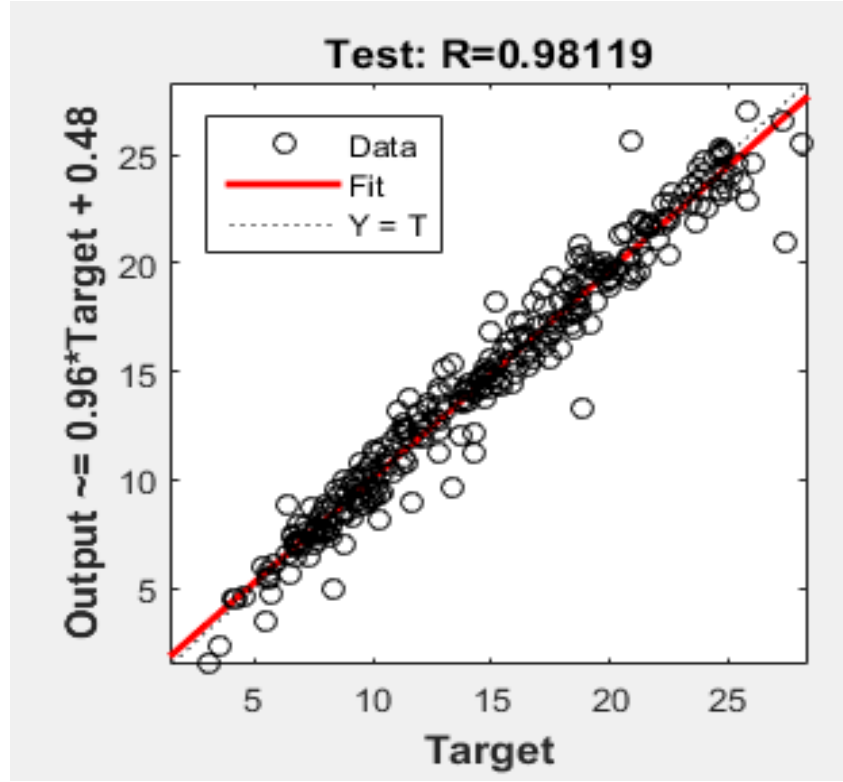
Eđitime sokulan veri setinin dođrulama ve test veri setine oranla biraz daha az iyi olduđu grlmektedir. İleri beslemeli YSA modeli kullanılarak 12-12-1 YSA modeline ait eđitim sonucunda llen ve hesaplanan gneş enerjisi sonuları iin eđitim, dođrulama ve test veri setleri iin regrasyon grafikleri sırasıyla Şekil 3.31, Şekil 3.32 ve Şekil 3.33'de gsterilmiřtir. Daireler veri noktalarını, mavi, yeřil, kırmızı ve siyah izgiler sırasıyla ıktılar ile hedef veriler arasındaki en iyi eđrileri gstermektedir. Şekil 3.31, Şekil 3.32 ve Şekil 3.33'de dairelerin kesikli izgi boyunca olması, ıktı deđerlerinin hedeflere ok yakın olduđunu gstermektedir.



Şekil 3.31. YSA modeline ait eğitim verilerinin grafiği



Şekil 3.32. YSA modeline ait doğrulama ve test verilerinin grafiği



Şekil 3.33. YSA modeline ait test verilerinin grafiği

4. BULGULAR VE TARTIŞMA

Bu tez çalışmasında, Akdeniz Bölgesinden farklı coğrafi özellik ve iklim koşullarına sahip 14 yerleşim yeri için yatay düzleme gelen aylık ortalama güneş ışınım şiddetini tahmin etmek amacıyla YSA modeli geliştirilmiştir. YSA modelinin test edilmesi ve modelin eğitilmesi amacıyla MGM'den alınan 14 yerleşim yerine ait 18 yıllık (1993–2010) meteorolojik veriler kullanılmıştır.

Seçilen 14 yerleşim yerinin isimleri Doğu Akdeniz'den Batı Akdeniz'e doğru sırasıyla Kahramanmaraş ili ve Kahramanmaraş ilinin iki ilçesi olan Elbistan, Göksun, Adana ili ve Adana ilinin iki ilçesi Kozan ve Karataş, Antakya ili ve ilçesi İskenderun, Mersin ili ve Mersin ilinin iki ilçesi olan Anamur, Silifke, Burdur, Isparta ve Antalya'dır. Seçilen yerleşim yerleri, yerleşim yerlerine ait meteorolojik verilerin alındığı meteoroloji istasyonlarının ili, ilçesi, istasyon adı ve kodları, yerleşim yerlerinin coğrafi özelliklerinden olan enlem, boylam ve yükseklik değerleri Çizelge 3.6'da verilmiştir.

MGM'den 14 yerleşim yerine ait alınan 18 yıllık meteorolojik ve coğrafik veriler sırasıyla yerleşim yeri, enlem, boylam, yükseklik, ay, yıl, bulutluluk, buhar basıncı, güneşlenme süresi, hava sıcaklığı, toprak sıcaklığı üstü minimum sıcaklık, toprak altı (5cm) sıcaklık ve bağıl nem ve toplam global güneşlenme şiddeti (cal/cm^2) değerlerinin aylık ortalamalarından oluşmaktadır. Başlangıçta, MGM'den cal/cm^2 cinsinden alınan tüm günlük toplam global güneşlenme şiddet verileri MJ/m^2 birimine çevrilmiştir.

Alınan meteorolojik ve coğrafik veriler seçilen on dört yerleşim yeri için yatay yüzeye gelen aylık ortalama toplam güneş ışınım şiddetini MJ/m^2 cinsinden tahmin etmek amacıyla yapay sinir ağı modelini kullanan bir model geliştirilmiştir.

Başlangıçta, güneş ışınım şiddetini tahmin etmek amacıyla meteorolojik veriler YSA'nın eğitilmesi ve test edilmesi için iki kısma ayrılmıştır. 1993–2010 yılları arasında Çizelge 3.7'de belirtildiği gibi verilerin ortalama %80'ine karşılık gelen yıllık veriler ağı eğitmek amacıyla ağda girdi "input" olarak kullanılmış ve bu yıllara ait yatay yüzeye gelen aylık ortalama toplam güneş ışınım şiddet değerleri de ağda hedef

“target” olarak kullanılmıştır. Yaklaşık %20’sini oluşturan diğer yıllara ait verilerin hiç birisi ağa gösterilmemiştir. Ağ eğitildikten sonra verilerin %20’lik kısmı geliştirilen modeli test etmek amacıyla kullanılmıştır.

Verilerin eğitimi aşamasında model oluşturmak için Bölüm 3.2.2’deki Çizelge 3.10’da verilen YSA’ların eğitim algoritmaları kullanılmıştır. Gizli katmandaki nöron sayıları aşamalı olarak değiştirilerek farklı veri setleri kullanılmıştır. Bu veri setlerinin eğitilmesi için “trainlm”, “trainbfg”, “trainsecg”, “traincgb”, “trainoss”, “traingdx” ve “traincgp” gibi farklı eğitim algoritmaları, “learngdm”, “learngd” gibi farklı öğrenme fonksiyonları ve “tansig”, “purelin” ve “logsig” gibi farklı transfer fonksiyonları kullanılarak YSA dizayn edilmiştir.

Eğitim algoritması belirlenirken en büyük R^2 değerine ve en düşük RMSE, MSE, MABE ve MAPE değerlerine bakılmıştır (Çizelge 3.10). Buna göre, R^2 değerinin en büyük %94 ve $RMSE = 1.542 \text{ MJ/m}^2$, $MSE = 2.378 \text{ MJ/m}^2$, $MABE = 1.084 \text{ MJ/m}^2$, $MAPE = 0.080 \%$ değerlerinin de en düşük olduğu eğitim algoritması “*trainlm*” olduğundan eğitim algoritması olarak ileri beslemeli geri yayımlı “*trainlm*” eğitim algoritması kullanılmıştır. Ayrıca, eğitim algoritmasına karar verirken, mümkün olan en kısa sürede eğitimi en iyi iterasyonla tamamlamasına bakılarak da YSA eğitim algoritmasına karar verildi. Buna göre YSA mimari yapısının 44 iterasyonluk (epoch) eğitimi 2 saniyede tamamlayan “*trainlm*” eğitim algoritma ile diğer algoritmalarından daha hızlı olduğunu göstermektedir.

YSA modelinde gizli katmandaki transfer fonksiyonunu olarak “*logsig*”, çıktı katmandaki transfer fonksiyonunu olarak “*purelin*”, geri yayılımdaki *adaptif* öğrenme fonksiyonunu olarak “*learngdm*” ve performans fonksiyonunu olarak da “MSE” kullanılmıştır. Böylece, YSA’nın mimari yapısında genel olarak, ileri beslemeli geri yayımlı “*trainlm*” eğitim algoritması, 12 nöronlu logaritmik sigmoid (*logsig*) transfer fonksiyon kullanan gizli katman ve 1 çıktısı olan (1 nöron) lineer (*purelin*) transfer fonksiyonu kullanılmıştır.

YSA modelinde girdi olarak 12 tane (yerleşim yeri, enlem, boylam, yükseklik, ay, bulutluluk, buhar basıncı, güneşlenme süresi, hava sıcaklığı, toprak sıcaklığı üstü mini-

mum sıcaklık, toprak altı (5cm) sıcaklık ve bağıl nem) coğrafik ve meteorolojik parametre kullanılarak sadece 1 çıktısı (toplam global güneşlenme şiddeti) tahmin edilmiştir. Çalışmada kullanılan 12 girdi katman, gizli katman ve bir çıktı katmanından oluşan YSA'nın mimari yapısı Şekil 3.26'da verilmiştir.

Bölüm 3.1.2.6.1'de verilen eğitim fonksiyonu, gizli transfer fonksiyonu, çıktı fonksiyonu, gizli katmandaki nöron sayıları gibi YSA bileşenleri 5 ile 80 arasında aşamalı olarak değiştirilerek farklı model oluşturulmuştur. 5 ile 80 arasında denenen modellerden 44 tanesi Çizelge 4.1'de verilmiştir. Her denenen YSA modeli Çizelge 4.1'de birinci sütunda (YSA No) belirtildiği gibi bir isimle (M1, M2, M3, gibi) adlandırılmıştır.

Çizelge 4.1'de ikinci, üçüncü ve dördüncü sütunlarda sırasıyla YSA modelinde kullanılan eğitim fonksiyonu, gizli transfer fonksiyonu ve çıktı fonksiyonu verilmiştir. Gizli katmanda kullanılan nöron sayıları ve bu nöron sayılarını kullanarak oluşturulan mimari yapı beşinci ve altıncı sütunlarda verilmiştir. YSA modeli ile tahmin edilen ve ölçülen toplam güneş ışınım şiddet değerleri arasındaki ilişkiyi gösteren regresyon eşitliği ise yedinci sütunda verilmiştir.

Literatürde YSA belirlemede en çok kabul gören model performans kriterleri sırasıyla RMSE, MAPE ve MSE değerleridir (De Lurgio, 1998; Zhang ve Hu, 1998; Cho, 2003). Çizelge 4.1'de verilen modeller içinde en iyi YSA modelini belirlerken yine aynı şekilde istatistiksel değerler kullanılmıştır. Bu nedenle her model için tüm istatistiksel değerler elde edilmiş ve Çizelge 4.2'de verilmiştir. Çizelge 4.2'de, R^2 'nin en büyük ve diğer istatistiksel değerlerinin en düşük olduğu model seçilmiştir. Çizelge 4.2'de verilen YSA modelleri içine R^2 'nin en büyük %94 ve $RMSE=1.562 \text{ MJ/m}^2$, $MAPE=\%79$, $MSE =2.441 \text{ MJ/m}^2$, $RMSPE=11\%$, $MSPE=12\%$, $MABE=1.072 \text{ MJ/m}^2$, $MBE=-0.417 \text{ MJ/m}^2$, $MPE=-0.035$, $WI=0.983 \text{ MJ/m}^2$ ve t-testi 6.211% değerlerinin en düşük olduğu model M28 numaralı YSA modeli en uygun model olarak seçilmiştir.

M28 numaralı modelde görüldüğü gibi YSA modelinin mimari yapısının 12 tane girdi parametresinden, 12 tane gizli nörona sahip bir gizli katmandan ve 1 tane çıktı katmanından oluşmaktadır. M28 numaralı modelde 12 nöronlu gizli katmanda “*logsig*”

transfer fonksiyon ve 1 nöronlu 1 çıktı katmanında ise “*purelin*” transfer fonksiyonu kullanılmıştır. Bu modelin regresyon eşitliği yaklaşık olarak $y = 0.992995x + 0.519199$ ve R^2 değerinin de 0.940 % olduğu görülmektedir.

M28 numaralı YSA modelinden hesaplanan aylık ortalama güneş radyasyonu ile MGM’den alınan aylık ortalama güneş radyasyonu arasındaki ilişkiye bakılmış ve elde edilen grafik Şekil 4.1’de verilmiştir. Şekil 1’de yatay eksen ölçülen toplam güneş radyasyon değerlerini ve düşey eksen ise YSA modeli ile hesaplanan toplam güneş radyasyon değerlerini göstermektedir. Şekil 4.2’de verilen “+” sembolleri test edilen 504 tane veriyi temsil etmektedir. Elde edilen regresyon eğrisi denklemi ve R^2 değeri grafiğin sol üst köşesinde verilmiştir.

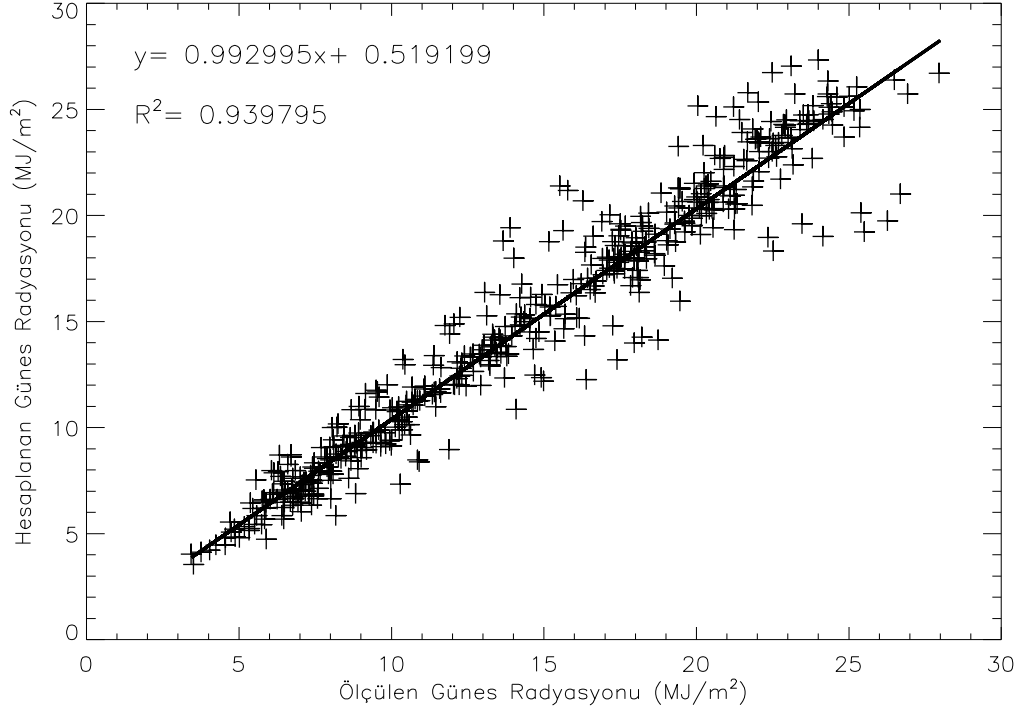
Çizelge 4.2 verilen 44 farklı model için 14 yerleşim yerine ait R^2 değerleri için 0,921-0,940% arasında değer elde edilmiştir. RMSE değeri için 1.562-0.1.840 MJ/m² arasında değer elde edilmiştir. MAPE değerleri 0.079 - 0.114 % değerleri arasındadır. MAPE’nin ideal değeri sıfıra yakın olan değerdir (Singh 2009). MSE, değerleri 2.441 3.385 MJ/m²)arasındadır. RMSPE değerleri 0.110-0.148 % arasındadır MSPE) 0.012 -0.022 % değerleri arasındadır. MABE=1.058-1.444 MJ/m², MBE=-1.006—0.526 MJ/m² arasında MPE, -0.024 - -0.087 % arasında. Willmott (WI) değerleri 0.977 - 0.983 MJ/m² arsında, t-testi Metodu (t-stat) 3.605 - 14.641 % arasındadır.

Çizelge 4.1. Oluşturulan modellere ait eğitim fonksiyonları, gizli transfer onksiyonları, çıktı fonksiyonları, gizli katmandaki nöron sayıları ve elde edilen regresyon eşitlikleri

YSA NO	Eğitim Fonksiyonu	Gizli Transfer Fonksiyonu	Çıktı Fonksiyonu	Gizli Katmandaki Nöron Sayıları	Mimari Yapı	Regresyon Denklemi
M1	trainlm	tansig	purelin	5	12-5-1	$y = 0.979996x + 0.734386$
M2	trainbfg	logsig	tansig	5	12-5-1	$y = 0.975985x + 0.699861$
M3	trainlm	logsig	tansig	5	12-5-1	$y = 0.981487x + 0.623090$
M4	trainlm	tansig	purelin	5	12-5-1	$y = 0.978787x + 0.691618$
M5	trainlm	tansig	tansig	5	12-5-1	$y = 0.999788x + 0.513071$
M6	trainlm	logsig	purelin	10	12-10-1	$y = 0.987337x + 0.548226$
M7	trainlm	tansig	purelin	10	12-10-1	$y = 0.978067x + 0.774878$
M8	trainlm	tansig	tansig	10	12-10-1	$y = 0.978465x + 0.644183$
M9	trainlm	logsig	purelin	15	12-15-1	$y = 1.00176x + 0.291333$
M10	trainlm	tansig	purelin	15	12-15-1	$y = 0.985857x + 0.602517$
M11	trainlm	logsig	purelin	20	12-20-1	$y = 0.952142x + 1.08222$
M12	trainlm	tansig	tansig	20	12-20-1	$y = 0.981081x + 0.726156$
M13	trainlm	tansig	purelin	22	12-22-1	$y = 0.972132x + 0.820633$
M14	trainlm	logsig	purelin	25	12-25-1	$y = 0.997324x + 0.464132$
M15	trainlm	tansig	purelin	25	12-25-1	$y = 0.994223x + 0.610774$
M16	trainlm	tansig	tansig	25	12-25-1	$y = 0.986927x + 0.466005$
M17	trainlm	logsig	purelin	30	12-30-1	$y = 1.00636x + 0.324800$
M18	trainlm	tansig	purelin	30	12-30-1	$y = 0.989484x + 0.515533$
M19	trainlm	tansig	purelin	35	12-35-1	$y = 1.00140x + 0.418995$
M20	trainlm	logsig	purelin	35	12-35-1	$y = 0.976245x + 0.644354$
M21	trainlm	tansig	tansig	35	12-35-1	$y = 0.985796x + 0.626476$
M22	trainlm	tansig	purelin	40	12-40-1	$y = 0.984374x + 0.630746$
M23	trainlm	tansig	tansig	40	12-40-1	$y = 0.990386x + 0.565228$
M24	trainlm	tansig	tansig	50	12-50-1	$y = 0.981461x + 0.742841$
M25	trainlm	tansig	purelin	55	12-55-1	$y = 1.00264x + 0.336870$
M26	trainlm	logsig	purelin	60	12-60-1	$y = 0.988999x + 0.545401$
M27	trainlm	logsig	purelin	70	12-70-1	$y = 0.980442x + 1.29120$
M28	trainlm	logsig	purelin	12	12-12-1	$y = 0.992995x + 0.519199$
M29	trainlm	logsig	purelin	8	12-80-1	$y = 1.00164x + 0.494474$
M30	trainlm	logsig	purelin	18	12-18-1	$y = 0.986498x + 0.482287$
M31	trainlm	logsig	purelin	22	12-22-1	$y = 0.986498x + 0.482287$
M32	trainlm	logsig	purelin	26	12-26-1	$y = 0.977323x + 0.739393$
M33	trainlm	logsig	purelin	32	12-32-1	$y = 0.995944x + 0.520013$
M34	trainlm	logsig	tansig	32	12-32-1	$y = 0.988226x + 0.496648$
M35	trainlm	logsig	tansig	28	12-28-1	$y = 0.982374x + 0.540301$
M36	trainlm	logsig	tansig	24	12-24-1	$y = 0.987067x + 0.526152$
M37	trainlm	logsig	tansig	22	12-22-1	$y = 0.987067x + 0.526152$
M38	trainlm	logsig	tansig	18	12-18-1	$y = 0.987047x + 0.605755$
M39	trainlm	logsig	tansig	8	12-8-1	$y = 0.992503x + 0.382999$
M40	trainlm	tansig	tansig	8	12-8-1	$y = 0.981954x + 0.678892$
M41	trainlm	tansig	tansig	18	12-18-1	$y = 0.998299x + 0.470511$
M42	trainlm	tansig	tansig	22	12-22-1	$y = 0.981655x + 0.560606$
M43	trainlm	tansig	tansig	24	12-24-1	$y = 0.995503x + 0.477901$
M44	trainlm	tansig	tansig	32	12-32-1	$y = 0.970539x + 0.822205$

Çizelge 4.2. YSA modellerinden elde edilen verilerin model performans kriterleri R², RMSE, MAPE, MSE, RMSPE, MSPE, MABE, MBE, MPE, WI ve t-test kullanılarak ölçülen gerçek değerleri ile yapılan analiz sonuçları

YSA NO	R ² (%)	RMSE (MJ/m ²)	MAPE (%)	MSE (MJ/m ²)	RMSPE (%)	MSPE (%)	MABE (MJ/m ²)	MBE (MJ/m ²)	MPE (%)	WI (MJ/m ²)	t_test (%)
M1	0.926	1.717	0.092	2.948	0.126	0.016	1.225	-0.442	-0.040	0.980	5.982
M2	0.931	1.636	0.094	2.678	0.125	0.016	1.258	-0.349	-0.033	0.981	4.901
M3	0.926	1.699	0.089	2.886	0.127	0.016	1.175	-0.353	-0.033	0.980	4.763
M4	0.925	1.719	0.089	2.956	0.122	0.015	1.203	-0.382	-0.037	0.979	5.111
M5	0.931	1.714	0.086	2.936	0.120	0.014	1.170	-0.510	-0.041	0.980	6.992
M6	0.935	1.599	0.081	2.557	0.115	0.013	1.104	-0.363	-0.032	0.982	5.234
M7	0.925	1.736	0.085	3.013	0.136	0.018	1.088	-0.455	-0.042	0.979	6.089
M8	0.934	1.594	0.087	2.541	0.119	0.014	1.140	-0.330	-0.034	0.982	4.744
M9	0.938	1.571	0.080	2.469	0.109	0.012	1.099	-0.317	-0.026	0.983	4.620
M10	0.925	1.728	0.092	2.986	0.132	0.017	1.198	-0.396	-0.036	0.979	5.281
M11	0.926	1.677	0.090	2.811	0.126	0.016	1.173	-0.384	-0.042	0.980	5.273
M12	0.921	1.777	0.097	3.157	0.135	0.018	1.265	-0.450	-0.042	0.978	5.872
M13	0.934	1.613	0.090	2.603	0.130	0.017	1.150	-0.414	-0.042	0.982	5.953
M14	0.928	1.720	0.081	2.959	0.125	0.016	1.106	-0.425	-0.035	0.980	5.719
M15	0.933	1.685	0.087	2.840	0.126	0.016	1.163	-0.526	-0.046	0.981	7.376
M16	0.925	1.701	0.084	2.894	0.127	0.016	1.122	-0.275	-0.026	0.980	3.677
M17	0.934	1.659	0.084	2.753	0.120	0.014	1.132	-0.418	-0.032	0.981	5.833
M18	0.928	1.690	0.084	2.856	0.126	0.016	1.107	-0.362	-0.031	0.980	4.919
M19	0.926	1.752	0.085	3.070	0.124	0.015	1.180	-0.439	-0.036	0.979	5.811
M20	0.935	1.575	0.079	2.481	0.117	0.014	1.058	-0.298	-0.029	0.983	4.316
M21	0.926	1.723	0.085	2.970	0.128	0.016	1.125	-0.419	-0.039	0.980	5.624
M22	0.931	1.658	0.086	2.748	0.126	0.016	1.127	-0.403	-0.036	0.981	5.616
M23	0.924	1.756	0.088	3.084	0.129	0.017	1.186	-0.425	-0.037	0.979	5.593
M24	0.931	1.669	0.085	2.785	0.125	0.016	1.117	-0.472	-0.044	0.981	6.617
M25	0.924	1.757	0.085	3.088	0.130	0.017	1.143	-0.375	-0.029	0.979	4.905
M26	0.925	1.731	0.084	2.998	0.121	0.015	1.128	-0.385	-0.034	0.979	5.113
M27	0.936	1.840	0.114	3.385	0.148	0.022	1.444	-1.006	-0.087	0.977	14.641
M28	0.940	1.562	0.079	2.441	0.110	0.012	1.072	-0.417	-0.035	0.983	6.211
M29	0.938	1.624	0.089	2.637	0.119	0.014	1.178	-0.518	-0.042	0.982	7.556
M30	0.930	1.647	0.086	2.711	0.116	0.014	1.158	-0.285	-0.024	0.981	3.945
M31	0.930	1.647	0.086	2.711	0.116	0.014	1.158	-0.285	-0.024	0.981	3.945
M32	0.928	1.686	0.087	2.842	0.122	0.015	1.150	-0.408	-0.038	0.980	5.600
M33	0.926	1.753	0.081	3.074	0.120	0.014	1.083	-0.461	-0.039	0.979	6.109
M34	0.928	1.681	0.080	2.827	0.117	0.014	1.092	-0.325	-0.029	0.980	4.416
M35	0.928	1.661	0.080	2.760	0.116	0.014	1.091	-0.283	-0.029	0.981	3.878
M36	0.932	1.634	0.084	2.671	0.121	0.015	1.128	-0.337	-0.032	0.982	4.732
M37	0.932	1.634	0.084	2.671	0.121	0.015	1.128	-0.337	-0.032	0.982	4.732
M38	0.933	1.639	0.084	2.686	0.121	0.015	1.119	-0.417	-0.037	0.981	5.897
M39	0.924	1.724	0.090	2.972	0.130	0.017	1.198	-0.274	-0.025	0.980	3.605
M40	0.936	1.591	0.083	2.532	0.114	0.013	1.113	-0.416	-0.038	0.982	6.066
M41	0.931	1.691	0.082	2.859	0.119	0.014	1.131	-0.446	-0.037	0.980	6.129
M42	0.922	1.733	0.085	3.004	0.125	0.016	1.123	-0.293	-0.029	0.979	3.845
M43	0.933	1.656	0.086	2.743	0.122	0.015	1.149	-0.412	-0.035	0.981	5.764
M44	0.926	1.693	0.094	2.868	0.133	0.018	1.212	-0.392	-0.040	0.980	5.340



Şekil 4.1. 28 numaralı YSA modelinden seçilen tüm yerleşim yerleri için elde edilen ölçülen ve tahmin edilen yıllık ortalama Güneş Enerjisi arasındaki ilişkisi ve geçirilen regresyon eğrisi

Belirlenen M28 numaralı YSA modeline ait yerleşim yeri bazında tahmin edilen değer ile ölçülen değerlerin model performans kriterleri kullanılarak karşılaştırma yapılmıştır. Yapılan karşılaştırmalarda belirlenen model kullanılarak tahmin edilen güneş enerjisi değerlerinin ölçülen değerlere çok yakın olduğu görülmüştür. Yerleşim yerleri bazında istatistiksel analiz yöntemleri kullanılarak yapılan karşılaştırma Çizelge 4.3'de verilmiştir.

Çizelge 4.3. Yerleşim yerlerine ait test edilen verilerin lineer ve çoklu lineer regresyon analizi yöntemleri ve istatistiksel analiz sonuçları

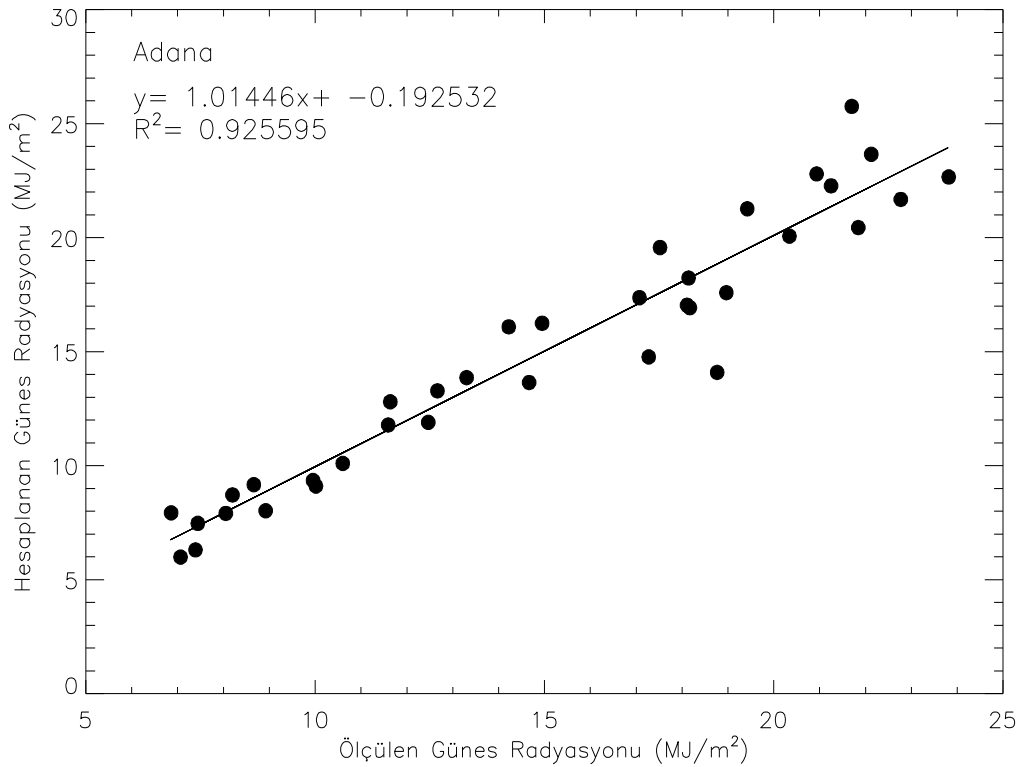
	R ² (%)	RMSE (MJ/m ²)	MAPE (%)	MSE (MJ/m ²)	RMSPE (%)	MSPE (%)	MABE (MJ/m ²)	MBE (MJ/m ²)	MPE (%)	WI (MJ/m ²)	t_test (%)
Adana	0.92	1.519	0.079	2.309	0.095	0.009	1.171	-0.023	0.001	0.980	0.089
Kozan	0.99	0.438	0.029	0.192	0.040	0.002	0.357	-0.164	-0.016	0.999	2.396
Karata	0.99	1.132	0.062	1.282	0.071	0.005	0.964	-0.829	-0.048	0.991	6.356
Burdur	0.98	0.992	0.050	0.984	0.064	0.004	0.776	-0.305	-0.028	0.995	1.909
Antalya	0.98	2.628	0.179	6.908	0.196	0.038	2.408	-2.408	-0.179	0.958	13.523
K.Maraş	0.99	0.842	0.057	0.710	0.072	0.005	0.717	-0.640	-0.047	0.996	6.918
Elbistan	0.96	1.172	0.081	1.374	0.102	0.010	0.921	-0.665	-0.059	0.987	4.075
Göksun	0.96	2.752	0.194	7.574	0.220	0.049	2.219	-2.207	-0.192	0.913	7.940
Isparta	0.89	3.164	0.151	10.011	0.177	0.031	2.516	2.372	0.139	0.918	6.702
Antakya	0.99	0.614	0.046	0.377	0.059	0.003	0.498	-0.273	-0.025	0.997	2.931
İskenderun	0.98	0.925	0.056	0.856	0.073	0.005	0.740	0.610	0.040	0.993	5.190
Mersin	0.99	0.666	0.032	0.443	0.040	0.002	0.524	-0.469	-0.028	0.997	5.875
Anamur	0.99	0.693	0.039	0.480	0.046	0.002	0.557	-0.358	-0.018	0.996	3.568
Silifke	0.98	0.818	0.045	0.669	0.066	0.004	0.645	-0.479	-0.030	0.995	4.278

Çizelge 4.3’de yerleşim yerleri bazında istatistiksel analiz yöntemleri kullanılarak yapılan karşılaştırma da R² değerleri için 0,898-0,996 % arasında değer elde edilmiştir. RMSE değeri için 0.438-3.164 MJ/m² arasında değer elde edilmiştir. MAPE değerleri 0.029 -0.194 % değerleri arasında, MSE değerleri 0.192-10.011 MJ/m² değerleri arasında, RMSPE değerleri 0.040-0.220 % değerleri arasında değerler elde edilmiştir. MSPE değeri 0.002-0.049 % değerleri arasında, MABE değerleri 0.357-2.516 MJ/m² arasında değerler elde edilmiştir. MBE değerleri 2.372-2.408 MJ/m² değerleri arasında MPE değerleri 0.139-0.192 % değerleri arasında, Willmott indeksi (WI) değerleri 0.913 - 0.999 MJ/m² arasında, t-test değerleri 0.089-13.523 % değerleri arasında değerler elde edilmiştir.

Çalışmalarımızda Çizelge 4.1’de verilen 28 numaralı YSA modeli kullanılarak hesaplanan 14 yerleşim yeri için tahmini aylık ortalama toplam güneş enerjilerin ölçülen aylık ortalama toplam güneş enerji değerleri ile ayrı ayrı karşılaştırmaları yapılmıştır. Yapılan çalışma sonucunda her yerleşim yeri için hesaplanan ve ölçülen güneş enerjisi değerlerin 3 yıllık değişimleri için regresyon grafikleri ve 3 yıllık verilerin aylık ortalamaları alınarak elde edilen aylık ortalama değişimlerine bakılmıştır. 14 yerleşim yeri için aylık ortalama değişim ve regresyon ilişkileri aşağıda detaylı olarak açıklanmıştır.

4.1. Adana İçin Ölçülen Ve Hesaplanan Aylık Ortalama Toplam Güneş Enerjisi

Şekil 4.2’de Adana için MGM alınan ölçülmüş gerçek değerler ile YSA da geliştirilen model kullanılarak tahmin edilen aylık ortalama olarak 2007, 2008 ve 2010 yıllarına ait 3 yıllık toplam güneş enerjisi verilerinin regresyon analizini göstermektedir. Veriler üzerinden regresyon eğrisi geçirildiğinde elde edilen doğru denklemi ve R^2 değeri grafiğin sol üst köşesinde verilmiştir. Buradan doğru denkleminin $y= 1.01446x+0.192532$ ve R^2 değerinin 0.926 % olduğu görülmektedir. R^2 ’nin 0.926 % olması YSA’dan hesaplanan değerlerin ölçülen gerçek güneş enerjisi değerine çok yakın olduğu görülmektedir. Ayrıca, R^2 ye ek olarak Çizelge 4.3’deki istatistikî değerlere bakıldığında RMSE 1.519 MJ/m², MAPE 0.079 %, MSE 2.309 MJ/m² ve RMSPE 0.095 % , olduğu, MSPE 0.009 %, MABE 1.171 MJ/m², MBE-0.023 MJ/m², MEP 0.001%, WI 0.980 MJ/m² ve t-test 0.089 % olduğu görülmüştür.



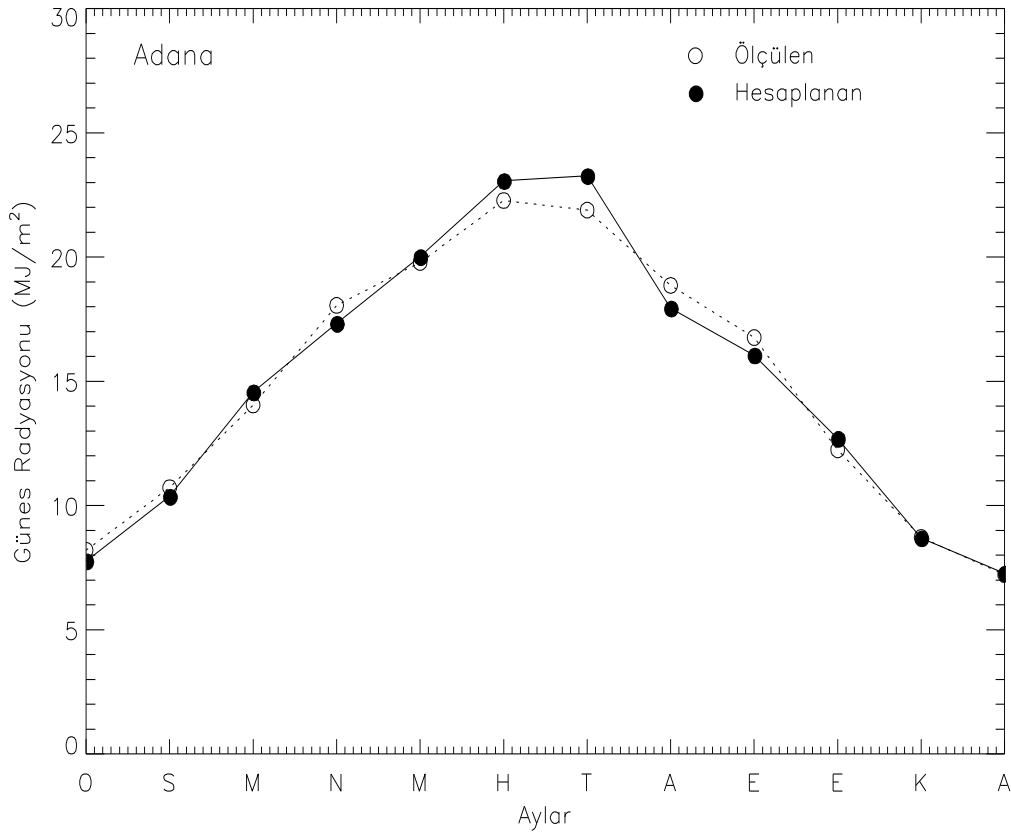
Şekil 4.2. Adana için MGM’den alınan ölçülmüş gerçek değerler ile YSA da geliştirilen model kullanılarak tahmin edilen aylık ortalama olarak 2007, 2008 ve 2010 yıllarına ait 3 yıllık toplam güneş enerjisi verilerinin regresyon eğrisi

Çizelge 4.4’de Adana’ya ait ölçülen ve YSA ile modeli ile tahmin edilen aylık ve yıllık ortalama güneş enerjisi değerleri ile değerlerin oranı verilmiştir. Çizelgede görüldüğü gibi Adana’da Kasım ve Aralık aylarında MGM’den alınan ölçülen enerji değeriyle YSA kullanılarak tahmin edilen değerlerin çok yakın olduğu, Mart, Mayıs, Haziran, Temmuz ve Ekim aylarında hesaplanan değerler ölçülen değerlerden büyük çıkmasıyla birlikte ölçülen değerlerin yıllık bazda ortalaması olan 14.895 MJ/m² değeri ile model tarafından tahmin edilen 14.918 MJ/m² değeri oranı % 99 olduğu görülmektedir.

Çizelge 4.4. Adana için ölçülen ve YSA modeli ile tahmin edilen aylık ve yıllık ortalama güneş enerjisi değerleri ile değerlerin oranı

Aylar	Ölçülen (MJ/m ²)	Hesaplanan (MJ/m ²)	Değerlerin Oranı (%)
OCAK	8.198	7.762	1.056
ŞUBAT	10.719	10.365	1.034
MART	14.045	14.566	0.964
NİSAN	18.052	17.328	1.042
MAYIS	19.784	20.012	0.989
HAZİRAN	22.274	23.071	0.965
TEMMUZ	21.888	23.268	0.941
AĞUSTOS	18.857	17.942	1.051
EYLÜL	16.759	16.051	1.044
EKİM	12.239	12.694	0.964
KASIM	8.717	8.692	1.003
ARALIK	7.213	7.271	0.992
Yıllık Ortalama	14.895	14.918	0.998

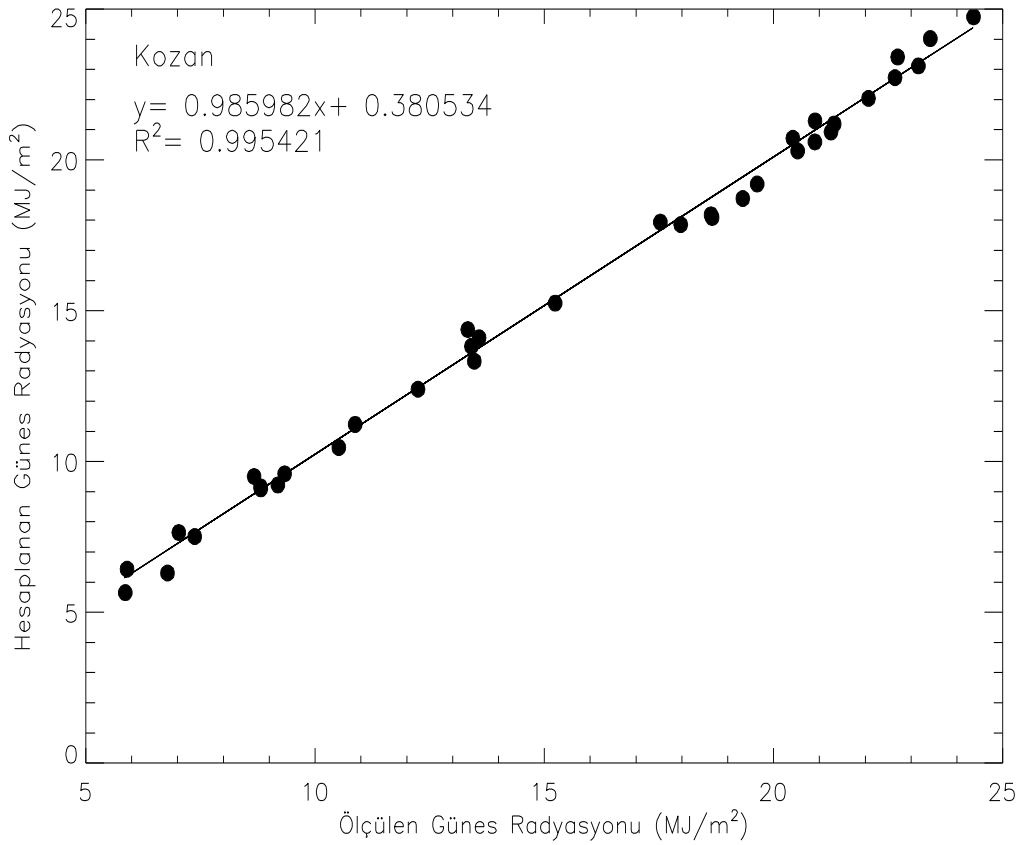
Şekil 4.3 Adana için 2007, 2008 ve 2010 yıllarına ait 3 yıllık verilerden elde yıllık olarak aylık ortalama toplam güneş enerjisinin (MJ/m²) ölçülen ve YSA modeli ile elde edilen tahmini aylık değişimi göstermektedir.



Şekil 4.3. Adana için 2007, 2008 ve 2010 yıllarına ait 3 yıllık verilerden elde edilen yıllık olarak aylık ortalama toplam güneş enerjisinin (MJ/m²) ölçülen ve YSA ile değerlerinin aylık değişimi

4.2. Kozan İçin Ölçülen Ve Hesaplanan Aylık Ortalama Toplam Güneş Enerjisi

Şekil 4.4’de Kozan için MGM’den alınan ölçülmüş gerçek değerler ile YSA da geliştirilen model kullanılarak tahmin edilen aylık ortalama olarak 2007, 2009 ve 2010 yıllarına ait 3 yıllık toplam güneş enerjisi verilerinin regresyon analizini göstermektedir. Veriler üzerinden regresyon eğrisi geçirildiğinde elde edilen doğru denklemi ve R^2 değeri aynı şekil üzerinde verilmiştir. Buradan doğru denklemin $y=0.985982x+0.380534$ ve R^2 değerinin 0.995% olduğu görülmektedir. R^2 ’nin 0.995 % olması YSA’dan tahmin edilen değer MGM’den alınan ölçülen gerçek güneş enerjisi değerine çok yakın olduğu görülmektedir. Ayrıca, R^2 ye ek olarak Bölüm 3.1.8’de verilen model performans kriterleri kullanılarak bazı istatistik değerlerde elde edilmiş ve sonuçlar Çizelge 4.3’de verilmiştir.



Şekil 4.4. Kozan için MGM'den alınan ölçülmüş gerçek değerler ile YSA da geliştirilen model kullanılarak tahmin edilen aylık ortalama olarak 2007, 2009 ve 2010 yıllarına ait 3 yıllık toplam güneş enerjisi verilerinin regresyon eğrisi

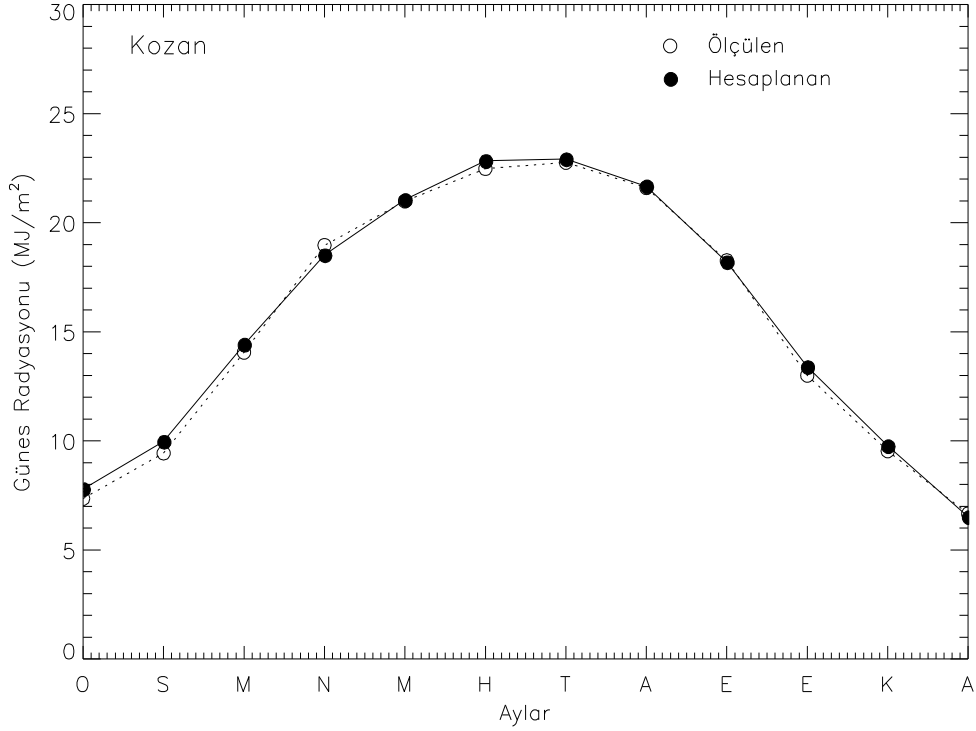
Ayrıca, R^2 ye ek olarak Çizelge 4.3'deki istatistiki değerlere bakıldığında RMSE 0.438 MJ/m², MAPE 0.029 %, MSE 0.192 MJ/m²ve RMSPE 0.040 % , olduğu, MSPE 0.002 %, MABE 0.357 MJ/m², MBE -0.164 MJ/m², MEP-0.016 %, WI 0.999 MJ/m²ve t-test 2.396 % olduğu görülmüştür.

Çizelge 4.5. Kozan için ölçülen ve YSA modeli ile tahmin edilen aylık ve yıllık ortalama güneş enerjisi değerleri ile değerlerin oranı

Aylar	Ölçülen (MJ/m ²)	Hesaplanan (MJ/m ²)	Değerlerin Oranı (%)
OCAK	7.354	7.795	0.943
ŞUBAT	9.436	9.971	0.946
MART	14.057	14.420	0.975
NİSAN	18.962	18.519	1.024
MAYIS	20.988	21.048	0.997
HAZİRAN	22.476	22.839	0.984
TEMMUZ	22.760	22.917	0.993
AĞUSTOS	21.602	21.673	0.997
EYLÜL	18.261	18.200	1.003
EKİM	12.998	13.393	0.971
KASIM	9.537	9.767	0.976
ARALIK	6.655	6.517	1.021
Yıllık Ortalama	15.424	15.588	0.989

Çizelge 4.5’de Kozan’a ait ölçülen ve YSA ile modeli ile tahmin edilen aylık ve yıllık ortalama güneş enerjisi değerleri ile değerlerin oranı verilmiştir. Çizelgede görüldüğü gibi Kozan için Mayıs, Temmuz, Ağustos, Eylül ve Aralık ayları için MGM’den alına ölçülen değerler enerji değerler ile YSA kullanılarak tahmin edilen değerlerin çok yakın olduğu, kalan aylarda ise kayda değer farklılıkların olmadığı görülmektedir. Kozan için MGM’den alınan ölçülen değerlerin yıllık bazda ortalaması olan 15.424 MJ/m² değeri ile YSA modelinden elde edilen tahmin değerlerinin yıllık bazda ortalaması olan 15.588 MJ/m² değerine bakıldığında değerlerin birbirine çok yakın olduğu görülmektedir

Çizelge 4.3’deki veriler incelendiğinde performansı en iyi olan M28 numaralı YSA modeli yerleşim yeri bazında en iyi sonuçları Kozan için verdiği görülmüştür.

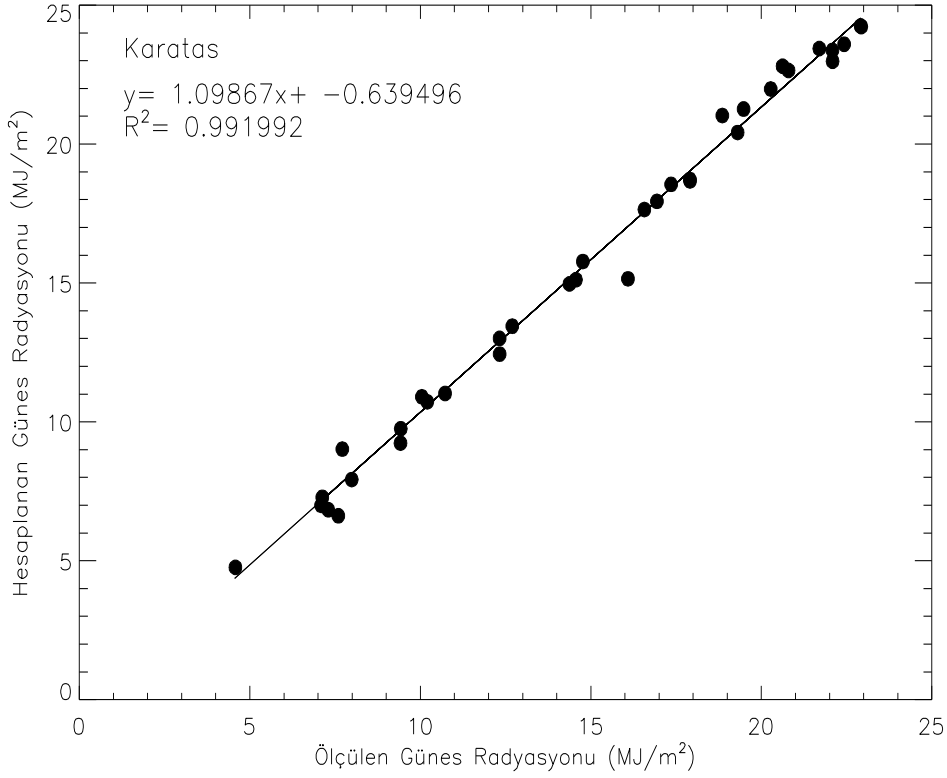


Şekil 4.5. Kozan için 2007, 2009 ve 2010 yıllarına ait 3 yıllık verilerden elde edilen yıllık olarak aylık ortalama toplam güneş enerjisinin (MJ/m^2) ölçülen ve YSA ile değerlerinin aylık değişimi

Şekil 4.5’de Kozan için 2007, 2009 ve 2010 yıllarına ait 3 yıllık verilerden elde edilen yıllık olarak aylık ortalama toplam güneş enerjisinin MJ/m^2 ölçülen ve YSA ile değerlerinin aylık değişimi görülmektedir.

4.3. Karataş İçin Ölçülen Ve Hesaplanan Aylık Ortalama Toplam Güneş Enerjisi

Şekil 4.6’da Karataş için MGM’den alınan ölçülmüş gerçek değerler ile YSA da geliştirilen model kullanılarak tahmin edilen aylık ortalama olarak 1999, 2000 ve 2001 yıllarına ait 3 yıllık toplam güneş enerjisi verilerinin regresyon analizini göstermektedir



Şekil 4.6. Karataş için MGM'den alınan ölçülmüş gerçek değerler ile YSA da geliştirilen model kullanılarak tahmin edilen aylık ortalama olarak 1999, 2000 ve 2001 yıllarına ait 3 yıllık toplam güneş enerjisi verilerinin regresyon eğrisi

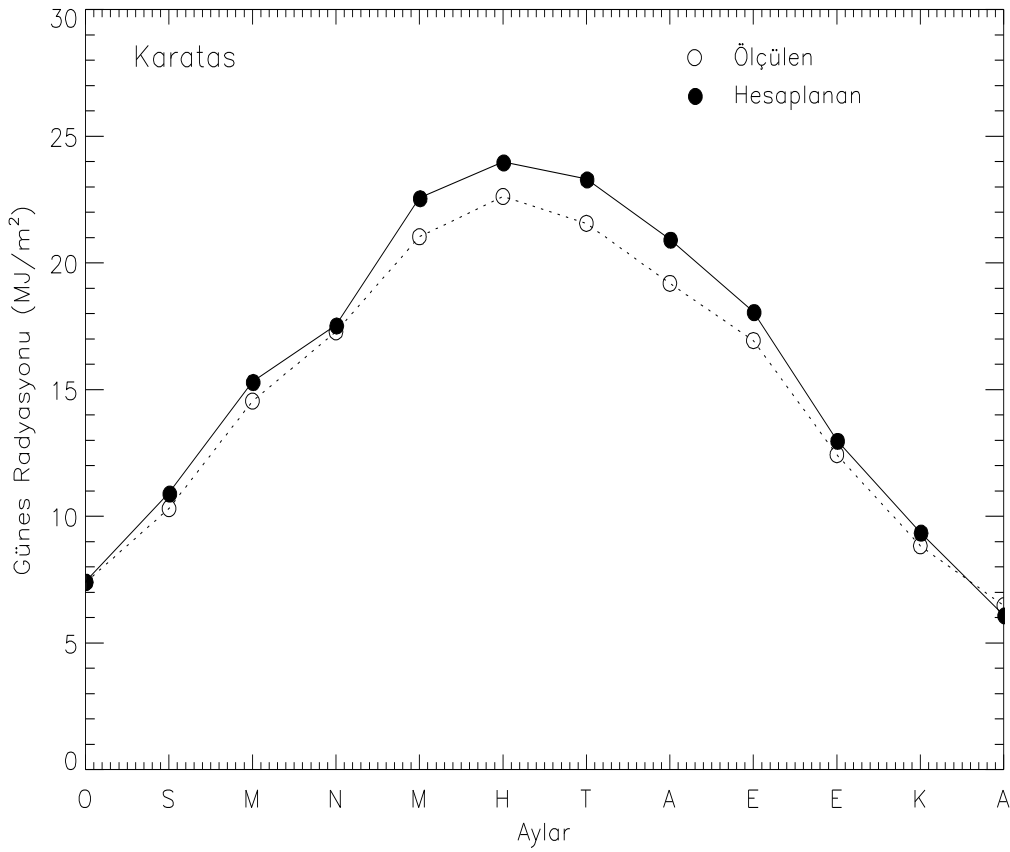
. Veriler üzerinden regresyon eğrisi geçirildiğinde elde edilen doğru denklem ve R^2 değeri grafiğin sol üst köşesinde verilmiştir. Buradan doğru denklemin $y = 1.09867x - 0.639496$ ve R^2 değerinin 0.992 olduğu görülmektedir. R^2 'nin 0.992 olması YSA'dan hesaplanan değerlerin ölçülen gerçek güneş enerjisi değerine çok yakın olduğu görülmektedir. Ayrıca, R^2 ye ek olarak Çizelge 4.3'deki istatistikî değerlere bakıldığında RMSE 1.132 MJ/m², MAPE 0.062 %, MSE 1.282 MJ/m² ve RMSPE 0.071 %, olduğu, MSPE 0.005 %, MABE 0.964 MJ/m², MBE -0.829 MJ/m², MEP-0.048 %, WI 0.991 MJ/m² ve t-test 6.356 % olduğu görülmüştür.

Çizelge 4.6. Karataş için ölçülen ve YSA modeli ile tahmin edilen aylık ve yıllık ortalama güneş enerjisi değerleri ile değerlerin oranı

Aylar	Ölçülen (MJ/m ²)	Hesaplanan (MJ/m ²)	Değerlerin Oranı (%)
OCAK	7.380	7.430	0.993
ŞUBAT	10.304	10.912	0.944
MART	14.545	15.313	0.950
NİSAN	17.279	17.545	0.985
MAYIS	21.031	22.567	0.932
HAZİRAN	22.619	23.980	0.943
TEMMUZ	21.560	23.308	0.925
AĞUSTOS	19.192	20.931	0.917
EYLÜL	16.932	18.073	0.937
EKİM	12.427	12.992	0.957
KASIM	8.831	9.365	0.943
ARALIK	6.471	6.101	1.061
Yıllık Ortalama	14.881	15.710	0.947

Çizelge 4.6’da Karataş için ölçülen ve YSA modeli ile tahmin edilen aylık ve yıllık ortalama güneş enerjisi değerleri ile değerlerin oranı verilmiştir. Çizelgede Ocak ve aralık ayları için MGM’den alınan ölçülen değerler enerji değerleri ile YSA kullanılarak tahmin edilen değerlerin çok yakın olduğu, diğer aylarda ise aylarında tahmin edilen değerlerin ölçülen değerden fazla olduğu görülmektedir. Ölçülen değerlerin yıllık bazda ortalaması olan 14.881 MJ/m² değeri ile model tarafından tahmin edilen 15.710 MJ/m² değerine bakıldığında değerlerin birbirine çok yakın olduğu görülmektedir.

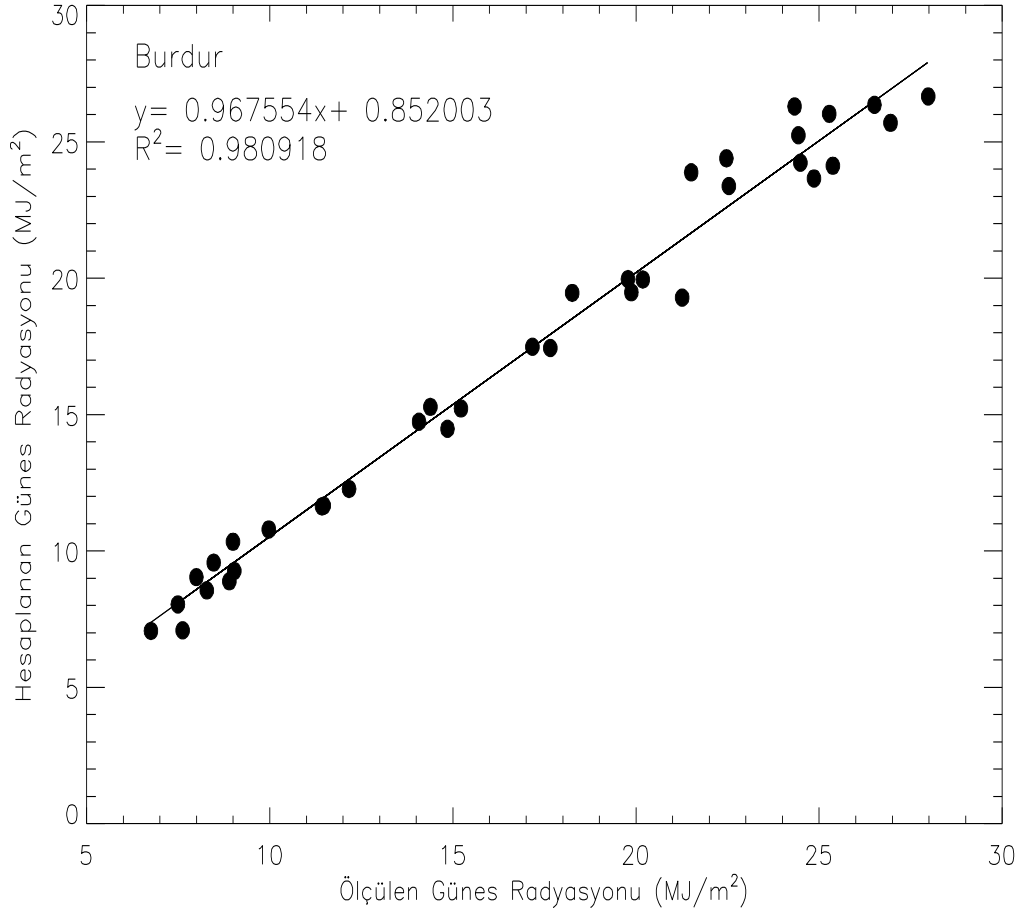
Şekil 4.7’de Karataş için 1999, 2000 ve 2001 yıllarına ait 3 yıllık verilerden elde edilen yıllık olarak aylık ortalama toplam güneş enerjisinin MJ/m² ölçülen ve YSA ile değerlerinin aylık değişimi görülmektedir.



Şekil 4.7. Karataş için 1999, 2000 ve 2001 yıllarına ait 3 yıllık verilerden elde edilen yıllık olarak aylık ortalama toplam güneş enerjisinin (MJ/m^2) ölçülen ve YSA ile değerlerinin aylık değişimi

4.4. Burdur İçin Ölçülen Ve Hesaplanan Aylık Ortalama Toplam Güneş Enerjisi

Şekil 4.8’de Burdur için MGM’den alınan ölçülmüş gerçek değerler ile YSA da geliştirilen model kullanılarak tahmin edilen aylık ortalama olarak 2004, 2005 ve 2006 yıllarına ait 3 yıllık toplam güneş enerjisi verilerinin regresyon analizini göstermektedir. Veriler üzerinden regresyon eğrisi geçirildiğinde elde edilen doğru denklemi ve R^2 değeri grafiğin sol üst bölümünde verilmiştir. Buradan doğru denklemin $y = 0.967554x + 0.852003$ ve R^2 değeri 0.981 % olduğu görülmektedir. R^2 ’nin 0.981 % olması YSA’dan tahmin edilen değerlerin ölçülen gerçek güneş enerjisi değerine çok yakın olduğu görülmektedir. Ayrıca, R^2 ye ek olarak Çizelge 4.3’deki istatistikî değerlere bakıldığında RMSE 0.992 MJ/m^2 , MAPE 0.050 %, MSE 0.984 MJ/m^2 ve RMSPE 0.064 % , olduğu, MSPE 0.004 %, MABE 0.776 MJ/m^2 , MBE -0.305 MJ/m^2 , MEP -0.028 %, WI 0.995 MJ/m^2 ve t-test 1.909 % olduğu görülmüştür.

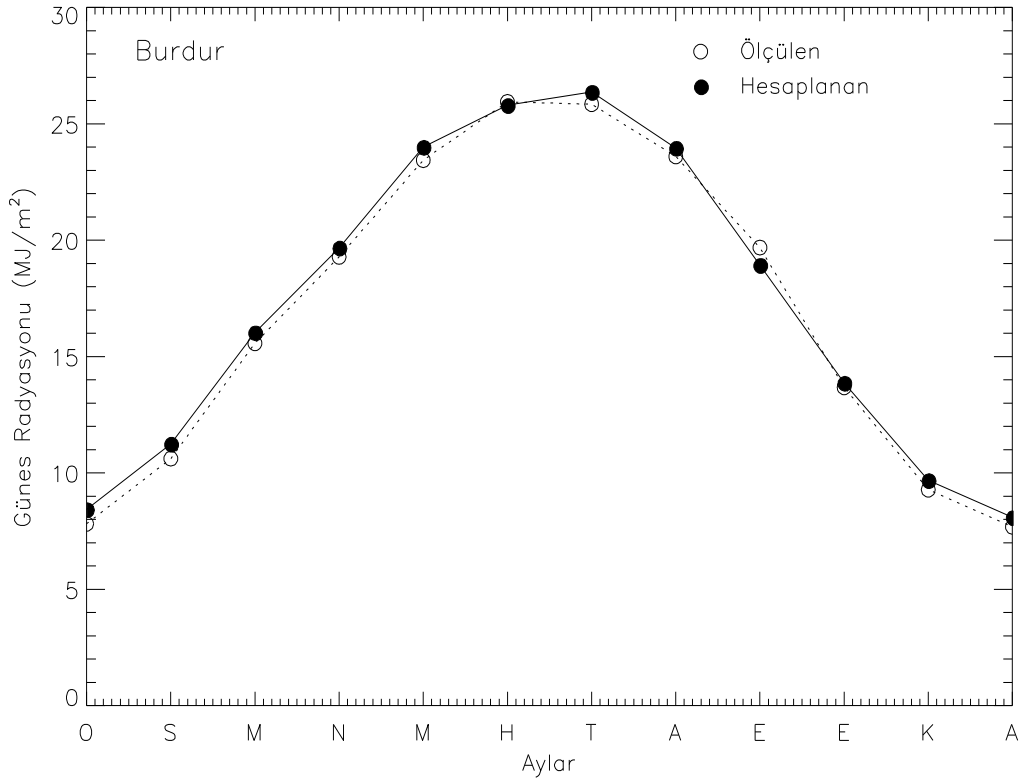


Şekil 4.8. Burdur için MGM'den alınan ölçülmüş gerçek değerler ile YSA da geliştirilen model kullanılarak tahmin edilen aylık ortalama olarak 2004, 2005 ve 2006 yıllarına ait 3 yıllık toplam güneş enerjisi verilerinin regresyon eğrisi

Çizelge 4.7. Burdur için ölçülen ve YSA ile modeli ile tahmin edilen aylık ortalama güneş enerjisi değerleri ile değerlerin oranı

Aylar	Ölçülen (MJ/m ²)	Hesaplanan (MJ/m ²)	Değerlerin Oranı (%)
OCAK	7.814	8.432	0.927
ŞUBAT	10.612	11.245	0.944
MART	15.571	16.031	0.971
NİSAN	19.282	19.672	0.980
MAYIS	23.437	24.000	0.977
HAZİRAN	25.942	25.797	1.006
TEMMUZ	25.839	26.364	0.980
AĞUSTOS	23.596	23.958	0.985
EYLÜL	19.681	18.928	1.040
EKİM	13.676	13.864	0.986
KASIM	9.280	9.682	0.958
ARALIK	7.681	8.091	0.949
Yıllık Ortalama	16.868	17.172	0.982

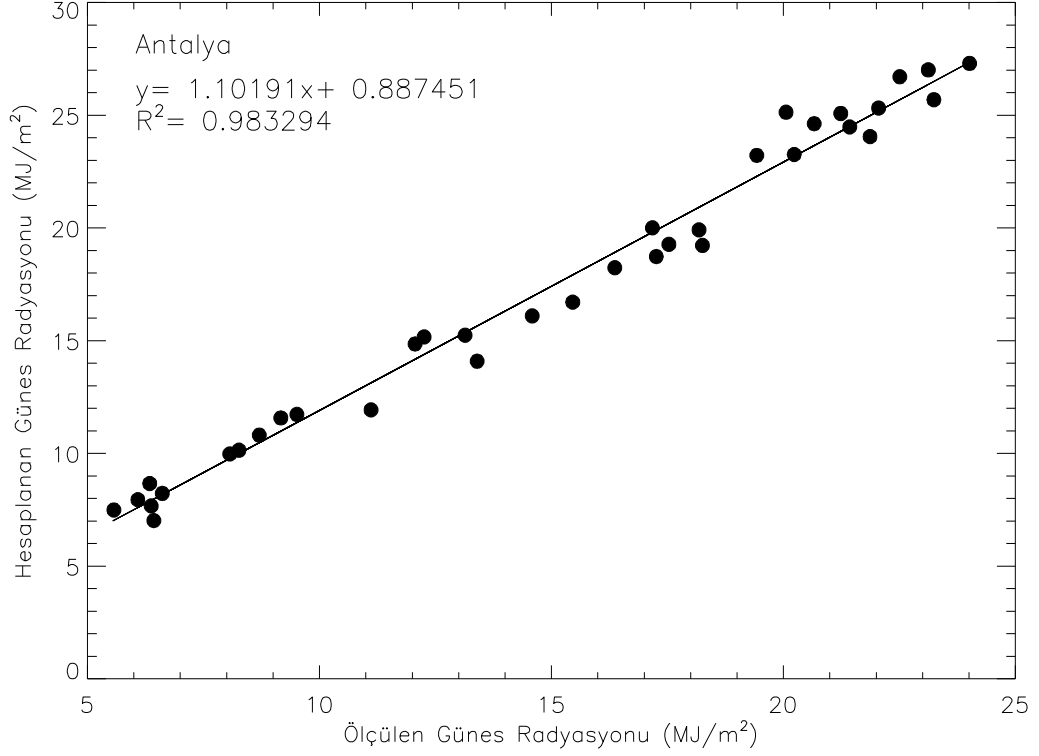
Çizelge 4.7’de Burdur için ölçülen ve YSA modeli ile tahmin edilen aylık ve yıllık ortalama güneş enerjisi değerleri ile değerlerin oranı verilmiştir. Burdur için Nisan, Haziran, Temmuz, Ağustos, Eylül ve Ekim, ayında YSA kullanılarak tahmin edilen değerlerin MGM’den alına ölçülen enerji değerleriyle çok yakın olduğu, kalan aylarda ise kayda değer farklılıklar olmamakla beraber Burdur için ölçülen değerlerin yıllık bazda ortalaması olan 16.868 MJ/m² değeri ile model tarafından tahmin edilen 17.172 MJ/m² değerine bakıldığında değerlerin birbirine çok yakın olduğu görülmektedir.



Şekil 4.9. Burdur için 2004, 2005 ve 2006 yıllarına ait 3 yıllık verilerden elde edilen yıllık olarak aylık ortalama toplam güneş enerjisinin (MJ/m^2) ölçülen ve YSA ile değerlerinin aylık değişimi

Şekil 4.9'da Burdur için 2004, 2005 ve 2006 yıllarına ait 3 yıllık verilerden elde edilen yıllık olarak aylık ortalama toplam güneş enerjisinin MJ/m^2 ölçülen ve YSA ile değerlerinin aylık değişimi görülmektedir.

4.5. Antalya İçin Ölçülen Ve Hesaplanan Aylık Ortalama Toplam Güneş Enerjisi



Şekil 4.10. Antalya için MGM'den alınan ölçülmüş gerçek değerler ile YSA da geliştirilen model kullanılarak tahmin edilen aylık ortalama olarak 2003, 2004 ve 2005 yıllarına ait 3 yıllık toplam güneş enerjisi verilerinin regresyon eğrisi

Şekil 4.10'da Antalya için MGM'den alınan ölçülmüş gerçek değerler ile YSA da geliştirilen model kullanılarak tahmin edilen aylık ortalama olarak 2003, 2004 ve 2005 yıllarına ait 3 yıllık toplam güneş enerjisi verilerinin regresyon analizini göstermektedir. Veriler üzerinden regresyon eğrisi geçirildiğinde elde edilen doğru denklem ve R^2 değeri grafiğin sol üst köşesinde verilmiştir. Buradan doğru denklemin $y = 1.10191x + 0.887451$ ve R^2 değerinin 0.983 % olduğu görülmektedir. R^2 'nin 0.983% olması YSA'dan tahmin edilen değer MGM'den alınan ölçülen gerçek güneş enerjisi değerine çok yakın olduğu görülmektedir. Ayrıca, R^2 ye ek olarak Bölüm 3.1.8'de verilen model performans kriterleri kullanılarak bazı istatistik değerlerde elde edilmiş ve sonuçlar Çizelge 4.3'de verilmiştir. Ayrıca, R^2 ye ek olarak Çizelge 4.3'deki istatistiki

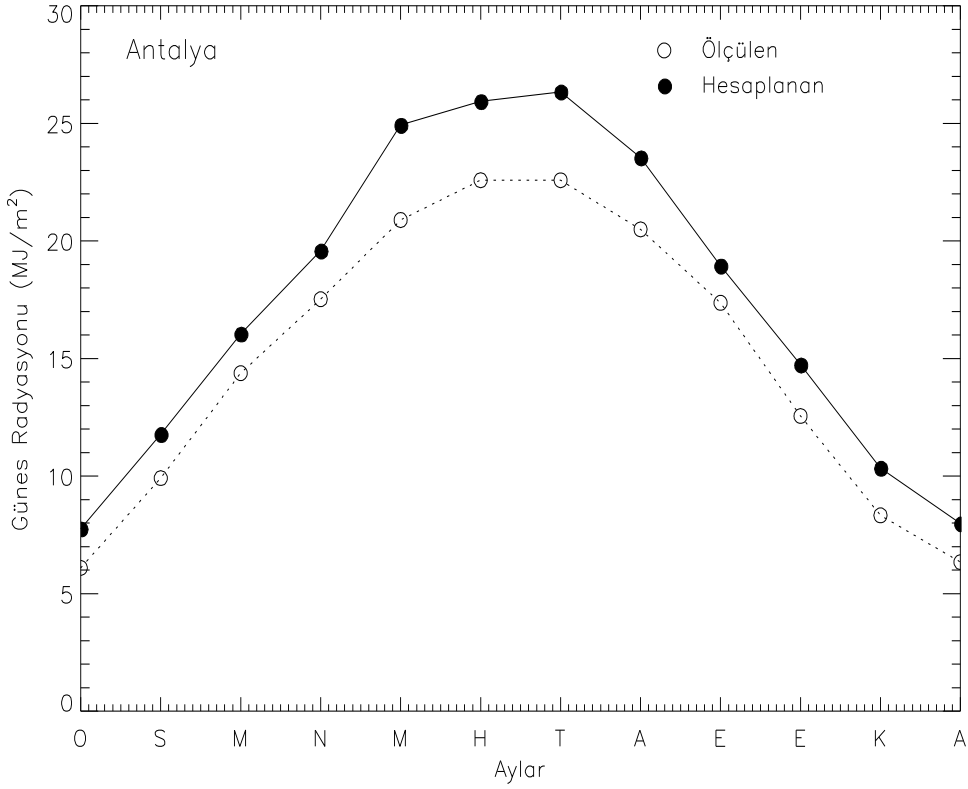
değerlere bakıldığında RMSE 2.628 MJ/m², MAPE0.179 %, MSE 6.908 MJ/m²ve RMSPE 0.196 %, olduğu, MSPE 0.038 %, MABE 2.408 MJ/m², MBE -2.408 MJ/m², MEP -0.179 %, WI 0.958 MJ/m²ve t-test 13.523 % olduğu görülmüştür.

Çizelge 4.8. Antalya için ölçülen ve YSA ile modeli ile tahmin edilen aylık ortalama güneş enerjisi değerleri ile değerlerin oranı

Aylar	Ölçülen (MJ/m ²)	Hesaplanan (MJ/m ²)	Değerlerin Oranı %
OCAK	6.096	7.760	0.786
ŞUBAT	9.914	11.778	0.842
MART	14.376	16.051	0.896
NİSAN	17.521	19.584	0.895
MAYIS	20.889	24.930	0.838
HAZİRAN	22.582	25.937	0.871
TEMMUZ	22.580	26.345	0.857
AĞUSTOS	20.490	23.543	0.870
EYLÜL	17.367	18.944	0.917
EKİM	12.554	14.736	0.852
KASIM	8.328	10.343	0.805
ARALIK	6.341	7.982	0.794
Yıllık Ortalama	14.920	17.328	0.861

Çizelge 4.8. Antalya için ölçülen ve YSA modeli ile tahmin edilen aylık ve yıllık ortalama güneş enerjisi değerleriyle değerlerin oranı verilmiştir. Eylül ayında YSA kullanılarak tahmin edilen değerlerin MGM'den alına ölçülen enerji değerleriyle çok yakın olduğu, genel aylar bazında ortalama MGM'den alına ölçülen değerler enerji değerlerinin YSA kullanılarak tahmin edilen değerlerin küçük olmakla birlikte yakın olduğu, söylene bilir. Antalya için ölçülen değerlerin yıllık bazda ortalaması olan 14.290 MJ/m² değeri ile model tarafından tahmin edilen 17.328 MJ/m² değerine bakıldığında değerlerin birbirine çok yakın olduğu görülmektedir.

Şekil 4.11’de Antalya için 2003, 2004 ve 2005 yıllarına ait 3 yıllık verilerden elde edilen yıllık olarak aylık ortalama toplam güneş enerjisinin (MJ/m^2) ölçülen ve YSA ile değerlerinin aylık değişimi görülmektedir.

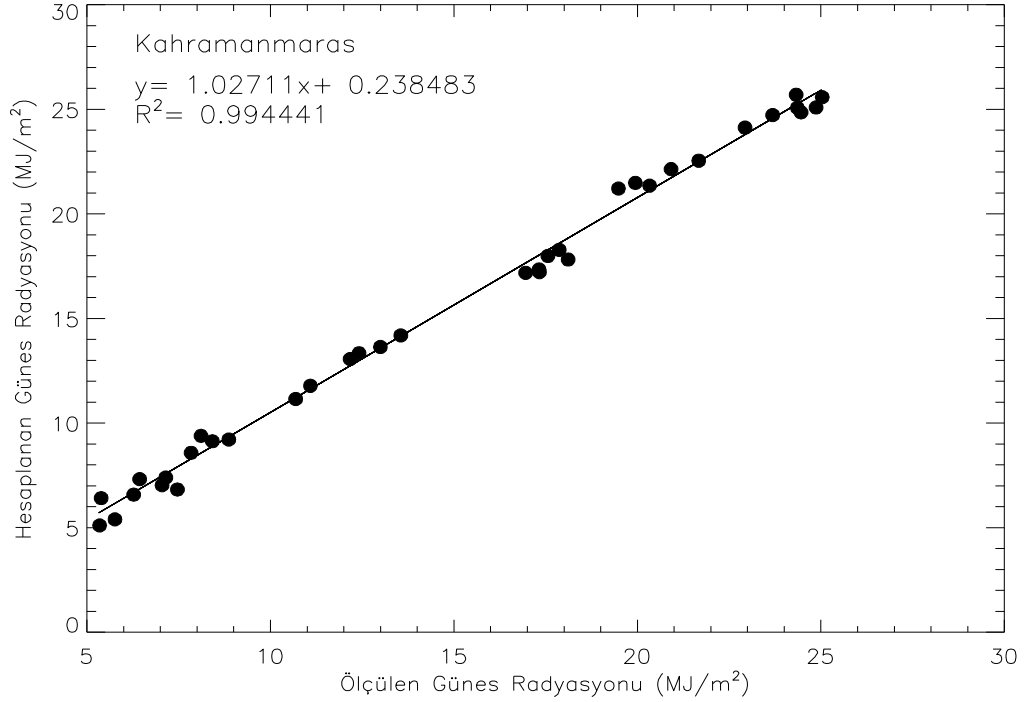


Şekil 4.11. Antalya için 2003, 2004 ve 2005 yıllarına ait 3 yıllık verilerden elde edilen yıllık olarak aylık ortalama toplam güneş enerjisinin (MJ/m^2) ölçülen ve YSA ile değerlerinin aylık değişimi

4.6. Kahramanmaraş İçin Ölçülen Ve Hesaplanan Aylık Ortalama Toplam Güneş Enerjisi

Şekil 4.12’de Kahramanmaraş için MGM’den alınan ölçülmüş gerçek değerler ile YSA da geliştirilen model kullanılarak tahmin edilen aylık ortalama olarak 3 yıllık toplam güneş enerjisi verilerinin regresyon analizini göstermektedir. Veriler üzerinden regresyon eğrisi geçirildiğinde elde edilen doğru denklem ve R^2 değeri grafiğin sol üst köşesinde verilmiştir. Buradan doğru denklemi ve R^2 değerinin $y=1.02711x+0.2384863$ ve 0.994% olduğu görülmektedir. R^2 ’nin 0.994% olması

YSA'dan hesaplanan deęerin ölçülen gerçek güneş enerjisi deęerine çok yakın olduđu görölmektedir. Ayrıca, R^2 ye ek olarak Çizelge 4.3'deki istatistiki deęerlere bakıldığında RMSE 0.842 MJ/m², MAPE 0.057 %, MSE 0.710 MJ/m² ve RMSPE 0.072 %, olduđu, MSPE 0.005 %, MABE 0.717 MJ/m², MBE -0.640 MJ/m², MEP-0.047 %, WI 0.996 MJ/m² ve t-test 6.918 % olduđu görölmüştür.



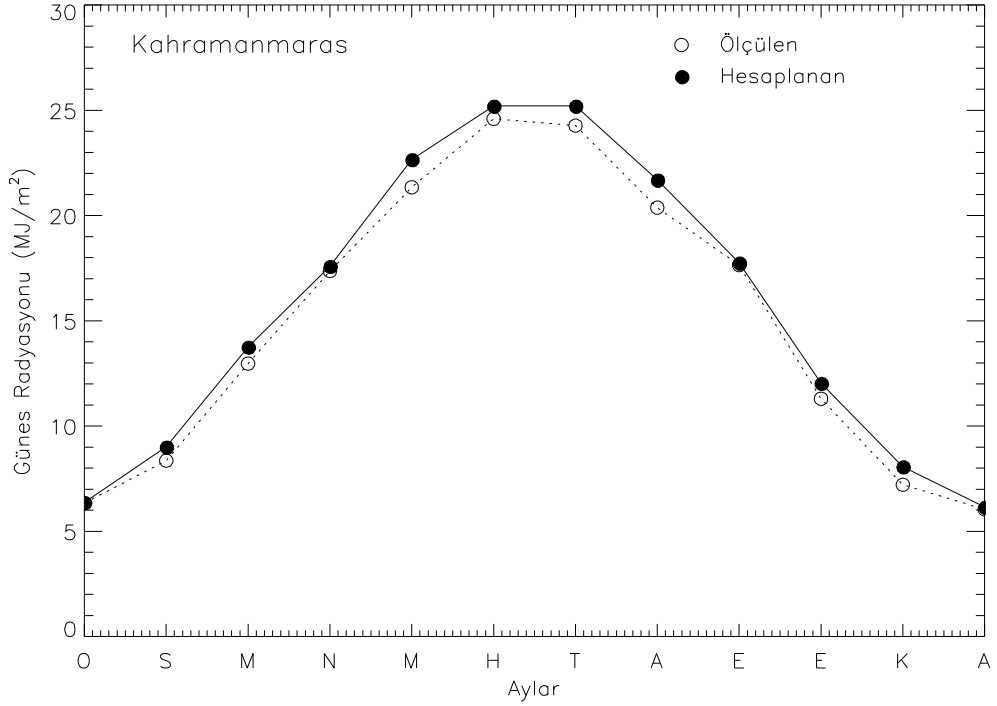
Şekil 4.12. Kahramanmaraş için MGM'den alınan ölçülmüş gerçek deęerler ile YSA da geliştirilen model kullanılarak tahmin edilen aylık ortalama olarak 2005, 2006 ve 2007 yıllarına ait 3 yıllık toplam güneş enerjisi verilerinin regresyon eğrisi

Çizelge 4.9'da Kahramanmaraş için ölçülen ve YSA modeli ile tahmin edilen aylık ve yıllık ortalama güneş enerjisi deęerleriyle deęerlerin oranı verilmiştir. Ocak, Nisan, Haziran Eylül ve Aralık aylarında YSA kullanılarak tahmin edilen deęerlerin MGM'den alına ölçülen enerji deęerleriyle çok yakın olduđu, kalan aylarda ise kayda deęer farklılıklar olmamakla beraber Kahramanmaraş ölçülen deęerin yıllık bazda ortalaması olan 14.817 MJ/m² deęeri ile model tarafından tahmin edilen 15.457 MJ/m² deęerine bakıldığında deęerlerin birbirine çok yakın olduđu görölmektedir.

Çizelge 4.9. Kahramanmaraş için ölçülen ve YSA ile modeli ile tahmin edilen aylık ortalama güneş enerjisi değerleri ile değerlerin oranı

Aylar	Ölçülen (MJ/m ²)	Hesaplanan (MJ/m ²)	Değerlerin Oranı (%)
OCAK	6.341	6.369	0.996
ŞUBAT	8.353	9.007	0.927
MART	12.966	13.756	0.943
NİSAN	17.364	17.593	0.987
MAYIS	21.340	22.661	0.942
HAZİRAN	24.595	25.201	0.976
TEMMUZ	24.270	25.202	0.963
AĞUSTOS	20.376	21.692	0.939
EYLÜL	17.642	17.751	0.994
EKİM	11.296	12.033	0.939
KASIM	7.211	8.068	0.894
ARALIK	6.046	6.149	0.983
Yıllık Ortalama	14.817	15.457	0.959

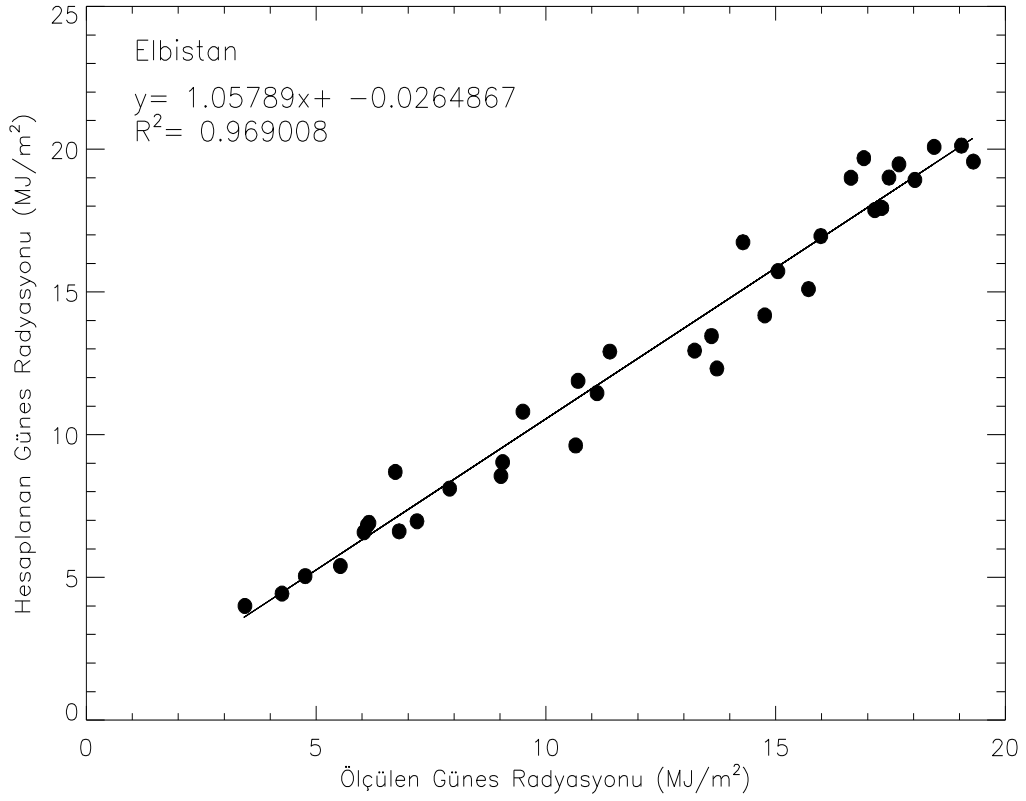
Şekil 4.13’de Kahramanmaraş için 2005, 2006 ve 2007 yıllarına ait 3 yıllık verilerden elde edilen yıllık olarak aylık ortalama toplam güneş enerjisinin (MJ/m²) ölçülen ve YSA ile değerlerinin aylık değişimi görülmektedir



Şekil 4.13. Kahramanmaraş için 2005, 2006 ve 2007 yıllarına ait 3 yıllık verilerden elde edilen yıllık olarak aylık ortalama toplam güneş enerjisinin (MJ/m²) ölçülen ve YSA ile değerlerinin aylık değişimi

4.7. Elbistan İçin Ölçülen Ve Hesaplanan Aylık Ortalama Toplam Güneş Enerjisi

Şekil 4.21’de Elbistan için MGM’den alınan ölçülmüş gerçek değerler ile YSA da geliştirilen model kullanılarak tahmin edilen aylık ortalama olarak 2008, 2009 ve 2010 yıllarına ait 3 yıllık toplam güneş enerjisi verilerinin regresyon analizini göstermektedir. Veriler üzerinden regresyon eğrisi geçirildiğinde elde edilen doğru denklem ve R^2 değeri grafiğin sol üst köşesinde verilmiştir. Buradan doğru denklemin $y=1.05789x-0.0264867$ ve R^2 değerinin 0.969 % olduğu görülmektedir. R^2 ’nin 0.969 % olması YSA’dan tahmin edilen değerlerin MGM’den alınan ölçülen gerçek güneş enerjisi değerine çok yakın olduğunu göstermektedir. Ayrıca, R^2 ye ek olarak Çizelge 4.3’deki istatistikî değerlere bakıldığında RMSE 1.172 MJ/m², MAPE 0.081 %, MSE 1.374 MJ/m² ve RMSPE 0.102 % , olduğu, MSPE 0.010 %, MABE 0.987 MJ/m², MBE0.921 MJ/m², MEP -0.665 MJ/m², WI ve t-test 4.075 % olduğu görülmüştür.



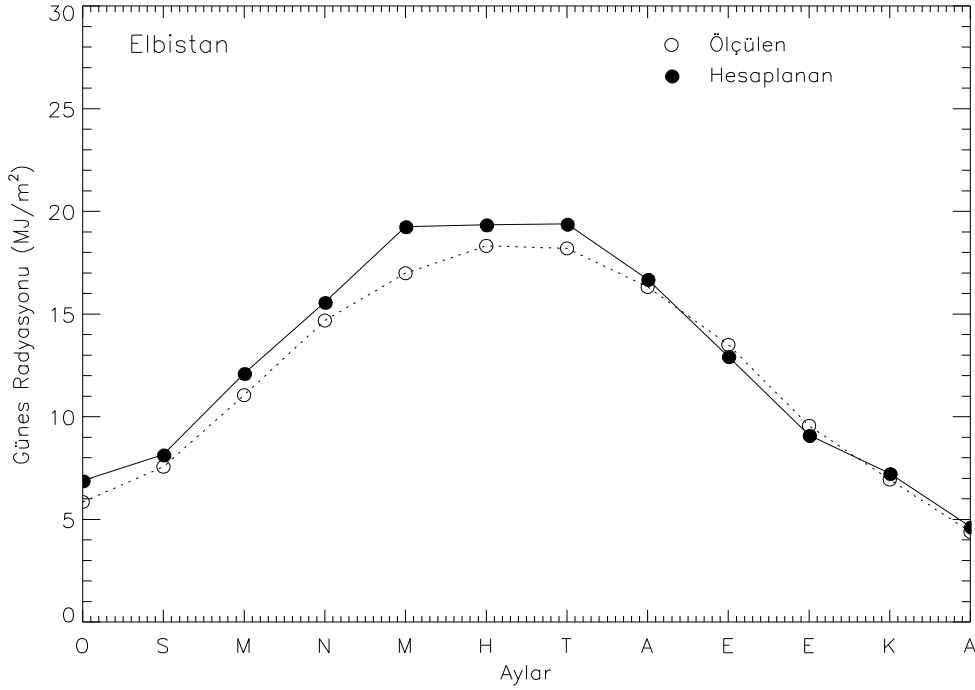
Şekil 4.14. Elbistan için MGM'den alınan ölçülmüş gerçek değerler ile YSA da geliştirilen model kullanılarak tahmin edilen aylık ortalama olarak 2008, 2009 ve 2010 yıllarına ait 3 yıllık toplam güneş enerjisi verilerinin regresyon eğrisi

Çizelge 4.10'da Elbistan için ölçülen ve YSA modeli ile tahmin edilen aylık ve yıllık ortalama güneş enerjisi değerleriyle değerlerin oranı verilmiştir. Nisan, Haziran, Temmuz, Ağustos Eylül ve Ekim aylarında YSA kullanılarak tahmin edilen değerlerin MGM'den alınan ölçülen enerji değerleriyle çok yakın olduğu, kalan aylarda ise kayda değer farklılıklar olmamakla beraber Elbistan ölçülen değerlerin yıllık bazda ortalaması olan 11.946 MJ/m² değeri ile model tarafından tahmin edilen 12.611 MJ/m² değerine bakıldığında değerlerin birbirine çok yakın olduğu görülmektedir.

Çizelge 4.10. Elbistan için ölçülen ve YSA ile modeli ile tahmin edilen aylık ortalama güneş enerjisi değerleri ile değerlerin oranı

Aylar	Ölçülen (MJ/m ²)	Hesaplanan (MJ/m ²)	Değerlerin Oranı (%)
OCAK	5.848	6.885	0.849
ŞUBAT	7.560	8.148	0.928
MART	11.049	12.113	0.912
NİSAN	14.682	15.578	0.942
MAYIS	16.989	19.260	0.882
HAZİRAN	18.320	19.350	0.947
TEMMUZ	18.197	19.386	0.939
AĞUSTOS	16.317	16.695	0.977
EYLÜL	13.501	12.934	1.044
EKİM	9.558	9.100	1.050
KASIM	6.936	7.241	0.958
ARALIK	4.393	4.640	0.947
Yıllık Ortalama	11.946	12.611	0.947

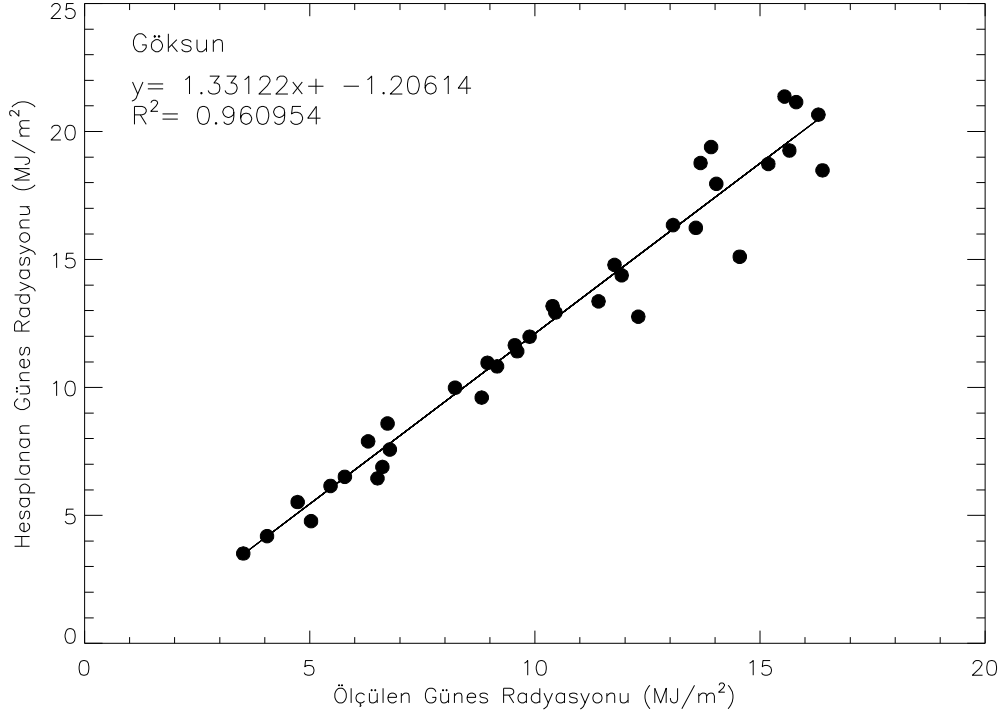
Şekil 4.15’de Elbistan için 2008, 2009 ve 2010 yıllarına ait 3 yıllık verilerden elde edilen yıllık olarak aylık ortalama toplam güneş enerjisinin (MJ/m²) ölçülen ve YSA ile değerlerinin aylık değişimi görülmektedir.



Şekil 4.15. Elbistan için 2008, 2009 ve 2010 yıllarına ait 3 yıllık verilerden elde edilen yıllık olarak aylık ortalama toplam güneş enerjisinin (MJ/m^2) ölçülen ve YSA ile değerlerinin aylık değişimi

4.8. Göksun İçin Ölçülen Ve Hesaplanan Aylık Ortalama Toplam Güneş Enerjisi

Şekil 4.16'da Göksun için MGM'den alınan ölçülmüş gerçek değerler ile YSA da geliştirilen model kullanılarak tahmin edilen aylık ortalama olarak 2001, 2002 ve 2003 yıllarına ait 3 yıllık toplam güneş enerjisi verilerinin regresyon analizini göstermektedir. Veriler üzerinden regresyon eğrisi geçirildiğinde elde edilen doğru denklem ve R^2 değeri grafiğin sol üst köşesinde verilmiştir. Buradan doğru denklemin $y=1.33122x-1.20614$ ve R^2 değerinin 0.961 % olduğu görülmektedir. R^2 'nin 0.961 % olması YSA'dan tahmin edilen değerlerin MGM'den alınan ölçülen gerçek güneş enerjisi değerine çok yakın olduğunu göstermektedir. Ayrıca, R^2 ye ek olarak Çizelge 4.3'deki istatistikî değerlere bakıldığında RMSE 2.752 MJ/m^2 , MAPE 0.194 %, MSE 7.574 MJ/m^2 ve RMSPE 0.220 %, olduğu, MSPE 0.049 %, MABE 2.219 MJ/m^2 , MBE -2.207 MJ/m^2 , MEP -0.192 %, WI 0.913 MJ/m^2 ve t-test 7.940 % olduğu görülmüştür.



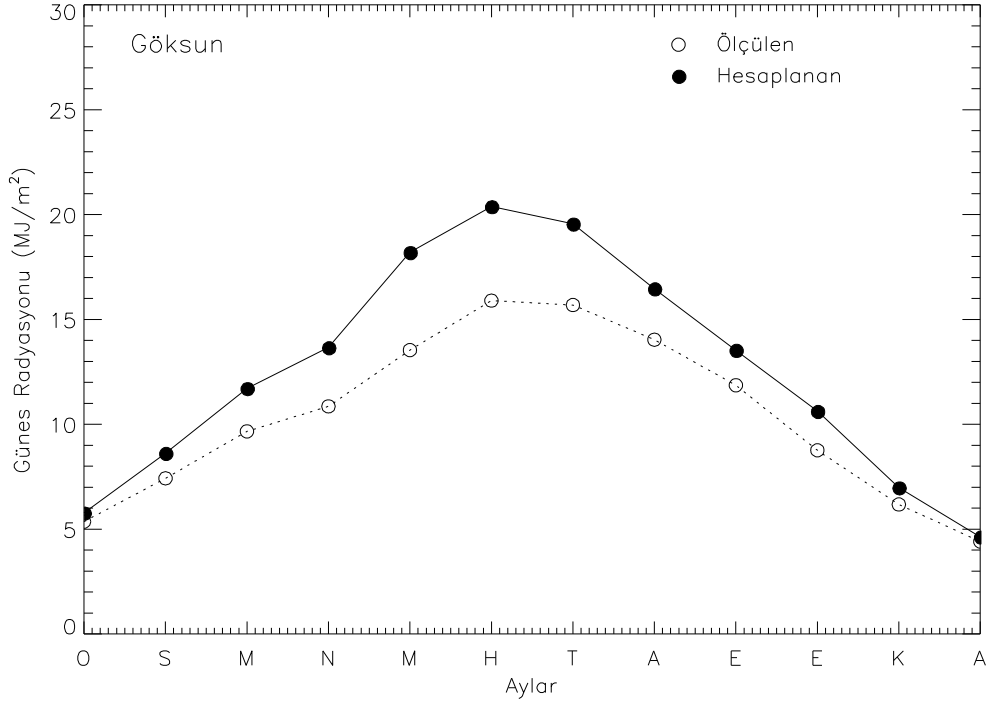
Şekil 4.16. Göksun için MGM'den alınan ölçülmüş gerçek değerler ile YSA da geliştirilen model kullanılarak tahmin edilen aylık ortalama olarak 2001, 2002 ve 2003 yıllarına ait 3 yıllık toplam güneş enerjisi verilerinin regresyon eğrisi

Şekil 4.17'de Göksun için ölçülen ve YSA modeli ile tahmin edilen aylık ve yıllık ortalama güneş enerjisi değerleriyle değerlerin oranı verilmiştir. Ocak ve aralık aylarında YSA kullanılarak tahmin edilen değerlerin MGM'den alınan ölçülen enerji değerleriyle çok yakın olduğu, kalan aylarda ise tahmin edilen değer ölçülen değerden büyük olmamakla birlikte Göksun için ölçülen değer yıllık bazda ortalaması olan 10.304 MJ/m^2 değeri ile model tarafından tahmin edilen 12.511 MJ/m^2 değerine baktığında değerlerin birbirine çok yakın olduğu görülmektedir.

Çizelge 4.11. Göksun için ölçülen ve YSA ile modeli ile tahmin edilen aylık ortalama güneş enerjisi değerleri ile değerlerin oranı

Aylar	Ölçülen (MJ/m ²)	Hesaplanan (MJ/m ²)	Değerlerin Oranı (%)
OCAK	5.357	5.775	0.928
ŞUBAT	7.422	8.619	0.861
MART	9.663	11.711	0.825
NİSAN	10.854	13.660	0.795
MAYIS	13.535	18.198	0.744
HAZİRAN	15.898	20.385	0.780
TEMMUZ	15.686	19.557	0.802
AĞUSTOS	14.032	16.464	0.852
EYLÜL	11.860	13.533	0.876
EKİM	8.760	10.622	0.825
KASIM	6.175	6.980	0.885
ARALIK	4.410	4.632	0.952
Yıllık Ortalama	10.304	12.511	0.824

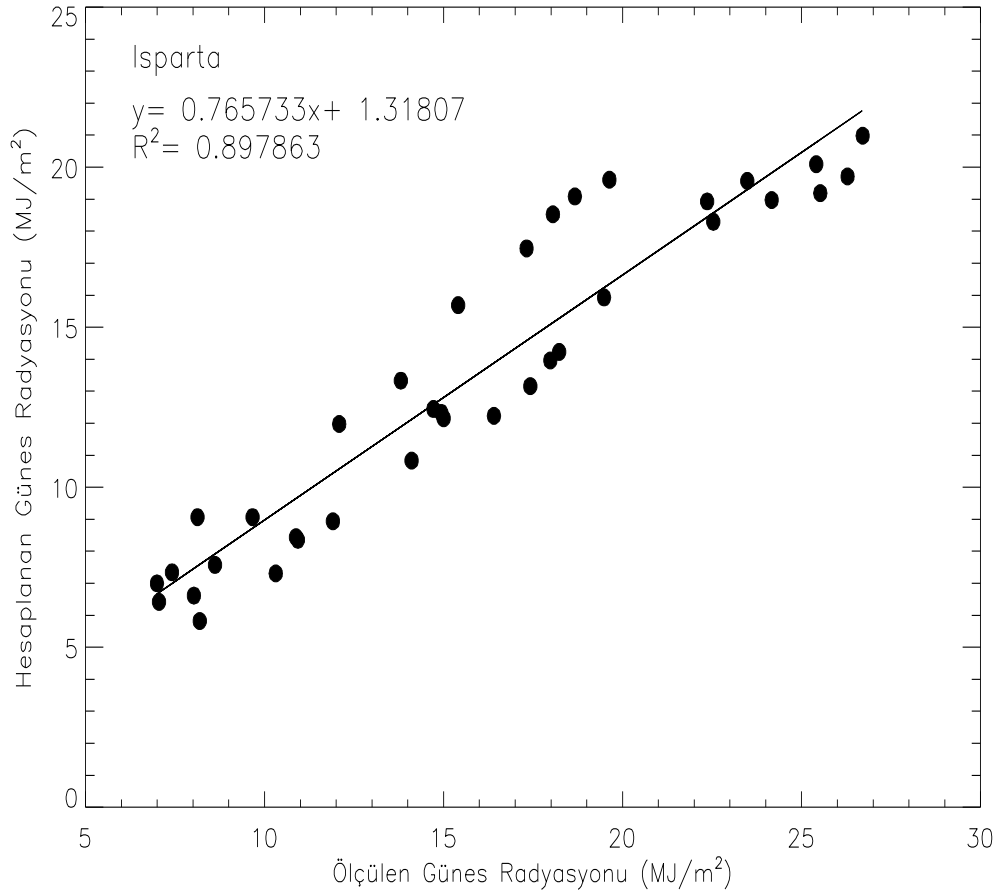
Şekil 4.17’de Göksun için 2001, 2002 ve 2003 yıllarına ait 3 yıllık verilerden elde edilen yıllık olarak aylık ortalama toplam güneş enerjisinin (MJ/m²) ölçülen ve YSA ile değerlerinin aylık değişimi görülmektedir.



Şekil 4.17. Göksun için 2001, 2002 ve 2003 yıllarına ait 3 yıllık verilerden elde edilen yıllık olarak aylık ortalama toplam güneş enerjisinin (MJ/m^2) ölçülen ve YSA ile değerlerinin aylık değişimi

4.9. Isparta İçin Ölçülen Ve Hesaplanan Aylık Ortalama Toplam Güneş Enerjisi

Şekil 4.18’de Isparta için MGM’den alınan ölçülmüş gerçek değerler ile YSA da geliştirilen model kullanılarak tahmin edilen aylık ortalama olarak 2002, 2003 ve 2006 yıllarına ait 3 yıllık toplam güneş enerjisi verilerinin regresyon analizini göstermektedir. Veriler üzerinden regresyon eğrisi geçirildiğinde elde edilen doğru denklem ve R^2 değeri grafiğin sol üst köşesinde verilmiştir. Buradan doğru denklemin $y = 0.765733x + 1.31807$ ve R^2 değerinin 0.898 % olduğu görülmektedir. R^2 ’nin 0.898 % olması YSA’dan tahmin edilen değerlerin MGM’den alınan ölçülen gerçek güneş enerjisi değerine çok yakın olduğunu göstermektedir. Ayrıca, R^2 ye ek olarak Çizelge 4.3’deki istatistikî değerlere bakıldığında RMSE 3.164 MJ/m^2 , MAPE 0.151 %, MSE 10.011 MJ/m^2 ve RMSPE 0.177 %, olduğu, MSPE 0.031 %, MABE 2.516 MJ/m^2 , MBE 2.372 MJ/m^2 , MEP 0.139 %, WI 0.918 MJ/m^2 ve t-test 6.702 % olduğu görülmüştür.



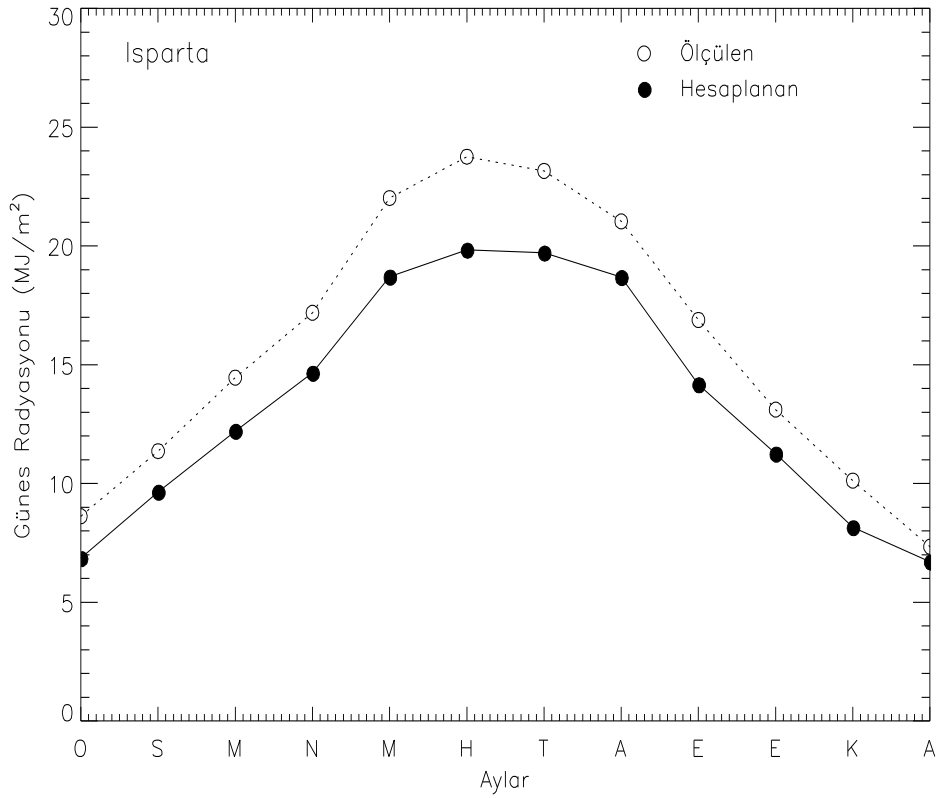
Şekil 4.18. Isparta MGM'den alınan ölçülmüş gerçek değerler ile YSA da geliştirilen model kullanılarak tahmin edilen aylık ortalama olarak 2002, 2003 ve 2006 yıllarına ait 3 yıllık toplam güneş enerjisi verilerinin regresyon eğrisi

Çizelge 4.12'de Isparta için ölçülen ve YSA ile modeli ile tahmin edilen aylık ortalama güneş enerjisi değerleri ile değerlerin oranı verilmiştir. Genel olarak MGM'den alınan ölçülen gerçek enerji değerlerinin YSA kullanılarak tahmin edilen değerlerinden fazla olduğu görülmektedir. Enerji değerleri arasında Mayıs, Haziran ve Temmuz aylarında bu farkın daha da açıldığı görülmekle beraber Isparta için ölçülen değerlerin yıllık bazda ortalaması olan 15.752 MJ/m^2 değeri ile model tarafından tahmin edilen 13.380 MJ/m^2 değerine bakıldığında değerlerin birbirine çok yakın olduğu görülmektedir.

Çizelge 4.12. Isparta için ölçülen ve YSA ile modeli ile tahmin edilen aylık ortalama güneş enerjisi değerleri ile değerlerin oranı

Aylar	Ölçülen (MJ/m ²)	Hesaplanan (MJ/m ²)	Değerlerin Oranı (%)
OCAK	8.618	6.853	1.257
ŞUBAT	11.360	9.642	1.178
MART	14.454	12.205	1.184
NİSAN	17.185	14.656	1.173
MAYIS	22.016	18.699	1.177
HAZİRAN	23.755	19.833	1.198
TEMMUZ	23.159	19.711	1.175
AĞUSTOS	21.034	18.684	1.126
EYLÜL	16.883	14.169	1.192
EKİM	13.107	11.250	1.165
KASIM	10.120	8.152	1.241
ARALIK	7.336	6.705	1.094
Yıllık Ortalama	15.752	13.380	1.177

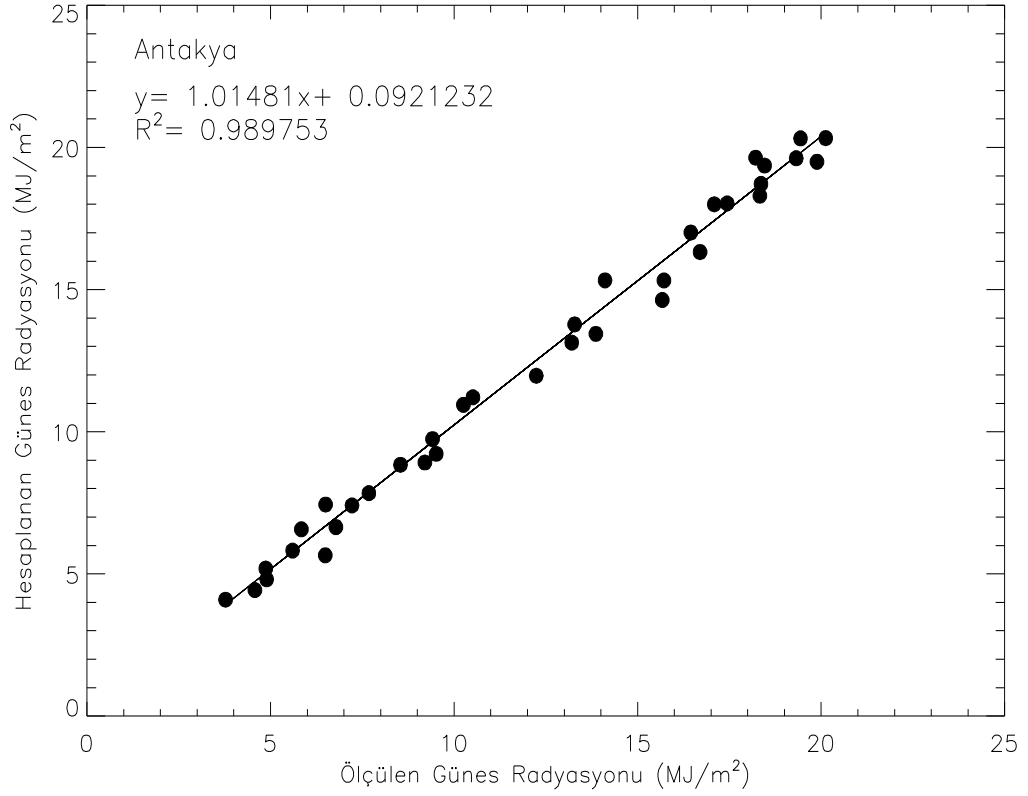
Şekil 4.19’da Isparta için 2002, 2003 ve 2006 yıllarına ait 3 yıllık verilerden elde edilen yıllık olarak aylık ortalama toplam güneş enerjisinin (MJ/m²) ölçülen ve YSA ile değerlerinin aylık değişimi görülmektedir.



Şekil 4.19. Isparta için 2002, 2003 ve 2006 yıllarına ait 3 yıllık verilerden elde edilen yıllık olarak aylık ortalama toplam güneş enerjisinin (MJ/m^2) ölçülen ve YSA ile değerlerinin aylık değişimi

4.10. Antakya İçin Ölçülen Ve Hesaplanan Aylık Ortalama Toplam Güneş Enerjisi

Şekil 4.20’de Antakya için MGM’den alınan ölçülmüş gerçek değerler ile YSA da geliştirilen model kullanılarak tahmin edilen aylık ortalama olarak 2008, 2009 ve 2010 yıllarına ait 3 yıllık toplam güneş enerjisi verilerinin regresyon analizini göstermektedir. Veriler üzerinden regresyon eğrisi geçirildiğinde elde edilen doğru denklem ve R^2 değeri grafiğin sol üst köşesinde verilmiştir. Buradan doğru denklemin $y=1.01481x+0.0921232$ ve R^2 değerinin 0.990 % olduğu görülmektedir. R^2 ’nin 0.990 % olması YSA’dan tahmin edilen değerlerin MGM’den alınan ölçülen gerçek güneş enerjisi değerine çok yakın olduğu görülmektedir. Ayrıca, R^2 ye ek olarak Çizelge 4.3’deki istatistiki değerlere bakıldığında RMSE 0.614 MJ/m^2 , MAPE 0.046 %, MSE 0.377 MJ/m^2 ve RMSPE 0.059 % , olduğu, MSPE0.003 %, MABE0.498 MJ/m^2 , MBE-0.273 MJ/m^2 , MEP -0.025 %, WI 0.997 MJ/m^2 ve t-test 2.931 % olduğu görülmüştür.



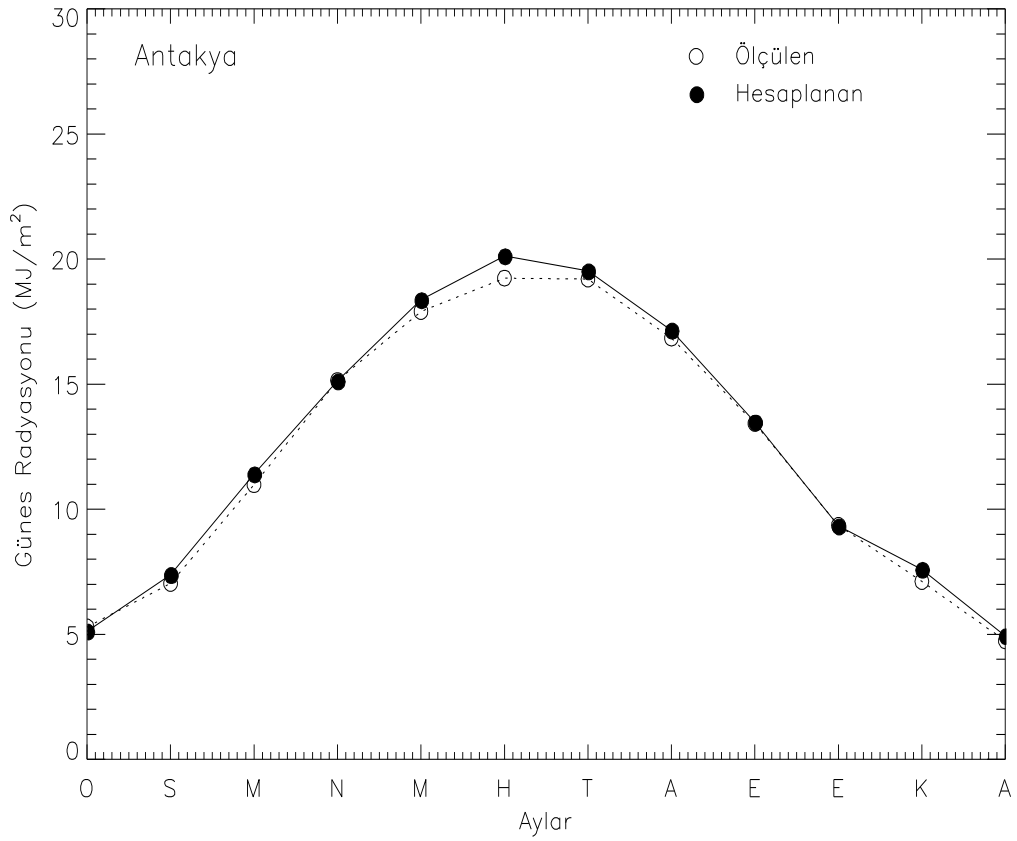
Şekil 4.20. Antakya için MGM'den alınan ölçülmüş gerçek değerler ile YSA da geliştirilen model kullanılarak tahmin edilen aylık ortalama olarak 2008, 2009 ve 2010 yıllarına ait 3 yıllık toplam güneş enerjisi verilerinin regresyon eğrisi

Çizelge 4.13'de Antakya için ölçülen ve YSA modeli ile tahmin edilen aylık ve yıllık ortalama güneş enerjisi değerleri ile değerlerin oranı verilmiştir. Burdur için Mart, Nisan, Haziran, Temmuz, Ağustos ve Eylül aylarında YSA kullanılarak tahmin edilen değerlerin MGM'den alınan ölçülen enerji değerleriyle çok yakın olduğu, kalan aylarda ise kayda değer farklılıklar olmamakla beraber Antakya için ölçülen değerlerin yıllık bazda ortalaması olan 12.189 MJ/m^2 değeri ile model tarafından tahmin edilen 12.461 MJ/m^2 değerine bakıldığında değerlerin birbirine çok yakın olduğu görülmektedir.

Çizelge 4.13. Antakya için ölçülen ve YSA ile modeli ile tahmin edilen aylık ortalama güneş enerjisi değerleriyle değerlerin oranı

Aylar	Ölçülen (MJ/m ²)	Hesaplanan (MJ/m ²)	Değerlerin Oranı (%)
OCAK	5.290	5.121	1.033
ŞUBAT	7.032	7.382	0.953
MART	10.981	11.406	0.963
NİSAN	15.146	15.123	1.001
MAYIS	17.904	18.369	0.975
HAZİRAN	19.236	20.125	0.956
TEMMUZ	19.200	19.522	0.983
AĞUSTOS	16.841	17.151	0.982
EYLÜL	13.429	13.482	0.996
EKİM	9.356	9.324	1.003
KASIM	7.112	7.593	0.937
ARALIK	4.736	4.938	0.959
Yıllık Ortalama	12.189	12.461	0.978

Şekil 4.21’de Antakya için 2008, 2009 ve 2010 yıllarına ait 3 yıllık verilerden elde edilen yıllık olarak aylık ortalama toplam güneş enerjisinin (MJ/m²) ölçülen ve YSA ile değerlerinin aylık değişimi görülmektedir.

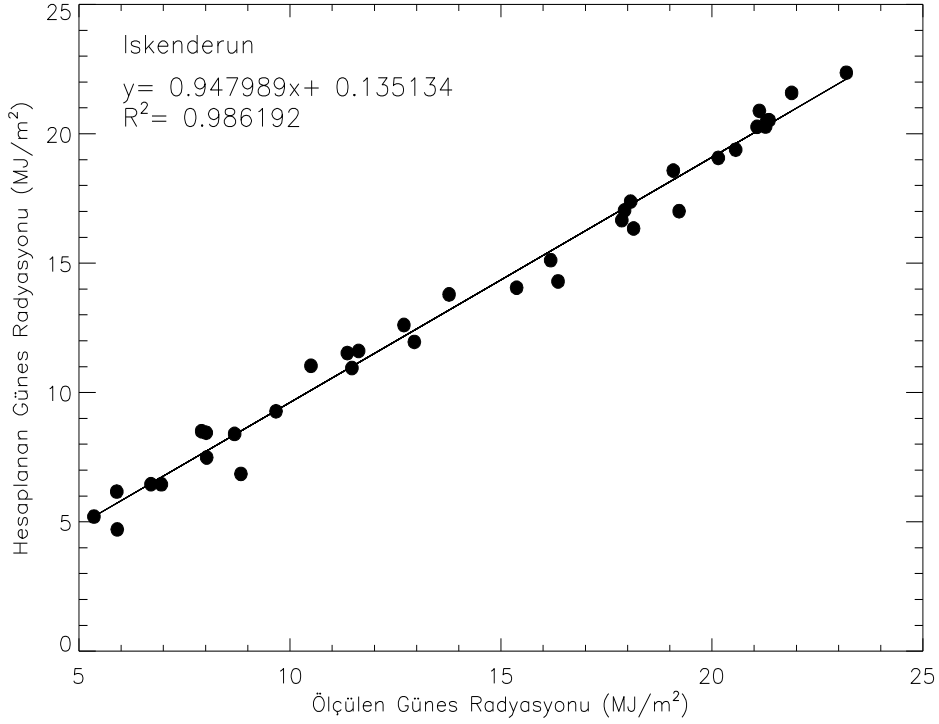


Şekil 4.21. Antakya için 2008, 2009 ve 2010 yıllarına ait 3 yıllık verilerden elde edilen yıllık olarak aylık ortalama toplam güneş enerjisinin (MJ/m^2) ölçülen ve YSA ile değerlerinin aylık değişimi

4.11. İskenderun İçin Ölçülen Ve Hesaplanan Aylık Ortalama Toplam Güneş Enerjisi

Şekil 4.22’de İskenderun için MGM’den alınan ölçülmüş gerçek değerler ile YSA da geliştirilen model kullanılarak tahmin edilen aylık ortalama olarak 2008, 2009 ve 2010 yıllarına ait 3 yıllık toplam güneş enerjisi verilerinin regresyon analizini göstermektedir. Veriler üzerinden regresyon eğrisi geçirildiğinde elde edilen doğru denklem ve R^2 değeri grafiğin sol üst bölümünde verilmiştir. Buradan doğru denklemin $y=0.947989x+0.135134$ ve R^2 değerinin 0.986 % olduğu görülmektedir. R^2 ’nin 0.986 % olması YSA’dan tahmin edilen değer MGM’den alınan ölçülen gerçek güneş enerjisi değerine çok yakın olduğu görülmektedir. Ayrıca, R^2 ’ye ek olarak Çizelge 4.3’deki istatistiki değerlere bakıldığında RMSE $0.925\text{MJ}/\text{m}^2$, MAPE 0.056 %, MSE 0.856

MJ/m² ve RMSPE 0.073 %, olduđu, MSPE 0.005 %, MABE 0.740 MJ/m², MBE 0.610 MJ/m², MEPE 0.040 %, WI 0.993 MJ/m² ve t-test 5.190 % olduđu grlmtr.



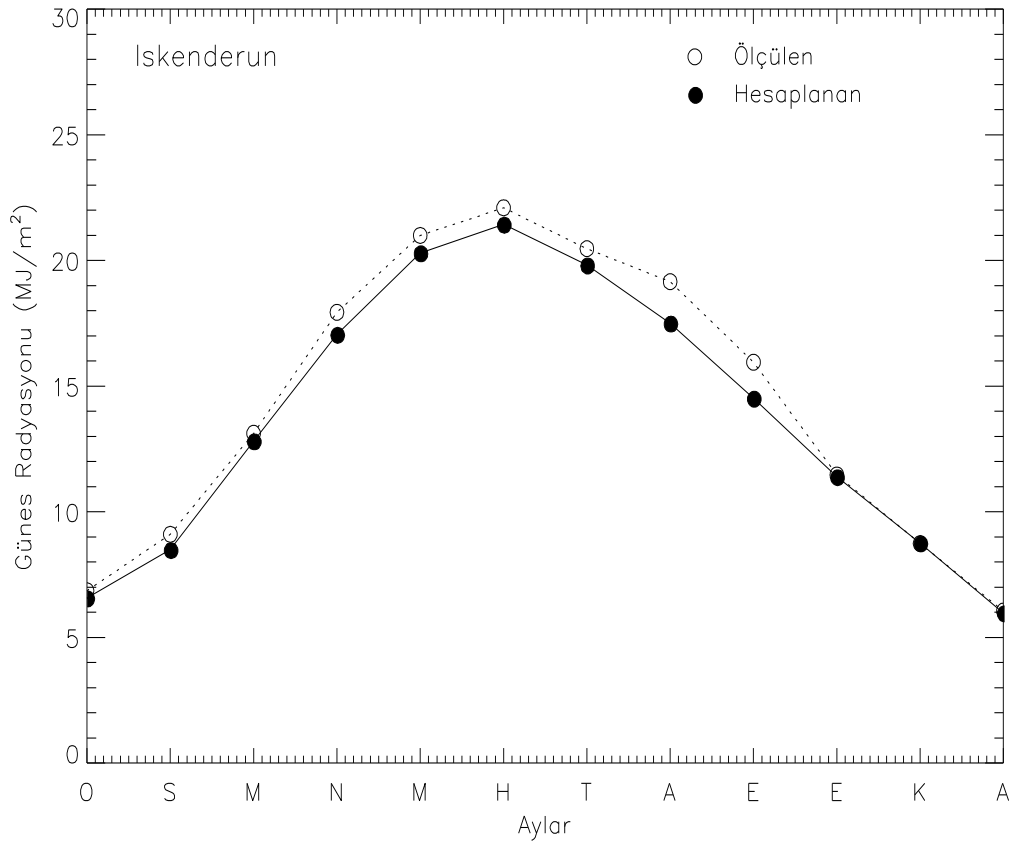
ekil 4.22. Iskenderun iin MGM'den alınan llm gerek deđerler ile YSA da gelitirilen model kullanılarak tahmin edilen aylık ortalama olarak 2008, 2009 ve 2010 yıllarına ait 3 yıllık toplam gne enerjisi ve rilerinin regresyon eđrisi

izelge 4.14'de Iskenderun iin llen ve YSA modeli ile tahmin edilen aylık ve yıllık ortalama gne enerjisi deđerleri ile deđerlerin oranı verilmitir. Iskenderun iin Mart, Ekim, Kasım ve Aralık aylarında YSA kullanılarak tahmin edilen deđerlerin MGM'den alına llen enerji deđerleriyle ok yakın olduđu, kalan aylarda ise kayda deđer farklılıklar olmamakla beraber Iskenderun iin llen deđerin yıllık bazda ortalaması olan 14.327 MJ/m² deđerine bakıldıđında deđerlerin birbirine ok yakın olduđu grlmektedir.

Çizelge 4.14. İskenderun için ölçülen ve YSA ile modeli ile tahmin edilen aylık ortalama güneş enerjisi değerleriyle değerlerin oranı

Aylar	Ölçülen (MJ/m ²)	Hesaplanan (MJ/m ²)	Değerlerin Oranı (%)
OCAK	6.858	6.567	1.044
ŞUBAT	9.103	8.488	1.072
MART	13.121	12.814	1.024
NİSAN	17.936	17.056	1.052
MAYIS	20.995	20.296	1.034
HAZİRAN	22.095	21.437	1.031
TEMMUZ	20.465	19.815	1.033
AĞUSTOS	19.153	17.502	1.094
EYLÜL	15.949	14.516	1.099
EKİM	11.466	11.390	1.007
KASIM	8.736	8.755	0.998
ARALIK	6.050	5.971	1.013
Yıllık Ortalama	14.327	13.717	1.044

Şekil 4.23’de İskenderun için 2008, 2009 ve 2010 yıllarına ait 3 yıllık verilerden elde edilen yıllık olarak aylık ortalama toplam güneş enerjisinin (MJ/m²) ölçülen ve YSA ile değerlerinin aylık değişimi görülmektedir.

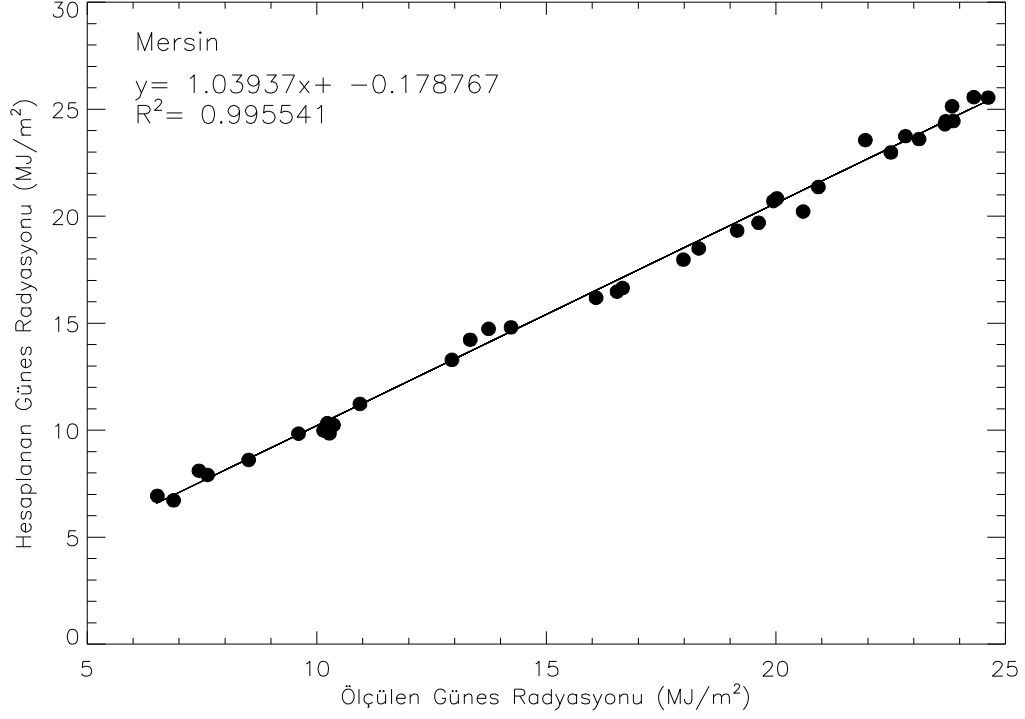


Şekil 4.23. İskenderun için 2008, 2009 ve 2010 yıllarına ait 3 yıllık verilerden elde edilen yıllık olarak aylık ortalama toplam güneş enerjisinin (MJ/m^2) ölçülen ve YSA ile değerlerinin aylık değişimi

4.12. Mersin İçin Ölçülen Ve Hesaplanan Aylık Ortalama Toplam Güneş Enerjisi

Şekil 4.24'de Mersin için MGM'den alınan ölçülmüş gerçek değerler ile YSA da geliştirilen model kullanılarak tahmin edilen aylık ortalama olarak 2008, 2009 ve 2010 yıllarına ait 3 yıllık toplam güneş enerjisi verilerinin regresyon analizini göstermektedir. Veriler üzerinden regresyon eğrisi geçirildiğinde elde edilen doğru denklem ve R^2 değeri grafiğin sol üst köşesinde verilmiştir. Buradan doğru denklemin $y=1.03937x-0.178767$ ve R^2 değerinin 0.996 % olduğu görülmektedir. R^2 'nin 0.996 % olması YSA'dan tahmin edilen değerlerin MGM'den alınan ölçülen gerçek güneş enerjisi değerine çok yakın olduğunu göstermektedir. Ayrıca, R^2 ye ek olarak Çizelge 4.3'deki istatistiksel değerlere bakıldığında RMSE $0.666 \text{ MJ}/\text{m}^2$, MAPE 0.032 %, MSE 0.443

MJ/m² ve RMSPE 0.040 %, olduđu, MSPE 0.002 %, MABE 0.524 MJ/m², MBE-0.469 MJ/m², MEP -0.028 %, WI 0.997 MJ/m² ve t-test 5.875% olduđu grlmtr.



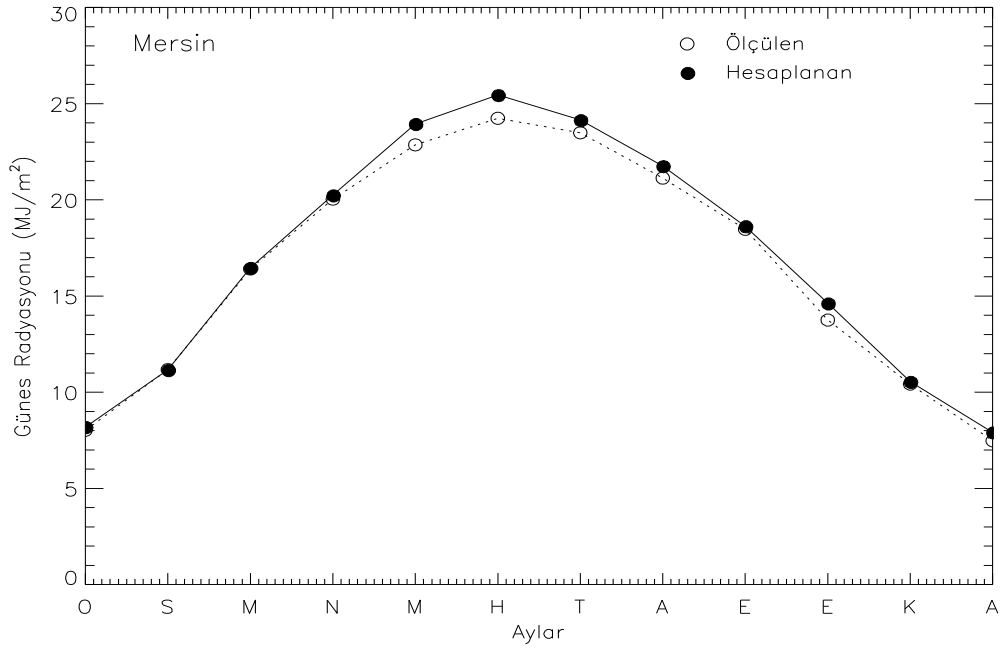
ekil 4.24. Mersin iin MGM'den alınan llm gerek deđerler ile YSA da gelitirilen model kullanılarak tahmin edilen aylık ortalama olarak 2008, 2009 ve 2010 yıllarına ait 3 yıllık toplam gne enerjisi verilerinin regresyon eđrisi

izelge 4.15'de Mersin iin llen ve YSA modeli ile tahmin edilen aylık ve yıllık ortalama gne enerjisi deđerleri ile deđerlerin oranı verilmitir Mersin iin ubat, Mart, Nisan, Eyll ve Kasım aylarında YSA kullanılarak tahmin edilen deđerlerin MGM'den alınma llen enerji deđerleriyle ok yakın olduđu, kalan aylarda ise kayda deđer farklılıklar olmamakla beraber Mersin iin llen deđerin yıllık bazda ortalaması olan 16.455 MJ/m² deđerine ile model tarafından tahmin edilen 16.924 MJ/m² deđerine bakıldıđında deđerlerin birbirine ok yakın olduđu grlmektedir.

ekil 4.25'de Mersin iin 2008, 2009 ve 2010 yıllarına ait 3 yıllık verilerden elde edilen yıllık olarak aylık ortalama toplam gne enerjisinin (MJ/m²) llen ve YSA ile deđerlerinin aylık deđiimi grlmektedir.

Çizelge 4.15. Mersin için ölçülen ve YSA ile modeli ile tahmin edilen aylık ortalama güneş enerjisi değerleriyle değerlerin oranı

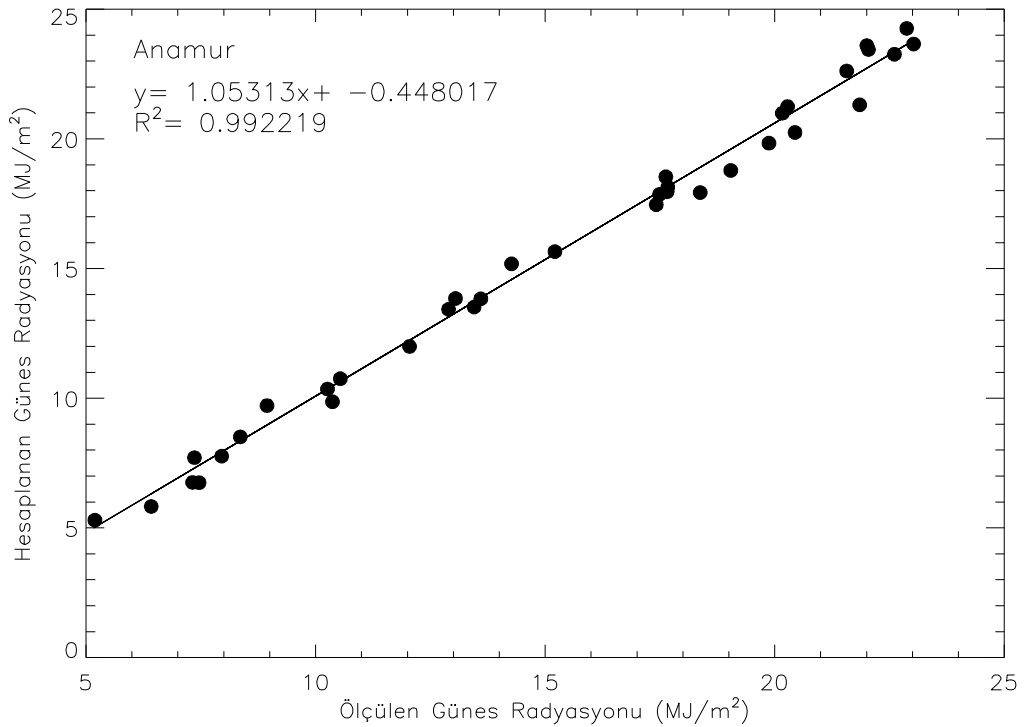
Aylar	Ölçülen (MJ/m ²)	Hesaplanan (MJ/m ²)	Değerlerin Oranı (%)
OCAK	8.017	8.191	0.979
ŞUBAT	11.176	11.159	1.001
MART	16.408	16.469	0.996
NİSAN	20.035	20.241	0.990
MAYIS	22.858	23.947	0.954
HAZİRAN	24.237	25.450	0.952
TEMMUZ	23.480	24.150	0.972
AĞUSTOS	21.130	21.759	0.971
EYLÜL	18.467	18.631	0.991
EKİM	13.752	14.623	0.940
KASIM	10.421	10.547	0.988
ARALIK	7.474	7.916	0.944
Yıllık Ortalama	16.455	16.924	0.972



Şekil 4.25. Mersin için 2008, 2009 ve 2010 yıllarına ait 3 yıllık verilerden elde edilen yıllık olarak aylık ortalama toplam güneş enerjisinin (MJ/m²) ölçülen ve YSA ile değerlerinin aylık değişimi

4.13. Anamur İçin Ölçülen Ve Hesaplanan Aylık Ortalama Toplam Güneş Enerjisi

Şekil 4.26'da Anamur için MGM'den alınan ölçülmüş gerçek değerler ile YSA da geliştirilen model kullanılarak tahmin edilen aylık ortalama olarak 2001, 2002 ve 2003 yıllarına ait 3 yıllık toplam güneş enerjisi verilerinin regresyon analizini göstermektedir. Veriler üzerinden regresyon eğrisi geçirildiğinde elde edilen doğru denklem ve R^2 değeri grafiğin sol üst köşesinde verilmiştir. Buradan doğru denklemin $y=1.05313x-0.448017$ ve R^2 değerinin 0.992 %, olduğu görülmektedir. R^2 'nin 0.992 %, olması YSA'dan tahmin edilen değerlerin MGM'den alınan ölçülen gerçek güneş enerjisi değerine çok yakın olduğunu göstermektedir. Ayrıca, R^2 'ye ek olarak Çizelge 4.3'deki istatistiki değerlere bakıldığında RMSE 0.693 MJ/m², MAPE 0.039 %, MSE 0.480 MJ/m² ve RMSPE 0.046 %, olduğu, MSPE 0.002 %, MABE 0.557 MJ/m², MBE -0.358 MJ/m², MEP -0.018 %, WI 0.996 MJ/m² ve t-test 3.568 % olduğu görülmüştür.



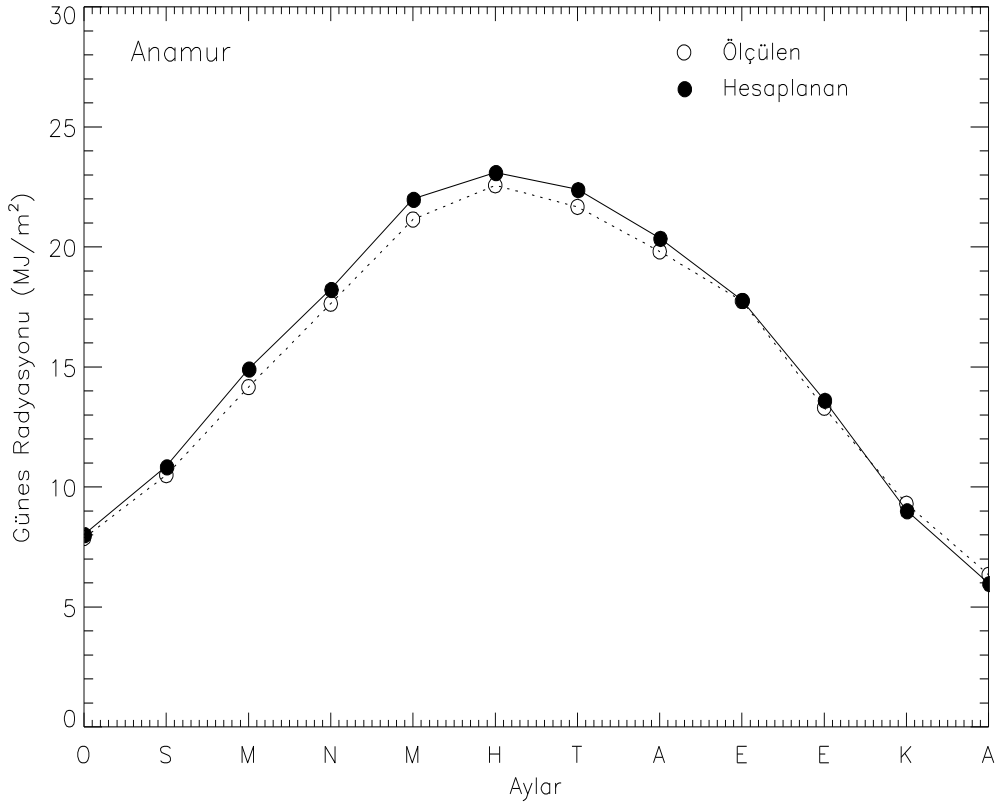
Şekil 4.26. Anamur için MGM'den alınan ölçülmüş gerçek değerler ile YSA da geliştirilen model kullanılarak tahmin edilen aylık ortalama olarak 2001, 2002 ve 2003 yıllarına ait 3 yıllık toplam güneş enerjisi verilerinin regresyon eğrisi

Çizelge 4.16’da Anamur için ölçülen ve YSA modeli ile tahmin edilen aylık ve yıllık ortalama güneş enerjisi değerleri ile değerlerin oranı verilmiştir. Anamur için Ocak, Eylül ve Kasım aylarında YSA kullanılarak tahmin edilen değerlerin MGM’den alınan ölçülen enerji değerleriyle çok yakın olduğu, kalan aylarda ise kayda değer farklılıklar olmamakla beraber Anamur için ölçülen değerlerin yıllık bazda ortalaması olan 15.169 MJ/m² değeri ile model tarafından tahmin edilen 15.527 MJ/m² değerine bakıldığında değerlerin birbirine çok yakın olduğu görülmektedir.

Çizelge 4.16. Anamur için ölçülen ve YSA ile modeli ile tahmin edilen aylık ortalama güneş enerjisi değerleriyle değerlerin oranı

Aylar	Ölçülen (MJ/m ²)	Hesaplanan (MJ/m ²)	Değerlerin Oranı (%)
OCAK	7.875	8.024	0.981
ŞUBAT	10.492	10.851	0.967
MART	14.158	14.924	0.949
NİSAN	17.634	18.242	0.967
MAYIS	21.142	21.995	0.961
HAZİRAN	22.565	23.107	0.977
TEMMUZ	21.666	22.399	0.967
AĞUSTOS	19.810	20.369	0.973
EYLÜL	17.744	17.781	0.998
EKİM	13.298	13.622	0.976
KASIM	9.298	9.019	1.031
ARALIK	6.341	5.986	1.059
Yıllık Ortalama	15.169	15.527	0.977

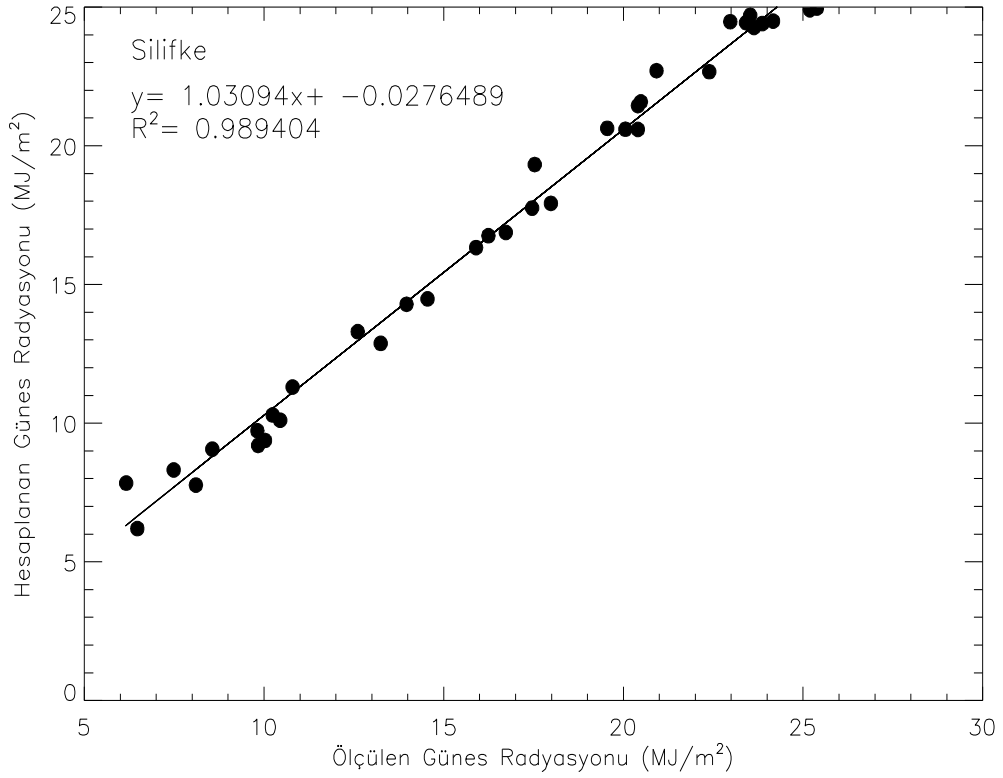
Şekil 4.27’de Anamur için 2001, 2002 ve 2003 yıllarına ait 3 yıllık verilerden elde edilen yıllık olarak aylık ortalama toplam güneş enerjisinin (MJ/m²) ölçülen ve YSA ile değerlerinin aylık değişimi görülmektedir



Şekil 4.27. Anamur için 2001, 2002 ve 2003 yıllarına ait 3 yıllık verilerden elde edilen yıllık olarak aylık ortalama toplam güneş enerjisinin (MJ/m^2) ölçülen ve YSA ile değerlerinin aylık değişimi

4.14. Silifke İçin Ölçülen Ve Hesaplanan Aylık Ortalama Toplam Güneş Enerjisi

Şekil 4.28’de Silifke için MGM’den alınan ölçülmüş gerçek değerler ile YSA da geliştirilen model kullanılarak tahmin edilen aylık ortalama olarak 2008, 2009 ve 2010 yıllarına ait 3 yıllık toplam güneş enerjisi verilerinin regresyon analizini göstermektedir. Veriler üzerinden regresyon eğrisi geçirildiğinde elde edilen doğru denklem ve R^2 değeri grafiğin sol üst köşesinde verilmiştir. Buradan doğru denklemin $y=1.03094x-0.0276489$ ve R^2 değerinin 0.989 % olduğu görülmektedir. R^2 ’nin 0.989 % olması YSA’dan tahmin edilen değerlerin MGM’den alınan ölçülen gerçek güneş enerjisi değerine çok yakın olduğunu göstermektedir. Ayrıca, R^2 ’ye ek olarak Çizelge 4.3’deki istatistikî değerlere bakıldığında RMSE 0.818 MJ/m^2 , MAPE 0.045 %, MSE 0.669 MJ/m^2 ve RMSPE 0.066 %, olduğu, MSPE 0.004 %, MABE 0.645 MJ/m^2 , MBE -0.479 MJ/m^2 , MEP -0.030 %, WI 0.995 MJ/m^2 ve t-test 4.278 % olduğu görülmüştür.



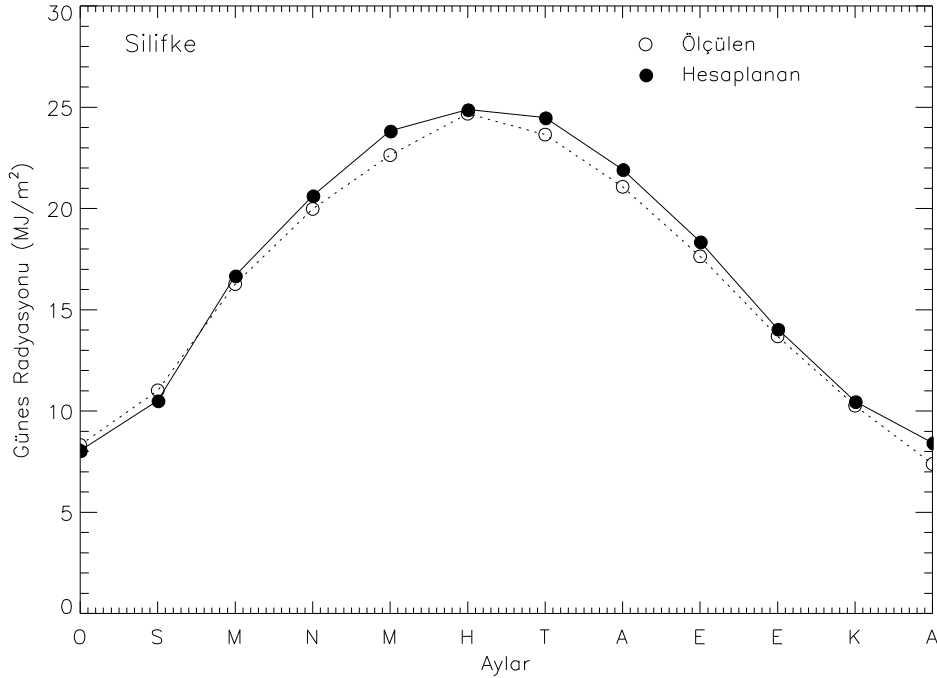
Şekil 4.28. Silifke için MGM'den alınan ölçülmüş gerçek değerler ile YSA da geliştirilen model kullanılarak tahmin edilen aylık ortalama olarak 2008, 2009 ve 2010 yıllarına ait 3 yıllık toplam güneş enerjisi verilerinin regresyon eğrisi

Çizelge 4.17'de Silifke için ölçülen ve YSA modeli ile tahmin edilen aylık ve yıllık ortalama güneş enerjisi değerleri ile değerlerin oranı verilmiştir. Silifke için Ocak, Haziran, Temmuz, Ağustos, Eylül ve Ekim aylarında YSA kullanılarak tahmin edilen değerlerin MGM'den alınan ölçülen enerji değerleriyle çok yakın olduğu, kalan aylarda ise kayda değer farklılıklar olmamakla beraber Silifke için ölçülen değerlerin yıllık bazda ortalaması olan 16.383 MJ/m^2 değeri ile model tarafından tahmin edilen 16.862 MJ/m^2 değerine bakıldığında değerlerin birbirine çok yakın olduğu görülmektedir.

Çizelge 4.17. Silifke için ölçülen ve YSA ile modeli ile tahmin edilen aylık ortalama güneş enerjisi değerleriyle değerlerin oranı

Aylar	Ölçülen (MJ/m ²)	Hesaplanan (MJ/m ²)	Değerlerin Oranı (%)
1	8.322	8.053	1.033
2	11.016	10.513	1.048
3	16.270	16.684	0.975
4	19.982	20.635	0.968
5	22.635	23.833	0.950
6	24.680	24.889	0.992
7	23.648	24.488	0.966
8	21.071	21.929	0.961
9	17.637	18.364	0.960
10	13.687	14.050	0.974
11	10.262	10.471	0.980
12	7.383	8.435	0.875
Yıllık Ortalama	16.383	16.862	0.972

Şekil 4.29'da Silifke için 2008, 2009 ve 2010 yıllarına ait 3 yıllık verilerden elde edilen yıllık olarak aylık ortalama toplam güneş enerjisinin (MJ/m²) ölçülen ve YSA ile değerlerinin aylık değişimi görülmektedir.



Şekil 4.29. Silifke için 2008, 2009 ve 2010 yıllarına ait 3 yıllık verilerden elde edilen yıllık olarak aylık ortalama toplam güneş enerjisinin (MJ/m²) ölçülen ve YSA ile değerlerinin aylık değişimi

5. SONUÇLAR VE ÖNERİLER

Akdeniz Bölgesinin bazı meteoroloji istasyonları için MGM'nden alınan 18 yıllık (1993 – 2010) verileri kullanılarak yatay yüzeye gelen aylık ortalama toplam güneş ışınım şiddetini MJ/m² cinsinden tahmin etmek için yapay sinir ağı (YSA) modeli kullanılmıştır. Akdeniz Bölgesinden seçilen yerleşim yerlerinin isimleri sırasıyla Kahramanmaraş ili ve Kahramanmaraş ilinin iki ilçesi olan Elbistan, Göksun, Adana ili ve Adana ilinin iki ilçesi Kozan ve Karataş, Antakya ili ve ilçesi İskenderun, Mersin ili ve Mersin ilinin iki ilçesi olan Anamur, Silifke, Burdur, Isparta ve Antalya olmak üzere toplam 14 veri istasyonundan oluşmaktadır. Coğrafik ve meteorolojik veriler: yerleşim yeri, ay, enlem, boylam, yükseklik, ortalama sıcaklık, toprak altı ortalama sıcaklık (5 cm), bağıl nem, bulutluluk, aylık ortalama buhar basıncı, aylık toplam güneşlenme süresi, aylık ortalama toprak üstü minimum sıcaklık ve aylık ortalama günlük toplam global güneşlenme şiddeti (cal/cm²) olmak üzere toplam 13 farklı parametreden oluşmaktadır.

MATLAB programı kullanılarak YSA ile verilerin eğitilmesi ve test edilmesi işlemleri yapılmıştır. İlk olarak aylık ortalama günlük toplam güneşlenme şiddetini (güneş ışınım şiddetini) MJ/m² tahmin etmek için ileri beslemeli bir referans sistemi oluşturulmuştur. Bu sistemin temel bileşenleri girdi katmanı, gizli katman ve çıktı katmanı olmak üzere üç katmandan oluşmaktadır. Girdi katmanı Çizelge 3.8 ve Şekil 3.26'da belirtildiği gibi yerleşim yeri, ay, enlem, boylam, yükseklik, ortalama sıcaklık, toprak altı ortalama sıcaklık (5 cm), bağıl nem, bulutluluk, aylık ortalama buhar basıncı, aylık toplam güneşlenme süresi ve aylık ortalama toprak üstü minimum sıcaklık olmak üzere toplam 12 farklı parametreden oluşturulmuştur.

Verilerin yaklaşık % 80'i ağı eğitmek amacıyla ve kalan % 20'si ise YSA modelinde eğitilen verileri test etmek amacıyla kullanılmıştır.

Girdi katmanından gelen 12 farklı bilgi (12 nöron) daha sonra gizli katmana gönderilerek eğitilmiş ve bu veriler kullanılarak çıktı katmanında yatay düzleme gelen toplam güneş ışınım şiddetini (MJ/m²) temsil etmek için çıkış katmanından yatay düzleme gelen toplam güneş ışınım şiddeti (MJ/m²) (1 nöron) tahmin edilmiştir.

Değişik modeller denenerek veriler eğitilmiş ve en iyi sonuca ulaşabilmek için gizli katmandaki nöronların sayısını değiştirerek korelasyon katsayısının (R^2) en büyük değeri olarak ve RMSE, MSE, MABE ve MAPE'nin en küçük değerlerine bakılmıştır (Çizelge 3.10). R^2 değerinin en büyük (%94) ve RMSE (1.542 MJ/m^2), MSE (2.378 MJ/m^2), MABE (1.084), MAPE (0.080) değerlerinin de en düşük olduğu eğitim algoritması “*trainlm*” (Levenberg-Marquardt) olduğundan analizlerde tek gizli katmana sahip ileri beslemeli geri yayımlı algoritma kullanılmıştır.

YSA parametreleri (eğitim fonksiyonu, gizli transfer fonksiyonu, çıktı fonksiyonu, gizli katmandaki nöron sayıları gibi) değiştirilerek pek çok model denenmiş ve en uygun model bulunmaya çalışılmıştır. En uygun YSA'nın mimari yapısı logaritmik sigmoid (logsig) transfer fonksiyon kullanan 12 nöronlu bir gizli katmandan ve lineer (purelin) transfer fonksiyonu kullanan bir çıktı katmandan oluşan ileri beslemeli geri yayımlı YSA (FFBPANN) (feed-forward backpropagation network: newff) modeli olduğuna karar verilmiş ve veriler buna göre eğitilmiştir. YSA modelinde Levenberg Marquand geri yayılım algoritması (*trainlm*) eğitim algoritması kullanılmıştır. Ayrıca, YSA modelinde kullanılan eğitim parametrelerine de karar verilmiştir (Çizelge 3.13).

Akdeniz Bölgesindeki 14 istasyondan elde edilen bu veri setleri verilerin eğitimi ve test edilmesi amacıyla iki kısma ayrılmış (Çizelge 3.7) ve veriler buna göre eğitilmiştir. YSA modelinden elde sonuçlar istatistik yöntemler kullanılarak ölçülmüş meteorolojik verilerle karşılaştırılmıştır.

İleri beslemeli geri yayımlı (*trainlm*) kullanılarak gerçekleştirilen eğitim işleminde en yüksek eğitim performansına ulaşmak için gizli katmandaki nöron sayılarına deneme-yanılma yoluyla 5-80 aralığında (44 tanesi Çizelge 4.1'de verilmiştir) nöron sayısı atanarak karar verilmiştir. Elde edilen modeller lineer ve çoklu lineer regresyon analizi yöntemleri kullanılarak en uygun modelin Çizelge 4.1'de verildiği gibi M28 modeli olduğu görülmüştür. Model 28'den (M28) eğitim algoritmasının Levenberg Marquand geri yayılım algoritması (*trainlm*), 12 nöronlu gizli katmanda logaritmik sigmoid (logsig) transfer fonksiyonu ve çıktı katmanında ise lineer (purelin) transfer fonksiyonu olup ağın mimari yapısının 12-12-1 olduğuna karar verilmiştir.

Geliştirilen YSA modeli ile yatay yüzeye gelen güneş enerjisi miktarları tahmin edilmiş ve MGM'den alınan yatay düzleme gelen güneş enerjisi ölçülen değerleriyle karşılaştırılmaları istatistiksel olarak yapılmıştır.

Tahmin edilen ve ölçülen değerler arasındaki farkı tahmin etmek için R^2 , RMSE, MAPE, MSE, RMSPE, MSPE, MABE, MBE, MPE, WI ve t-testi gibi istatistiksel değerlere bakılmıştır (Çizelge 4.2). Korelasyon katsayısının (R^2) en büyük ve diğer istatistiksel değerlerinin en düşük olduğu YSA modeli (M28) belirlenmiştir. Model 28'de (M28) verilen R^2 , RMSE, MAPE, MSE, RMSPE, MSPE, MABE, MBE, MPE, WI ve t-testi istatistiksel değerleri sırasıyla 0.940 %, 1.562 MJ/m², 0.079 %, 2.441 MJ/m², 0.110 %, 0.012 %, 1.072 MJ/m², -0.417 MJ/m², -0.035%, 0.983 MJ/m², ve 6.211 % olarak belirlenmiştir. Daha sonra YSA modeli kullanılarak 14 yerleşim yeri için test edilen verilerin lineer ve çoklu lineer regresyon analizi yöntemleri ve istatistiksel analiz metotları R^2 , RMSE, MAPE, MSE, RMSPE, MSPE, MABE, MBE, MPE, WI ve t-testi istatistiksel değerleri ile ayrı ayrı hesaplanmış (Çizelge 4.4) ve ölçülen gerçek değerlerle karşılaştırma yapılmıştır.

YSA modeli kullanılarak hesaplanan ve meteoroloji istasyonlarında ölçülen aylık ortalama toplam güneş ışınım şiddet (MJ/m²) değerleri her yerleşim yeri için ayrı ayrı incelenmiş ve hesaplanan ve ölçülen değerler arasındaki regresyonlara bakılmıştır. $R^2=0.995$ % değerinin en büyük ve RMSE 0.438 MJ/m², MAPE=0.029 %, MSE=0.192 MJ/m², RMSPE=0.040 %, MSPE=0.002 %, MABE=0.357 MJ/m², MBE=-0.164 MJ/m², MPE=-0.016 %, WI=0.999 MJ/m² ve t_test=2.396 % değerlerinin en düşük olduğu yerleşim yeri Kozan (Adana) olduğu görülmüştür (Çizelge 4.4).

Sonuç olarak, toplam güneş ışınımının tahmin edilen ve ölçülen değerleri arasında oldukça uyumlu olduğunu göstermiştir. Böylece, yapıla tez çalışması sonucunda, yatay düzleme gelen Güneş Enerjisinin belirlenmesinde yapay sinir ağı analizlerinin etkin bir yöntem olduğu görülmüştür. YSA tahminlerindeki başarılar, zaman, donanım, gerekli olan her bölgeye ölçüm merkezleri kurulamama ve maliyet gibi olumsuz yönleri bulunan ölçülen sonuçlarla karşılaştırıldığında oluşturulan YSA modelin güneş enerjisini tahmin etmede güçlü alternatif bir metot olduğunu ve ölçüm yapılamayan farklı

coğrafik alanlara uygulanabilirliđi, hata oranının az olması gibi avantajları olan YSA kullanımının yenilenebilir enerji alıřmalarında katkıları olacađı kanısına varılmıřtır. Geliřtirilen YSA modelinin diđer yerleřim yerleri ve farklı durumlar iin tahmin etmede kullanılabileceđini nermekteyiz.

KAYNAKLAR

- AbdulAzeez, M.A., “Artificial Neural Network Estimation of Global Solar Radiation Using Meteorological Parameters in Gusau, Nigeria”, Scholars Research Library, Archives of Applied Science Research, 3 (2):586-595, 2011.
- Acarođlu, M., “Alternatif Enerji Kaynakları”, Nobel Yayınevi, Ankara, 15, 2003.
- Agbo, G.A., Ibeh, G.F., Ekpe, J.E., “Estimation of Global Solar Radiation at Onitshahawith Regression Analysis and ArtificialNeural Network Models”, ResearchJournal of RecentSciences, Vol. 1(6), 27-31, 2012.
- Ahmad, M., J.veTiwari, G.N., “International Journal Of Energy And Environment”, Solar Radiationmodels – Review, Volume 1, Issue 3, pp.513-532, 2010.
- Ahmed, E.A., ve Adam, M.E., “Estimate of Global Solar Radiationby Using Artificial Neural Network in Qena, Upper Egypt,” Journal of Clean Energy Technologies, Vol. 1, No. 2, 2013.
- Akın, H.L., ve Levent, H., “Yapay Zekâda Vücut ve Beyin Problemi”, Bilgisayar ve Beyin, Nar yayınları, 1997.
- Alama, S., Kaushikb, S.C., ve Garg, S.N., “Computation Of Beam Solar Radiation At Normal İncidence Using Artificial Neural Network”, Science Direct Renewable Energy, 31 1483–1491, 2006.
- Alharbi, M.A., “Daily Global Solar Radiation Forecasting Using ANN and Extreme Learning Machine: A Case Study in SaudiArabia”, Submitted in Partial Fulfillment of the Requirementsfor the Degree of Master of Applied Science, Dalhousie University Halifax, Nova Scotia, 2013.

AL-Naimi, R.H., AL-Salihi, A.M., Bakr, D.I., “Neural Network Based Global Solar Radiation Estimation Using Limited Meteorological Data For Baghdad”, Iraq, International Journal Of Energy And Environment, Volume 5, Issue 1, Pp.79-84, 2014.

Altın, V., “Yenilenebilir enerji kaynakları”, Bilim-Teknik Dergisi, TÜBİTAK,410: 18 ,2002.

Altıntop, N., ve Erdemir, D., “Dünyada ve Türkiye’de Güneş Enerjisi ile İlgili Gelişmeler,” Mühendis ve Makina, cilt 54, sayı 639, s. 69-77, 2013).

Angela, K., Taddeo, S., James, M., “Predicting Global Solar Radiation Using an Artificial Neural Network Single-Parameter Model”, Hindawi Publishing Corporation Advances in Artificial Neural Systems, Volume 2011, Article ID 751908, 7 pages,doi:10.1155/2011/751908, 2011.

Assi, A.H., Al Shamisi, M.H., ve Hejase, H.A.N., “MATLAB Tool for Predicting the Global Solar Radiation in UAE, I: 10.1109/REDEC.2012.6416698 Conference: Renewable Energies for Developing Countries (REDEC), International Conference, 2012.

Ateş, B.M., Demir, H., Üresin, E., Tunç, Ş., ve Erdi, E., (Editörler). “Dünya’da Ve Türkiye’de Güneş Enerjisi”, İstanbul: Ekc Form Ofset, 2-193, 2009.

Bahadır, İ., “Bayes Teoremi Ve Yapay Sinir Ağları Modelleriyle Borsa Gelecek Değer Tahmini Uygulaması”, TOBB Ekonomi Ve Teknoloji Üniversitesi FB EYüksek Lisans Tezi, 2008.

Basheer, I.A., ve Hajmeer, M., “Artificial Neural Networks: Fundamentals, Computing, Design, And Application”, Journal of Microbiological Methods, 43 3–31, 2000.

- Başargan, A., “Uyarlamalı Üstel Tut & Ateşle (Adex1&F) Sinir Hücresi Modeline Yönelik Bir Sinaptik Bağlantı Ve Devre Benzetimi”, İstanbul Teknik Üniversitesi FBE Elektronik Ve Haberleşme Mühendisliği Anabilim Dalı Elektronik Mühendisliği Programı Yüksek Lisans Tezi, 2013.
- Bayrak, G., ve Gençoğlu, M.T., “İki Eksenli Güneş Takip Sisteminin Tasarımı ve PLC İle Kontrolü”, Fırat Ü. Müh. Fak., Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü, Elazığ, 2011.
- Beale, M.H., Hagan, M.T., ve Demuth, H.B., “Neural Network Toolbox User's Guide R2015b”, The Math Works, Inc. 3 Apple Hill Drive Natick, MA 01760-2098, 2015.
- Beiser, A., “Concepts Of Modern Physics”, McGraw Hill Book Company, United States of America, 135,139, 1987.
- Bishop, C.M., “Neural Networks for Pattern Recognition”, Oxford University Press, Oxford, 1995.
- Bose, N.K., ve Liang, P., “Nuera Networks”, New York, 1996.
- Bulut, H., “Bina Enerji Analizi Ve Güneş Enerji Sistemleri İçin Eğimli Yüzeyle Gelen Toplam Güneş Işınım Şiddeti Değerlerinin Hesaplanması”, 9. Ulusal Tesisat Mühendisliği Kongresi, Sempozyum Bildirisi, 2009.
- Cho, V.A., “Comparison of Three Different Approaches to Tourist Arrival Forecasting”, *Tourism Management*, 24: 323-330, 2003.
- Chua, L., ve Yang, L., “Cellular Neural Networks: Theory”, *IEEE Transaction on Circuits and Systems*, 35(10), 1257-1272, 1988.
- Cooper, P.I., “Solar Energy”, 12(3), 333–346, 1969.

- Çolak, İ., Bayındır, R., Sefa, İ., Demirbaş, Ş. ve Ergen, H., “Alternatif Enerji Kaynaklarının Kullanımı”, III. Yenilenebilir Enerji Kaynakları Sempozyumu, Mersin, 19-25, 2005.
- De, L.A.S., “*Forecasting Principles and Applications*”, Irwin, McGraw-Hill:Singapore, 1998.
- Deniz, E., ve Atik, K., “Coğrafik Ve Meteorolojik Veriler Kullanılarak Zonguldak’ta Güneş Işınım Şiddetinin Tahmini İçin Bir Çalışma”, Uludağ Üniversitesi Mühendislik-Mimarlık Fakültesi Dergisi, Cilt 12, Sayı 2, 2007.
- Doğan, E., Ateş, A., Yılmaz, E.C., ve Eren, B., “Application of Artificial Neural Networks to Estimate Wastewater Treatment Plant Inlet Biochemical Oxygen Demand”, *Environmental Progress*, 27(4), 439-446, 2008.
- Dorvlo, A.S.S., Jervase, J.A., ve Al-Lawati, A., “Solar Radiation Estimation Using Artificial Neural Networks,” *Applied Energy Elsevier Science Ltd. All rights reserved.*, PII: S0306-2619(02)00016-8, 2002.
- Dombaycı, Ö.A., Çivril, Ö., “Estimation of Hourly Mean Ambient Temperatures With Artificial Neural Networks”, *Mathematical and Computational Applications*, 11/3, 215-224, 2006.
- Duffie, J.A., ve Beckman, W.A., “*Solar Engineering of Thermal Processes*, 2th Edition”, John Wiley and Sons Inc., New York, 1991.
- Duncan, C.H., Willson R.C., Kendall, J.M., Harrison, R.G., ve Hickey, J.R., “Solar Energy”, 28, 385. *Latest Rocket Measurements of the Solar Constant*, 1982.
- Edalati, S., Ameri, M., ve Iranmanesh, M., “Estimating and Modeling Monthly Mean Daily Global Solar Radiation on Horizontal Surfaces Using Artificial Neural Networks in South East of Iran,” *Journal of Renewable Energy and Environment*, Vol. 2, No. 1, 36-42, 2015.

- Elmas, Ç., “Yapay Sinir Ağları (Kuram, Mimari, Eğitim, Uygulama)”, Seçkin Yayıncılık, Ankara, 2003.
- Elminir, H.K., Areed, F.F., ve Elsayed, T.S., “Estimation Of Solar Radiation Components Incident On Helwan Site Using Neural Networks,” Science Direct Solar Energy, 79 270–279, 2005.
- Ergezer, H., Dikmen, M., ve Özdemir, E., “Yapay Sinir Ağları ve Tanıma Sistemleri” P I V O L K A, Yıl:2 Sayı:6, Sayfa:14-15, 2003.
- Ersöz, E., Yaman, N., ve Birgören, B., “Müşteri İlişkileri Yönetiminde Verilerin Yapay Sinir Ağları İle Modellenmesi ve Analizi”, Gazi Üniversitesi Mühendislik Mimarlık Fakültesi Dergisi, 23 (4), 759-767, 2008.
- Es, H.A., “Yapay Sinir Ağları İle Türkiye Net Enerji Talep Tahmini” Yüksek Lisans Tezi Gazi Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Endüstri Mühendisliği Anabilim Dalı, 2013.
- Elminir, H.K., Areed, F.F., ve Elsayed, T.S., “Estimation Of Solar Radiation Components Incident On Helwan Site Using Neural Networks,” Science Direct Solar Energy, 79 270–279, 2005.
- Fadare, D.A., “Modelling Of Solar Energy Potential İn Nigeria Using An Artificial Neural Network Model”, Contentslistsavailable at Science Direct Applied Energy, 86 1410–1422, 2009.
- Fadare, D.A., Irimisose, I., Oni, A.O., Ve Falana, A., “Modeling of Solar Energy Potential in Africa Using an Artificial Neural Network”, American Journal Of Scientific And Industrial Research, 1.2.144.157, 2010.
- Fausett, L., “Fundamentals of Neural Networks: Architectures, Algorithms, and Applications”, Prentice-Hall, New Jersey, 3 ISBN:0-13-334186-0, 1994.

Fırat, M., ve Güngör, M., “Askı Madde Konsantrasyonu ve Miktarının Yapay Sinir Ağları ile Belirlenmesi”, İMO Teknik Dergisi, s. 3267-3282, 2002.

Foukal, P.V., “Solar Astrophysics”, Wiley. New York, 1990.

Graupe, D., “Principles Of Artificial Neural Networks”, (2nd Edition), Advanced Series on Circuits and Systems, Vol.6, Copyright by World Scientific Publishing Co. Pte. Ltd, 2007.

Görcelioğlu, E.,” Güneş Açıkları Ve Bunların Peyzaj Düzenlemelerindeki Önemi”, İstanbul Üniversitesi Orman Fakültesi Dergisi Seri B, Cilt 19, Sayı 3, 1969.

MGM, MGM’, <http://www.dmi.gov.tr>

Güneri, N., ve Apaydın, A., “Öğrenci Başarılarının Sınıflandırılmasında Lojistik Regresyon Analizi ve Sinir Ağları Yaklaşımı”, Ticaret ve Turizm Eğitim Fakültesi Dergisi, 1, 170 – 188, 2004.

Güven, E.N., Onur, H., Ve Sağıroğlu, Ş., “Bilgi Dünyası” 9(1):158-178, 2008.

Hanselman, D., Ve Littlefield, B., “Mastering Matlab 6. PrenticeHall”, New Jersey, 2001.

Hamzaçebi, C., “Yapay Sinir Ağları Tahmin Amaçlı Kullanımı Matlab ve Neurosolutions Uygulamalı”. Bursa, Ekim Yayınevi, 2011.

Hawley, D.D., Johson J.D., ve Raina, D., "Artificial Neural Systems: A New Tool for Financial Decision-Making” Financial Analyst Journal, , Nov/Dec, pp. 63-72., Erişim Tarihi: 20.11.2015 <http://www.cfa-pubs.org/doi/pdf/10.2469/faj.v46.n6.63>, 1990.

Haykin, S., “Neural Network, A Comprehensive Foundation”, Macmillan College Publishing Company, New York, 5 , 1994.

- Hebb, D., "The Organization of Behavior". A Neuropsychological Theory. Wiley, New York, 1949.
- Huang, W., Lai, K.K, Nakamori, Y. ve Wang, S., "Forecasting Foreign Exchange Rates With Artificial Neural Network: A Review" International Journal of Information Technology & Decision Making, 2004.
- Iqbal, M., "An Introduction to Solar Radiation", Academic Press Chap. 3. 1983.
- Jalluri, S.R., ve Ram, B.V.S., "A Neuro Fuzzy Controller for Introduction Machines Drives", Journal of Theoretical and Applied Information Technology, 19(2), 2010.
- Jiang, Y., "Prediction Of Monthly Mean Daily Diffuse Solar Radiation Using Artificial Neural Networks And Comparison With Other Empirical Models" Contents lists available at Science Direct Energy Policy, 36 3833–3837, 2008.
- Kaasra, I., ve Boyd, M., "Designing a Neural Network for Forecasting Financial and Economic Time Series" Neurocomputing, 10(3), 1996.
- Kandirmaz, H.M., Kaba, K., ve Avci, M., "Estimation of Monthly Sunshine Duration in Turkey Using Artificial Neural Networks", Hindawi Publishing Corporation International Journal of Photoenergy, Volume 2014, Article ID 680596, 2014.
- Karlık, B., "Çok Fonksiyonlu Protezler İçin Yapay Sinir Ağları Kullanılarak Miyoelektrik Kontrol", Doktora Tezi, Yıldız Teknik Üniversitesi, İstanbul , 1994.
- Kashaninejad, M., Dehghani, A.A., ve Kashiri, M., "Modeling of Wheat Soaking Using Two Artificial Neural Networks (MLP and RBF)". Journal of Food Engineering, Volume:91, Number:4, pp:602-607, 2009.
- Katırcıoğlu, İ. "Clean and Sustainable Energy Policies in Turkey" I. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 15(15), 5111-5119, 2011.

- Khatib, T., Mohamed, A., Sopian, K., Ve Mahmoud, M., “Solar Energy Prediction for Malaysia Using Artificial Neural Networks”, Hindawi Publishing Corporation International Journal of Photoenergy vol. 2012, Article ID 419504, 16, doi:10.1155/2012/419504, 2012.
- Kılıç, A., ve Öztürk A.. “Güneş Enerjisi”, Kipas Dağıtımçılık. İstanbul, S.331. 1983.
- Koca, A., Oztop H.F., Varol Y., ve Koca, G.O., “Estimation Of Solar Radiation Using Artificial Neural Networks With Different Input Parameters for Mediterranean-region of Anatolia in Turkey” Expert Systems with Applications, 38, 8756–8762, 2011.
- Kosko, B., “Neural Networks and Fuzzy Systems”, Prentice Hall, New Jersey, 1-90, 1992.
- Krishnaiah, T., Srinivasa Rao, S., Madhumurthy, K. ve Reddy, K.S., “Neural Network Approach for Modelling Global Solar Radiation” Journal of Applied Sciences Research, 3(10): 1105-1111, 2007.
- Kriesel, D., “A Brief, Introduction to, Neural Networks” (ZETA2-EN), 2005.
- Krose, B., ve Smagt, P.V., ”An Introduction to Neural Networks”. Netherlands: The University of Amsterdam, 1996.
- Kumar, R., Aggarwal, R.K., ve Sharma, J.D., “New Regression Model to Estimate Global Solar Radiation Using Artificial Neural Network”, Advances in Energy Engineering (AEE) Vol.1 Issue 3, 2013.
- Kumar, S., Kaur, T., ve Arora, M., “Estimation of Solar Radiation Using Artificial Neural Network” , International Journal of Science Technology & Management, Vol. 04, Issue No.01, 658-662, 2015.

- Lam, J.C., Wan., K.K.W., ve Yang, L., “Solar Radiation Modelling Using ANN’s for differentcl imates in China” Elsevier Ltd. Allrightsreserved. doi:10.1016/j.enconman. 09.021, 2007.
- Lourakis, M.I.A., “A Brief Description of the Levenberg-Marquardt Algorithm Imp-lemened by Levmar.”, Institute of Computer Science Foundation For Researc-hand Technology, Crete,Greece, 2005.
- Maier, H R., ve Dandy, G.C., “Neural Networks for The Prediction and Forecasting of Water Resources Variables: A Review of Modeling Issues and Applications”, Environmental Modeling & Software, 15 101-124, 2000.
- McCulloch, W.S., ve Pitts, W.H. "A logical calculus of ideasimmanent in nervoussacti- vity," Bulletin of Mathematical Biophysics, 5: 115-133, 1943.
- Mehrotra, K., Mohan C.K., ve Ranka, S., “Elements of Artificial Neural Networks” , Cambridge, Mass, MIT Press, c1997, ISBN 0-262-13328-8, 1997.
- “
- Mohandes, M., Ve Rehman, S., Global Solar Radiation Maps of Saudi Arabia”, Jour- nal of Energyand Power Engineering, ISSN 1934-8975, USA, Volume 4, No.12 (Serial No.37), 2010.
- Mubiru, J., ve Banda, E.J.K.B., “Estimation of Monthly Average Daily Global Solar Irradiation Using Artificial Neural Networks” Science Direct Solar Energy 82 181–187, 2008.
- Mubiru, J., “Using Artificial Neural Networks to Predict Direct Solar Irradiation”, Ar- ticle ID 142054, 6 pages, doi:10.1155/2011/142054, 2011.
- Muzathik, A. M., WanNik, W.M.N., Samo, K., ve Ibrahim, M.Z., “Hourly Global Solar Radiation Estimates on a Horizontal Plane”,Journal of Physical Science, Vol. 21(2), 51–66, 2010.

- Nabiyev, V.V., “Yapay Zeka Problemler, Yöntemler, Algoritmalar”, 1. Baskı, 2003.
- Ntungo, C, ve Milton, B, “Commodity Futures Tradingper for Mance Using Neural Network Models Versus Arima Models,” Journal Of Futures Markets, 18(8), 1998.
- Öcal, O., “Yapay Sinir Ağları Algoritması Kullanılarak Havzalarda Yağış-Akış-Katı Maddeİ lişkisinin belirlenmesi”, Yüksek Lisans Tezi, Pamukkale Üniversitesi, FBE, 2007.
- Önal, S. “Yapay Sinir Ağları Metodu İle Kızılırmak Nehri’nin Akım Tahmini”, Yüksek Lisans Tezi, Isparta, 2009.
- Öncel, İ.Ç., “Kırıkkale Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Endüstri Mühendisliği Anabilim Dalı, Yüksek Lisans Tezi, 2013.
- Öztemel, E., “Yapay Sinir Ağları”, Papatya Yayıncılık İstanbul, 2003.
- Öztemel, E., “Yapay Sinir Ağları”. İstanbul, Papatya Yayıncılık, 2012.
- Prastawa, A., Dalimi, R., ve Rezavidi, A. “Single Hidden Layer Artificial Neural Network Techniquefor Solar Energy Potential Predictionin Indonesia”, ISESCO JOURNAL of Science and Technology, Volume 10 - Number 17 ,2-10, 2014.
- Ramedani, Z., Omid M., Keyhani A. “Comparative Study of Fuzzy System and Artificial Neural Networks in Predicting Solar Radiation in Tehran Province”, Journal of EmergingTrends in Computing and Information Sciences, Vol. 4, No. 4, 2079-8407, 2013.
- Ramsey, WJ., “Thermal Environmental Engineering”, Univeristy of Minnesota, ME 5103: 1-14, 2003.

- Razafiarison, I.A.J., Andriazafimahazo L.F.G, Ramamonjisoa B.O.A. ve Zeghmati B. “Using Multilayered Neural Networks for Determining Global Solar Radiation Upon Tilted Surface in Fianarantsoa Madagascar”, *Revue des Energies Renouvelables* Vol. 14 N°2 ,329 – 342 329, 2011.
- Ripley, B.D., *Pattern Recognition and Neural Networks*, Cambridge University Press, Cambridge, ISBN 0-521-46086-7, 1996.
- Russel, S. ve Norvig, P., “Artificial Intelligence A Modern Approach, Third edition”. Prentice Hall, 2010. R  ther, R., Klesis, G., “Advantages of Thin Film Solar Modules in Faade”. *Sound Barrier and Roof-Mounted PV systems*, Eurosun’96, 1990.
- Sađırođlu, Ő., BeŐdok, E., ve Erler, M., “M  hendislikte Yapay Zeka Uygulamaları-I, Yapay Sinir Ađları”, *Ufuk Kitap K  rtasiye*, Kayseri, 24-25,33, 2003.
- Schalkoff, R.J., “Artificial Neural Networks”. McGraw-Hill, New York, 1997.
- Singh, K.P., Basant, A., Malik A. ve Jain, G. “Artificial Neural Network Modeling of Theriver Water Quality—A case study. *Ecological Modelling*, Volume:220, Number:6 ,pp:888-895, 2009.
- Smith, K.A., ve Gupta, J.N.D. “Neural Networks in Business: Techniques and Applications for The Operations Researcher” IRM Pres: United Kingdom, 2002.
- Solmaz, O., Kahramanlı, H., Kahraman, A., ve Ozgoren, M., “Prediction of Daily Solar Radiation Using ANN’s for Selected Provinces in Turkey”, 10th International Scientific Conference, UNITECH10, 19-20 November, Vol III, p.450-456, GABROVO , Bulgaria, 2010.
- SubaŐı, H., “Yapay Sinir Ađı İle Atık Su Arıtma Performansının Modellenmesi” ukurova  niversitesi FBE Y ksek Lisans Tezi, 2010.

- Suzuki, K., Artificial Neural Networks-Methodological Advances and Biomedical Applications. Croatia: InTech, 2011.
- Şahin, M., “Comparison of modelling ANN and ELM to estimate solar radiation over Turkey Using NOAA Satellite Data”, International Journal of Remote Sensing, 34:21,7508-7533, 2013.
- Şahin, M., Şenkal, O., ve Sarıkoç, A., “Yer Yüzey Sıcaklığının Price-1984 Algoritmasına Bağlı Hesaplaması” Selçuk Üniversitesi Ahmet Keleşoğlu Eğitim Fakültesi Dergisi Sayı 27, Sayfa 241 -253, 2009.
- Şen, Z., “Yapay Sinir Ağları ve İlkeleri”, Su Vakfı Yayınları, İstanbul, 9-10, 2004.
- Tektaş, M., Tektaş, N., Onat, N., Gökmen, G., Koçyiğit, G. ve Akıncı, T.Ç. “Web Tabanlı Yapay Zeka Teknikleri Eğitim Simülatörlerinin Hazırlanması”. Marmara Üniversitesi Bilimsel Araştırma Projeleri Komisyonu Başkanlığı Proje Raporu, (Proje No: Fen-E-050608-138, 2010.
- Tsaukalas, L.H., ve Uhrig, R.E. “Fuzzy and Neural Approaches in Engineering”. John Wiley & Sons, Inc. ISBN:0471160032 New York, NY, USA, 1996.
- Turhan, E., “Seyhan Havzasının Yağış-Akış İlişkisinin Yapay Sinir Ağları Yöntemi İle Modellenmesi” Çukurova Üniversitesi FBE Yüksek Lisans Tezi, 2012.
- Uyarel, A.Y., ve Öz, E.S., “Güneş Enerjisi ve Uygulamaları”, Birsen Yayınevi, İstanbul, 1987.
- Yadav A.K.,Chandel S.S. “Artificial Neural Network Based Prediction of Solar Radiation for Indian Stations” International Journal of Computer Applications (0975 – 8887) Volume 50 – No.9, July (2012).
- Yakut, E., “Veri Madenciliği Tekniklerinden C5.0 Algoritması Ve Destek Vektör Makineleri İle Yapay Sinir Ağlarının Sınıflandırma Başarılarının Karşılaştırılması, İmalat Sektöründe Bir Uygulama,” Doktora Tezi, Atatürk Üniversitesi, SBE İşletme Anabilim Dalı, Erzurum, 2012.

Yazıcı, Ü.H. “Yapay Sinir Ağları İle Banka Müşterisi Bekleme Süresi Tahmini”, Atatürk Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi, 2010.

YEGM, Yenilenebilir Enerji Genel Müdürlüğü www.eie.gov.tr/ E.T:01.02.2016

Yeşilkanat, C.M., Kobyay, Y., TaşkınÇevik, H., “U Yapay Sinir Ağları Yöntemi İle Artvin İlinde Ölçülen Gama Doz Oranlarının Ara Değer Modellemesi Ve Haritalanması”, Cumhuriyet Üniversitesi, Fen Fakültesi Fen Bilimleri Dergisi, (CFD), Cilt 35, No. 4 ISSN: 1300-1949, 2014.

Yurtoğlu, H., “Yapay Sinir Ağları Metodolojisi ile Öngörü Modellemesi: Bazı Makroekonomik Değişkenler İçin Türkiye Örneği”, Uzmanlık Tezleri, DPT, Ankara, 2005.

Zhang, G, ve Hu, M.Y., “Neural Network Forecasting of the British Pound/US Dollar Exchange Rate”, *OmegaInt. J. Mgmt. Sci*, 26(4): 495-506, 1998.

Zhang, G., Eddy P.B., ve Hu, M.Y., “Forecasting With Artificial Neural Networks: Thestate Of The Art” *International Journal Of Forecasting*, 1998.

ÖZGEÇMİŞ

1. Adı Soyadı : Yüksel OKUR

2. Doğum Tarihi : 01.02.1975

3. Öğrenim Durumu : Lisans

Derece	Bölüm/Program	Üniversite	Bitirme Yılı
Lisans	Fizik Eğitimi	Selçuk Üniversitesi	1998
Yüksek Lisans		Osmaniye Korkut Ata Ün.	Devam Ediyor

4. İş Tecrübesi:

Görev Unvanı	Görev Yeri	Yıl
Öğretmen	Osmaniye Milli Eğitim Müdürlüğü	1998-

5. Ulusal hakemli dergilerde yayımlanan makaleler:

D4- Şahan, Muhittin, Tokat Özgür, **Okur Yüksel**, Osmaniye’de Günlük Toplam Güneş Işınım Ölçümleri, SDU Journal of Science, 10-2: 97-105 (2015).