

T.C.
İSTANBUL AYDIN ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ



**YAPAY SİNİR AĞLARI İLE GÜNEŞ ENERJİSİ POTANSİYELİNİN
MODELLENMESİ VE GÜNEŞ PİLLERİ VERİM ANALİZİ**

YÜKSEK LİSANS TEZİ
Azar EYVAZOV

Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı
Bilgisayar Mühendisliği Programı

Temmuz, 2019

T.C.
İSTANBUL AYDIN ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ



**YAPAY SİNİR AĞLARI İLE GÜNEŞ ENERJİSİ POTANSİYELİNİN
MODELLENMESİ VE GÜNEŞ PİLLERİ VERİM ANALİZİ**

YÜKSEK LİSANS TEZİ
Azar EYVAZOV
(Y1413.010037)

Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı
Bilgisayar Mühendisliği Programı

Tez Danışmanı: Prof. Dr. Zafer ASLAN

Temmuz, 2019





T.C.
İSTANBUL AYDIN ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLER ENSTİTÜSÜ MÜDÜRLÜĞÜ

Yüksek Lisans Tez Onay Belgesi

Enstitümüz Bilgisayar Mühendisliği Ana Bilim Dalı Bilgisayar Mühendisliği Tezli Yüksek Lisans Programı Y1413.010037 numaralı öğrencisi Azar EYVAZOV 'nin "YAPAY SİNİR AĞLARI İLE GÜNEŞ ENERJİSİ POTANSİYELİ MODELLENMESİ VE GÜNEŞ PİLLERİ VERİM ANALİZİ" adlı tez çalışması Enstitümüz Yönetim Kurulunun 25.07.2019 tarih ve 2019/15 sayılı kararıyla oluşturulan jüri tarafından *oylanmıştır* ile Tezli Yüksek Lisans tezi olarak *kabul* edilmiştir.

Öğretim Üyesi Adı Soyadı

İmzası

Tez Savunma Tarihi : 30/07/2019

1) Tez Danışmanı: Prof.Dr. Zafer ASLAN

2) Jüri Üyesi : Prof.Dr. Ali GÜNEŞ

3) Jüri Üyesi : Prof. Dr. Sema TOPÇU

[Handwritten signatures of Prof. Dr. Zafer ASLAN, Prof. Dr. Ali GÜNEŞ, and Prof. Dr. Sema TOPÇU]

Not: Öğrencinin Tez savunmasında **Başarılı** olması halinde bu form **imzalanacaktır**. Aksi halde geçersizdir.



YEMİN METNİ

Yüksek Lisans tezi olarak sunduğum “Yapay Sinir Ağları ile Güneş Enerjisi Potansiyelinin Modellenmesi ve Güneş Pilleri Verim Analizi” adlı çalışmanın tezin projesi safhasından sonuçlanmasına kadarki bütün süreçlerde bilimsel ahlak ve geleneklere aykırı düşecek bir yardıma başvurulmaksızın yazıldığını ve yararlandığım eserlerin Bibliyografya ‘da gösterilenlerde oluştuğunu, bunlara atıf yapılarak yararlanılmış olduğunu belirtir ve onurumla beyan ederim.

Azar EYVAZOV





ÖNSÖZ

İlk olarak tez çalışmamın hazırlanmasında her türlü yardımı esirgemeyen ayrıca değerli görüş ve yorumları, rehberliği, desteği, sabrı ve anlayışı için değerli danışman hocam sayın Prof. Dr. Zafer ASLAN'a teşekkür ederim. Bu tez çalışmasında göz önüne alınan, modelleme aşamasında girdi olarak işleme tabi tutulan güneş radyasyonu verilerinin sağlanmasındaki desteklerinden dolayı Meteoroloji Genel Müdürlüğü ve İstanbul Teknik Üniversitesi Uçak ve Uzay Bilimleri Fakültesine teşekkürlerimi sunarım.

Temmuz, 2019

Azar EYVAZOV



İÇİNDEKİLER

Sayfa

ÖNSÖZ.....	vii
İÇİNDEKİLER	ix
KISALTMALAR	xi
SEMBOLLER	xiii
ÇİZELGE LİSTESİ.....	xv
ŞEKİL LİSTESİ.....	xvii
ÖZET.....	xix
ABSTRACT	xxi
1. GİRİŞ	1
1.1 Tezin Amacı	1
1.2 Literatür Araştırması	2
2. GÜNEŞ ENERJİSİ VE GÜNEŞ PİLLERİ VERİMLİĞİ	13
2.1 Güneş Enerjisi	13
2.1.1 Güneşin geometrik yapısı.....	13
2.1.2 Güneş radyasyonu	14
2.1.3 Güneş radyasyon ölçümleri.....	15
2.2 Güneş Pilleri.....	17
2.2.1 Güneş pillerinin yapımında kullanılan malzemeler	18
2.3 Kristal Silisyum Güneş Pilleri (c-Si).....	20
2.3.1 Monokristal silisyum güneş pili	21
2.3.2 Polikristal silisyum güneş pili	21
2.4 İnce Film Güneş Pilleri	22
2.4.1 Amorf Silisyum güneş pili	23
2.4.2 Galyum Arsenit güneş pili (GaAs).....	23
2.4.3 Bakır İndiyum Galyum Selenit güneş pili (CIGS).....	24
2.4.4 Boyaya duyarlı güneş pili	24
2.5 Güneş Panelinin Yapısı	24
2.6 Güneş Pillerinin Verim Analizi.....	26
2.6.1 Güneş panelinin yıllık verimliliğinin hesaplanması.....	29
3. MATERYAL VE VERİ.....	31
3.1 Türkiye'nin Güneş Enerji Potansiyeli	31
3.1.1 Ankara ilinin güneş enerji potansiyeli	35
3.1.2 Ankara istasyonu inceleme bölgesi ve veri.....	37
3.2 Yöntem.....	38
3.2.1 Min Max normalizasyon	38
3.2.2 Yapay Sinir Ağları (YSA).....	39
3.2.2.1 Tek katmanlı Yapay Sinir Ağları	41
3.2.2.2 Çok Katmanlı Yapay Sinir Ağları.....	41
3.2.3 Levenberg Marquardt algoritması (LM)	43
3.2.4 Bayesian Regularization algoritması.....	44
3.2.5 Ölçekli Eşlenik Eğim algoritması	45

3.2.6 Ortalama kare hatası (MSE).....	46
4. BULGULAR	47
4.1 Verilerin Model Sonuçlarının Yorumlanması.....	47
4.2 Yapay Sinir Ağları Uygulamaları	51
4.3 Modellerin Performanslarının Karşılaştırılması.....	55
5. SONUÇ ve ÖNERİLER.....	59
KAYNAKLAR.....	61
EKLER.....	67
ÖZGEÇMİŞ.....	79



KISALTMALAR

B	: Basınç
BR	: Bayesian Regularization
CdTe	: Kadmiyum Tellürid Güneş Pili
CIGS	: Bakır İndiyum Galyum Selenid Güneş Pili
c-Si	: Kristal Silisyum Güneş Pili
DVM	: Destek Vektor Makinesi
EVA	: Etilen Vinil Asetat
G	: Güneşlenme
GA	: Genetik Algoritma
GaAs-m	: Galyum Arsenit Multikristal Güneş Pili
GaSa	: Galyum Arsenit Güneş Pili
GGR	: Global Güneş Radyasyonu
InP	: İndiyum Fosfit Güneş Pili
LM	: Levenberg Marquardt
MAE	: Ortalama Mutlak Hatası
MATLAB	: Matrix Laboratory
MBE	: Ortalama Sapma Hatası
MGM	: Meteoroloji Genel Müdürlüğü
MPE	: Maksimum Yüzde Hatası
MPE	: Ortalama Yüzde Hatası
ÖEE	: Ölçekli Eşlenik Eğitim Algoritması
poly-Si	: Polikristal Silisyum Güneş Pili
PV	: Fotovoltaik
RMSE	: Ortalama Karekök Hatası
RSNY	: Rüzgar, Sıcaklık, Nem, Yağış
SPSS	: Sosyal Bilimler İçin İstatistik Programı
TS	: Toprak Sıcaklığı
UBÜ	: Uygulamalı Bilimler Üniversitesi
YEGM	: Yenilenebilir Enerji Genel Müdürlüğü
YSA	: Yapay Sinir Ağları



SEMBOLLER

A	: Sapma Vektörü
a₀	: Deneysel Olarak Belirlenmiş Katsayılar
b	: Katman Çıkışı Vektörü
e	: Hata Vektörü
E_D	: Ağdaki Hataların Toplamı
E_ω	: Ağdaki Ağırlıkların Toplamı
FF	: Doldurma Faktörü
H	: Güneş Radyasyonu
H₀	: Atmosfer Tepesindeki Güneş Radyasyonu
I	: Birim Matrisi
I_{SG}	: Kısa Devre Akımı
IW	: Giriş Ağırlık Matrisi
J	: Jacobian Matrisi
LW	: Gizli Ağırlık Matrisi
max_A	: Giriş Değerleri İçerisinde En Büyük Sayı
min_A	: Giriş Değerleri İçerisinde En Küçük Sayı
MJ	: Megajule
N	: Gün Uzunluğu
n	: Güneşlenme Süresi
V	: Girdi Değeri
V_{oc}	: Açık Devre Voltajı
W	: Ağırlık Vektörü
X	: Giriş Vektörü
x¹	: Normalize Edilmiş Veriler
Y_i	: Gerçek Değerler
Y_{i-1}	: Tahmin Edilen Değerler
α ve β	: Fonksiyon Parametreleri
η	: Verimlilik
μ	: Kombinasyon Katsayısı



ÇİZELGE LİSTESİ

	<u>Sayfa</u>
Çizelge 2.1: Otomatik güneş radyasyonu ölçüm parametreleri	16
Çizelge 2.2: PV modülün teknik özellikleri.....	28
Çizelge 2.3: PVmodülün teknik özellikleri.....	29
Çizelge 3.1: Türkiye'nin Aylık Ortalama Güneş Enerji Potansiyeli	33
Çizelge 3.2: Türkiye'nin Yıllık Toplam Güneş Enerji Potansiyelinin Bölgelere Dağılımı	33
Çizelge 3.3: Ankara'daki meteorolojik istasyonun konum noktası	37
Çizelge 3.4: İstasyon verileri (MGM).....	37
Çizelge 4.1: LM algoritması YSA model sonuçları	47
Çizelge 4.2: BR algoritması YSA model sonuçları	48
Çizelge 4.3: ÖEE algoritması YSA model sonuçları.....	49
Çizelge 4.4: LM algoritması kullanarak yapılan mevsimlik güneş enerji potansiyeli tahmini	50
Çizelge 4.5: BR algoritması kullanarak yapılan mevsimlik güneş enerji potansiyeli tahmini	51
Çizelge 4.6: 2013-2018 yılları arasında gelen aylık toplam güneş radyasyonu değerleri (kWh/m ²).....	55



ŞEKİL LİSTESİ

Sayfa

Şekil 2.1:	Dünya ve Güneş arasında geometrik ilişki	14
Şekil 2.2:	Yeryüzünde yatay düzleme gelen ışınım çeşitleri	15
Şekil 2.3:	Güneş Radyasyon değerlerini ölçmek için kullanılan Piranometre ve Pirheliometre	17
Şekil 2.4:	1976- 2019 yıllarına arasında geliştirilmiş güneş pillerinin dönüşüm verimleri	18
Şekil 2.5:	Fotovoltaik Pıl, Modül, Panel ve Güneş Panel Dizisi.....	19
Şekil 2.6:	Güneş Pillerinin Jenerasyonu.....	20
Şekil 2.7:	2013-2018 yılları arasındaki Monokristal ve Polikristal Silisyum Güneş Pilleri	21
Şekil 2.8:	Monokristal ve polikristal silisyum güneş panelleri	22
Şekil 2.9:	İnce Film Güneş Pilleri	23
Şekil 2.10:	PV Panelin katmanları	25
Şekil 2.11:	Güneş Enerji Çıktı Grafiği (2013-2018).....	30
Şekil 3.1:	Türkiye'nin Güneş Enerji Potansiyeli.....	32
Şekil 3.2:	Türkiye'nin Global Radyasyon Değerleri (kWh/m ²) ve Güneşlenme Süresi (saat).....	32
Şekil 3.3:	Türkiye'nin Ortalama Günlük Toplam Güneşlenme Süresi	34
Şekil 3.4:	Yıllık Ortalama Günlük Güneşlenme Süresi 1985- 2017 yılları arasındaki Değişimi	34
Şekil 3.5:	Aylık Ortalama Günlük Güneşlenme Süresi Verisinin 1985-2018 Aylık Ortalama Değerlerinin 2017 ve 2018 Aylık Değerlerle Karşılaştırılması	35
Şekil 3.6:	Ankara güneş enerji radyasyon ve ışınım haritası ilçelere göre dağılımı	36
Şekil 3.7:	Ankara Global Radyasyon Değerleri (kWh/m ²) ve Güneşlenme Süresi (Saat)	36
Şekil 3.8:	Yapay Sinir Ağları	40
Şekil 3.9:	Tek Katmanlı Yapay Sinir Ağları	41
Şekil 3.10:	Çok katmanlı Yapay Sinir Ağları	42
Şekil 3.11:	YSA modelinin tasarımı için temel akış diyagramı.....	43
Şekil 4.1:	LM algoritması uygulanarak üç nöronlu gizli katman YSA modeline dayalı tahmin edilen ve gözlem değerlerinin karşılaştırılması	50
Şekil 4.2:	MATLAB uygulaması YSA eğri uydurma aracı (Neural Fitting Tool).....	51
Şekil 4.3:	MATLAB uygulaması YSA regresyon eğrileri (Plot Regression).....	52
Şekil 4.4:	MATLAB uygulaması YSA eğri uydurma aracı (Neural Fitting Tool).....	53
Şekil 4.5:	MATLAB uygulaması YSA regresyon eğrileri (Plot Regression).....	53

ŞEKİL LİSTESİ (devam)

Sayfa

Şekil 4.6:	MATLAB uygulaması YSA eğri uydurma aracı (Neural Fitting Tool).....	54
Şekil 4.7:	MATLAB uygulaması YSA regresyon eğrileri (Plot Regression).....	55
Şekil 4.8:	Yıllık toplam güneş radyasyonu, (kWh/m ² , Ankara, 2013-2018)	56
Şekil 4.9:	Aylık Toplam Güneş Radyasyonu, (kWh/m ² , Ankara, 2013-2018).....	57



YAPAY SINIR AĞLARI İLE GÜNEŞ ENERJİSİ POTANSİYELİNİN MODELLENMESİ VE GÜNEŞ PİLLERİ VERİM ANALİZİ

ÖZET

Güneş radyasyonu tahmini güneş enerji sistemlerinin tasarımı ve işletimi için önemlidir. Bu yüksek lisans tezi, güneş enerjisi potansiyelinin tahmin edilmesi ve güneş pillerinin verim analizinin incelenmesi ile ilgilidir. Tezde çalışma alanı olarak Ankara Meteoroloji İşleri Genel Müdürlüğü (MGM) Bölge İstasyonu seçilmiş ve güneş enerji potansiyelini tahmin etmek için Meteoroloji Genel Müdürlüğü'nden elde edilen 2013-2018 yıllarına ait günlük güneş radyasyon verilerini kullanarak yıllık ve mevsimsel tahminler yapılmıştır. İstatistiksel analiz bölümünde güneş radyasyonu, minimum, maksimum medyan vb. açıklayıcı istatistiksel büyüklükleri, aylık, mevsimsel ve yıllık değişimleri incelenmiştir. Veri ön işlem aşamasında, eksik veriler tamamlanmış ve Min–Max yöntemi kullanılarak veriler 0 ile 1 arasında normalize edilmiştir. Güneş enerji potansiyelini tahmin etmek için Yapay Sinir Ağları (YSA) modeli kullanılmıştır. YSA modelini LM (Levenberg-Marquardt), BR (Bayesian Regularization), ÖEE (Ölçekli Eşlenik Eğitim) olmak üzere üç algoritma göz önüne alınarak veriler eğitilmiş ve bu algoritmalarından elde edilen sonuçlar karşılaştırılmıştır. YSA modelini kullanarak gerçekleştirilen tahmin aşamasında günlük güneş radyasyon verileri iki gruba ayrılmıştır: a) Girdi verileri 2013 – 2017 yılları, b) Çıktı verileri 2018 yılı. YSA modeli kullanarak MATLAB/Simulink uygulamasında 2013-2017 yılı verileri eğitim aşamasında, 2018 yılı verileri tahmin test aşamasında kullanılmıştır. Sonuç olarak, YSA modeli kullanarak karşılaştırılan üç algoritmalarından en iyi sonucu (MSE = 1.11) LM (Levenberg- Marquardt) algoritması vermiştir. Mevsimsel tahmin sonucu ilkbahar, güneş enerji potansiyeli tahmini için MSE (1.02) ile en düşük hata değerini vermektedir. Tezin uygulama bölümü, güneş panellerinin verim analizi ile ilgili iki pilot çalışmayı içermektedir.

Anahtar Kelimeler: *Yapay Sinir Ağları, Modelleme, Güneş Enerjisi, Güneş Pilleri*



MODELING OF SOLAR ENERGY POTENTIAL WITH ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS AND SOLAR CELL EFFICIENCY ANALYSIS

ABSTRACT

Solar radiation estimation is important for the design and operation of solar energy systems. This master thesis is about estimating the potential of solar energy and research the efficiency of solar cells. Ankara General Directorate of Meteorology Service Meteorological (MGM) Regional Station was chosen as the study area of the thesis and in order to estimate annual and seasonal forecasts the global solar energy potential and daily average sunshine intensity data for 2013-2018 obtained from MGM. Statistical analyses were presented and descriptive statistics, monthly, seasonal and annual variations of solar radiation have been evaluated. In the data preprocessing stage, the missing data was completed and the data was normalized between 0 and 1 using the Min – Max method. ANN model was used to estimate global sunshine intensity. The ANN model was trained using three algorithms: LM (Levenberg-Marquardt), BR (Bayesian Regularization), SCG (Scaled Conjugate Gradient) and these algorithms were compared. To estimate daily global sunshine intensity, data divided into two groups: a) Input data 2013- 2017 years b) Estimated data for 2018 year. In the MATLAB/Simulink application using ANN model and 2013-2017 data were trained and 2018 data were used in estimation test stage. As a result, LM (Levenberg-Marquardt) algorithm presents the best result (MSE = 1.1108) among the three algorithms compared using ANN model. In spring MSE of seasonal estimation is 1.0228. The last part of the thesis covers two case studies of efficiency analyses of solar panels.

Keywords: *Artificial Neural Networks, Modelling, Solar Energy, Solar Cells*



1. GİRİŞ

Günümüzde, enerjinin her alanda kullanılması ve artan enerji ihtiyacı, alternatif enerji kaynaklarının kullanılmasına ve enerji konusunun araştırılmasına büyük önem verilmektedir. Bu enerji kaynaklarından en değerlisi olan yenilenebilir enerji kaynakları önemli bir yer tutmaktadır. Yenilenebilir enerji, hızlı ve güvenilir bir şekilde kendini yenileyebilen bir doğal kaynaktır. Yenilenebilir enerji kaynakları sürdürülebilir ve çevre kaynaklar arasında yer almakta olup, bu özellikleri tüm canlılar ve gezegenimiz için mükemmel bir seçimdir. Fosil yakıtların aksine, bu enerji kaynakları sürekli yenilenebilmektedir. Petrol ve kömür gibi fosil yakıtlarından da enerji üretilir, ancak bu enerji kaynaklarının yeniden oluşması uzun yıllar sürer ve aynı zamanda da petrol, kömür ve nükleer gibi geleneksel enerji kaynaklarının çevre üzerinde olumsuz etkileri vardır. Bu olumsuz etkileri azaltmak için araştırmacılar güneş, rüzgâr ve jeotermal gibi yenilenebilir enerji kaynaklarına yönelmektedirler (Çitak ve Kılınc Pala, 2016). Dünyada altı ana yenilenebilir enerji kaynağı türü vardır: Bioenerji, jeotermal enerji, hidroelektrik, okyanus enerjisi, güneş enerjisi ve rüzgâr enerjisidir. Bunların içerisinde güneş enerjisi potansiyeli ve kullanım avantajı diğer yenilenebilir enerji kaynaklarından daha fazladır. Güneş hidrojen gazını özünün merkezinde füzyon nedeniyle helyuma çevirerek yüksek miktarda radyasyonu yer yüzüne gönderir. Bu sürece nükleer füzyon denir. Füzyon, daha hafif elemanlar daha ağır elemanlar olmak üzere bir araya getirildiğinde meydana gelir. Bu olduğunda, muazzam miktarda enerji üretilir. Güneş her saniye yaklaşık 5 milyon ton kütleli enerjiye çevirir. Bu enerjinin dünyaya ulaşan kısmı yaklaşık olarak 1.5×10^{18} kWh bir enerji demektir. Bu miktar 1.9×10^{14} ton kömüre eşdeğerdir. Dünyanın enerji tüketimini 10^{10} ton kömüre eşdeğer olduğunu düşünürsek, rakamların ciddiyeti ve büyüklüğü daha iyi anlaşılmaktadır (Karamanav, 2007).

1.1 Tezin Amacı

Ankara meteoroloji istasyonunda ölçülen günlük güneş radyasyon verileri kullanarak Ankara bölge istasyonunun güneş enerji potansiyelini tahmin etmek ve güneş pillerini

veriminin incelenmesi amaçlanmıştır. Ankara bölge istasyonunun günlük global güneş enerji potansiyelini tahmin etmek için uygulanan üç algoritmanın hangisinin en iyi sonuç verdiği araştırılmıştır.

1.2 Literatür Araştırması

Dünyada ve ülkemizde Güneş enerji potansiyelin YSA (Yapay Sinir Ağları) kullanarak tahmin edilmesi üzerine birçok araştırmalar yapılmıştır. Bu araştırmalarda birçok farklı metot kullanılmıştır. Aşağıda bu yapılmış araştırmalardan örnekler sunulmuştur.

Gürlek ve Sahin (2018), yılında yaptıkları çalışmada, Sivas ve civarı için güneş enerji potansiyelini dört farklı ölçüm istasyonundan (Divriği, Gemerek, Kangal, Sivas şehir merkez) elde edilen meteorolojik ve coğrafi verileri kullanarak tahmin edilmiştir. Güneş enerjisi potansiyelini tahmin etmek için ileri beslemeli YSA metodu kullanılmıştır. YSA modellemesi için Meteoroloji Genel Müdürlüğünden elde edilen 1986-2000 yılları (Divriği için 2010-2016) meteorolojik veriler kullanılmıştır. Sivas'ta gözlemlenen sıcaklık ve güneşlenme süresi verilerinin bulunduğu bölgeler için global güneş ışınımını tahmin etmek üzere YSA modelinin güvenle kullanılabileceği sonucuna varılmıştır.

Honglu Zhu ve diğ. (2015), bu çalışmada fotovoltaik enerji santrallerinde enerji elde etmek için iki yöntem kullanmışlar: Wavelet ve YSA. YSA ve Wavelet modeli kullanarak bulutlu ve güneşli havada güneş enerji potansiyelini tahmin etmek için bu iki model karşılaştırılmıştır. Bu kullanılan model geleneksel tahmin modeliyle ve wavelet modelinin sonuçları ile karşılaştırılmıştır. Sonuç olarak, kullanılan bu modelle birkaç işlem adımı ile daha iyi tahminler elde edildiği görülmüştür.

Premalatha ve Amirtham (2016), araştırmalarında Hindistan'ın aylık ortalama güneş enerji potansiyelini tahmin etmek için iki farklı YSA modeli ve dört algoritma kullanmışlar. Kullanılan dört farklı algoritmaya sahip iki YSA modeli ele alınmıştır. Ağ Levenber-Marquardt, Ölçekli Eşlenik Eğitim, Gradyan, Gradyan İniş ve Esnek Geri Yayılım algoritmaları kullanarak eğitilmiştir. Modelleri eğitmek için Hindistan'da (Bangalore, Chennai, Kolkatta, Yeni Dehli, Mumbai) beş farklı yerden son 10 yılda toplanan (2000-2009) meteorolojik veriler kullanılmıştır. YSA'da altı girdi verisi ve 30 nöron gizli katmanda kullanılmıştır. Tahmin edilen değerlerinin

(%98-99) YSA ikinci modeliyle istasyonlar için ölçülen değerlere yakın olduğunu tespit edilmiştir. Son olarak, elde edilen sonuçlar YSA modelinin, Hindistan'daki aylık ortalama küresel güneş potansiyelinin doğru bir şekilde tahmin etmek için kullanılabileceğini göstermiştir.

Rajesh ve diğ. (2013), Bu çalışmada güneşlenme şiddetini tahmin etmek için YSA yöntemi kullanarak yeni regresyon model geliştirmişler. Bu geliştirilmiş yeni Angstrom-Prescott modelinde aylık güneşlenme şiddetini tahmin etmek için saatlik güneş verileri kullanılmıştır. Kuzey Hindistan'ın dört farklı bölgesindeki istasyonlardan alınan aylık güneşlenme şiddeti veriler kullanarak YSA modeli uygulanarak MATLAB uygulaması hesaplama yapılmıştır. Tahmin aşamasında YSA gizli katmanında on nöron kullanılmıştır. YSA'nı eğitmek için sekiz aylık veriler modeli oluşturmak için, iki aylık verileri doğrulama ve kalan iki aylık verileri test etmek için kullanılmıştır. Yapılan testler sonucu, Angstrom-Prescott Modeliyle elde edilen değerlerin Maksimum Yüzde Hatası ve Ortalama Kare Hatası sıfıra yakın olduğu saptanmıştır.

Emad ve Adam (2013), Mısır'ın Kina şehrinde YSA modelini kullanarak aylık güneş radyasyonu tahmin etmek için çalışmalar yapmışlardır. Günlük güneş radyasyonu ve saatlik güneşlenme şiddeti Mısır'ın istasyonlarından biri olan Kina Meteoroloji istasyonundan 2007 yılının verileri göz önüne alınmış ve analiz edilmiştir. Yatay düzleme gelen aylık güneş radyasyonu değerleri iki model YSA ve Ampirik Model kullanarak tahmin edilmiştir. YSA modeli kullanarak elde edilen MBE hatası 48 kWh/m², RMSE 115 kWh/m² olmuştur. Ampirik model kullanarak elde edilen MBE hatası -355 kWh/m², RMSE hatası ise 540 kWh/m² olmuştur. YSA'nı kullanarak yapılan hesaplarla diğer Ampirik modele göre daha iyi sonuç alındığı saptanmıştır.

Nnabuenyi ve diğ. (2017), çalışmalarında Nijerya'nın Oke şehrindeki aylık ortalama günlük güneş ışınımını tahmin etmek güneşlenme süresi, minimum ve maksimum sıcaklık derecesi verileri kullanılmış ve analiz edilmiştir. Bu çalışmada 2000-2014 yılları güneşlenme süresi verileri Ulusal Havacılık ve Uzay Yönetimi arşivinden alınmıştır. Aylık güneşlenme radyasyonunu tahmin etmek için iki model Angstrom ve Hargreaves-Samani sıcaklık modeli kullanılmıştır. İstatiksel hata tahminleri MPE, RMSE, MBE hesaplanmıştır. Sonuç olarak, tahmin edilen değerlerin her iki modelde birbirine çok yakın olduğu saptanmıştır.

Jwaid ve Teyabeen (2017), arařtırmalarında kresel gneř radyasyonunu tahmin etmek iin gneř ıřınımına dayalı modeller uygulanmıřtır. Bu alıřmada kullanılan sekiz geleneksel model (Linear, Quadratic, Cubic, Logarithmic, Exponential, Linear Logarithmic, Linear Exponential, Power modeller) ve bir yeni model kullanarak yatay yzeeye gelen gneřlenme sresi tahmin edilmiřtir. Bu yeni model ters model (reverse model) adlanır (Jwaid ve Teyabeen, 2017).

$$\frac{H}{H_0} = \alpha_0 + \alpha_1 \left(\frac{n}{N}\right) + \alpha_2 / \left(\frac{n}{N}\right) \quad (1.1)$$

H – gneř radyasyonu (Mj/m²), H₀ – atmosfer tepesindeki gneř radyasyonu (Mj/m²), n – gneřlenme sresi (h), N – gn uzunluęu (h), a₀, a₁, a₂, ve a₃ – deneysel olarak belirlenmiř katsayılardır.

Gneř radyasyonunu tahmin etmek iin kullanılan veriler Libyanın Tripoli blgesindeki (enlem 32,81, boylam 13.43), 2015 yılında her dakikada llmř veriler kullanılmıřtır. Yapılan testler sonucunda, bu sekiz model reverse modelleriyle karřılařtırılmıř ve aylık gneř tahmininde Linear Modelin (0.2067) Reverse modelden (0.4762) daha dřk hata verdięi saptanmıřtır.

Yadav ve Chandel (2013), alıřmalarında maksimum dzeyde gneř enerjisi elde etmek iin gneř panellerinin eęim aısının nemli olduęunu vurgulamıřlar. Farklı yntemlerle kullanarak arařtırmalar yrtmřlerdir. İzotropik ve Anizotropik model olmak zere iki model gz nne alınmıřtır. Maksimum dzeyde gneř enerjisi elde etmek iin bu modelleri kullanarak en iyi eęim aısını arařtırmıřlar. Simulated Annealing (SA), Particle Swarm Optimization (PSO), Yapay Sinir Aęları (YSA), ve Genetik Algoritma (GA) teknikleri kullanılmıř ve 0 ve 90 derece arasında deęiřen eęim aıları iin arařtırma yapılmıřtır. Sonu olarak, uygun eęim aısını belirleyerek maksimum gneř enerjisini elde edilmiřtir.

Alomari ve dię. (2017), bu alıřmasında YSA kullanarak rdn’de gneř fotovoltaik enerjisi ve gneř ıřınımı verileri kutlanarak gelecek saatlerde gneř enerjisini tahmin etmek iin alıřmalar yapmıřlardır. Gneř ıřınım verileri rdn’de yerleřen UB (Uygulamalı Bilimler niversitesi) kampsnde yerleřtirilmıř meteoroloji istasyonundan ve fotovoltaik enerji deęerleri 264 kWp gcnde olan santralden elde edilen 19249 veri (2015-2017) kullanarak tahmin yapılmıřtır. Gelecek 24 saat enerji deęerlerini tahminde RMSE 0.0721 olarak elde etmiřler. Yapılan deneyler sonucu llmř ve hesaplanmıř gneř radyasyon arasında kk fark olduęu grlmřtir.

David ve diğ. (2016), çalışmalarında öz yenilemeli ARMA (Autoregressive Moving Average Model) ve GARCH (Generalized Autoregressive Moving Average Model) modelleri kullanarak 2012-2013 yıllarının güneş radyasyonu tahmini üzerine incelemeler yapmıştır. Kullanılan veriler uzun süre boyunca yatay düzeye gelen güneş ışınımının yüksek frekans değerlerine ait altı farklı bölgeden elde edilmiştir. İstasyonlarda kayda alınan 0 – 80 derece arasındaki verilerin kayıt süreleri bir dakikalık ortalamalar şeklindedir. Olasılık tahminlerinin analizi için elde edilen sonuçlar, GARCH modelinin formülasyonu ve davranışı ile uyumludur ve hata değerleri bölgeye uygun olarak değişkenlik göstermesine rağmen (0.2-0.3) küçük olduğu tespit edilmiştir.

Bitirgen (2018), hazırladığı tez çalışmasında, ArcGIS yazılımını kullanarak Anadolu Üniversitesi Mühendislik Fakültesi binasının çatı yüzeyinin PV kurulumu için güneş enerjisi potansiyeli tahmin edilmiştir. Güneş radyasyonunu tahmin etmek için kullanılan altı farklı (Lui-Jordan, Badescu, Koronakis, Hay and Devias, Reindl, Hay and Devias Kluchar and Reindl modeller) model çıktısı istatistiksel hata yöntemleri kullanarak saatlik ölçülen yüzey verileri ile karşılaştırılmıştır. Tahmin sonuçları küresel güneş ışınım verilerine dönüştürülmüş ve daha kesin sonuçlar almak için MATLAB Simulink Programında simülasyon yapılmıştır. Sonuç olarak, karşılaştırılan modeller arasında PV panel verimliğinin hesaplanmasında Hay and Devias modeli en yüksek, Badescu modeliyse en düşük hatayı vermiştir.

Koşma (2018)'nın hazırladığı tez çalışmasında, Türkiye'de 8 farklı bölgede yerleşen istasyonlarda elde edilen (2011-2016) yıllarına ait verilerle Bahel ve YSA modelleri kullanarak güneş radyasyonu hesaplamaları yapılmıştır. Aylık, mevsimlik ve yıllık olarak üç uygulama tekniği kullanarak Bahel ve YSA modelleri karşılaştırılmıştır. Mevsimlik tahminler sonucunda Bahel Modeli en iyi sonucu vermiştir.

Rehman ve Mohandes (2008), Suudi Arabistan'daki Abha Şehri için 1998 ve 2002 yılları arasında ölçülen günlük ortalama sıcaklık ve nem değerlerini, YSA yöntemi kullanılarak gelecek zaman diliminde güneş ışınımı tahmin etmek için kullanılmıştır. Diffüz güneş ışınımının tahminleri için gün, maksimum hava sıcaklığı, ortalama hava sıcaklığı ve nem değerleri kullanılmıştır. 1998-2001 döneminde günlük maksimum hava sıcaklığı ve günlük toplam diffüz güneş radyasyonu değerleri (1462 gün) YSA'nı eğitmek için, 2002 yılından itibaren 240 gün boyunca elde edilen verilerle YSA

modelinin performansını test etmek için kullanılmıştır. Nem ve günlük ortalama sıcaklık değerlerinin birlikte kullanılması daha iyi sonuç verdiği saptanmıştır.

Abdulazeez (2011), bu araştırmasında Nijerya'nın Gusau Şehrinde yatay bir yüzeye gelen aylık ortalama güneş ışınımını tahmin etmek için girdi verileri olarak güneşlenme süresi, maksimum hava sıcaklığı ve nem değerleri kullanılmıştır. YSA modelini kullanarak yapılan araştırmalarda küresel güneş ışınımı tahmininde ve ölçülen değerleri arasında iyi bir uyum olduğunu saptanmıştır. Sonuç olarak, ölçülen ve tahmin edilen değerlerin birbirine yakın olduğunu tespit edilmiştir (MSE= 0.85 ve RMSE =0.0028). YSA modeli ile mevcut bazı Ampirik Modeller arasındaki karşılaştırma yapılmış ve YSA modelinin üstünlüğü görülmüştür.

Mostafavi ve diğ. (2012), bu makalede GP/SA (genetik programlama, GP ve benzetilmiş tavlama, SA) tabanlı modelin geliştirilmesinde İran'ın iki şehrinde 6 yıl boyunca toplanan aylık güneş radyasyon verileri kullanılmıştır. Geliştirilen model mevcut modellerden daha iyi performans gösterdiği saptanmıştır.

Citakoğlu (2015) tarafından yapılan araştırmada, Türkiye'de güneş radyasyon tahminleri için Yapay Zekâ Teknikleriyle Ampirik denklem tekniklerini karşılaştırmıştır. Kullanılan veriler Meteoroloji Genel Müdürlüğü (MGM) tarafından 20 yıllık kayıtlara sahip 163 istasyonda ölçülen radyasyon değerleri, ortalama hava sıcaklığı, ortalama nem değerleri ve güneşlenme süreleri minimum ve maksimum sıcaklık değerleri kullanmıştır. Bu araştırma çalışmasında uyarlamalı Ağ Tabanlı Bulanık Çıkarım Sistemi (ANFİS), YSA, Çoklu Doğrusal Regresyon (MLR) modelleri ve Abdalla, Angstrom-Prescott, Bahel ve Hargreaves-Samani deneye dayalı denklem sistemleri kullanılarak karşılaştırma yapılmıştır. Karşılaştırma sonucunda YSA modeliyle tahmin edilmiş sonuçların MLR modelden ve Ampirik modellerden iyi sonuçlar verdiği saptanmıştır.

Mohammadi ve diğ. (2015), çalışmalarında yatay düzeye gelen aylık ortalama ve günlük (1460 gün) güneş radyasyonu değerlerini tahmin etmek için Destek Vektor Makinesi ve Dalgacık Vektor (Wavalet Algoritma) algoritmasını birleştirerek yeni bir hibrit (SVM-WT) yaklaşımı uygulanmıştır. Tahmin sonuçlarının performans değerlerinin karşılaştırmak için altı veri parametreleri kullanılmıştır. SVM-WT modelini YSA, Genetik Algoritma, ARMA modelleriyle karşılaştırılmıştır. Modellerin performansı günlük olarak değerlendirilmiş ve SVM-WT model performansının

%88,7 olduğu günlerde başarılı olduğu, diğer kalan %11,3 günlerde ise kabul edilebilir değerler verdiği saptanmıştır.

Taşova (2018), bu çalışmasında Türkiye’de güneş enerjisinden faydalanma olanaklarını araştırmış ve genel olarak güneş enerjisi değerlerini mevsim, aylara ve bölgelere göre tablolar halinde incelemiştir. Güneş enerjisinin mevsim, ay ve günlük incelenmesi sonucunda ortalama olarak 308 kcal /cm²-gün, 3,60 kWh /m²-gün, 7,0 saat/ gün değerleri elde edilmiştir. Mevsimsel olarak güneş enerjisi potansiyelinin incelenmesi durumunda mevsimler arasında güneşlenme süresinin kısa olduğu saptanmıştır. Bölgeler göre güneşlenme süresi değerleri yıllara göre en fazla Güneydoğu Anadolu Bölgesi 1460 kWh/m² ve Karadeniz Bölgesinde 1120 kWh/m² değerlerini elde edilmiştir.

Mghouchi ve diğ. (2015), çalışmalarında Fas Ulusal Meteoroloji Müdürlüğünden elde edilen 2005 yılının Ocak ve Aralık ayları arasındaki verileri kullanarak direkt, diffüz ve global güneş enerjisi potansiyelini ölçmek için hesaplama yapılmıştır. İki ampirik tahmin modeli El Mghouchi ve ASHRAE modeli kullanılmıştır. Performans sonuçları birkaç istatistiksel göstere kullanılarak ayrıntılı bir şekilde açıklanmış ve tartışılmıştır. ASHRAE modelinin yalnızca iki şehirde için daha iyi tahmin sonuçları vermiştir. Diğer şehirlerde El Mghouchi modeli için ölçülen ve tahmin edilen değerler arasındaki MBE, RMSE, NRMSE, MAPE hata değerlerinin düşük olduğu saptanmıştır. Bu çalışma, Fas'ın tüm şehirleri ve benzer iklim koşullarına sahip diğer şehirlerinde için günlük güneş ışınım yoğunluğunu tahmin etmek için bir araç olarak kullanılabilir.

Teke, Yıldırım ve Çelik (2015), tarafından gerçekleştirilen çalışmanın temel amacı literatürdeki araştırma alanlarını sınıflandırmak için güneş radyasyonu modelleme tekniklerini araştırmak ve mevcut optimum modelleri belirlemek olmuştur. YSA, Bulanık Mantık, Doğrusal ve Doğrusal olmayan modelleme teknikleri kullanılmış ve yaklaşık 90 makalede kullanılan modellerin doğruluk testleri gözden geçirilmiştir. Bulanık Mantık modelinin benzer çalışmalarda çok az kullanıldığı saptanmıştır. Yaygın olarak kullanılan istatistiksel test sonuçlarına göre güneş ışınımının tahmininde YSA modeli uygun model olduğu saptanmıştır.

Shukla ve diğ. (2015), çalışmalarında 23.26⁰ eğim açısına gelen güneş ışınımını tahmin etmek için farklı ampirik modelleri karşılaştırmışlar. Hindistan'ın orta bölgesinde yer

alan Bhopal şehrinin eğimli yüzeylerde güneş ışınımının tahmini için eğim açısı, güneş ışınımı dikkate alınarak altı farklı modelin karşılaştırılması yapılmıştır. Liu ve Jordan (1960), Koronakis (1986) ve Badescu Modeli (2002) olmak üzere üç izotropik model ve Hayand Davies (1980), Reindl ve grubu (1990) ve Hayand, Davies, Koronakis, Reindl. (2006) modeli olmak üzere üç anizotropik model incelenmiştir. Hayand Davies Model en yüksek tahminleri $7.15 \text{ kWh/m}^2\text{-gün}$ ve Badescu Modeliyse tüm izotropik ve anizotropik gökyüzü modelleri arasında eğik yüzeydeki ortalama güneş enerjisi tahmininde en düşük değerlerini $6.10 \text{ kWh / m}^2\text{-gün}$ göstermiştir. Liu ve Jordan Modeli ve Koronakis Modeli ile elde edilen değerlerin ($6.19 \text{ kWh/m}^2\text{-gün}$ ve $6.18 \text{ kWh/ m}^2\text{-gün}$) yakın olduğu tespit edilmiştir.

Mandal ve diğ. (2012), bir PV sistemin bir saatlik enerji üretimin tahmin etmek için 2011 yılında rastgele seçilen günlerin güneş radyasyonu ve sıcaklık verilerini, Dalgacık Dönüşüm (Wavelet) ve YSA modellerinin kombinasyonlarını kullanarak incelemiştir. Kullanılan BPNN, RBFNN ve WT-BPNN modelleri tüm testler sonucunda yetersiz bulunmuştur. WT-RBFNN modelinin yaz ve sonbahar mevsiminde tahmin performansı kış ve ilkbahar mevsiminden daha iyi olduğu ve önerilen modeli kullanarak yapılan çalışmalarda diğer modellere göre üstün tahmin performansı gösterdiği söylenebilir.

Oglari ve diğ. (2013), çalışmalarında güneş PV enerjisini tahmin etmek için farklı tahmin hatalarını karşılaştırarak ve analiz ederek Hibrit tahmin modeli uygulamıştır. Hibrit tahmin modeli klasik GA (Genetik Algoritma) ve PSA (Parçacık Sürü Algoritması) algoritmalarının en iyi özelliklerini birleştirerek geliştirilmiştir. Evrimsel algoritmanın YSA'na uygulanmasının avantajları gösterilmiştir. Bu çalışmada GSO algoritması tarafından en iyi şekilde kullanılan sinir ağı yöntemi güneşli ve kısmen bulutlu günlerde iyi tahmin performansı göstermiştir. Elektrik şebekesinde kullanılan yenilenebilir enerjinin miktarının artması nedeniyle, yeni yöntemler kullanarak güneşten gelen enerji miktarını tahmin etmek açısından yararlı bir çalışma olmuştur.

Mellit ve Kalogirou (2008), çalışmasında yapay zekâ tekniklerini kullanarak PV sistemlerde meteorolojik verilerin tahmin edilmesi, modellenmesi ve simülasyonu üzerine araştırma yapmışlar. Araştırmada yapay zeka tekniklerinin farklı geleneksel modellerle karşılaştırılmıştır. Yapay zekâ tekniklerinin geleneksel fiziksel modelleme tekniklerine göre daha az sayıda hesaplama içerdiği ve çok değişkenli problemler için kompakt bir çözüm sunduğunu saptanmıştır.

Notton ve diğ. (2018), çalışmalarında Cezayirin Bouzareah bölgesinde enlem: 36.8^0 N; boylam: 3.17^0 E, 347 m yükseklikte yerleşen Yenilenebilir Enerji Geliştirme Merkezinin ait meteoroloji istasyonunda ölçülen verileri kullanılmıştır. Güneş radyasyon tahmininde YSA modeli uygulanmıştır. Kullanılan veriler her saniye ölçülmüş ve her 5 dakikada bir kayıt alınmıştır. Kayıta alınmış toplam 10559 global radyasyon ve diffüz radyasyon verileri hesaplamada kullanılmıştır. Dört nörondan oluşan gizli katmana sahip bir YSA'nın en iyi model olduğu saptanmıştır.

Angela ve diğ. (2011), çalışmalarında yatay olarak eğik yüzeye gelen günlük küresel güneş ışınlarının aylık ortalamasını tahmin etmek için beş yıllık küresel güneş radyasyonu verilerini kullanmışlar. Araştırmada kullanılan veriler Uganda'nın başkenti Kampala'da 1200 m yükseklikte enlem 0.19^0 boylam 32.34^0 yerleşen istasyondan elde edilmiştir. Beş yıllık veriler iki bölüme ayrılmıştır; ilk bölüm 2003-2006 yıllarındaki veriler olup eğitim için 2007-2008 yıllarına ait veriler ise test için kullanılmıştır. Tanjant sigmoid transfer fonksiyonu bir gizli katman ve 65 neuron kullanarak test yapılmış ve RMSE 0.521 Mj/m^2 , korelasyon katsayısı 0.963, MBE 0.055 Mj/m^2 olarak elde etmişler. YSA modelini kullanarak elde edilen sonuçlar ampirik modelden daha iyi sonuçlar aldığı saptanmıştır.

Siva Krishna Rao ve diğ. (2012), tarafından yapılan çalışmanın temel amacı 2000-2002 yılları arasında Hindistan'ın dört şehrindeki yatay yüzeye gelen günlük küresel güneş radyasyonunu tahmin etmektir. Yatay düzleme gelen global güneş radyasyon değerleri, Ulusal Havacılık ve Uzay Dairesi (NASA) tarafından temin edilmiştir. Günlük küresel güneş radyasyonunu tahmin etmek için sıcaklık, nem, gün ve ay/yıl gibi dört farklı parametre kullanılmıştır. Altı farklı kombinasyon kullanarak test yapmışlar ve dört parametre (gün, ay, sıcaklık ve nem) kullanarak yapılan testlerin daha iyi sonuçlar verdiği görülmüştür. Sonuç olarak, RMSE 0.943 ve MAPE için 9,174 değerleri elde edilmiştir.

Mellit ve diğ. (2010), bu çalışmalarında çok katmanlı algılayıcı MLP- YSA modeli kullanarak 24 saatlik güneş ışınımı tahmini için pratik bir yöntem sunmuşlardır. 1 Temmuz 2008- 23 Mayıs 2009 ve 23 Kasım 2009- 24 Ocak 2010 tarihleri arasında İtalya'nın Tereste bölgesine ait ortalama günlük güneş ışınımı ve hava sıcaklığının mevcut verilerini kullanarak tahmin yapmışlardır. Giriş katmanı olarak günlük ortalama güneş ışınımını, günlük ortalama hava sıcaklığı ve ayın günü parametreleri kullanılmıştır. Korelasyon katsayısı güneşli günde %98 ve %99, ancak bulutlu bir

günde %94 ve %95 olmuştur. Bu verilerin test sonucu uygulanan modelin, mevcut diğer yöntemlere göre birçok avantaja sahip olduğu ve bulut, basınç, rüzgâr hızı gibi daha fazla girdi parametresi ekleyerek 24-saat ilerisi için güneş ışınım değerlerini tahmin etmek için kolaylıkla uygulanabileceği görülmüştür.

Öztürk (2015) bu çalışmada, Türkiye’de Isparta Bölgesinde yatay düzleme gelen günlük global güneş radyasyonunu tahmin etmek için Türkiye Meteoroloji Genel Müdürlüğünden temin edilen verilerle 46 Ampirik model uygulamış ve dört model geliştirmiştir. Geliştirilen ve kullanılan modeller karşılaştırılmış ve hata değerleri ölçülmüştür. Karşılaştırılan modeller lineer ikinci derece veya üçüncü dereceden polinom şeklinde gruplara ayrılmıştır. Yapılan çalışmalar sonucu karşılaştırılan ve test edilen modeller arasında en iyi sonuç üçüncü derece polinom modeli (Model 49) ile elde edilmiştir (Ozturk, 2015).

$$\frac{H}{H} = 0.187 + 0.860 \left(\frac{S}{S}\right) - 0.466 \left(\frac{S}{S}\right)^2 \quad (1.2)$$

İstatistiksel analizden MPE = 0.0254, MBE = 0.00052 MJ/m², RMSE = 1.3284 MJ/m² ve R = %99,42 değerleri bulunmuştur.

Badia ve Xavier (2014), araştırmalarında günlük küresel güneş ışınımının yerel tahmini için yeni bir yöntem önermiştir ve mekanik modelleme yöntemleriyle YSA yöntemlerinin kombinasyonunu kullanılmışlar. Bu yöntemin özel bir özelliği, daha önce ölçülmüş bir veri tabanının olmadığı yerlerde kullanılabilir olmasıdır. Yatay düzleme gelen günlük güneşlenme değerlerini hesaplamak için iki tür veri kullanılmıştır: Birinci veriler 2008-2009 yılları arasında her 5 dakikada bir sürekli olarak yapılan ölçümler Cadarche Araştırma Merkezinden alınmıştır. İkinci grup veriler ise Ulusal Okyanus ve Atmosfer Dairesinden elde edilen güneş radyasyonu çevre sıcaklığı verileridir. Cadarache lokasyonunda en yüksek ortalama kare hatası 6.961 iken W/m², en düşük ortalama karekök hatası (RMSE) 16.4593 W/m² olarak bulunmuştur. Modelin tahminleri, iki konum için ölçülen verilerle karşılaştırılmıştır ve geliştirilen model kullanarak günlük güneş ışınımı tahmin edilmiştir.

Bulut (2008), bu çalışmada Adana İli için yatay düzleme gelen saatlik 1986 – 2006 yıllarına ait verileri kullanarak eğimli yüzeye gelen güneş radyasyonu değerlerini tahmin etmek için hesaplamalar yapmıştır. Hesaplamalarda Liu ve Jordan (1961) Modeli kullanarak değerlendirilmiş ve açıları 0⁰ ile 90⁰ arasında olup 5⁰ arttırarak veriler kayıta alınmıştır. Sonuç olarak eğim açısı yaz aylarında 5⁰ - 15⁰ arasında, kış

aylarında ise $50^{\circ} - 60^{\circ}$ arasında olduğunda en yüksek güneş ışınımı eğim açıları almak mümkün olmuştur. Nisan ve Eylül geçiş aylarında yüksek güneş ışınım açısının $30^{\circ} - 35^{\circ}$ olduğunda iyi değerler elde edilmiştir.

Ettah ve diğ. (2011), yaptıkları araştırmada Nijerya'nın Port Harcourt eyaletinde güneş radyasyonu ile güneş paneli verimliği arasındaki ilişkiyi araştırmışlar. Güneş radyasyon ölçümlerinde meteoroloji verileri kullanılmıştır. Sonuç olarak, güneş radyasyon (flux) değerleri artığında güneş paneli verimliğinin voltaj çıkışı üzerinde çok düşük bir etkiye sahip olduğu saptanmıştır.

Herrera ve diğ (2015), bu araştırmalarında PV panelin enerji üretimini ve verimliği hesaplamak için MATLAB/ Simulink uygulamasını kullanmışlar. PV panelden gün, ay ve yılda elde edilen elektrik enerjisini tahmin etmek için beş adımlı pratik bir yöntem uygulanmıştır. Test edilen beş farklı PV panel arasında elektrik enerjisi üretimi ve güç veriminde önemli farklılıklar olduğu gösterilmiştir.

Tarhan ve Sarı (2004), çalışmalarında Türkiye Orta Karadeniz Bölgesi'nde aylık ortalama günlük küresel radyasyonu tahmin etmek için Türkiye Devlet Meteoroloji Dairesi'nden alınmış Amasya, Çorum, Ordu, Samsun ve Tokat olmak üzere 1997-2001 yıllarında toplanan günlük küresel güneş radyasyonu ve güneş ölçüm verileri kullanarak araştırma yapmışlar. Aylık ortalama ve günlük global radyasyonu tahmin etmek için ikinci dereceden bir kübik ve kuadratik polinom denklemi ve aylık ortalama günlük diffüz radyasyonu tahmin etmek bir hibrit modeli geliştirmişler. Maksimum aylık ortalama küresel güneş radyasyonu Ordu için $20,05 \text{ Mj/m}^2$, Tokat için $23,71 \text{ Mj/m}^2$ olduğu tespit edilmiştir.

Rabee ve diğ. (2017), araştırmalarında Kuveyt'te 5 istasyondan 2007-2011 yılların alınmış verileri kullanarak günlük ortalama güneş radyasyon değerlerin tahmin etmek için doğrusal olmayan verilerle çalışabilen bir giriş katmanlı ve 10 nöronlu gizli katmandan oluşan YSA tahmin modeli geliştirmişlerdir. Kuveyt Bölgesindeki yatay yüzeye gelen aylık ortalama açık gökyüzü güneş ışınımı 500 W/m^2 gün- 1042 W/m^2 gün arasında değişmektedir. Geliştirilen YSA tahmin modeli eğitim ve test modeli aşamalarından oluşmaktadır. Eğitim aşaması için 2007 – 2010 yıllarında kayıta alınmış veriler, test aşamasında ise 2011 yılına ait veriler kullanılmıştır. Derece Azalma Algoritmasının MAPE değeri 86.3, Levenberg-Marquardt algoritması kullanarak yapılan testlerde elde edilen MAPE değerinin 85.6 olduğu tespit edilmiştir. Sonuçlar,

geliştirilen tahmin modelinin Kuveyt'te yatay düzleme gelen aylık ortalama güneş ışınımını tahmininde %94,75 oranında doğru ve uygulanabilir olduğunu göstermiştir.

Burada sunulan araştırma çalışmasında yukarıda kısaca özetlenen çalışmalara benzer olarak Ankara için 2013-2018 dönemi için güneş radyasyonunu YSA ile incelenmesi ve tahmini üzerinde durulmaktadır.



2. GÜNEŞ ENERJİSİ VE GÜNEŞ PİLLERİ VERİMLİĞİ

Bu bölümde güneş, güneş radyasyon ölçümleri, güneş pillerinin çeşitleri ve güneş pilleri verim analizi ile ilgili araştırma yapılmış ve bu konularla ilgili bilgi verilmektedir.

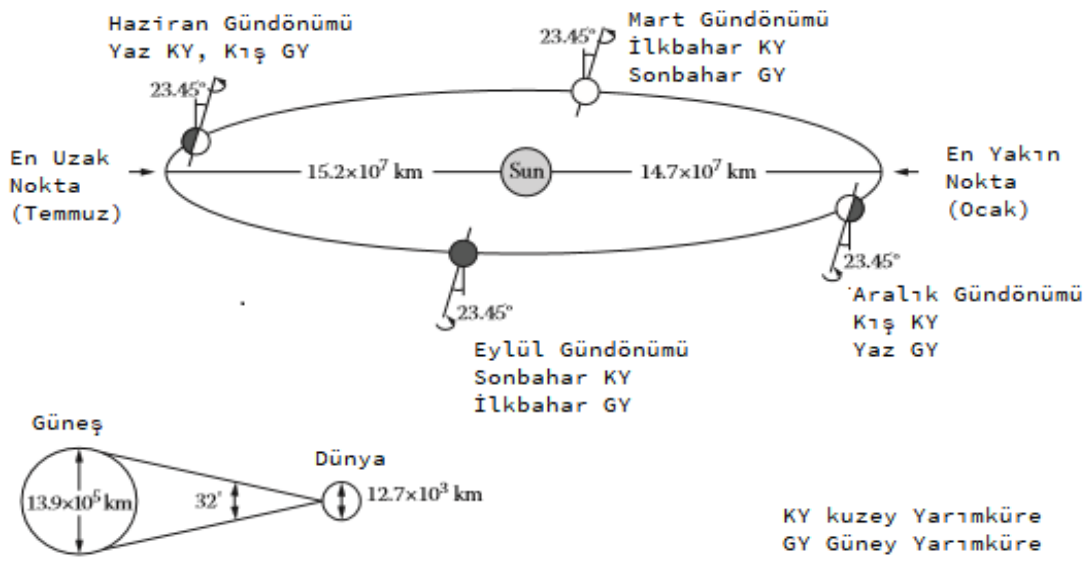
2.1 Güneş Enerjisi

Dünyadaki toplam güneş enerjisi miktarı, dünyanın ihtiyaç duyulan enerji gereksinimlerinin çok üstündedir. Uygun şekilde kullanılırsa, bu yüksek orandaki enerji kaynağı gelecekteki tüm enerji gereksinimlerini karşılama potansiyeline sahip olacaktır. Güneş enerjisi sürekli ve kirletici olmayan karakteri nedeni ile sonlu fosil yakıtlar kömürü, petrol ve doğal gazın aksine, yenilenebilir bir enerji kaynağı olarak giderek daha cazip hale gelmektedir. Güneş yaklaşık 4,5 milyar yaşında olduğu ve enerjisini yeryüzüne iki şekilde ısı ve ışık olarak verir. Güneş, manyetik alanlarla iç içe geçen sıcak plazmadan ve elektronların atomlarından çıkarıldığı maddelerden oluşur. Yaklaşık olarak güneşin çapı 1.39×10^6 km'dir ve uzaklığı 1.5×10^{11} km'dir (Ergün, 2011). Merkezindeki sıcaklığının 8-40 milyar K, yüzey sıcaklığının 6000 K olduğu tahmin edilmektedir. Merkezdeki yüksek sıcaklık nedeniyle, saniyede 650 Ton Hidrojen'den 646 Ton Helyum üretilir. Bu dönüşümle üretilen enerji çok yüksektir ve bu nedenle yüzeyinden 175 milyar MW'lık radyasyon gönderir. Yeryüzüne ulaşan radyasyon miktarı, insanlığın enerji ihtiyacının 20.000 katıdır (Yenisey, 2015).

2.1.1 Güneşin geometrik yapısı

Bu bölüm, gelen güneş radyasyonu farklı doğasını anlamak için geometrik hesaplamaların sonuçları gösterilmiştir ve her iki yarım kürede Dünya ile güneş arasında geometrik ilişkiyi farklı mevsimler için etkilerini göstermektedir. Dünya'nın herhangi bir yerinden Güneş'in konumunu girdilerin yılın günü olduğu basit denklemler veya Güneş'in zaman, enlem ve boylam değerlerini kullanarak algoritmalar ile hesaplamalar yaparak tahmin edilebilir.

Dünya yaklaşık 24 saat içinde kendi ekseninde yaklaşık olarak sabit bir hızda döner ve doğu yönünde bu tür bir dönüş, Güneş'in ters yönde hareket ettiği hissini verir. Gezegenler ve çoğu cisim Güneş etrafındaki yörüngelerini takip etmekte olup, takip ettikleri yola ekliptik denir. Bu, Güneş ve Dünya arasındaki hayali bir çizgidir ve Güneşin gün boyunca doğudan batıya doğru giderken, gökyüzünde izlediği yoldur. Dünyanın güneş etrafında ve kendi eksenini etrafında olmak üzere iki eliptik ve ekvator yörüngesel rotası bulunmaktadır. Ekliptik koordinat sistemi, Güneş Sisteminin görünür konumlarını ve yörüngelerini göstermek için kullanılan koordinat sistemidir. Ekliptik, bir yıl boyunca Güneş'in gökyüzünde izlediği rotadır (Url-1).



Şekil 2.1: Dünya ve Güneş arasında geometrik ilişki, (Url-2)

2.1.2 Güneş radyasyonu

Güneş radyasyonu yeryüzünün atmosferinden geçerken bir kısmı hava molekülleri, su buharı ve bulutlar tarafından emilir veya saçılır. Dünya atmosferinin tepesine ulaşan yıllık ortalama güneş radyasyonu yaklaşık 1361 W/m² 'dir. Saçılan ve absorbe edilen güneş radyasyonu direkt, diffüz ve global radyasyon olarak adlandırılır.

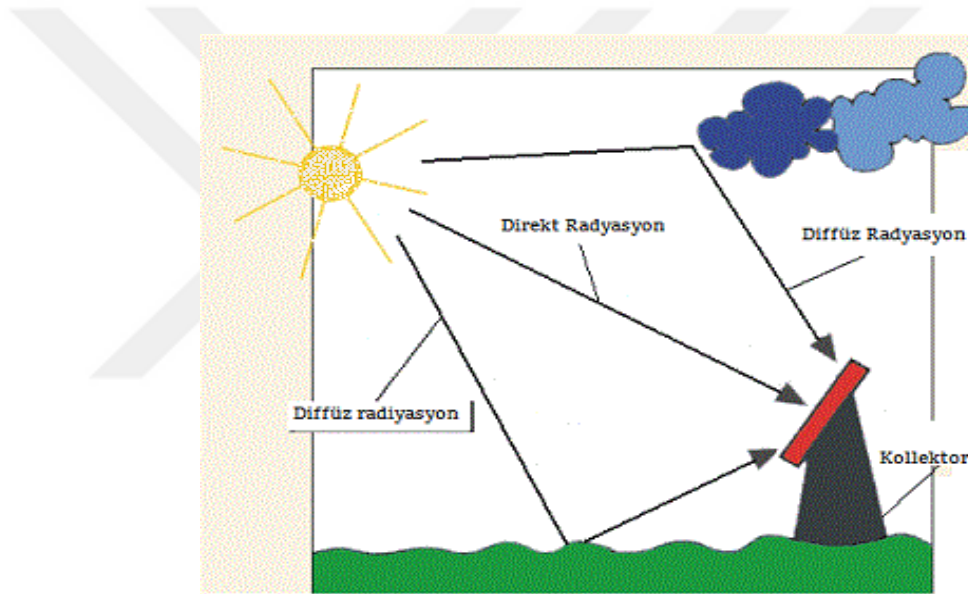
Direkt Güneş Radyasyonu (DGR), güneşten aşağıya doğru düz bir çizgide ilerleyen güneş ışınımıdır. Toplam güneş radyasyonunun yaklaşık %23'ü doğrudan atmosfere yayılır ve üçte ikisi yeryüzüne ulaşır.

Diffüz Güneş Radyasyonu (DGR), doğrudan güneş radyasyonunun atmosferdeki hava moleküller veya partiküller absorpsiyon, saçılma, dağılma ve optik olaylar sonucu dünya yüzeyine ulaşan ışınım miktarıdır.

Global Güneş Radyasyonu (GGR), direkt ve diffüz radyasyonun toplamından oluşan yatay bir yüzeye güneşten gelen toplam radyasyondur. GGR'nu belirlemek için aşağıdaki (3) bağıntı esas alınır (Url-3):

$$GGR = DGR + DGR + \cos(z) \quad (2.1)$$

Burada, GGR – Global Güneş Radyasyonu, DGR – Direkt Güneş Radyasyonu, DGR – Diffüz Güneş Radyasyonu, z – Açını göstermektedir.



Şekil 2.2: Yeryüzünde yatay düzleme gelen ışınım çeşitleri, (Url-4)

2.1.3 Güneş radyasyon ölçümleri

PV sistemlerinin kurulumundan önce güneş radyasyon ve ışınım değerlerin ölçmek önemlidir. Ölçümlerin yapılması, cihazların bakımı, kurulumu ve kalibrasyonu pahalıdır. Güneşlenme süresi, global güneş ışığı yoğunluğu ve doğrudan güneş ışığı yoğunluğu Meteoroloji Genel Müdürlüğü ölçüm istasyonlarında otomatik olarak ölçülür.

Güneş enerji ölçümleri iki farklı şekilde yerden ve uydular yoluyla ölçülür. Güneş ışınımını ölçmek için iki önemli cihaz vardır: Pirheliometre ve Piranometre. Herhangi bir radyasyon miktarını ölçmek için tasarlanan cihazlara radyometre adlanır.

Pirheliometre ve piranometer, güneş ışınımını ölçmek için kullanılan iki radyometre türüdür.

Çizelge 2.1: Otomatik güneş radyasyonu ölçüm parametreleri, (Yenisey, 2015)

Periyot	Parametre
1 dakika	Sıcaklık
	Nem
	Rüzgar Yönü
	Rüzgar Şiddeti
	Yağış
	Güneşlenme Süresi
	Güneşlenme Şiddeti (Global)
	Güneşlenme Şiddeti (Direk)
	Güneşlenme Şiddeti (Difüz)

Pirheliometre, direkt güneş ışınlarının ölçümü için kullanılan bir araçtır, (Şekil 2.3). Güneş ışığı cihaza bir pencereden girer ve gelen ışınım kaydedilebilecek bir elektrik sinyaline dönüştüren bir termopile yönlendirilir. Sinyal voltajı, metrekare başına Watt ölçümü olarak kaydedilir. Üretilen voltajı ölçerek global radyasyon ölçülmüş olur. Cihazı güneşe yönelik tutmak için güneş takip sistemi ile birlikte kullanılır.

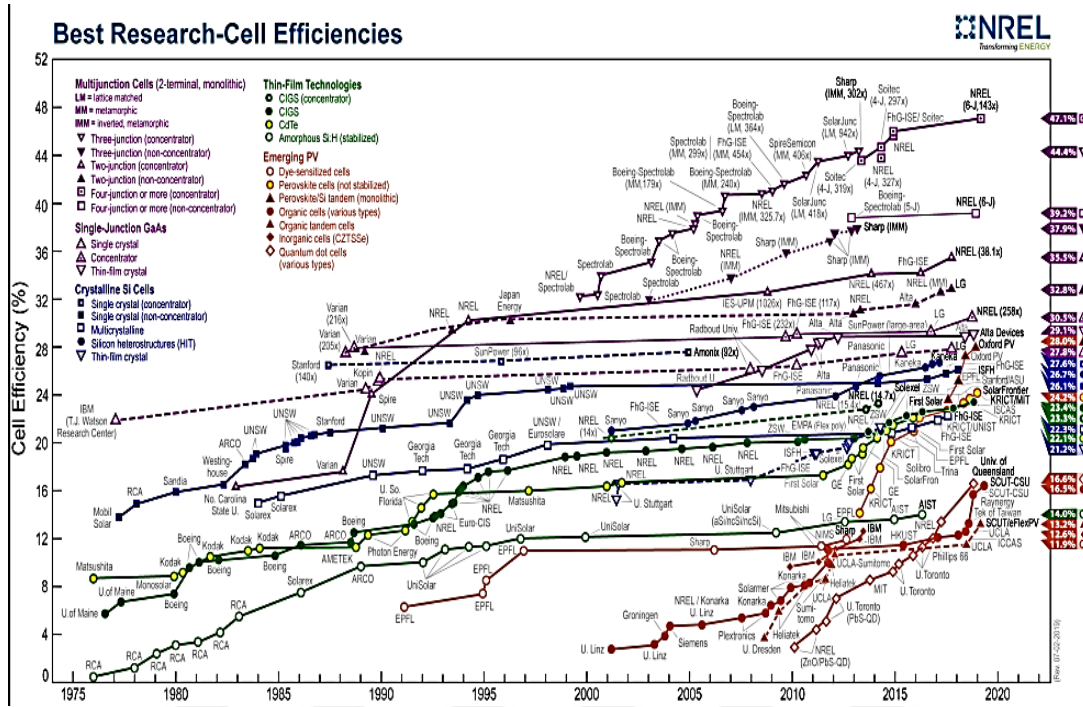
Piranometre yatay düzleme gelen güneş radyasyonunu ölçmek için kullanılır ve 0.3-3µm arasındaki güneşten gelen direk ve diffüz güneş ışınımının akış yoğunluğunu ölçmek için tasarlanmıştır. Piranometre cihazı yatay düzlemde 2-5m yüksekliğe yerleştirilerek yatay düzlemde 1 m² ulaşan toplam güneş ışınımını ölçer. Güneşlenme süresi ölçüm cihazı, yerden 2-5 m arasında kurulup, dakikalık ölçümler yapar ve bu ölçümlerden saatlik toplamlar kaydedilir (Yenisey, 2015).



Şekil 2.3: Güneş Radyasyon değerlerini ölçmek için kullanılan Piranometre ve Pirheliometre, (Vasar, 2015)

2.2 Güneş Pilleri

Bir güneş pili veya fotovoltaik hücre, güneş ışığının enerjisini fotovoltaik etkiye sahip doğrudan elektriğe dönüştüren bir cihazdır. Güneş pilleri, ışık Emilimiyle serbest bırakılan elektronları belirli bir yönde akmaya zorlayan elektrik alanlarına sahiptir. Güneş pillerinin gelişimi ilk kez 1939 yılında Becquerel tarafından elektrolit çözeltisindeki bir elektrot arasındaki ışığın etkisinden kaynaklanan bir foto voltajının ortaya çıkmasıyla bulunmuştur. W. Smith 1873 yılında selenyum çubuklarının foto iletkenliğinin güçlü ışığa maruz kaldığında önemli ölçüde arttığı keşfettikten sonra W.G. Adams ve R.E. Day tarafından 1877 yılında katı madde selenyum kristaller üzerinde fotovoltaik etkisini göstermiştir. 1954 yılında D.M Chapin tarafından güneş enerjisini elektrik enerjisine dönüştüren bir silikon hücreden %6 değerinde güneş enerji verimliği elde edilmiştir. Bu yıldan sonra güneş enerjisinde elektrik elde edilmesi üzerine araştırmalar yapılmış ve silikon kristallerin verimliliğini artırmak üzerine çalışmalar yapılmıştır (Fahrenburch, 1983).



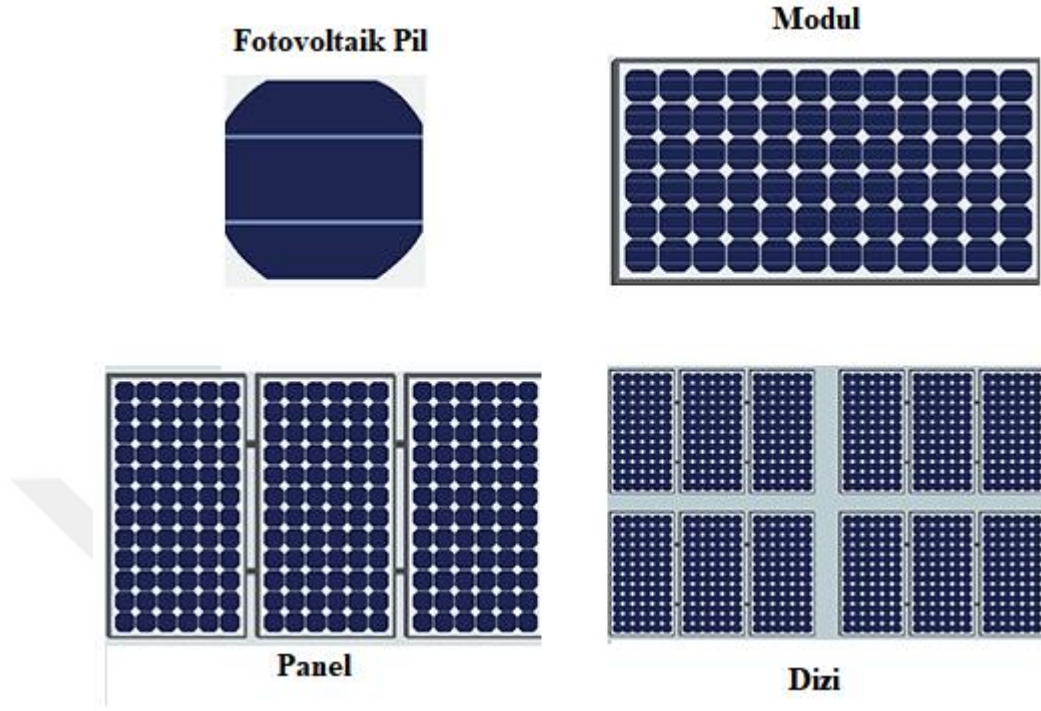
Şekil 2.4: 1976- 2019 yılları arasında geliştirilmiş güneş pillerinin dönüşüm verimleri, (Url-5)

Şekil 2.4’de 1976-2019 yılları arasında geliştirilmiş güneş pillerinin Evrim süreci sunulmaktadır.

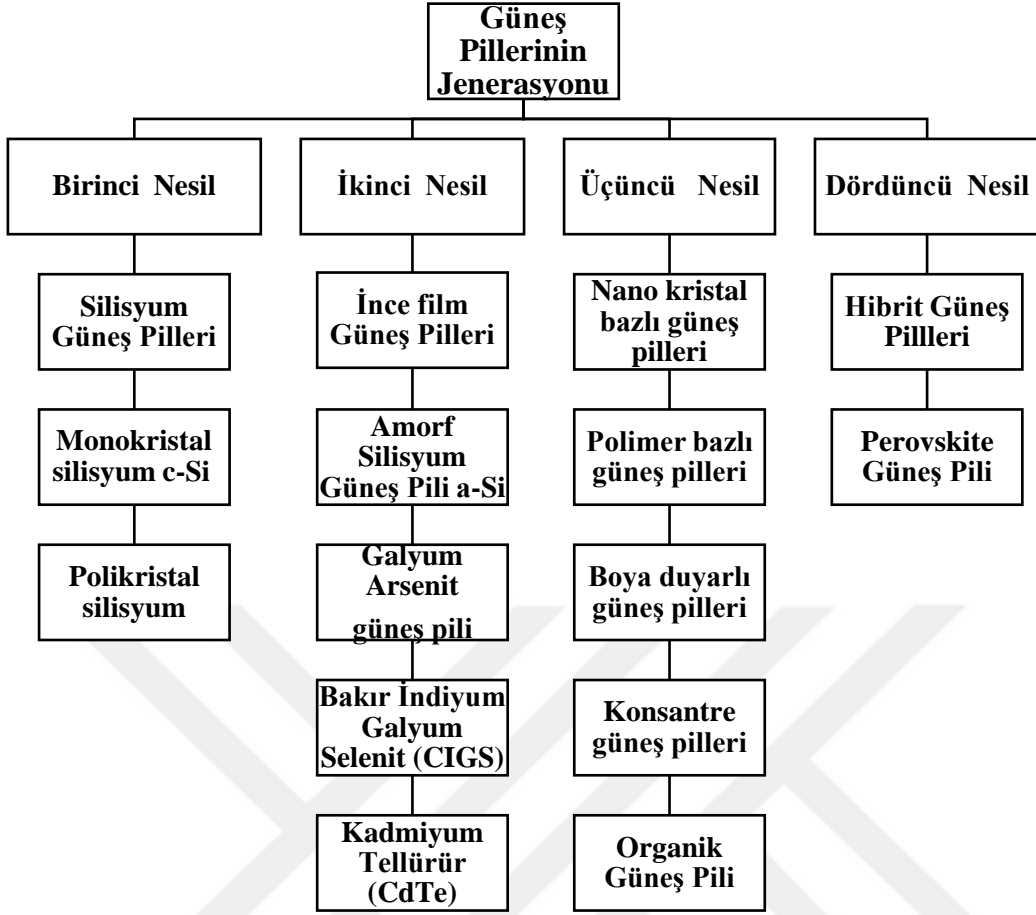
2.2.1 Güneş pillerinin yapımında kullanılan malzemeler

Güneş pilleri fotovoltaik etki ile güneş ışığı enerjisini doğrudan elektrik akımına dönüştüren elektrikli bir cihazdır. Yüzeyleri kare, yuvarlak, daire şeklinde biçimlendirilen güneş pillerinin alanları 100 cm^2 çapında, en yaygın olan silisyum güneş pillerinin kalınlıkları ise 0.2- 0.4 mm arasındadır (Ardağ, 2012). Güneş pillerinin yapımında kullanılan malzemeler olumsuz hava şartlarına dayanıklı olmalı ve yapımında kullanılan malzemeler yarıiletken maddelerdir. En yaygın kullanılan Monokristal ve Polikristal güneş pillerinin yapımında silisyum kullanılır. Saf silisyum, kuvars çakıl veya ezilmiş kuvars gibi silisyumlardan elde edilir. Elde edilen saf silisyum daha sonra elektron fazlalığı ve elektriği iletebilen bir yarı iletken yapmak için fosfor ve bor ile kaplanır. Pillerin üst katmanları, çatlamayı, kırılmayı ve enerji kaybını önleyen yansıma önleyici koruma maddelerden oluşur. Diğer bir malzeme ise Amorf silisyumdur. Amorf silisyum, kristal yapı içermeyen silisyumdur. Yaygın olarak ikinci nesil İnce film güneş pillerinin yapımında kullanılır. Galyum arsenide (GaAs) güneş pillerinin yapımında kullanılan galyum ve arsenik maddeleri yarı iletken

olarak oldukça etkilidir ve az miktarda malzeme kullanarak yüksek enerji verimi üretebilir (Miles, 2006).



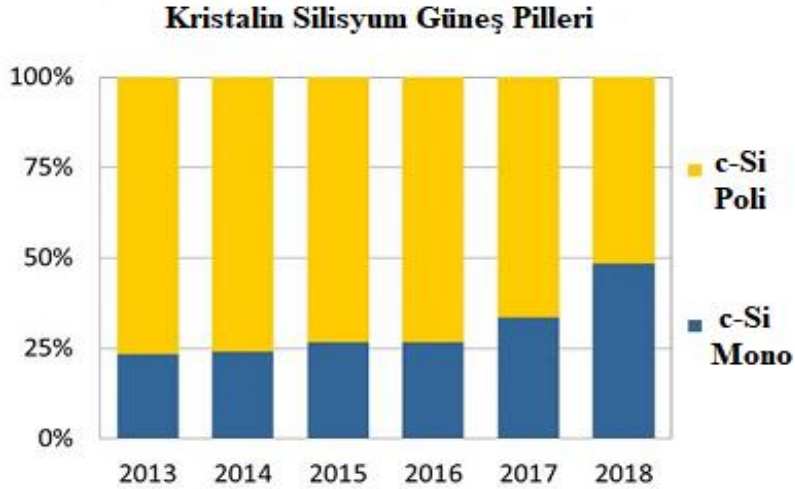
Şekil 2.5: Fotovoltaik Pil, Modül, Panel ve Güneş Panel Dizisi, (Url-6)



Şekil 2.6: Güneş Pillerinin Jenerasyonu, (Sharma ve diğ, 2015)

2.3 Kristal Silisyum Güneş Pilleri (c-Si)

Fotovoltaik endüstrisinde kullanılan güneş pillerinin %90 kristal silisyum malzemesinden üretilir. İki tür kristal silisyum malzemesi vardır: Monokristal silisyum ve Polikristal silisyum.



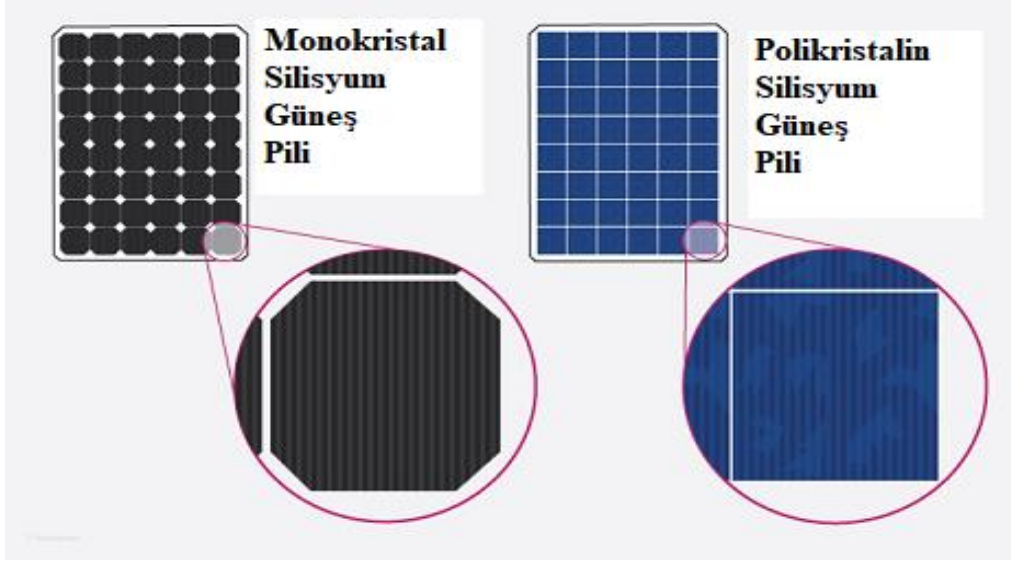
Şekil 2.7: 2013-2018 yılları arasındaki Monokristal ve Polikristal Silisyum Güneş Pilleri, (Url-7)

2.3.1 Monokristal silisyum güneş pili

Monokristal silisyum güneş pilleri (mc-Si), monokristal silisyumlardan yapılır ve hücreler tek kristal kafes yapısına sahiptir. Tek kristallerin kesilmesiyle 300µm kalınlığındaki bloklar halinde daha küçük birimler elde edilir. Monokristal güneş pilleri, 20-40 cm çapında ve 4m uzunluğa sahip yuvarlak tek kristaller şeklinde Czochralski yöntemiyle külçeler şeklinde üretilir. Monokristal silisyum güneş pillerinin verimliliği % 15-20 arasında değişmektedir ve diğer güneş panellerinden çok uzun kullanılabilir. Güneş paneli üreticileri monokristal güneş panelleri için 25 yıl garanti vermektedir. Dezavantajı ise karmaşık bir üretim işlemine sahip olması ve diğer güneş pillerinden üretim maliyetinin yüksek olmasıdır (Turmuş, 2018).

2.3.2 Polikristal silisyum güneş pili

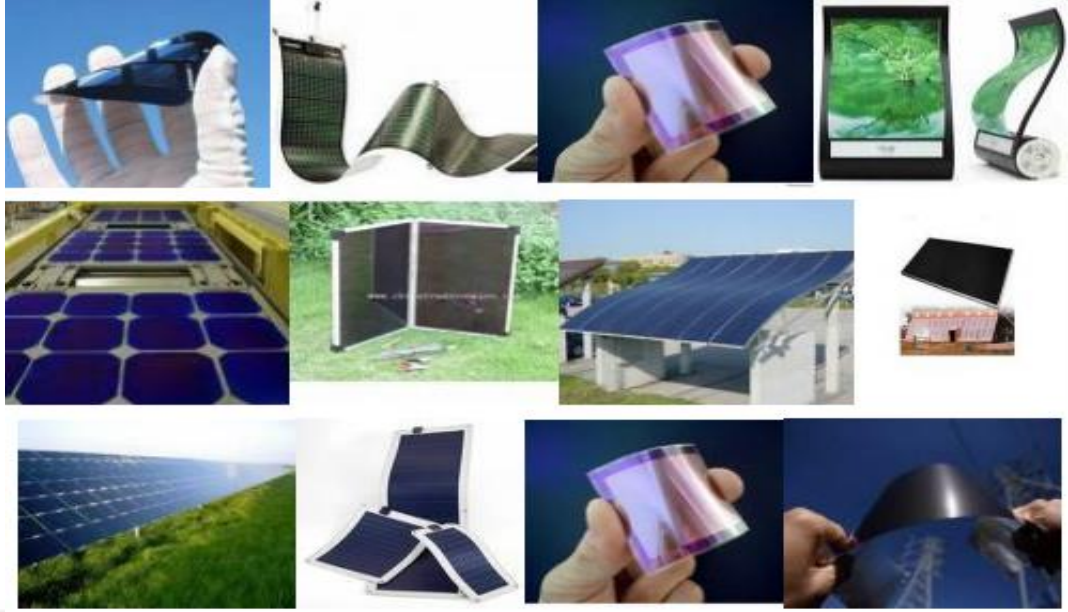
Polikristal silisyum güneş pilleri 1981 yılında piyasaya sürülmüştür. Monokristal silisyum güneş pillerinin aksine Polikristal güneş pillerinde Czochralski yöntemi kullanılmamıştır. Bu güneş pilleri 40sm×40sm×30sm ölçülerine sahip silikon bloklardan üretilir. Ham silikon önce eritilip kalıplara bloklar halinde dökülür. Bloklar önce küplere ve sonra yaklaşık 300 µm kalınlığında levhalar şeklinde külçelere ayrılır. Elde edilen külçelerden polikristalin silisyum pilleri üretilir. Polikristal silisyum güneş pilleri yapmak için kullanılan işlem düşük maliyetlidir. Üretim zamanı oluşan atık silisyum miktarı monokristal pillere kıyasla düşük orandadır. Yüksek sıcakta Polikristal silisyum pilleri Monokristal silisyum pillerinden daha iyi performans gösterir, (Şekil 2.8). Polikristal güneş panellerinin verimliliği tipik olarak %13-16 arasında değişir. Düşük silisyum saflığından dolayı Polikristal güneş panelleri, monokristal güneş panelleri kadar verimli değildir (Turmuş, 2018).



Şekil 2.8: Monokristal ve polikristal silisyum güneş panelleri, (Url-8)

2.4 İnce Film Güneş Pilleri

İnce film güneş pili, ışık enerjisini elektrik enerjisine dönüştürmek için tasarlanmış ve esnek bir alt tabaka üzerinde biriken mikron kalınlığında foton emici malzeme katmanlarından oluşan cam ve plastik veya metal gibi bir alt tabaka üzerine uygulanan ikinci nesil bir güneş pildir. İnce film güneş pilleri ilk olarak 1970 yılında Delaware Üniversitesi'ndeki Enerji Dönüşüm Enstitüsü'nün araştırmacıları tarafından tanıtılmıştır. Yarı iletken olarak kullanılan malzemeler kalın olmak zorunda değildir, çünkü güneşten gelen enerjiyi çok verimli bir şekilde enerjiye dönüştürmesi gerekirdi. Birkaç yüz nanometreden birkaç mikrona kadar değişen emici tabaka kalınlığına sahip ince film güneş pilleri hafif, dayanıklı ve kullanımı kolaydır. Yüksek sıcaklıklar ve gölgelendirme, güneş panelinin performansı üzerinde daha az etkili olmaktadır. İnce film güneş pilleri Buharlı Çöküntü (Vapour Deposition), Püskürtmeli (Sputter Processes) Katot Tonlanması (Cathode Sputtering) yollarıyla üretilir ve kristal silisyum bazlı güneş pillerinden seri üretimi daha basittir, (Şekil 2.9). Üretiminde Amorf Silisyum (a-Si), Bakır İndiyum Diselenid (CIS), Kadmiyum Tellür (CdTe), Electroliz kullanılır (Ardağ, 2012).



Şekil 2.9: İnce Film Güneş Pilleri, (Ardağ, 2012)

2.4.1 Amorf silisyum güneş pili

İnce Film teknolojide en çok kullanılan amorf silisyum güneş pilleridir. Üretim süreci kristal silisyum güneş pillerinden çok daha ekonomiktir ve çeşitli şekillerde ve boyutlarda üretilebilir. Ancak bu paneller tek kristalli güneş pillerinden veya hatta çok kristalli güneş pillerinden daha düşük bir verime sahiptir. Amorf silisyum ince film güneş pilleri, kristal olmayan silisyumdan yapılıdır ve diğer birçok yarı iletken malzemeden daha ucuzdur. Ortalama verimlilik yüzde 10 çok düşüktür. Amorf silikon güneş pilleri çevre dostu fotovoltaik teknolojilerden biridir, çünkü kadmiyum veya kurşun gibi ağır toksik metaller üretiminde kullanılır. 1970'lerin sonlarından beri, hesap makineleri ve saatler gibi küçük cihazlara güç sağlamak için amorf silikon (a-Si) güneş pilleri kullanılmıştır, (Ardağ, 2012).

2.4.2 Galyum arsenit güneş pili (GaAs)

Galyum arsenit ince film güneş pilleri iki tür malzemenin birleşiminden üretilir: galyum ve arsenik. Bu malzemelerle laboratuvar ortamlarında GaSa pillerinden %30 verimlilik elde edilir. Diğer fotovoltaik pillerden daha çok performans göstermesinin nedeni 1.43eV'lık (760nm) iyi bir bant aralığına sahip olmasıdır. Yüksek saflıkta üretilmesi gerektiği için üretimi çok pahalıdır. Başlıca kullanım alanları uzay aracı ve uydulardır (Ardağ, 2012).

2.4.3 Bakır indiyum galyum selenit güneş pili (CIGS)

Copper İndiyum Galyum Selenide (CIGS) güneş pilleri, güneş enerjisi üretimi için ince film teknolojileri arasında enerji üretiminde en iyi göstericilere sahiptir. CIGS pillerinden laboratuvar ortamında %22,9 verimlilik elde edilmiştir (NREL, 2019). CIGS güneş pilleri üretiminde bakır, indiyum, galyum ve selenyum yarı iletken malzemeler kullanılır. CIGS güneş pillerinin hücrelerinin yapısı karmaşık bir sistemdir. Bant aralığı geniş olan bu piller güçlü bir ışık emilimine sahiptir ve güneş ışığının çoğunu emmek için sadece 1-2 mikrometre (μm) bir tabaka yeterlidir. Karşılaştırma yapıldığında, kristalli silikon için yaklaşık olarak 160-190 μm daha büyük bir kalınlık gerekir (Ardağ, 2012).

2.4.4 Boyaya duyarlı güneş pili

Boyaya duyarlı güneş pili, güneş ışığını verimli bir şekilde elektrik enerjisine dönüştüren düşük maliyetli yarı iletken ince film güneş pilidir. Organik olmayan güneş pillerine alternatif olarak Brian O. Regan ve Michael Gratzel 1991 yılında boya duyarlı güneş pili olarak adlandırılan fotokimyasal bir güneş pili icat etmişlerdir. İlk olarak 2009 yılında ticari alanda kullanılmıştır. İlk zamanlar %7 verimlilik elde etmişlerdi (Baxter, 2012). Basit hazırlanma teknolojisi, düşük toksit ve üretim kolaylığı en önemli avantajıdır. Birinci ve ikinci nesil güneş pillerinden malzeme ve yapısal özellikleri nedeniyle daha az difüz güneş radyasyonda %12 verimlilik elde edilir. Çalışma şekli dört temel adımdan oluşur: ışık emilimi, elektron enjeksiyonu, taşınması ve akımın toplanması. Boyaya duyarlı güneş pilleri düşük ışık koşullarında çalışabilir ve bu nedenle, geleneksel pillerin başarısız olduğu bulutlu hava koşullarında kullanılabilir. Yüksek sıcaklık, pilin enerji toplama verimliliğini düşürmez. Metal ve cam yüzeylerine uygulanarak kullanılabilir (Sharma, 2018).

2.5 Güneş Panelinin Yapısı

Güneş panelleri farklı işlevlere sahip katmanlar halinde yapılandırılmış ve çalışma prensibi yarı iletkenlerle aynıdır. Birçok farklı tiplerde PV modülü mevcuttur ve panel katmanları güneş pilleri için veya farklı uygulamalar için genellikle farklıdır. Güneş panelleri genel olarak hava şartlarını farklı olduğu yerlerde ve uzak bölgelerde kullanılır. Bu nedenle yapımında kullanılan malzemeler bakım gerektirmeden uzun süre çalışabilmelidir. Güneş pillerin farklı katmanlardan oluşmaktadır. Bu katmanların

arasında p-n bağlantılı yarıiletken malzemeler kullanılır. Genel olarak kullanılan katmanlar sırasıyla çerçeve, cam, kapsül EVA (Etilen Vinil Asetat), güneş pilleri, yalıtım tabakası ile bağlantı kutusundan oluşur.



Şekil 2.10: PV Panelin katmanları, (Url-9)

Alüminyum çerçeve panelin bulunduğu laminat bölümün kenarını korur ve güneş panelini yerine monte etmek için kullanılır. Alüminyum çerçeveler sert ve aşırı gerilime, yüksek rüzgâr ve dış kuvvetlerden yüklenmeye dayanabilecek şekilde tasarlanmıştır. Çerçeve ile birlikte panel duvarlarının çevresinde bir nem bariyeri olarak bir izole silikon kullanılır.

Cam fotovoltaik modülün en ağır kısmıdır. Fotovoltaik modülün darbeye, basınca ve sıcaklığa karşı korunmasını sağlar. Güneş panellerinde kullanılan camlar 3 ve 4mm kalınlıkta yüksek mukavemetli dayanıklı camdır. Mekanik yüklere ve aşırı sıcaklık değişikliklerine dayanacak şekilde tasarlanmıştır. Güneş panellerinin 1 inç (25 mm) çapındaki doluya ve 60 mph (27 m/s) rüzgâr şiddeti dayanabilir. Kaza veya şiddetli darbe durumunda temperli cam keskin ayrık bölümlerden ziyade küçük parçalara bölündüğü için standart camdan çok daha güvenlidir.

EVA PV panelinin çeşitli katmanları arasında bağlayıcı görevi yapan kapsülleyicidir. Kapsülleyici olarak kullanılan en yaygın malzeme EVA bir polimerdir. Fotovoltaik hücrelerden önce ve sonra tabakalar halinde kullanılır. PV hücrelerinin her iki tarafındaki tabaka hücrelerin ve tellerin titreşimden ve dolu taşlardan ve diğer nesnelere ani darbelerinden korunmasına yardımcı olur. Termal bir pişirme işlemine

tabi tutulduğunda, bu özel polimer şeffaf bir jele benzer hale gelir ve fotovoltaik hücreleri içerir.

Yalıtım tabakası hem mekanik koruma hem de elektriksel yalıtım sağlar. Nem bariyeri son dış yüzey olarak güneş panellerinin en arka tabakasıdır. Arka tabaka malzemesi farklı koruma seviyeleri, sırasıyla ısı ve uzun süreli UV'ye karşı direnç sağlayan PP, PET ve PVF dahil çeşitli polimerlerden veya plastiklerden yapılır. Arka tabaka katmanı tipik olarak beyaz renktedir ancak üreticiye ve modüle bağlı olarak açık veya siyah olarak değişebilir.

Panelleri birbirine bağlamak ve gereken kabloları güvenli bir şekilde düzenlemek için bağlantı kutusu kullanılır ve panellerin en arka tarafına monte edilir. Bağlantı kutusu tüm hücrelerin ara bağlantı kurduğu bölümdü, nem ve kirden korunması gereken merkezi nokta olduğu için önemlidir.

2.6 Güneş Pillerinin Verim Analizi

Güneş pillerinin verimliliği, belirli bir pilin ne kadar enerji üreteceğini etkileyen bir faktördür. Güneş pillerinin verimliliği bir güneş pilinin performansını diğerine kıyasla ölçmek için kullanılan parametredir. Genel olarak, güneş pilinden elektrik üretimi için gerekli olan parametreler şu şekilde sıralanabilir (url-10).

- Gelen güneş radyasyonu yoğunluğu
- Güneş ışığına maruz kalma süresi
- Güneş açısı
- En uygun verimlilik sıcaklığı
- Panellerin yapımında kullanılan malzemenin yapısı (url-10).

Güneş Panellerin performansını karşılaştırmak için verimliliğin ölçüldüğü koşullar dikkatlice kontrol edilmelidir. Bir panelin verimliliği, panelin güneş ışığını kullanılabilir enerjiye dönüştürme kabiliyeti anlamına gelir. Verimliliği yüzde 20 olan bir panelde, örneğin, güneş radyasyonunun yüzde 20'si elektriğe çevrilecektir. Verimliliği yüksek bir panele gelen güneş radyasyonunun daha fazla bir oranı enerjiye dönüştürür. Güneş panellerinin çoğu yüzde 15 ila 18 arasında verimlilik oranına sahip bulunmaktadır.

Bir PV modülün laboratuvar ortamında verim analizini çıkarırken 2 farklı standart kullanılır. Bunlar Standart Test Koşulları (STC – Standart Test Conditions) ve Nominal Hücre İşletim Sıcaklığı (NOCT – Nominal Operating Cell Temperature).

STK'ı güneş paneli türlerini karşılaştırmak ve güneş panellerinin çıktı performansını ölçmek için endüstride kullanılır. Güneş paneli enerji çıkışının temel ölçüsü, panelleri STK olarak bilinen ortalama koşullar altında test ederek hesaplanır. STK güneş ışığının enerji çıkışını, ışığa maruz kalma, oryantasyon ve panel sıcaklığı gibi genel koşulları kullanarak ölçer. Standart test koşulları aşağıdaki koşulları kullanılarak güneş pillerinin verimliliği hesaplanır (url-11):

- 1000 W/m² açık atmosferde yüzeye gelebilecek en yüksek güneş ışınımı
- Aynı koşullarda hücre sıcaklığı 25 °C'dir.
- Hava kütlesi ışınım spektrumu AM1.5, güneş enerjisi endüstrisi dahil olmak üzere tüm standart testlerde güneş pillerinin veya modüllerinin değerlendirilmesi için AM1.5'i kullanılır.

STK'da, 250 watt'lık bir fotovoltaik paneldeki güneş ışınımı 1000 W/m² olduğunda ve panel 25 °C'de çalıştığında 250 Watt elektrik üretir. Güneş paneli verimliliğini (η) STK değerlerini kullanarak hesaplanabilir (Odeh, 2018).

$$\eta = P_{\max} / (W/m^2) / P_{\text{alan}} \quad (2.2)$$

η güneş pili verimliliği, P_{alan} güneş paneli alanı (m²), P_{\max} güneş panelinin STK değerini (Watts) göstermektedir.

Nominal hücre işletim sıcaklığı (NOCT), modül performansını tahmin etmek için yaygın olarak kullanılır. Nominal işletim hücre sıcaklığı, PV hücre sıcaklığının (PV dizisinin yüzey sıcaklığı) ortam sıcaklığı ve güneş radyasyonu ile birlikte nasıl değiştiğini gösterir. Nominal Hücre İşletim Sıcaklığı, aşağıda listelenen koşullar altında bir modüldeki açık devreli hücrelerin ulaştığı sıcaklık olarak tanımlanır (Bharti, Kuitche ve TamizhMani, 2009):

- Hücre Yüzeyindeki Güneş Işınımı 800 W/m²
- Ortam Sıcaklığı 20 °C
- Rüzgar Hızı 1 m/s

NOCT analizi güneş panelinden elde edilen değerler gerçek verimliliğe yakındır.

Güneş panellerinin verimliliğinin yüzde olarak (%) hesaplamak için, sistemde üretilen enerji miktarı ($P_{\text{ç}}$), üretilmesi gereken enerji miktarına (P_{g}) bölünüp, yüz ile çarpılır (Ceylan Demir, 2007).

$$\eta = (P_{\text{giriş}} / P_{\text{çıkış}}) * 100 \quad (2.3)$$

Sistemde üretilen güç miktarı; o an sistemin verdiği akım (I_{panel}), gerilim (U_{panel}) değerlerinin çarpımıyla hesaplanır (Ceylan Demir, 2007).

$$P_{\text{çıkış}} = U_{\text{panel}} * I_{\text{panel}} \quad (2.4)$$

Üretilmesi gereken güç miktarı ise; o anki, metre kare başına düşen ışınım şiddetiyle (SI); panel yüzey alanını (A) çarpımından hesaplanır (Ceylan Demir, 2007).

$$P_{\text{giriş}} = SI * A_p \quad (2.5)$$

Çizelge 2.2: PV modülün teknik özellikleri (url-12)

PV modül	Özellikler
Model	BP 365U – 65Watt
Maximum Güç (P_{max})	65W
Gerilim (V_{mp})	17.6V
Akım (I_{mp})	3.69A
Kapalı Devre Akımı (I_{sc})	3.99A
Açık Devre Akımı (V_{oc})	22.1V
NOCT	47 °C
Ölçü (uzunluk)	1111mm
Ölçü (genişlik)	502 mm
Alan	0,5 m ²
Ağırlık	7,2 kg

Çizelge 2.2’de güneş panelinin teknik özellikleri gösterilmiştir. Örnek olarak kullanılan bu panel BP 35U-65Watt multi-kristal güneş panelidir. Bu panelin verimliliğini hesaplamak için önce sistemde üretilen ve üretilmesi gereken güç miktarını yukarıdaki (denklem 2.3 ve 2.4) kullanılarak hesaplanır. Güneş panelinin verimliliğini hesaplamak için üretilmesi gereken güç miktarını sistemde üretilen güç miktarına bölünüp yüz ile çarpılır.

$$P_{\text{çıkış}} = 3.69 \text{ (A)} * 17.6 \text{ (V)} = 64,944 \text{ W}$$

$$P_{\text{giriş}} = 0,55 \text{ (m}^2\text{)} * 1510 \text{ (W/m}^2\text{)} = 830,5 \text{ Watt}$$

$$\eta = (64,944 / 830,5) * 100 = \%7,82 \text{ (verimlilik).}$$

2.6.1 Güneş panelinin yıllık verimliliğinin hesaplanması

Güneş panelinin enerji çıktısını tahmin etmek için kullanılan formül aşağıda gösterilmektedir (url-13):

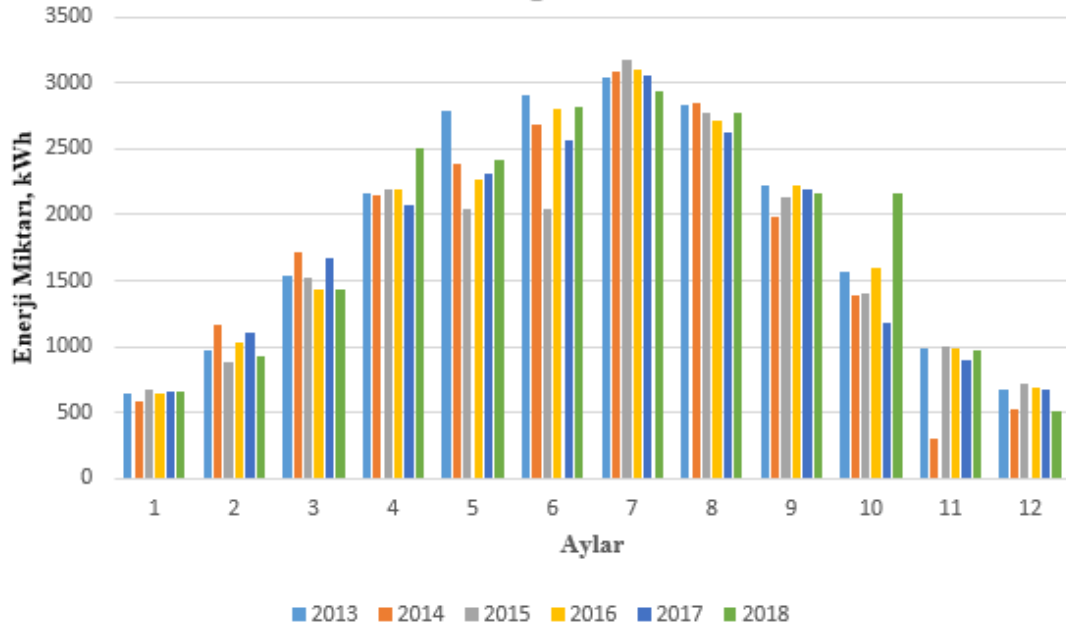
$$E = A * r * H * PR \quad (2.6)$$

Burada, E enerji miktarını (kWh), A güneş paneli alanı (m²), r güneş paneli verimliliği (%), H yatay yüzeyde panelin yıllık ortalama güneş ışınımı, PR performans oranını, (0,5 ile 0,9 arasında, varsayılan değer = 0,75) göstermektedir. Uygulamada, ayrıntıları Çizelge 2.3’de verilen PV modülü için, PR performansı 0,75 ve verimlilik 0,18 seçilmiş, aylık toplam güneş radyasyonu değerleri göz önüne alınmıştır. Panelin sağladığı enerji miktarı (2.6) eşitliğine dayalı olarak hesaplanmıştır. Çizelge 2.3’deki örnek PV modülü için, yapılan kabullere dayalı E enerji miktarının aylık değişimi Şekil 2.11’de sunulmaktadır.

Çizelge 2.3: PVmodülün teknik özellikleri (url-14)

PV modül	Özellikler
Model	CS6K-300MS-T4
STC Rating Standart Test Condition	300 Watts
Verimlilik	18.33 %
Açık devre voltajı V _{oc}	39.7 V
Kapalı devre voltajı I _{sc}	3.69A
Güç Toleransı	+/-5
Açık Devre Akımı (V _{oc})	22.1V
Ölçü (uzunluk)	65.0 inch
Ölçü (genişlik)	39.1 inch
Ağırlık	40,1 kg
Yükseklik	1.57 m

Çizelge 2.3’de monokristal güneş panelinin teknik özellikleri gösterilmektedir. Yıllık güneş enerjisi çıktı değerlerini hesaplamak için bu monokristal güneş paneli kullanılmıştır. Güneş enerji çıktı değerlerini tahmin etmek için yukarıdaki (5 numaralı) denklem kullanılmıştır.



Şekil 2.11: (2.6) Eşitliğine göre seçilen PV modülden elde edilen aylık toplam güneş enerjisi (E) değişimi (2013-2018)

Yukarıdaki şekilde görüldüğü gibi, yıllık örnek PV modülünden elde edilecek E enerji miktarı değişimi normal dağılıma benzer bir yapıdadır. En yüksek enerji miktarının Temmuz 2015’de, en düşük miktarın ise, Kasım 2014’de elde edildiği vurgulanabilir.

3. MATERİYAL VE VERİ

Bu bölümde güneş enerji potansiyelini hesaplamak için kullanılan veri, inceleme bölgesi ve yöntemlerle ilgili bilgi verilmektedir.

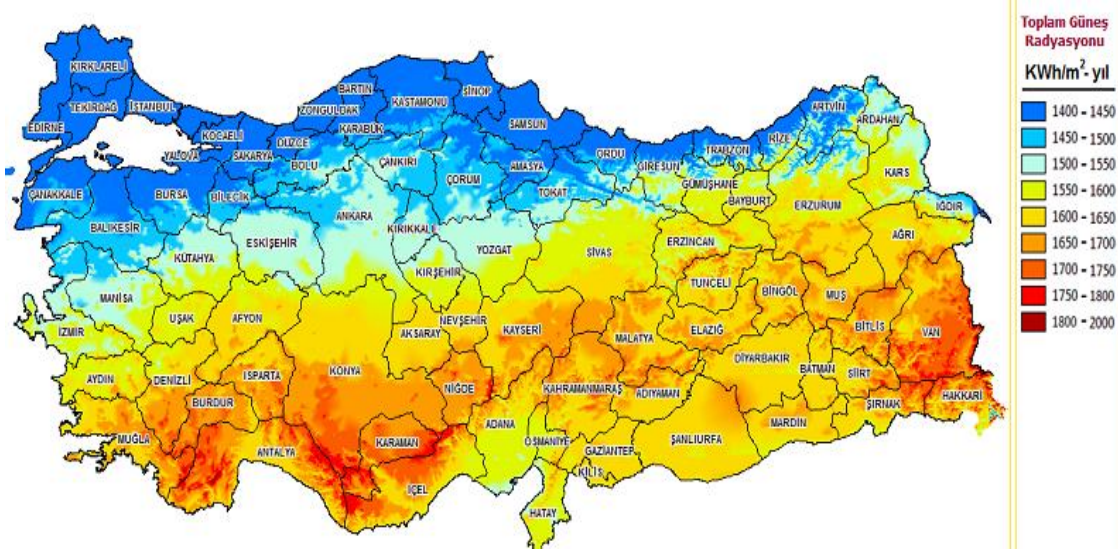
3.1 Türkiye'nin Güneş Enerji Potansiyeli

Bu bölümde, Türkiye'de alternatif temiz enerji kaynakları arasında en önemli olan güneş enerjisi potansiyeli incelenmiştir. Türkiye Avrupa'nın güneydoğusunda ve Asya'nın güneybatısı kesiminde 36^0-42^0 kuzey enlem, 32^0-45^0 güney boylamında yer almaktadır (url-15). Bu durum ülkenin Ekvatora yakın olmasına ve güneş enerjisinin Türkiye'nin iklimi üzerinde etkili olmasını göstermektedir.

Bir güneş enerjisi santrali kurmak için, bölgenin yılda en az 2000saat güneşlenme süresi ve 1500kWh güneş enerjisi değerine sahip olması gerekir. Güneşlenmeye sahip gün sayısının 150' den az olmaması ve ortalama 4 saatlik güneşlenme süresine sahip olması gerekir (YEGM, 2019).

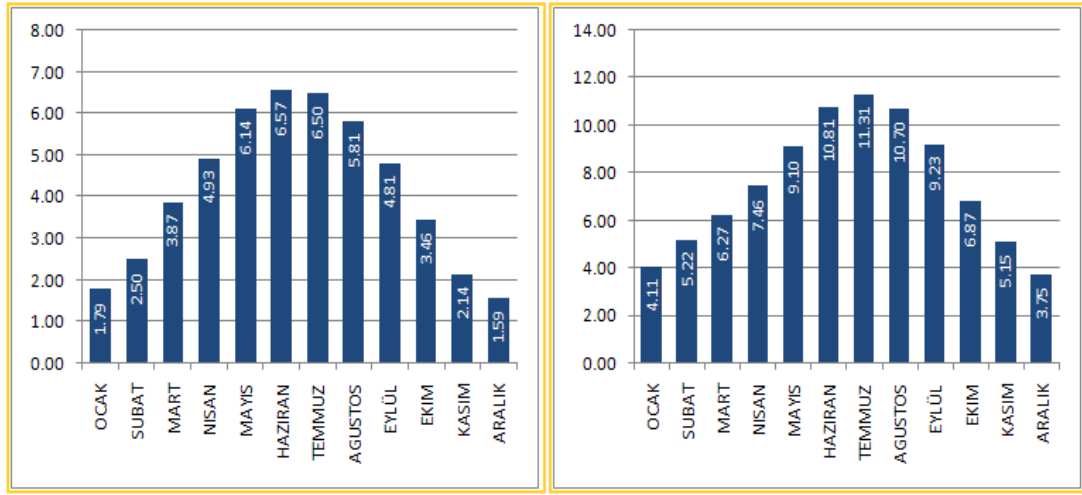
Güneş radyasyonu ölçümlerinin farklılık gösterdiği durumlar aşağıdaki gösterilmektedir (Aksungur ve diğ, 2013):

- Dakika ve saat gibi kısa süreli değişimler,
- Gökyüzünün durumu,
- Ay, sezon, yıl gibi daha uzun zaman değişimler,
- Bulunana noktaya göre değişimi,
- Güneşlenme zamanı ve buluta bağlı olarak uygun sıcaklık,



Şekil 3.1: Türkiye'nin Güneş Enerji Potansiyeli Atlası, (GEPA)

Şekil 3.1'de Türkiye'nin güneş enerji potansiyelinin haritası ve toplam güneş radyasyon (kWh/m² yıl) olarak gösterilmektedir. Türkiye'de haritadan görüldüğü gibi az güneş radyasyonunu alan bölge Orta ve Doğu Karadeniz bölgesidir. Güney Ege, Batı Akdeniz orta derecede radyasyon almaktadır. Güneş radyasyonu alan en güneşli bölgemiz Güney doğu Anadolu bölgesi ve ikinci sırada Akdeniz bölgesi özellikle gelmektedir (Yenisey, 2015).



Şekil 3.2: Türkiye'nin Global Radyasyon Değerleri (kWh/m²) ve Güneşlenme Süresi (saat), (YEGM, 2019)

Şekil 3.2'ye göre Türkiye en fazla radyasyon değerleri ve güneşlenme süreleri yaz aylarında olmaktadır. Radyasyon değerleri mayıs, haziran ve temmuz aylarında en fazla, güneşlenme süresi ise haziran, temmuz ve ağustos aylarında almaktadır.

Çizelge 3.1: Türkiye'nin Aylık Ortalama Güneş Enerji Potansiyeli, (EİE, 2019)

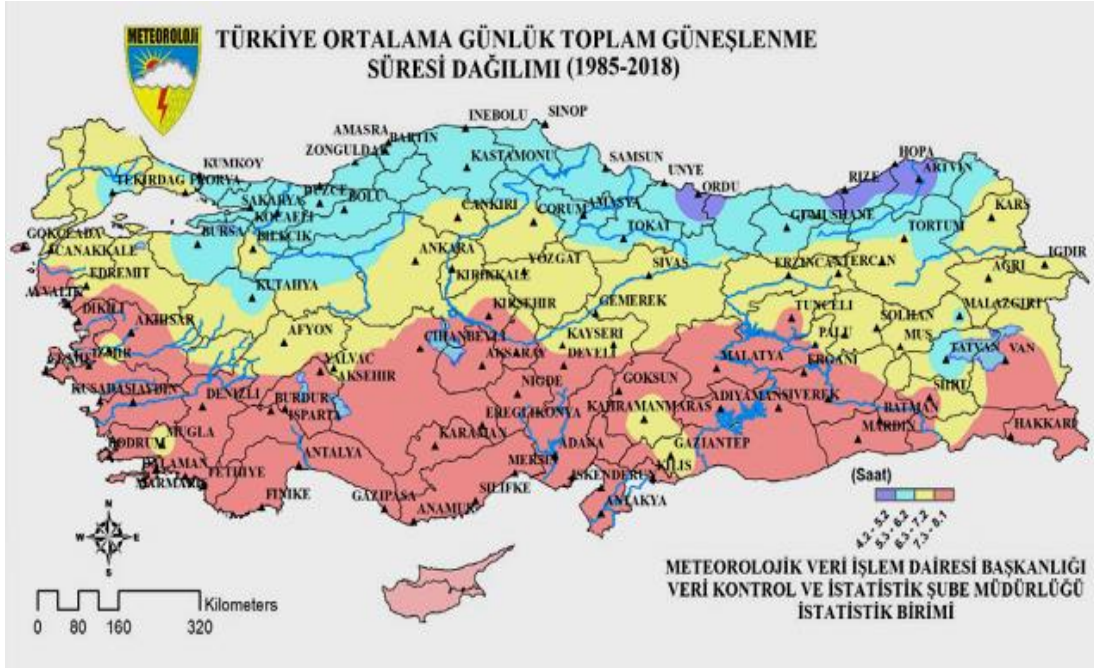
Aylar	Aylık Toplam Güneş Enerjisi (kcal/cm ² -ay)	Aylık Toplam Güneş Enerjisi (kWh/m ² -ay)	Gürleşme Süresi (Saat/ay)
Ocak	4,45	51,75	103,0
Şubat	5,44	63,27	115,0
Mart	8,31	96,55	165,0
Nisan	10,51	122,23	197,0
Mayıs	13,23	153,86	273,0
Haziran	14,51	168,75	325,0
Temmuz	15,08	175,33	365,0
Ağustos	13,62	158,40	343,0
Eylül	10,60	123,28	250,0
Ekim	7,73	39,90	214,0
Kasım	5,23	60,82	157,0
Aralık	4,03	46,87	103,0
Toplam	112,74	1311,0	2640
Ortalama	308,0 cal/cm²-gün	3,6 kWh/m²-gün	7,2 saat/gün

Türkiye'de Güneş enerji potansiyeli Devlet Meteoroloji Genel Müdürlüğü'nde 1966-1982 yılları arasında ölçülen güneşlenme süreleri ve ışınım şiddeti verilerinden yararlanarak EİE tarafından analiz edilmiştir. Bu çalışmaya göre, Türkiye'nin aylık ortalama güneş enerji potansiyeli 308cal/cm²-gün, 3.6kWh/m²-gün ve günlük güneşlenme süresi 7,2 saat olarak elde etmişler (Yenisey, 2015).

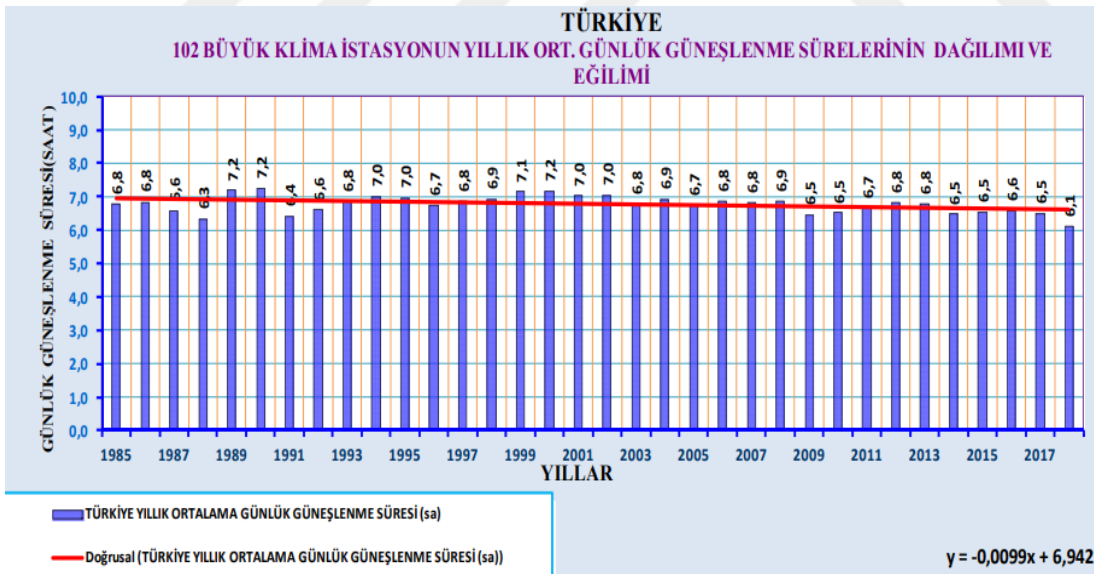
Çizelge 3.2: Türkiye'nin Yıllık Toplam Güneş Enerji Potansiyelinin Bölgelere göre Dağılımı, (EİE, 2019)

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

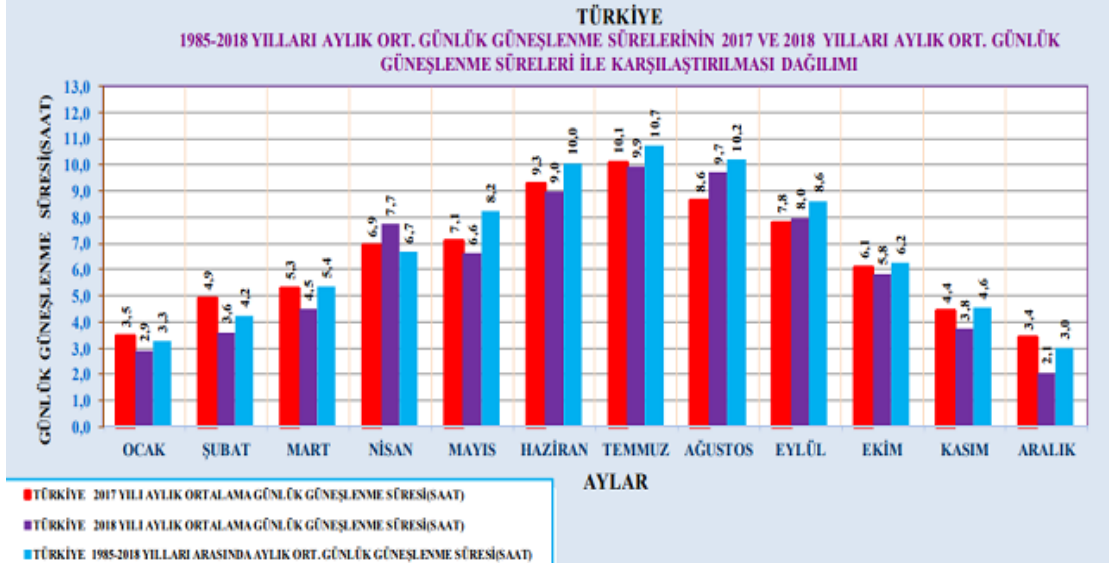
Türkiye'nin yıllık global radyasyon değerleri ve ortalama yıllık güneşlenme süresi 2640 saat olup (günlük toplam 7,2 saat), ortalama ışınım şiddeti metrekarede yıllık 1311 kWh (günlük toplam 3.6 kWh/m²) olarak ölçülmüştür (Şekil 3.3).



Şekil 3.3: Türkiye'nin Ortalama Günlük Toplam Güneşlenme Süresi, (MGM)



Şekil 3.4: Yıllık Ortalama Günlük Güneşlenme Süresi 1985- 2017 yılları arasındaki Değişimi, (MGM)

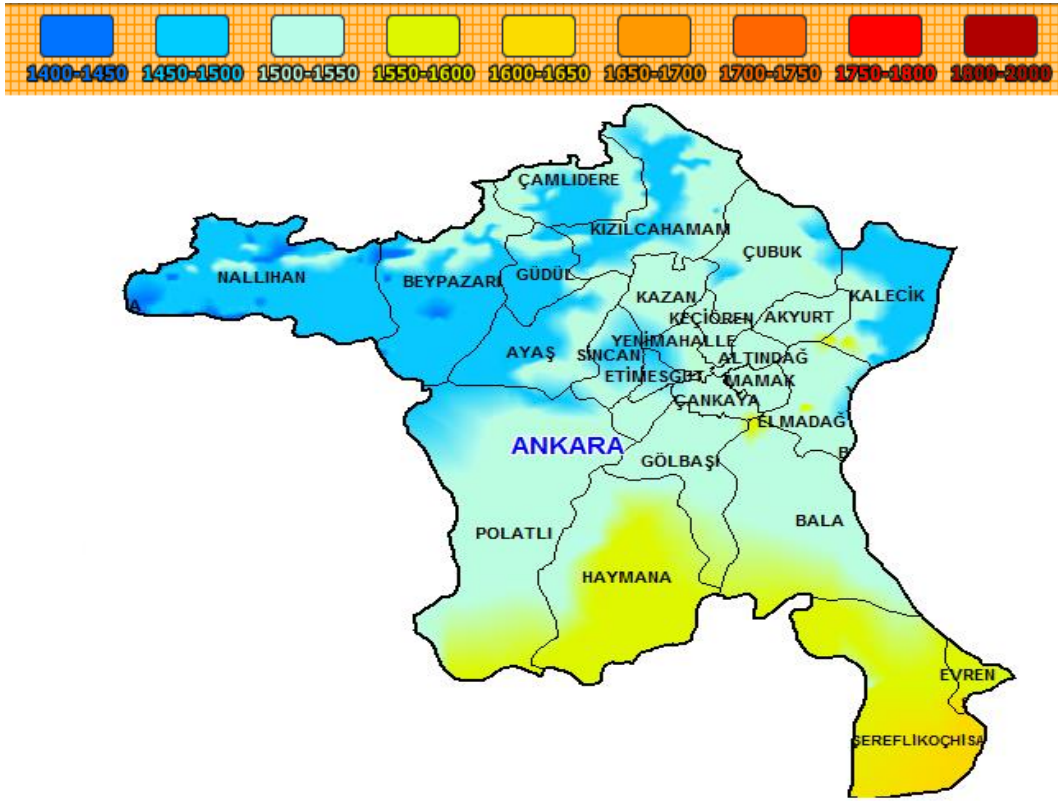


Şekil 3.5: Aylık Ortalama Günlük Güneşlenme Süresi Verisinin 1985-2018 Aylık Ortalama Değerlerinin 2017 ve 2018 Aylık Değerlerle Karşılaştırılması

Güneşlenme süresinin değişimi ve uzun süreli verilerle karşılaştırılması Şekil 3.4 ve 3.5’de sunulmaktadır.

3.1.1 Ankara İlinin güneş enerji potansiyeli

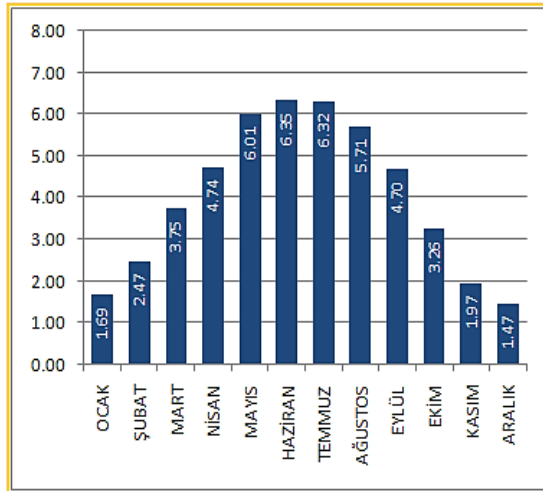
Ankara İç Anadolu Bölgesinde $32^{\circ} 53$ Güney enlem ve $39^{\circ} 57$ Kuzey enlem arasında yerleşir. Ankara’nın yüzölçümü 25.978 km^2 ’dir ve 830-850 m yüksekliğe yerleşen Ankara Ovası üzerinde yer almaktadır, (url-16). Türkiye’nin çoğunda olduğu gibi, Ankara’nın iklimi de oldukça ılıman ve her ne kadar çoğu zaman oldukça soğuk kış havaları olsa da bu soğuk aylar kısa olur. İlıman iklim kuşağındaki Ankara’da kışları az yağışlı ve soğuk, yazları ise sıcak ve kurak kara iklimi görülür, (Yenisey, 2015).



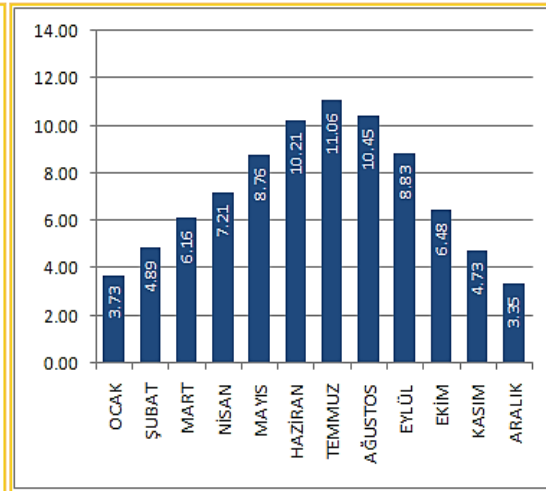
Şekil 3.6: Ankara güneş enerji radyasyonu ve ışınlım haritası ilçelere göre dağılımı, (YEGM)

Şekil 3.6'daki güneş enerji potansiyeli ve ışınlım haritasına göre, Ankara İli, güneş enerjisi potansiyeli bakımından yüksek değerlere sahiptir. Ankara'nın Güney kısmı 1600-1650 kWh/m² yıl değerinde enerji potansiyeli vardır.

ANKARA Global Radyasyon Değerleri (KWh/m²-gün)



ANKARA Güneşlenme Süreleri (Saat)



Şekil 3.7: Ankara Global Radyasyon Değerleri (kWh/m²) ve Güneşlenme Süresi (Saat), (YEGM)

Şekil 3.7 görüldüğü gibi, Ankara ilinin global radyasyon değerleri Mayıs, Haziran ve Temmuz aylarında en yüksek değerleri almakta olup maksimum ortalama radyasyon miktarı 6350 kWh/m^2 gün 'dür. Güneşlenme süresi ise Haziran, Temmuz ve Ağustos aylarında en yüksek değerine ulaşmıştır.

3.1.2 Ankara istasyonu inceleme bölgesi ve veri

Bu tez çalışmasında Ankara ilinde 40.12400^0 Enlem, 32.9992^0 boylam, 959 m yükseklikte yerleşen 17130 numaralı meteoroloji istasyonda ölçülen günlük global güneşlenme verileri kullanarak araştırma yapılmıştır. Günlük kaydedilen günlük güneş radyasyon verileri Meteoroloji Genel Müdürlüğü tarafından Piranometre ile kaydedilmiştir.

Çizelge 3.3: Ankara'daki meteorolojik istasyonun coğrafi konumu

İstasyon Adı:	Enlem (N^0)	Boylam (E^0)	Yükseklik (m)
Ankara Bölge	40.1240	32.9992	959

Tez çalışmasında 2013-2018 yıllarına ait istasyonda ölçülmüş günlük güneş radyasyonu verileri (kWh/m^2) kullanılmıştır. Elde edilen verileri YSA modeline dayalı olarak daha verimli bir şekilde eğitmek için veri işleme prosedürü uygulanmıştır. Modelin performansı gözlemlenen verilerin performansı ile karşılaştırılmış ve geliştirilen küresel güneş ışınımı modelinin performansı regresyon analizi ile değerlendirilmiştir. Verilerin hata analizini yapmak için hata ölçümü MSE, MAE hata analizi hesaplama yöntemi kullanılmıştır.

Çizelge 3.4: İstasyon verileri (MGM)

İstasyon No	İli	İlçesi	İstasyon adı	Gözlem grubu	Gözlem türü	Sensörler
17130	Ankara	Keçiören	Ankara Bölge	206	OMGİ, Sinoptik, Günlük klima, Ravinsonde.	RSNY, TS, B, G,

OMGİ: Otomatik Meteoroloji Gözlem İstasyonu,

Sinoptik: Hava tahmini için kullanılan ana gözlem türü. Tüm meteorolojik parametreler 3 saatte bir ölçülür.

Günlük Klima: Yağış, meteorolojik hadise, buharlaşma ve güneşlenme süresi her sabah son 24 saati kapsayacak şekilde değerlendirilir.

Rawinsonde: Diğer gözlem türlerinden farklı olarak atmosferin, balonları günde iki kez dikey olarak kullanarak gözlemlemesidir (00 GMT ve 12 GMT).

RSNY: Rüzgâr, Sıcaklık, Nem, Yağış

TS: Toprak Sıcaklığı,

B: Basınç,

G: Güneşlenme,

3.2 Yöntem

Bu çalışmada, YSA- LM, BR ve ÖEE algoritmalarına dayalı olarak yıllık toplam güneş radyasyonunun tahmini etmek için aşağıdaki yöntemler kullanılmıştır.

- MİN-NAX normalizasyon yöntemiyle verilerin 0 ve 1 aralığına indirgenmesi,
- Yapay Sinir Ağları (Modelleme çalışması),
- Levenberg Marquardt Algoritması,
- Bayesian Regularization Algoritması,
- Ölçekli Eşlenik Eğitim Algoritması,

3.2.1 Min max normalizasyon

Min-Max yöntemi, verileri doğrusal olarak normalleştirir. Min-max normalizasyonunda, orijinal veriler doğrusal dönüşümle yeni veri aralığına dönüştürülür. Bu veri aralığı genellikle 0-1'dir. Bir verini 0 ve 1 aralığına indirmek için aşağıdaki denklem kullanılır (Yavuz ve Deveci, 2012).

$$x^1 = \frac{V - \min_A}{\max_A - \min_A} (\text{new_max}_A - \text{new_min}_A) + \text{new_min}_A \quad (3.1)$$

x^1 normalize edilmiş veri,

V girdi değeri,

\min_A - Giriş değerleri içerisinde en küçük sayı,

\max_A - Giriş değerleri içerisinde en büyük sayı, (Saranay ve Manikandan, 2013).

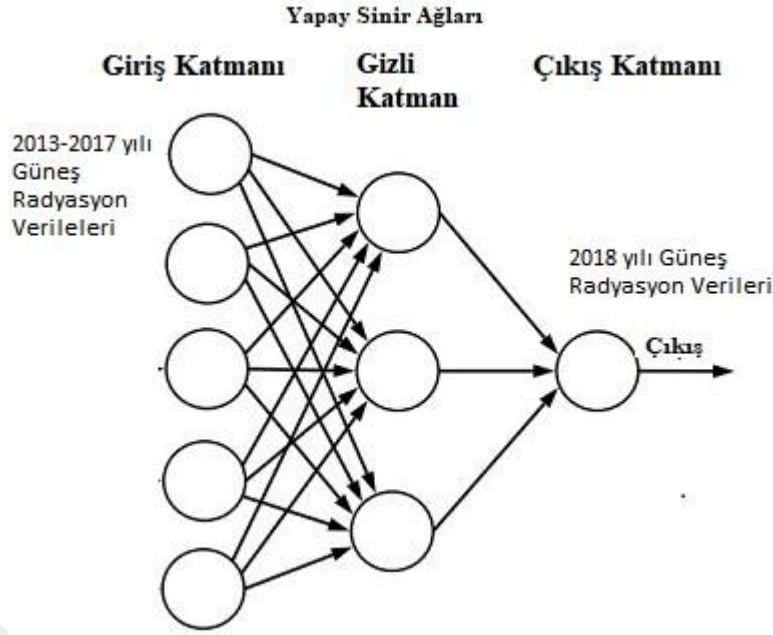
Bu çalışmada kullanılan (2013 – 2018 yılları) veriler 0 ve 1 arasında MİN– MAX yöntemi kullanılarak normalize edilmiştir. Yöntemin amacı, veriler arasında farklılığın çok fazla olduğu durumlarda verileri tek bir düzen içerisinde ele almaktır.

3.2.2 Yapay sinir ağları (YSA)

YSA beyin fonksiyonlarını taklit etmeye çalışan bir ağıdır. İnsan beyni, bir görevi gerçekleştirmek için mükemmel bir uyum içinde çalışan yaklaşık 10^{11} nöron içerir. YSA öğrenme sürecinde belirli bir görevi yerine getirmek için tasarlanmıştır. Sinir ağları katmanlardan ve akıllı nöronlardan oluşur. Nöronların amacı, matematiksel denklemler kullanarak girdiler ve çıktılar arasındaki ilişkiyi sağlamaktır. Girdiler ile çıktılar arasındaki ilişkiler düzensiz özelliklere sahipse, sinir ağı ilişkinin doğrusal mı yoksa doğrusal olmadığını belirleyebilir. Bir YSA'nın tasarımı ve uygulamasında yer alan yedi adım vardır (Hejasi ve diğ, 2011).

- Veri toplama
- Ağ oluşturma
- Ağı yapılandırma
- Ağırlıkların ilk değerlerinin atanması
- Ağı eğitmek
- Ağın doğrulanması
- Ağ kullanmak

YSA üç katmandan oluşur: Giriş katmanı, Sinir katmanı ve Çıkış katmanı. Şekil 3.8'de YSA'nın diagramı gösterilmektedir.



Şekil 3.8: Yapay Sinir Ağları

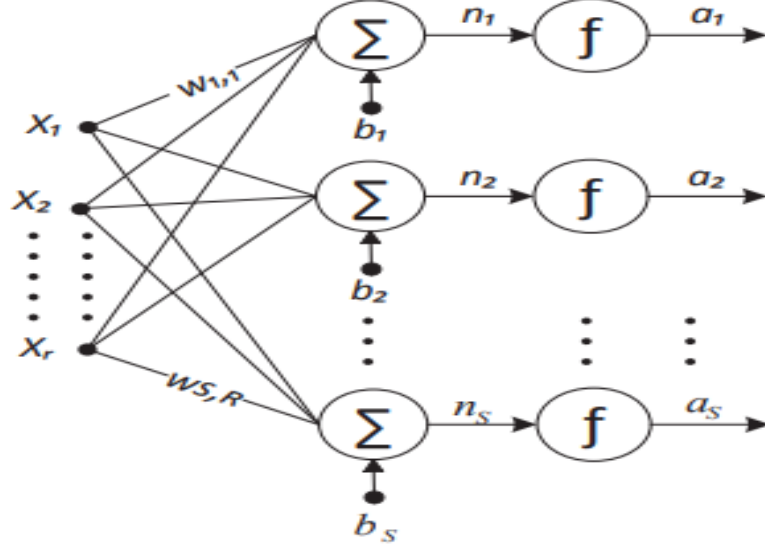
Bu çalışmada YSA modelini kullanarak gerçekleştirilen tahmin aşamasında günlük güneş radyasyon verileri iki gruba ayrılmıştır: Girdi verileri 2013 – 2017 yılları ve çıktı verileri 2018 yılı için seçilmiştir. 2013-2017 yılları güneş radyasyon verileri tahmin aşamasında verilerin %70 ağı eğitmek, %15 doğrulama, %15 test için ayrılmıştır.

YSA'nın giriş katmanını içeren nöronların sayısı, verilerinizdeki özelliklerin sütunların sayısına eşittir. Gizli katman, giriş ve çıkış katmanları arasında gizlenmiş bir katmandır. Gizli katmanlar ağırlıklı girdiler üzerinde hesaplamalar yapar ve daha sonra gerçek çıktıyı üretmek için uygulanan net girdiyi üretir. Yapay bir sinir ağındaki çıktı katmanı, program için belirli çıktılar üreten son nöron katmanıdır.

YSA'nın yapısındaki bir diğer önemli bileşen aktivasyon işlevidir. Aktivasyon fonksiyonu, nöronun aktif olup olmadığını, ağırlıklı girişin n toplamına bağlı olarak belirlenir. Aktivasyon fonksiyonları, sürekli veya ayrık olmak üzere iki kategoriye ayrılabilir. Bu fonksiyonlar tek kutuplu veya iki kutuplu olabilir. YSA iki ana kategoriye ayrılır: Tek katmanlı ve Çok katmanlı (Alluhaidah, 2014).

3.2.2.1 Tek katmanlı yapay sinir ağı

Tek katmanlı yapay sinir ağı sadece girdi ve çıktı katmanlarından oluşur. Çıkış birimleri tüm giriş birimlerine (X) bağlanır ve her bağlantının bir ağırlığı (W) vardır. Üç girdi ve tek katmandan oluşan bir YSA aşağıdaki şekilde gösterilmiştir.



Şekil 3.9: Tek Katmanlı Yapay Sinir Ağı, (Alluhaidah, 2014)

Şekil 3.9’da her bir yapay nöron basit bir YSA olarak bağlanır ve her bir yapay nöron girdi ve çıktı sinyalleri içerir. Tek katmanlı Sinir ağlarında her bir x_r girişleri katmanlardaki bütün nöronlara bir ağırlık vektörü W ile bağlanır. N_i giriş vektörü, nöron çıkış vektörünü oluşturmak için (a_i) aktivasyon fonksiyonu tarafından kullanılır. Girdilerin sayısı her zaman olarak nöronların sayısından farklı olur (Alluhaidah, 2014).

3.2.2.2 Çok Katmanlı Yapay Sinir Ağı

Çok katmanlı YSA tek katmanlı YSA’nın çözemediği karmaşık sorunları çözmek için kullanılır. Doğrusal olmayan ayrılabilir nesnelere, doğrusal olarak ayrılabilir oldukları farklı bir alana dönüştürme yeteneğine sahiptir. Çok Katmanlı YSA gösterildiği gibi bir giriş katmanı, çıkış katmanı ve gizli katmanlardan oluşur. Çok katmanlı YSA’da her katmanın çıktısı sonraki katmanın girişi olur. Her katmanın kendi ağırlık matrisi vardır. Bu ağırlık matrisleri, minimum hata elde etmek için değiştirilir.

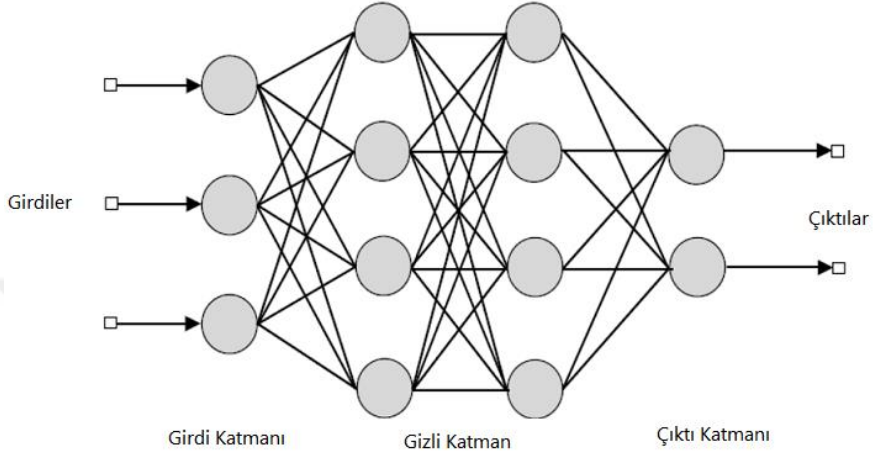
$$a^1 = f^1(IW^{1.1}X + B^1) \quad (3.2)$$

$$a^2 = f^2(IW^{2.1}a^1 + b^2) \quad (3.3)$$

$$a^2 = f^2 (IW^{3.2}a^2 + b^3) \quad (3.4)$$

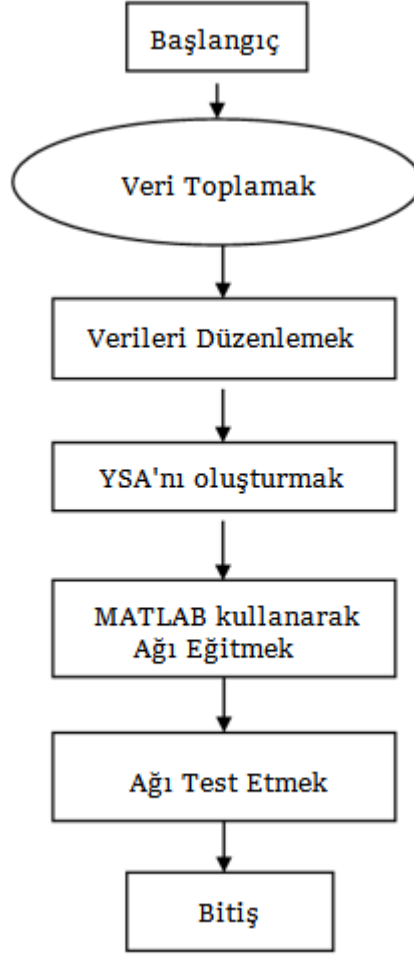
$$a^3 = f^3 (LW^{3.2}f^2(IW^{2.1}f^1(IW^{1.1}X + b^1) + b^2) + b^3) \quad (3.5)$$

Burada, X - giriş vektörü, IW - giriş ağırlık matrisi, LW - gizli ağırlık matrisi, A - sapma vektörü, b - katman çıkışı vektörü göstermektedir.



Şekil 3.10: Çok katmanlı Yapay Sinir Ağları (Url-17)

Çok Katmanlı YSA'nın en önemli avantajı eksik bilgilerle çalışabilme becerisidir. YSA eğitiminden sonra, veriler eksik bilgilerle bile çıktı üretebilir ve aynı anda birden fazla işi yapabilen sayısal güce sahiptir. Bir veya daha fazla YSA hücresinin bozulması, bunun çıkış oluşturmalarını engellemez.



Şekil 3.11: YSA modelinin tasarımı için temel akış diyagramı

3.2.3 Levenberg Marquardt algoritması (LM)

Doğrusal olmayan en küçük kareler problemlerini çözmek için LM algoritması genellikle standart bir algoritma olarak kullanılır. Algoritma, Levenberg (1944) ve Marquardt (1963) tarafından geliştirilmiştir. LM algoritması için parametre güncelleme işlemi, eğim düşmesi (steepest descent) ve Newton algoritmalarından türetilerek elde edilmiştir (Çavuşlu, 2014).

$$\Delta w = (J^T J + \mu I)^{-1} J e^T \quad (3.6)$$

W- ağırlık vektörü,

I- birim matrisi,

μ - kombinasyon katsayısı,

J - $(P \times M) \times N$ boyutunda Jacobian matrisi,

e - $(P \times M) \times 1$ boyutunda hata vektörü,

LM algoritması tüm girdi örnek değerleri için parametre güncelleme işlemleri oluşturmak için hata vektörünü ve Jacobian matrisini kullanır. Jacobian matrisinin aşağıda gösterilmiştir.

$$J = \begin{bmatrix} \frac{\partial e_{11}}{\partial \omega_1} & \frac{\partial e_{11}}{\partial \omega_2} & \frac{\partial e_{11}}{\partial \omega_3} & \dots & \dots & \dots & \frac{\partial e_{11}}{\partial \omega_N} \\ \frac{\partial e_{1n}}{\partial \omega_1} & \frac{\partial e_{1n}}{\partial \omega_2} & \frac{\partial e_{1n}}{\partial \omega_3} & \dots & \dots & \dots & \frac{\partial e_{1n}}{\partial \omega_N} \\ \frac{\partial e_{p1}}{\partial \omega_1} & \frac{\partial e_{p1}}{\partial \omega_2} & \frac{\partial e_{p1}}{\partial \omega_3} & \dots & \dots & \dots & \frac{\partial e_{p1}}{\partial \omega_N} \\ \frac{\partial e_{pn}}{\partial \omega_1} & \frac{\partial e_{pn}}{\partial \omega_2} & \frac{\partial e_{pn}}{\partial \omega_3} & \dots & \dots & \dots & \frac{\partial e_{pn}}{\partial \omega_N} \end{bmatrix} \quad (3.7)$$

Denklem 3.7'de Jacobian matrisi parametreleri (Çavuşoğlu, 2014)

$$e = \begin{bmatrix} e_{11} \\ e_{1n} \\ e_{p1} \\ e_{pn} \end{bmatrix} \quad (3.8)$$

μ ayarlanabilir bir parametredir. Bu parametre çok büyükse, yöntem bir eğim düşmesi (steepest descent) yöntemi olarak işlev görür. Çok küçükse Newton'un yöntemi gibi davranır (Çavuşlu, 2014).

$$\mu(t) = \begin{cases} \mu(t)k & E(t) > E(t-1) \\ \mu \frac{(t)}{k} & E(t) \leq E(t-1) \end{cases} \quad (3.9)$$

3.2.4 Bayesian Regularization algoritması

Levenberg-Marquardt, eğitim algoritmasından türetilen ve optimum ağı bulmada kolaylık sağlayan bir algoritmadır. Hata, kareler ve ağırlıkların toplamını en aza indirmeye çalışırken genelleme yeteneğini geliştiren bir algoritmadır. Bayes düzenlemesi, Levenberg Marquardt optimizasyonuna göre ağırlık ve bias değerlerini güncellenmektedir. Karesel hataların ve ağırlıkların kombinasyonunu minimize eder ve en iyi kombinasyonu belirler. Daha iyi genelleme özelliğine sahip bir ağ oluşturmak için Mackay, ağ parametrelerinin boyutunu yönetmelikle sınırlayan bir yöntem önermiştir. Bayesian yöntemlerinin avantajları, sağlam modeller üretmeleri, verilerle iyi eşleşmeleri ve en uygun tahminleri yapmalarıdır (Küçükönder, 2011).

$$F(\omega) = \alpha E_{\omega} + \beta E_D \quad (3.10)$$

Burada, E_{ω} – ağıdaki ağırlıkların toplamı, E_D – ağıdaki hataların toplamı α ve β - fonksiyon parametrelerini göstermektedir.

BR ağı ağırlıkları rastgele değişkenler olarak görülür ve ardından ağı ağırlıkları ve eğitim kümelerinin dağılımı Gauss dağılımı olarak kabul edilir. α ve β değerleri Bayes teoremi kullanılarak bulunur.

$$P(A/B) = \frac{P(B/A)P(A)}{P(B)} \quad (3.11)$$

Burada, $P(A/B)$ - B olayı gerçekleştiğinde A olayının gerçekleşme olasılığı, $P(A)$ – A olayının gerçekleşme olasılığı, $P(B/A)$ = A olayı gerçekleştiğinde B olayı olasılığı, $P(B)$ = B olayının meydana gelme olasılığını ifade eder.

3.2.5 Ölçekli eşlenik eğim algoritması

Standart Geri Yayılım algoritması genellikle büyük ölçekli problemlerde çok kötü davranır ve başarısı kullanıcıya bağlı parametrelere, öğrenme hızına ve momentum sabitine bağlı olarak değişir (Deperlioğlu, 2018). Bu dezavantajların bir kısmını ortadan kaldırmak için bazı öğrenme algoritmaları geliştirilmiştir. Moller tarafından geliştirilen Ölçekli Eşlenik eğim Algoritması (SCG) da bunlardan birisidir. ÖEE algoritması çoğu problem üzerinde süper doğrusal yaklaşmayı gösteren Eşlenik Eğim (Conjugate Gradient Algorithm) sınıfına girmektedir. Levenberg-Marquardt algoritması, yüzlerce ağırlık ve sapma içeren çok katmanlı ağırları öğrenmede en hızlı eğitim yöntemidir. Ağırlıkların sayısı bin ya da daha fazla olduğunda Levenberg-Marquardt algoritması eşlenik eğim algoritmaları kadar etkili değildir. Bunu nedeni, ters matris hesaplamalarının geometrik olarak ağırlıklarının sayısıyla ölçeklenmesidir. Büyük ağırlar için Ölçekli Eşlenik Eğim Algoritması çok etkilidir. (Smith, 1988. Moller, 1990).

Büyük boyutlu sinir ağı uygulamalarında öğrenme sıklıkla birkaç bin ağırlığın ayarlanmasını gerektirdiğinden yalnızca büyük ölçekli problemlere uygulanabilen optimizasyon yöntemleri alternatif öğrenme algoritmaları olarak geçerlidir. Sayısal analiz topluluğunda genel görüş, büyük ölçekli problemleri etkili bir şekilde çözebilen yalnızca bir optimizasyon yöntemi sınıfının mevcut olmasıdır. Bu yöntemlere Eşlenik Eğim Yöntemleri denir. Sinir ağılarında öğrenme algoritmaları olarak yakın zamanda

çeşitli Eşlenik Eğitim algoritmaları geliştirilmiştir. Birkaç denemeye ÖEE'nin geriye yayılı algoritmasından en az bir kat daha hızlı olduğu tespit edilmiştir. ÖEE algoritması diğer eşlenik eğitim algoritmalarındaki zaman alıcı satır araması yerine, bir adım boyutu ölçekleme mekanizması kullanarak, algoritmanın kısa zamanda önerilen öğrenme yinelemelerini gerçekleştirmesini sağlar. Böylece diğer ikinci dereceden algoritmalara göre daha hızlı bir şekilde çalışır (Hagan ve Demuth, 2018). Kısaca ÖEE, eşlenik eğitim yöntemine dayalı olarak çalışır ancak bu algoritma her yinelemede bir satır araması yapmaz. Eğitim, aşağıdaki koşullardan herhangi biri meydana geldiğinde durur (Deperlioğlu, 2018).

- Maksimum çağ sayısına (yinelemeye) ulaştığında,
- Maksimum süre aşıldığında,
- Performans hedefi en aza indiğinde,
- Performans eğilimi minimum eğimin altına düştüğünde,

3.2.6 Ortalama kare hatası (MSE)

Ortalama Kare Hatası, bir regresyon eğrisinin bir dizi noktalara ne kadar yakın olduğunu gösterir. MSE, bir makine öğrenme modelinin performansını ölçer, her zaman pozitif ve sıfıra yakın olan değerleri daha iyi performans gösterdiği söylenebilir. Bu hataların ortalamasını ölçen sürekli değişkenler için çok yaygın bir yöntemdir.

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_{i-1})^2 \quad (3.12a)$$

Burada Y_i – gerçek değerler, \hat{Y}_{i-1} – tahmin edilen değerler, n ve $i - 1$ sayı dizisidir.

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - x) \quad (3.12b)$$

Burada n hata değerlerini, Σ = toplama sembolü, $(x_i - x)$ mutlak hatanı göstermektedir. Ortalama Mutlak Hatası regresyon modellerinde kullanılan bir model değerlendirme ölçüsüdür. Her tahmin hatası, gerçek değer ile tahmin değerleri arasındaki farktır (Willmott ve Matsuura, 2005).

4. BULGULAR

Bu çalışmada karşılaştırılan LM, BR ve ÖEE algoritmaların performansları aşağıdaki tablolarda gösterilmektedir.

4.1 Model Sonuçlarının Yorumlanması

Çizelge 4.1: LM algoritması YSA model sonuçları

Nöron Sayısı	Eğitim (R)	Doğrulama (R)	Test (R)	Tümü (R)	MSE
1	0,871	0,838	0,880	0,868	1.789
2	0,868	0,864	0,878	0,869	1.627
3	0,864	0,863	0,933	0,875	1.11
4	0,891	0,837	0,806	0,865	2.479
5	0,879	0,859	0,884	0,874	1.599
6	0,901	0,829	0,825	0,880	2.049
7	0,890	0,808	0,896	0,878	1.626
8	0,885	0,875	0,88	0,881	1.682
9	0,882	0,849	0,871	0,874	2.012
10	0,892	0,854	0,865	0,882	1.874
11	0,882	0,801	0,886	0,869	2.141
12	0,896	0,857	0,855	0,883	2.194
13	0,891	0,851	0,857	0,880	1.933
14	0,910	0,88	0,819	0,890	2.532
15	0,902	0,786	0,859	0,880	2.209
16	0,913	0,849	0,844	0,894	1.891
17	0,866	0,914	0,863	0,873	1.897
18	0,891	0,858	0,871	0,881	2.035
19	0,910	0,894	0,825	0,892	2.641
20	0,850	0,843	0,796	0,840	3.077
21	0,887	0,82	0,883	0,875	2.076
22	0,869	0,846	0,801	0,857	3.010
23	0,878	0,842	0,878	0,870	1.543
24	0,893	0,834	0,828	0,871	2.981
25	0,877	0,856	0,915	0,880	1.733
26	0,912	0,845	0,841	0,890	2.472
27	0,922	0,825	0,857	0,893	2.296
28	0,891	0,832	0,855	0,877	2.309
29	0,939	0,773	0,834	0,895	3.001
30	0,908	0,813	0,803	0,878	2.689

Çizelge 4.1’de MATLAB uygulaması, YSA modeli ve LM algoritması kullanarak hesaplanan tahmin sonuçları tablo şeklinde gösterilmektedir. Gizli katmandaki en uygun nöron sayısını ve YSA modelinin eğitiminde en düşük ortalama kare hatası (MSE) değerini bulmak için nöron sayısını birer birer artırılmıştır. Burada gizli katmanda nöron sayısı sırasıyla 1’den 30’a kadar değiştirilerek hesaplamalar yapılmıştır. En az hata değeri 3 nöronlu YSA modelinde (MSE=1.11, MAE=0,108) değerleri elde edilmiştir. Ortalama Kare Hatası değeri sıfıra yakın olan değerler iyi tahmin değerleridir. Kullanılan üç algoritma arasında LM algoritması ve 3 nöronlu YSA modeli hem eğitim hem de testte iyi performans değeri elde edilmiştir.

Çizelge 4.2: BR algoritması YSA model sonuçları

Nöron Sayısı	Eğitim (R)	Test (R)	Tümü (R)	MSE
1	0,884	0,740	0,867	2.870
2	0,864	0,899	0,870	1.479
3	0,875	0,836	0,869	2.206
4	0,856	0,929	0,869	1.318
5	0,869	0,864	0,868	2.026
6	0,881	0,812	0,870	2.583
7	0,867	0,883	0,869	1.577
8	0,876	0,831	0,870	2.018
9	0,867	0,885	0,870	1.680
10	0,862	0,917	0,869	1.492
11	0,870	0,865	0,868	2.017
12	0,873	0,848	0,870	1.949
13	0,870	0,851	0,869	1.598
14	0,871	0,859	0,869	1.965
15	0,866	0,882	0,869	1.631
16	0,870	0,867	0,869	1.699
17	0,864	0,894	0,869	1.664
18	0,870	0,866	0,869	2.396
19	0,867	0,866	0,867	2.092
20	0,870	0,850	0,869	1.760
21	0,866	0,892	0,868	2.034
22	0,866	0,877	0,868	1.935
23	0,867	0,877	0,868	1.842
24	0,876	0,823	0,869	2.519
25	0,874	0,810	0,867	2.213
26	0,873	0,854	0,870	1.824
27	0,872	0,8590	0,868	2.187
28	0,870	0,854	0,869	1.807
29	0,875	0,850	0,870	2.160
30	0,863	0,909	0,870	1.319

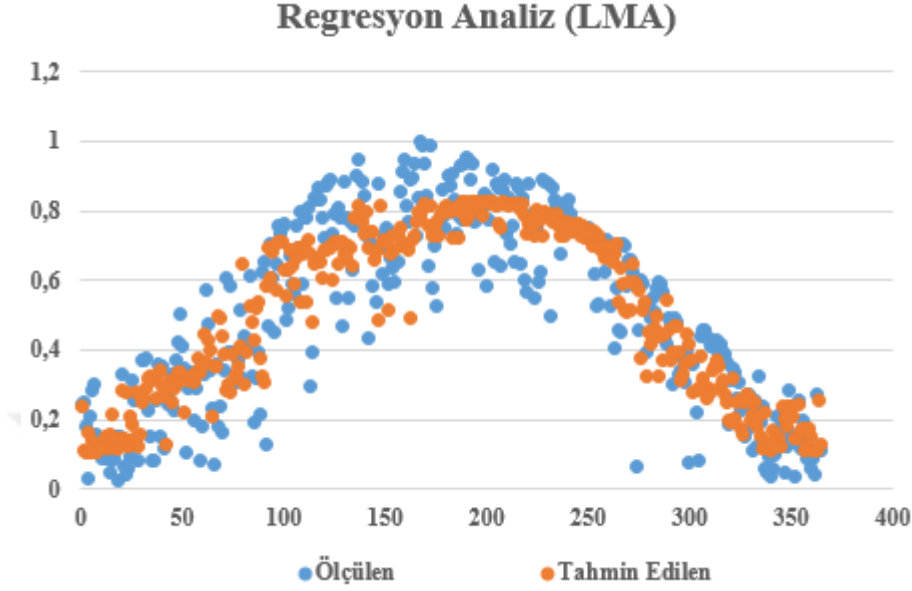
Çizelge 4.2’de MATLAB uygulaması, YSA modeli ve BR algoritması kullanarak hesaplanan tahmin sonuçları tablo şeklinde gösterilmektedir. Burada en uygun nöron sayısını bulmak için nöron sayısı sırasıyla 1’den 30’a kadar değiştirilerek hesaplamalar yapılmıştır. En az hata değeri eğitim ve test aşamasında 4 nöronlu YSA modelinde (MSE=1.318) elde edilmiştir. BR algoritması ve 4 nöronlu YSA modelinin hem eğitim hem de testte iyi performans gösterdiği sonucuna varılabilir.

Çizelge 4.3: ÖEE algoritması YSA model sonuçları

Nöron Sayısı	Eğitim (R)	Doğrulama(R)	Test (R)	Tümü (R)	MSE
1	0,866	0,892	0,834	0,863	2.819
2	0,828	0,814	0,862	0,830	1.966
3	0,874	0,824	0,824	0,860	2.404
4	0,869	0,893	0,862	0,871	1.694
5	0,869	0,878	0,863	0,868	1.657
6	0,863	0,877	0,877	0,866	1.588
7	0,854	0,880	0,830	0,853	2.080
8	0,887	0,732	0,829	0,854	2.410
9	0,873	0,900	0,722	0,857	3.613
10	0,865	0,850	0,875	0,864	1.981
11	0,865	0,820	0,908	0,866	1.475
12	0,869	0,837	0,904	0,868	1.556
13	0,875	0,870	0,801	0,862	2.990
14	0,839	0,868	0,857	0,845	2.144
15	0,857	0,791	0,832	0,843	2.872
16	0,873	0,864	0,890	0,873	2.039
17	0,865	0,913	0,865	0,873	1.988
18	0,866	0,850	0,844	0,859	2.520
19	0,886	0,884	0,801	0,875	2.342
20	0,841	0,817	0,827	0,835	2.812
21	0,869	0,850	0,846	0,863	1.987
22	0,876	0,860	0,877	0,873	1.847
23	0,879	0,848	0,817	0,863	2.427
24	0,883	0,836	0,836	0,867	2.519
25	0,893	0,828	0,882	0,878	1.623
26	0,890	0,836	0,827	0,871	2.241
27	0,851	0,784	0,778	0,832	2.850
28	0,893	0,829	0,886	0,884	1.787
29	0,873	0,839	0,854	0,865	2.048
30	0,882	0,845	0,837	0,870	2.018

Çizelge 4.3’de MATLAB uygulaması, YSA modeli ve ÖEE algoritması kullanarak hesaplanan tahmin sonuçları tablo şeklinde gösterilmektedir. Burada gizli katmanda nöron sayısı sırasıyla 1’den 30’a kadar değiştirilerek hesaplamalar yapılmıştır. En az

hata değeri 11 nöronlu YSA modelinde (MSE=1.465) değeri elde edilmiştir. ÖEE algoritması ve 11 nöronlu YSA modelinin hem eğitim hem de testte iyi performans gösterdiği sonucuna varılabilir.



Şekil 4.1: LM algoritması uygulanarak üç nöronlu gizli katman YSA modeline dayalı tahmin edilen ve gözlem değerlerinin karşılaştırılması

Şekil 4.1’de bu çalışmadaki kullanılan LM, BR ve ÖEE algoritmalarından en iyi algoritma (LM) için 2018 yılı gözlenen ve tahmin edilen normalize değerlerin karşılaştırılması gösterilmektedir. LM algoritması ve 3 nöronlu gizli katman YSA’nın tahmin ettiği değerlerin, veri kümeleri için ölçülen güneş radyasyon değerlerine çok yakın olduğu görülebilir.

Çizelge 4.4: LM algoritması kullanarak yapılan mevsimlik güneş enerji potansiyeli tahmini

Mevsimler	Nöron Sayısı	Eğitim (R)	Doğrulama (R)	Test (R)	Tümü (R)	MSE
Kış	3	0,753	0,629	0,522	0,585	1.209
İlkbahar	3	0,587	0,238	0,647	0,256	1.232
Yaz	3	0,265	0,394	0,191	0,265	1.108
Sonbahar	3	0,815	0,770	0,849	0,804	1.022

Çizelge 4.1’de Ankara Bölge istasyonu güneş radyasyon (2013-2018) yılı verileri kış, ilkbahar, yaz ve sonbahar mevsimleri için ayrı ayrı modelin başarımları sunulmaktadır. Mevsimsel tahminler yapmak amacıyla üç nöronlu YSA modeli LM algoritması, MATLAB Paket Programı kullanılarak uygulanmıştır. Tahminler sonucu sonbahar mevsiminde en düşük hata değeri (MSE=1.022) saptanmıştır.

Çizelge 4.5: BR algoritması kullanarak yapılan mevsimlik güneş enerji potansiyeli tahmini

Mevsimler	Nöron Sayısı	Eğitim (R)	Test (R)	Tümü (R)	MSE
Kış	4	0.7593	0.8057	0.7639	1.3
İlkbahar	4	0.1801	0.1193	0.1729	1.38
Yaz	4	0.312	0.9780	0.2182	1.43
Sonbahar	4	0.7511	0.9029	0.7764	1.15

Çizelge 4.5’de Ankara Bölge istasyonu mevsimsel güneş radyasyon değerlerini tahmin etmek için (2013-2018) yılı verileri mevsimlere bölünmüş ve tahminler yapılmıştır. Mevsimsel tahminde dört nöronlu YSA, BR algoritması ve MATLAB uygulaması kullanarak hesaplamalar yapılmıştır. BR algoritması kullanarak yapılan tahminde sonbahar döneminde MSE=1.15 en düşük hata değeri elde edilmiştir.

4.2 Yapay Sinir Ağları Uygulamaları

The screenshot displays the MATLAB Neural Fitting Tool interface. On the left, the 'Train Network' section shows the 'Levenberg-Marquardt' algorithm selected. Below this, there is a 'Retrain' button. On the right, the 'Results' section shows a table with columns for 'Samples', 'MSE', and 'R'. The table contains data for Training, Validation, and Testing. Below the table are buttons for 'Plot Fit', 'Plot Error Histogram', and 'Plot Regression'. At the bottom, there are 'Notes' explaining the MSE and R values.

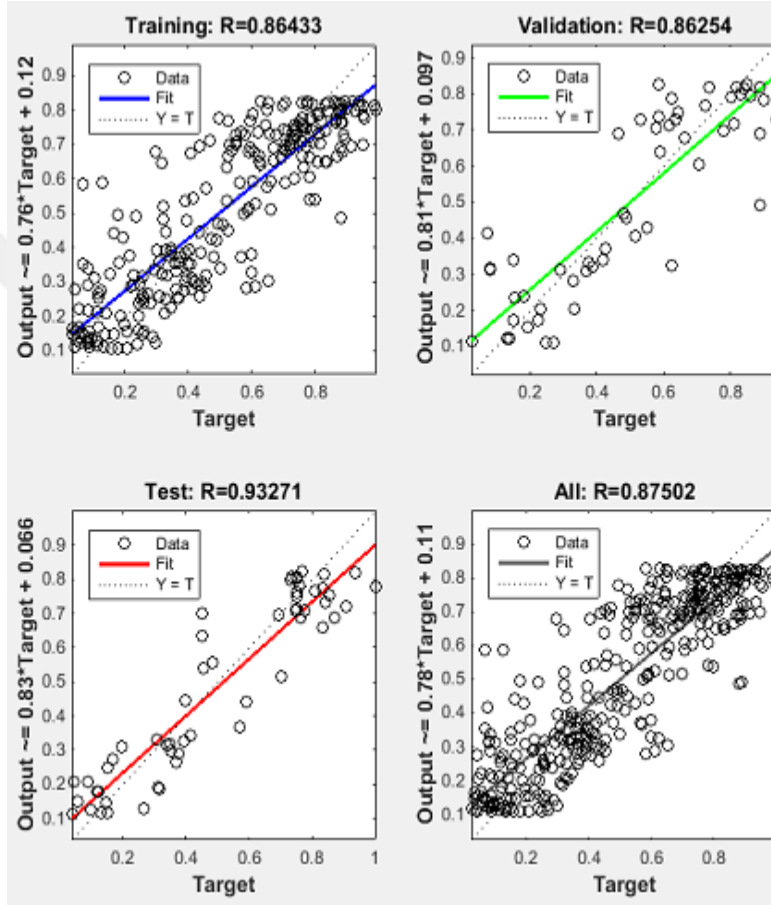
	Samples	MSE	R
Training:	255	1.85469e-2	8.64325e-1
Validation:	55	1.87365e-2	8.62543e-1
Testing:	55	1.11089e-2	9.32712e-1

Notes:

- Training multiple times will generate different results due to different initial conditions and sampling.
- Mean Squared Error is the average squared difference between outputs and targets. Lower values are better. Zero means no error.
- Regression R Values measure the correlation between outputs and targets. An R value of 1 means a close relationship, 0 a random relationship.

Şekil 4.2: MATLAB uygulaması YSA eğri uydurma aracı (Neural Fitting Tool)

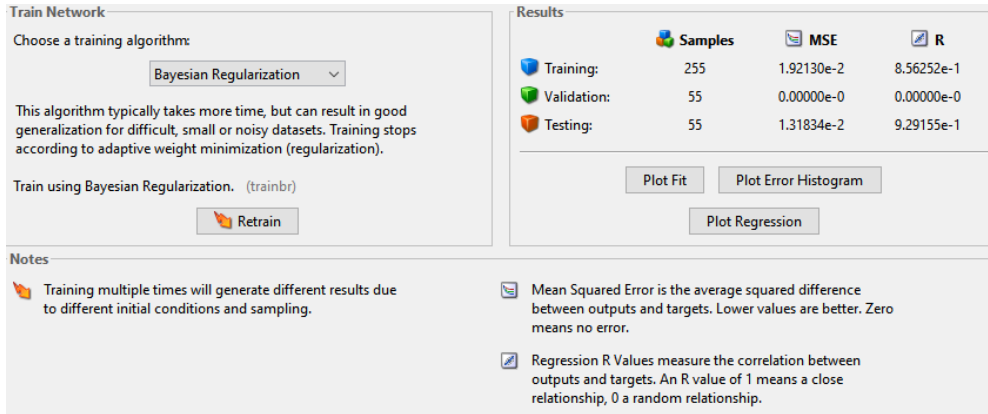
Şekil 4.2’de gösterildiği üzere YSA modelinin eğitilmesi için önce LM algoritması seçilmiştir. Ağın eğitilmesi Train sekmesi tıklanarak gerçekleştirilir. Ağın eğitilmesi işlemi tamamlandıktan sonra Plot Regression sekmesi tıklanarak regresyon sonuçları (şekil 4.3) görülmektedir. Test aşamasında ortalama kare hatası (MSE=1.11) değeri elde edildiği görülmektedir. YSA’nın kullanılan LM algoritması 365 veriyi kendi içerisinde %70 eğitim (255 veri), %15 (55 veri) test ve %15 (55 veri) kullanım için ayırmıştır.



Şekil 4.3: MATLAB uygulaması YSA regresyon eğrileri (Plot Regression)

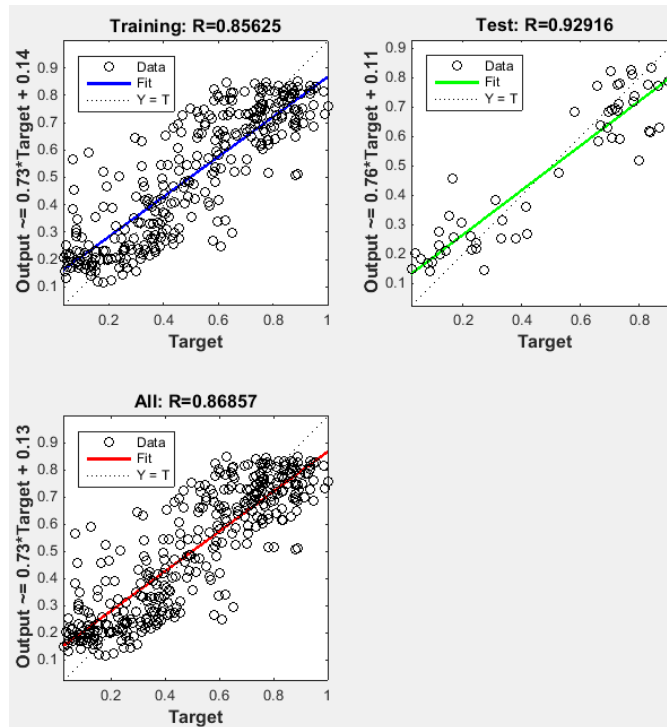
Şekil 4.3’de üç nöronlu YSA’da 2013-2107 yılları verileri LM algoritması uygulanarak yapılan tahminlerin regresyon analiz sonuçları gösterilmektedir. Regresyon analizi gerçek değerlerle ve tahmin edilen değerlerini performansını doğrulamak için kullanılır. Bu problem için, model her durumda 0.93 veya daha yüksek olan R değerleri ile tüm veri setleri için oldukça sonuç vermiştir. Burada siyah noktalar verileri, kesikli çizgi çıktılar ve hedefler sonucunu, düz çizgi, çıktılar ve hedefler arasındaki en uygun doğrusal regresyon çizgisini göstermektedir. Regresyon

sonuçlarına göre eğitim aşamasında $R = 0.86$, doğrulama aşamasında $R = 0.86$, test aşamasında ise $R = 0,93$ değeri saptanmıştır.



Şekil 4.4: MATLAB uygulaması YSA eğri uydurma aracı (Neural Fitting Tool)

Şekil 4.4'de gösterildiği üzere YSA modelinin eğitilmesi için önce BR algoritması seçilmiştir. Ağın eğitilmesi Train sekmesi tıklanarak gerçekleştirilir. Ağın eğitilmesi işlemi tamamlandıktan sonra Plot Regression sekmesi tıklanarak regresyon sonuçları (Şekil 4.5) görülmektedir. Test aşamasında ortalama kare hatası (MSE=1.318) değeri elde edildiği görülmektedir. YSA'nın kullanılan BR algoritması 365 veriyi kendi içerisinde %70 eğitim (255 veri), %15 (55 veri) test ve %15 (55 veri) kullanım için ayırmıştır.



Şekil 4.5: MATLAB uygulaması YSA regresyon eğrileri (Plot Regression)

Şekil 4.5’de BR algoritması uygulanarak hesaplanan tahmin sonuçlarının regresyon grafikleri, eğitim ve test için ağ çıktıları gösterilmektedir. Her eksendeki kesikli çizgi mükemmel sonucu gösterir. Düz çizgi, çıktılar ve hedefler arasındaki en uygun çizgiyi temsil eder. Eğer $R = 1$ ise, bu, çıktılar ve hedefler arasında tam bir doğrusal ilişki olduğunu gösterir. R sıfıra yakınsa, çıktılar ve hedefler arasında doğrusal bir ilişki olmadığını gösterir. Ağ çıktıları hedeflere eşit olduğunda, veriler mükemmel bir uyum gösterecek şekilde 45 derecelik bir çizgi boyunca düşmelidir. Regresyon eğrisinde belirlilik katsayısı (R^2) eğitim, test ve tüm veriler için sırasıyla $R=0,85$, $0,92$ ve $0,85$ değerlerini vermektedir. Bu değerlerin bire yakınlığı modelin başarısını göstermektedir.

The screenshot shows the MATLAB Neural Fitting Tool interface. On the left, the 'Train Network' section is active, showing 'Scaled Conjugate Gradient' as the chosen algorithm. Below this, there is a 'Retrain' button. On the right, the 'Results' section displays a table with columns for 'Samples', 'MSE', and 'R'. The table contains data for Training, Validation, and Testing. Below the table are buttons for 'Plot Fit', 'Plot Error Histogram', and 'Plot Regression'. At the bottom, there is a 'Notes' section with two explanatory text boxes.

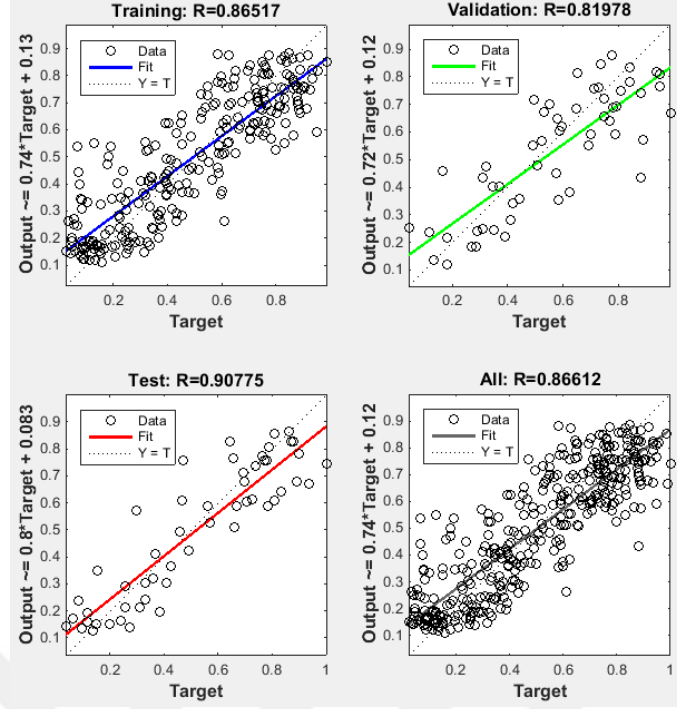
	Samples	MSE	R
Training:	255	1.88311e-2	8.65167e-1
Validation:	55	2.14801e-2	8.19783e-1
Testing:	55	1.47597e-2	9.07746e-1

Notes:

- Training multiple times will generate different results due to different initial conditions and sampling.
- Mean Squared Error is the average squared difference between outputs and targets. Lower values are better. Zero means no error.
- Regression R Values measure the correlation between outputs and targets. An R value of 1 means a close relationship, 0 a random relationship.

Şekil 4.6: MATLAB uygulaması YSA eğri uydurma aracı (Neural Fitting Tool)

Şekil 4.6’da gösterildiği üzere YSA modelinin eğitilmesi için önce ÖEE algoritması seçilmiştir. Ağın eğitilmesi Train sekmesi tıklanarak gerçekleştirilir. Ağın eğitilmesi işlemi tamamlandıktan sonra Plot Regression sekmesi tıklanarak regresyon sonuçları (Şekil 4.7) görülmektedir. Test aşamasında ortalama kare hatası ($MSE = 1.47$) değeri elde edildiği görülmektedir. YSA’nın kullanılan ÖEE algoritması 365 veriyi kendi içerisinde %70 eğitim (255 veri), %15 (55 veri) test ve %15 (55 veri) kullanım için ayrılmıştır.



Şekil 4.7: MATLAB uygulaması YSA regresyon eğrileri (Plot Regression)

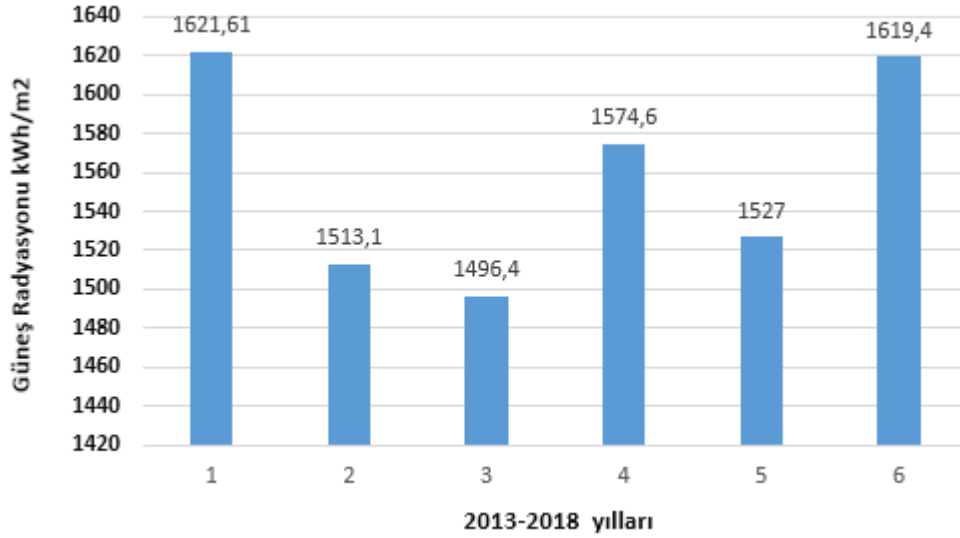
Şekil 4.7’de BR algoritması uygulanarak hesaplanan tahmin sonuçlarının regresyon grafikleri, eğitim ve test için ağ çıktıları gösterilmektedir. Regresyon eğrisinde belirlilik katsayısı (R^2) eğitim, doğrulama, test ve tüm veriler için sırasıyla $R=0,86$, $R=0,81$, $R=0,90$, $R=0,86$ değerlerini vermektedir. Bu değerlerin bire yakınlığı modelin başarısını göstermektedir.

4.3 Modellerin Performanslarının Karşılaştırılması

Çizelge 4.6: 2013-2018 yılları arasında gelen aylık toplam güneş radyasyonu değerleri (kWh/m^2)

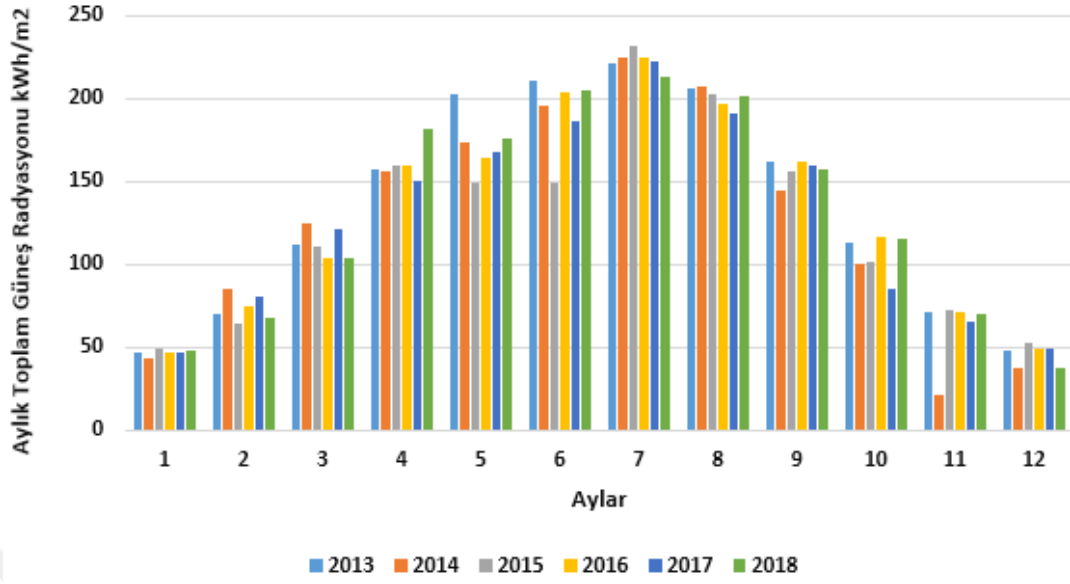
Aylar	2013	2014	2015	2016	2017	2018
1	46,8	42,8	49,3	47,2	47,4	47,8
2	70,3	84,6	64,0	74,9	80,4	67,3
3	111,6	124,9	110,7	103,9	121,5	104,0
4	157,0	156,0	159,1	159,2	150,5	182,2
5	202,8	173,2	148,9	164,4	167,6	175,8
6	211,2	195,6	148,6	203,6	186,3	204,6
7	221,0	224,5	231,4	225,1	222,4	213,2
8	205,6	207,5	202,1	197,1	191,2	201,3
9	162,1	144,0	155,6	161,7	159,7	157,6
10	113,5	100,6	101,6	116,1	85,4	115,7
11	71,2	21,4	72,9	71,8	65,4	70,4
12	48,51	38,0	52,2	49,6	49,2	37,6
Toplam	1622	1513	1496	1575	1527	1619

Çizelge 4.6’da Ankara ve civarı için 2013-2018 yılları arasında gelen güneş radyasyonu aylık toplam değerlerinin değişimi gösterilmektedir. Güneş radyasyon değerleri yıl boyunca farklı değerlere sahiptir. Yaz aylarında, güneş radyasyon değerlerinin diğer aylara göre daha yüksek olduğu görülmektedir. Ankara Bölge İstasyonunun verilerine baktığımızda en yüksek güneş radyasyon değerleri haziran, temmuz ve ağustos aylarında görülmektedir.



Şekil 4.8: Yıllık toplam güneş radyasyonu, (kWh/m², Ankara, 2013-2018)

Şekil 4.8’de Ankara için 2013-2018 yılları arasında gelen güneş radyasyon değerlerinin toplamı gösterilmektedir. Güneş radyasyon değerlerinin 2013 ve 2018 yıllarında diğer yıllara oranla fazla olduğu görülmektedir. Bu yıllar içerisinde güneş radyasyon değerinin en düşük değeri 2015 yılı olduğu görülmektedir.



Şekil 4.9: Aylık Toplam Güneş Radyasyonu, (kWh/m², Ankara, 2013-2018)

Şekil 4.9’da görüldüğü gibi, Ankara bölgesi için 2013-2018 yılları arasındaki güneş radyasyonunun aylık değişimi, normal dağılıma benzer bir yapı göstermektedir. En yüksek değerler Haziran, Temmuz ve Ağustos aylarında görülmektedir.



5. SONUÇ ve ÖNERİLER

Bu araştırmada Ankara Meteoroloji Bölge İstasyonu (MGM) verilerine dayalı olarak güneş enerji potansiyeli tahmin edilmiştir. Güneş enerji potansiyelini tahmin etmek amacıyla YSA modeli LM (Levenberg-Marquardt), BR (Bayesian Regularization) ve ÖEE (Ölçekli Eşlenik Eğitim) algoritmaları kullanılarak ağ eğitilmiş ve bu üç algoritmanın tahmin sonuçları karşılaştırılmıştır. Ağı eğitmek için MGM'den elde edilen Ankara Bölge istasyonu 6 yıllık (2013-2018) güneş radyasyon verileri göz önüne alınmıştır. Verilerin %70'i ağı eğitmek, %15'i doğrulama, %15'i test için kullanılmıştır. YSA model eğitimi için kullanılan LM, BR ve ÖEE algoritmalarının karşılaştırılması sonucunda LM algoritması en düşük hatayı, maksimum başarıyı vermiştir. Gizli katmandaki en uygun nöron sayısını bulmak için, YSA modelinin eğitim, doğrulama ve test aşamasında en düşük ortalama kare hatası (MSE) değeri bulunana kadar nöron sayısını birer birer artırılmıştır. Bu algoritmalar içerisinde LM algoritmasının hızlı olduğu, az bellek kapladığı gözlenmiş olup, bu iki ayrıcalığı LM algoritması uygulamalarının daha verimli olduğu sonucunu ortaya koymaktadır. BR algoritması ise Levenberg-Marquardt optimizasyonuna göre ağırlık ve değerlerini güncelleyen bir ağ algoritmasıdır. Algoritmanın çalışma süresi uzundur. Ortalama Kare hataların ve ağırlıkların bir kombinasyonunu en aza indirir ve daha sonra genel olarak iyi bir ağ oluşturmak için doğru kombinasyonu belirler. Karşılaştırılan LM, BR ve ÖEE algoritmalarından en düşük hata LM algoritması ile elde edilmiştir. LM algoritması 3 nöron YSA'nı kullanarak yapılan tahminde en düşük Ortalama Kare Hatası ve Ortalama Mutlak Hatası (MSE=1.111, MAE=0,108) değerleri elde edilmiştir. BR algoritması uygulanan ağda en az hatanın 4 nöron sinir ağında (MSE=1.318) değerini vermektedir. ÖEE algoritması uygulanan ağda ise en az hatanın 11 nöron YSA ağında (MSE=1.465) saptanmıştır. Özellikle kısa dönem günlük enerji potansiyeli tahmin çalışmalarında YSA modellerinin iyi sonuç verdiği, başarı oranının yüksek olduğu vurgulanabilir. Tezin uygulama bölümünde, güneş panellerinin verim analizi ile ilgili iki pilot çalışma ve modülden elde edilecek enerji miktarının aylık değişimleri tartışılmıştır. Modelleme aşamasında göz önüne alınan üç algoritmanın genel olarak, enerji potansiyeli kestirimlerinde güvenle kullanılacağı

anlařılmıřtır. Farklı coęrafi zelliklere, topoęrafya kořullarına sahip blgelerde benzer uygulamaların yapılması ile daha gvenilir sonular elde edilebilecektir. Ayrıca daha uzun sreli veri seti ile her  yntemin gvenirlięinin incelenmesi bir sonraki arařtırma konusu olabilir.



KAYNAKLAR

- Abdulazeez, M.A.** (2011), Artificial Neural Network of Solar Radiation Using Meteorological Parameters in Gusau, Nigeria, *Archives of Applied Science Research*, 3 (2): 586-595
- Aksungur, K.M., Kurban, M., Filik, Ü.B.** (2013), *Türkiye'nin Farklı Bölgelerindeki Farklı Işının Verilerinin Analiz ve Değerlendirilmesi, Enerji Verimliliği ve Kalitesi Sempozyumu*
- Alluhaidah, B.M.** (2014), Most Influential Variables for Solar Radiation Forecasting Using Artificial Neural Network, *Master Thesis*, Dalhousie University Halifax, Nova Scotia.
- Alomari, M.H, Adeb, J. Ve Younis, O. (2018)**, Solar Photovoltaic Power Forecasting in Jordan using Artificial Neural Networks, *International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE)*, Cilt 8, Sayı 1, sayfa 497-504
- Amrouche, B., Le Pivert, X.,** (2014), Artificial neural network based daily local forecasting for global solar radiation, *Applied Energy*, Cilt 130, sayfa 333-341
- Angela, K., Taddeo, S., James, M.,** (2011), Predicting Global Solar Radiation Using an Artificial Neural Network Single-Parameter Model, *Advances in Artificial Neural Systems*, Article ID 751908, sayfa 7
- Ardağ, Y.,** (2012), Güneş Pili Karakteristiklerin İncelenmesi, *Yüksek Lisans Tezi*, Pamukkale Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü
- Badia, A., Xavier, Le P.** (2014) Artificial neural network-based daily local forecasting for global solar radiation, *Applied Energy*, Elsevier, vol. 130, sayfa 333-341
- Bharti, R., Kuitche, J., TamizhMani, M.G.,** (2009), Nominal Operating Cell Temperature (NOCT): Effects of Module Size, Loading and Solar Spectrum, 34th IEEE Photovoltaic Specialists Conference
- Bitirgen, K.** (2018). PV dizilerinin modellenmesinde güneş ışınımı tahmini ve ArcGIS tabanlı güneş enerjisi potansiyelinin hesabı, *Elektrik ve Elektronik Mühendisliği, Yüksek Lisans Tezi*
- Bulut, H.,** (2008), Determination of the amount of solar radiation to oblique surfaces in Adana, Çukurova University, Faculty of Engineering and Architecture, *30th Year Symposium*.
- Ceylan Demir, D.,** (2007), Mikrodenetleyici Tabanlı İzleme Sistemi ile Güneş Paneli Verim Optimizasyonu, *Yüksek Lisans Tezi*, Elektrik- Elektronik Mühendisliği AAn Bilim Dalı
- Çitak, E., Kılınc Pala, P.B.,** (2016). Yenilenebilir Enerjinin Enerji Güvenliğine Etkisi, *Süleyman Demirel Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, Sayı:25, s.79-102
- Citakoğlu, H.** (2015), Comparison of artificial intelligence techniques via empirical equations for prediction of solar radiation, *Computers and Electronics in Agriculture* 118, sayfa 28–37

- Çavuşlu, M.A., Becerikli, Y., Karakuzu, C.,** (2012). Levenberg-Marquardt Algoritması ile YSA Eğitiminin Donanımsal Gerçekleşmesi, *DergiPark*
- David, M., Ramahatana, F., Trombe, Pierre-Julien., Lauret, P.,** (2016), Probabilistic forecasting of the solar irradiance with recursive ARMA and GARCH models, *Solar Energy*, 133, 55-72.
- Deperlioğlu, Ö.** (2018), Farklı Eğitim Algoritmalarının Tıbbi Veri Tabanlarının Yapay Sinir Ağı Kullanarak Sınıflandırmasına Etkileri, *European Conference on Science, Art and Culture*, Antalya Türkiye
- Emad A. Ahmed ve M. El-Nouby Adam.** (2013), Estimate of Global Solar Radiation by Using Artificial Neural Network in Qena, Upper Egypt, *Journal of Clean Energy Technologies*, Cilt 1, Sayı 2
- Ergün, E.,** (2011), Tekstil İşletmelerinin Enerji Temininde Doğrusal Fresnel Güneş Güç Sistemlerinin Kullanılması, *Yüksek Lisans Tezi*, S.D.Ü., Fen Bilimleri Enstitüsü, Isparta.
- Ettah, E.B., Nwabueze, O.J., Njar, G.N.,** (2011), The Relationship Between Solar Radiation and The Efficiency of Solar Panels in Port Harcourt, Nigeria, *International Journal of Applied Science and Technology*, Cilt. 1 No.4;
- Fahrenburch, A.L.** (1983), *Fundamentals of solar cells*, Elsevier Inc.
- Green, M.A., Hishikawa, Y., Dunlop, E.D., Levi, D.H., Hohl-Ebinger, J., Yoshia, M., Ho-Billie, A.W.Y.,** (2018), *Solar cell efficiency tables* (Version 53)
- Gurlek, C. ve Sahin, M.** (2018), Estimation of the Global Solar Radiation with the Artificial Neural Networks for the City of Sivas, *European Mechanical Science*, 2(2), 46-51
- Hassan and Assi A.H., Hejase, A.N., Al Sahamisi, Maitha, H.,** (2011), Using MATLAB to Develop Artificial Neural Network Models for Predicting Global Solar Radiation in Al Ain City UAE, *Engineering Education and Research Using MATLAB*, sayfa 219-238
- Herrera, C.M., Sanchez, F. H., Banuelos, M.F.,** (2015), Method to Calculate the Electricity Generated by a Photovoltaic Cell, Based on Its Mathematical Model Simulations in MATLAB, *International Journal of Photoenergy* Cilt 2015, Sayfa 12
- Honglu Zhu, Xu Li, Qiao Sun, Ling Nie, Jianxi Nao, Gang Zhao** (2015), *A Power Prediction Method for Photovoltaic Power Plant Based on Wavelet Decomposition and Artificial Neural Networks*, www.mdpi.com/journal/energies
- Jwaid, A.E. ve Teyabeen A.A** (2017), Sunshine Duration-Based Models for Predicting Global Solar Radiation, *UKSim-AMSS 19th International Conference on Modelling & Simulation*
- Kalogirou, S. A.** (2009), *Environmental Characteristics Solar Energy Engineering*, Sayfa 49–762
- Karamanav, M.** (2007), *Güneş Enerjisi ve Güneş Pilleri*
- Koşma, E.B** (2018), Türkiye genelinde Bahel Modeli ve Yapay Sinir Ağları ile güneş radyasyon tahmini, *Yüksek Lisans Tezi*.
- Küçükönder, H.** (2011), Yapay Sinir Ağları ve Tarımda bir Uygulama, *Doktora Tezi*, Fen Bilimler Enstitüsü, Kahramanmaraş Sütçü İmam Üniversitesi, Kahramanmaraş
- Mandal, P. Madhira, S.T.S., UI haque, A., Pineda, R.L.** (2012), Forecasting Power Output of Solar Photovoltaic System Using Wavelet Transform and Artificial Intelligence Techniques, *Procedia Computer Science* 12, sayfa 332 – 337

- Mellit, Adel., Pavan, A. M.,** (2010), A 24-h forecast of solar irradiance using artificial neural network: Application for performance prediction of a grid-connected PV plant at Trieste, Italy, *Solar Energy* Cilt 84, konu 5, sayfa 807-821
- Miles, R.W.,** (2006), Photovoltaic solar cells: Choice of materials and production methods, Elsevier, Cilt 80, Sayı 10, Sayfa 1090-1097
- Mghouchi, Y.El., Ajzoul, T. ve Bouardi, A.El.** (2015), Prediction of daily solar radiation intensity by day of the year in twenty-four cities of Morocco, *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 53, sayfa 823–831
- Mohammadi, K., Shamsirband, S., Tong, CW, Arif, M. Petkovic, D., Ch, S.** (2014), A new hybrid support vector machine - wavelet transform approach for estimation of horizontal global solar radiation, *Energy Conversion and Management* 92, pages 162–171
- Mostafavi, E.S., Ramiyani, S.S., Sarvar, R., Moud, H.I. ve Mousevi, S.M** (2012), A hybrid computational approach to estimate solar global radiation: An empirical evidence from Iran, *Energy* 49, sayfa204-210
- Nnabuenyi, H.O., Okoli, L. N., Nwosu, F. C.,** (2017), Estimation of Global Solar Radiation Using Sunshine and Temperature Based Models for Oko Town in Anambra State, Nigeria, *American Journal of Renewable and Sustainable Energy*, Cilt 3, Sayı 2, Sayfa 8-14
- Notton, G., Voyant, C., Fouilloy, A., Duchaud, J.L., Nivet, M.L.,** (2018), Some Applications of ANN to Solar Radiation Estimation and Forecasting for Energy Applications, *Applied Science* 9, sayfa 209
- Odeh, S.,** (2018), Analysis of Performance Indicators of PV Power System, *Journal of Power and Energy Engineering*, Sayfa 59-75
- Oglari, E., Grimaccia, F., Leva, S., Musetta, M.,** (2013), Hybrid Predictive Models for Accurate Forecasting in PV Systems, *Energies* 2013, 6, 1918-1929
- Ozturk, M.,** (2015), An Evaluation of Global Solar Radiation Empirical Formulations in Isparta, Turkey, *Energy Sources, Part A: Recovery, Utilization, and Environmental Effects*
- Özil, E., Şişbot, S., Özpınar, A., Olgun, B.,** (2013), *Elektrik Enerjisi Teknolojileri ve Enerji Verimliliği*, İstanbul Aydın Üniversitesi Kütüphanesi, sayfa 4-15
- Premalatha N. ve Valan A. A.** (2016), Prediction of solar radiation for solar systems by ANN models with different back propagation algorithms, *Journal of Applied Research and Technology* 14 (3), 206-214
- Rabee, M.B., Sulaiman, S.A., Saleh, M.S., Marafi, S.,** (2017), Using artificial neural networks to estimate solar radiation in Kuwait, *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Cilt 72, Sayfa 434-438
- Rajesh, K., Aggarwal, R. K. ve Sharma, J.D.** (2013), New Regression Model to Estimate Global Solar Radiation Using Artificial Neural Network, *Advances in Energy Engineering (AEE)* Cilt 1 Sayı 3
- Rehman, S. ve Mohandes, M.** (2008), Artificial neural network estimation of global solar radiation using air temperature and relative humidity, *Energy Policy* 36, sayfa 571–576
- Saito, K.** (2016), Fundamental knowledge of Solar Factors and Implication to Thermal Comfort in Built Environment, *Environmental Physics*,
- Sharma, K., Sharma, V., Sharma, S.S.,** (2018), Dye-Sensitized Solar Cells: Fundamentals and Current Status, Sharma et al. *Nanoscale Research Letters*, 13-381

- Sharma, S., Jain, K.K., Sharma, A.,** (2015), Solar Cell: in Research and Applications Review, *Materials Sciences and Applications*, Cilt 6, Sayfa 1145-1155
- Shukla, K.N., Rangnekar, S., Sudhakar, K.** (2015), Comparative study of isotropic and anisotropic sky models to estimate solar radiation incident on tilted surface: A case study for Bhopal, India, *Energy reports* 1 sayfa 96-103
- Siva Krishina Rao, K.D.V., Rani, B.I., Ilango, G.S.,** (2012), Estimation of daily global solar radiation using temperature, relative humidity and seasons with ANN for Indian stations, *Published in International Conference on Power, Signals*
- Stine, W. B., Geyer, M.,** (2001), *Power From The Sun*, Mechanical Engineering Department California State Polytechnic University Pomona, California.
- Tarhan, S., Sari, A.,** (2005), Model selection for global and diffuse radiation over the Central Black Sea (CBS) region of Turkey, *Energy Conversion and Management* Cilt 46, Basım 4, Sayfa 605-613
- Taşova, M.** (2018), Türkiye'nin Güneş Enerjisi Parametre Değerleri ve Güneş enerjisinden Faydalanma Olanakları, *İleri Teknoloji Bilimleri Dergisi*, Cilt 7, Sayı 3
- Teke, A., Yıldırım, B.H., Çelik, Ö.** (2015), Evaluation and performance comparison of different models for the estimation of solar radiation, *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 50, sayfa1097–1107
- Thakkar, V.** (2013), *Solar Radiation Geometry*
- Tiwari, G.N.** (2002) *Solar Energy, Fundamentals, Design, Modeling and Applications. Narosa Publishing House, New Delhi, 525.*
- Turmuş, A.,** (2018), Düzlemsel Yansıtma Destekli Düzlemsel Güneş Paneli Tasarımı Elektrik Üretimi ve Verim Analizi, Ulusal Tez Merkezi, Makina Mühendisliği, Fırat Üniversitesi
- Vasar, C., Prostean, O., Prostean, G.,** (2015), Evaluating Solar Radiation on a tilted surface – a study case in Timis, Romanya, *International Conference on Applied Sciences 2015 (ICAS2015)* IOP Publishing
- Yadav, A.K. ve Chandel, S.S.** (2013), Tilt angle optimization to maximize incident solar radiation, *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 23, Sayfa 503–513
- Yavuz, S., Devenci, M.,** (2012), İstatiksel Normalizasyon Tekniklerinin Yapay Sinir Ağı Performansına Etkisi, *Erciyes Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, Sayı: 40, ss. 167-187
- Yenisey, D.** (2015), İç Anadolu Bölgesi İçin Güneye Bakan Eğimli Yüzeğe Gelen Günlük Global, Direkt ve Difüz Radyasyonun Hesaplanması, *Yüksek Lisans Tezi*, İ.T.Ü., Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul
- Willmott, C.J., Matsuura, K.** (2005), Advantages of the Mean Absolute Error (MAE) over the Root Mean Square Error (RMSE) in Assessing Average Model Performance, *Climate Reserch*, Sayfa. 30: 79–82,

İnternet Kaynakları:

- URL-1** <<https://www.cografyabilimi.gen.tr/dunyanin-yillik-yorunge-hareketi-yorun-genin-elips-seklinde-olmasinin-sonuclari/>> Erişim tarihi: 05.01.2019
- URL-2** <<http://energyprofessionalsymposium.com/?p=9118>> Erişim tarihi: 22.01.2019
- URL-3** <<https://firstgreenconsulting.wordpress.com/2012/04/26/differentiate-between-the-dni-dhi-and-ghi/>> Erişim Tarihi: 05.02.2019

- URL-4** <<http://nesa1.uni-siegen.de/wwwextern/idea/keytopic/2.htm>> Erişim Tarihi:15.01.2019
- URL-5** <<https://www.nrel.gov/pv/cell-efficiency.html>> Erişim Tarihi: 10.03.2019
- URL-6**<http://www.fsec.ucf.edu/en/consumer/solar_electricity/basics/cells_modules_arrays.htm> Erişim Tarihi: 11.03.2019
- URL-7** <<https://www.pv-tech.org/editors-blog/mono-and-multi-production-5050-in-2018-but-mono-is-the-future>>Erişim Tarihi: 12.02.2019
- URL-8** < <https://www.civicsolar.com/article/monocrystalline-cells-vs-polycrystalline-cells-whats-difference>>Erişim Tarihi: 12.02.2019
- URL-9** <<https://www.qookka.com/en/blog/etfe-and-pet-two-key-materials-in-the-field-of-semi-flexible-panels-n3>> Erişim Tarih: 13.04.2019
- URL-10** < http://www.solar-academy.com/menu_detay.asp?id=1091> Erişim Tarih: 13.04.2019
- URL-11** < <https://newenglandcleanenergy.com/energymiser/2015/12/01/stc-vs-ptc-why-solar-panel-testing-matters/>> Erişim Tarih: 13.04.2019
- URL-12** < <https://www.solarelectricsupply.com/bp-solar-65-watt-solar-panel-bp-sx365j-599>> Erişim Tarih: 13.04.2019
- URL-13** < https://photovoltaic-software.com/principle-ressources/how-calculate-solar-energy-power-pv-systems?fbclid=IwAR14vk0x7KbHivvAOb8ywEwpD010OdVuIqG9zgx4TCeGGX2x_oNEm5FE8JQ> Erişim Tarih: 13.04.2019
- URL-14** < <https://www.solarelectricsupply.com/300w-canadian-solar-superpower-cs6k-300ms-t4-solar-panel>> Erişim Tarihi:15.04.2019
- URL-15** <<http://www.cografya.gen.tr/egitim/matcog/turkiye-nin-konumu.htm>> Erişim Tarihi:15.04.2019
- URL-16** < <https://mapszoom.com/tr/gps-coordinates.php?town=Ankara>> Erişim Tarihi:15.04.2019
- URL-17** < <https://www.oreilly.com/library/view/deep-learning/9781491924570/ch04.html>> Erişim Tarihi:15.04.2019



EKLER

EK-A: MATLAB uygulaması ve YSA modeli için test kodları

EK-B: Güneş Enerji Potansiyelinin Hesaplanmasında Kullanılan Güneş Radyasyon Verileri (2013-2018 yılları, kWh/m²)





EK-A: MATLAB uygulaması ve YSA modeli için test kodları

```
>> verigunes = xlsread ('database.xlsx');
>> input = verigunes ( : , 1:5);
>> output = verigunes (: , end);
>> nftool
>> veribahar = xlsread ('bahar.xlsx');
>> input = veribahar ( : , 1:5);
>> output = veribahar (: , end);
>> nftool
>> veriyaz = xlsread ('yaz.xlsx');
>> input = veriyaz ( : , 1:5);
>> output = veriyaz (: , end);
>> nftool
>> verisonbahar = xlsread ('sonbahar.xlsx');
>> input = verisonbahar ( : , 1:5);
>> output = verisonbahar (: , end);
>> nftool
>> verikis = xlsread ('kis.xlsx');
>> input = verikis ( : , 1:5);
>> output = verikis (: , end);
>> nftool

% Yapay Sinir Ağları ile Girdi ve Çıktı probleminin çözümü
% Skript Neural Fitting tarafından oluşturulmuştur
% Oluşturulma tarihi: Temmuz 14 17:01:49 EEST 2019
% Bu komut dosyası, bu değişkenlerin tanımlayır
% Girdi değerleri
% Çıktı ve hedef değerler

x = girdi';
t = çıktı';
```

EK-A (devam): MATLAB uygulaması ve YSA modeli için test kodları

```
% Bir Eğitim Fonksiyonu Seçin
% Tüm eğitim fonksiyonlarının listesi için: nntrain komutu
% 'trainlm' komutu hızlı.
% 'trainbr' daha uzun sürüyor ancak zorlu sorunlar için daha iyi olabilir.
% 'trainscg' daha az hafıza kullanır. NFTOOL, düşük hafıza durumlarında
buna geri döner.
trainFcn = 'trainlm'; % Levenberg-Marquardt

% Ağ oluşturmak
hiddenLayerSize = 10;
net = fitnet(hiddenLayerSize,trainFcn);

% Giriş / Çıkış Öncesi / Sonrası İşlevlerini Seçin
% Tüm işleme fonksiyonlarının listesi için: nnprocess komutu
net.input.processFcs = {'removeconstantrows','mapminmax'};
net.output.processFcs = {'removeconstantrows','mapminmax'};

% Verileri Eğitim, Doğrulama, Test Etme Bölümü
% Tüm veri bölümü fonksiyonlarının bir listesi için: nndivide komutu
net.divideFcn = 'dividerand'; % Divide data randomly
net.divideMode = 'sample'; % Divide up every sample
net.divideParam.trainRatio = 70/100;
net.divideParam.valRatio = 15/100;
net.divideParam.testRatio = 15/100;

% Bir Performans Fonksiyonu Seçin
% Tüm performans fonksiyonlarının bir listesi için: nnperformance komutu
net.performFcn = 'mse'; % Ortalama Kare Hatası komutu

% Çizim İşlevlerini Seçin
% Tüm çizim fonksiyonlarının listesi için: nnplot komutu
```

EK-A (devam): MATLAB uygulaması ve YSA modeli için test kodları

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

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

% Ağı Test etmek
y = net(x);
e = gsubtract(t,y);
performance = perform(net,t,y)

% Yeniden Hesaplama Eğitim, Doğrulama ve Test Performansı
trainTargets = t .* tr.trainMask{1};
valTargets = t .* tr.valMask{1};
testTargets = t .* tr.testMask{1};
trainPerformance = perform(net,trainTargets,y)
valPerformance = perform(net,valTargets,y)
testPerformance = perform(net,testTargets,y)

% Ağı Görselleştirmek
view(net)

% Plots
% Çeşitli çizimleri mümkün kılmak için bu satırları serbest bırakın
% figure, plotperform(tr) komutu
% figure, plottrainstate(tr) komutu
% figure, plotfit(net,x,t) komutu
% figure, plotregression(t,y) komutu
% figure, ploterrhist(e) komutu

% Yayılma
```

EK-A (devam): MATLAB uygulaması ve YSA modeli için test kodları

% Aşağıdaki kod bloklarını etkinleştirmek için (false) değerlerini (true) olarak değiştirin.

```
if (false)
```

```
    % Sinir ağı için MATLAB fonksiyonu oluşturun
```

```
    % MATLAB script veya MATLAB Derleyici ve Oluşturucu araçlarıyla
```

```
    % Eğitilmiş sinir ağı yapısının yaptığı hesaplamaları incelemek
```

```
    genFunction(net,'myNeuralNetworkFunction');
```

```
    y = myNeuralNetworkFunction(x);
```

```
end
```

```
if (false)
```

```
    % Yapay sinir ağı kodu için sadece bir matris MATLAB işlevi oluşturun
```

```
    % MATLAB Kodlayıcı araçları ile oluşturmak
```

```
    genFunction(net,'myNeuralNetworkFunction','MatrixOnly','yes');
```

```
    y = myNeuralNetworkFunction(x);
```

```
end
```

```
if (false)
```

```
    % Simülasyon veya dağıtım için bir Simulink diyagramı oluşturun.
```

```
    % Simulink kod araçlarıyla
```

```
    gensim(net);
```

```
end
```


EK-B: Güneş Enerji Potansiyelinin Hesaplanmasında Kullanılan Güneş Radyasyon Verileri (2013-2018 yılları, kWh/m²)

2013	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
1	1,3	1,6	4,6	6,3	7,7	8,1	7,9	5,8	6,4	3,5	3,6	1,5
2	0,5	2,8	4,8	4,3	7,5	6,2	4,9	6,1	6,7	1,8	3,5	1,7
3	0,5	3,1	2	6,1	7,7	5,6	8,4	7,5	6,4	1,9	3,4	2,3
4	1,2	2,5	4,4	2	7,6	8,3	8,5	6,6	3,1	2,5	3,4	1,7
5	2	3,2	4,3	1,6	7,6	7,6	8,4	7,9	4,3	3,4	2,4	2,3
6	1,2	2,5	5	6,3	7,3	5,7	7,5	7,9	6,6	3,7	2,5	2,2
7	0,9	1,5	4,2	4,6	7,5	7,6	8,2	7,7	6,5	5	1,4	0,7
8	1,8	3,2	2,9	2,7	7,7	7,2	7,2	7,6	6,4	4,9	3,2	2,4
9	2,5	2,3	1,9	4,5	6,2	5,1	8,3	7,7	6,2	4,9	3,3	1,7
10	1,7	3,6	1,9	5,1	3,6	7,2	7,5	7,7	6,2	4,8	3,1	0,7
11	0,3	1,5	2,1	6,2	4,5	7,5	7,3	7,4	6,3	4,6	3	2,1
12	1	3,2	1,4	7,1	5,8	6,1	7,3	5,3	6,1	4	3	2,3
13	2,2	3,6	4,2	6,8	4,7	6,9	6,1	7,3	5,9	4,2	2,9	2,4
14	2,8	3,9	4,4	5,8	2,2	8	7	7,4	5,8	4,6	1,9	2,4
15	2,5	1,5	1,7	2,1	4,6	6,1	6,6	6,9	6,3	4,5	2,4	1,1
16	1,2	1	3,5	1,3	6,1	5,8	6,4	6,4	5,9	4,1	2,8	1,11
17	0,6	1,8	3	2,7	4,3	3,3	6,4	5,2	3,1	0,5	1	1
18	0,3	1,4	5,6	2	7,7	7,9	2,8	7	4,8	2	2,6	1,8
19	1,9	3,3	3,9	6,1	7,3	6,6	8	6,1	4,5	2,1	2,6	0,6
20	2,7	0,9	5,1	5	8,3	7,5	8,3	7,3	5,2	4,3	2,4	1,2
21	2,7	2,1	3,2	5,5	7,7	7,7	5,9	7,3	3,8	4,2	2,3	0,6
22	1,2	0,7	1,2	4,3	7,9	7,7	5,9	7,1	4,7	4,1	1,6	0,7
23	2,1	1,6	1,6	7,5	3,6	7,7	6,2	6,2	5,7	3,9	1,9	1,1
24	2,1	3,3	5	7,4	6,4	7,9	8	4,5	4,5	4	1,9	2,2
25	0,6	3,5	5,1	7,4	8,4	7,3	8,2	6,8	4,9	3,9	1,2	0,9
26	0,8	4,2	1,1	6,9	8,4	7,9	6	6,8	5,5	3,8	1	1,8
27	1,7	4,2	4	7,3	8,2	8,2	6,9	6,6	4,9	3,9	2	2
28	1,2	2,3	2,1	7,5	8,3	7,6	7,8	6,6	5,1	3,8	1,7	2,1
29	2,4		5,9	7,2	4,6	7,2	8	6,5	5,3	3,7	1,2	0,4
30	1,3		5,2	7,4	5,9	7,7	7,7	5,3	5	3,4	2	1,6
31	1,6		6,3		7,5		7,4	3,1		3,5		1,9

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
2014												
1	1,4	3,3	3,7	6,6	4,9	4	8	7,3	5,5	5	2,3	0,7
2	0,4	3,5	2,2	5,4	5,2	5,4	8,1	7,4	5,8	5,2	1	1,4
3	0,7	3,4	1,4	4,6	7,5	5	8,2	6,9	5,9	5,1	3,5	0,9
4	0,8	3,6	2,6	5,8	3,6	5,6	5,7	6,6	5,7	4,8	3,4	0,8
5	1,4	3,3	3,7	5,4	0,7	4,7	6,1	6,6	6,4	4,6	1,1	1,5
6	1,3	3,3	4,2	5,7	5	2,4	6,7	7,3	5,5	3	0	1,4
7	0,5	3,5	3,3	4	4,4	3,8	7,9	5,1	6,3	4,6	0	0,8
8	1,7	3,4	2	2,6	5,2	3,4	7,7	7,3	3,5	4,4	0,2	0,7
9	0,5	1,9	2,5	6,5	6,3	5,5	8,2	5,8	6,1	4,8	0,3	0,8
10	0,6	1,7	0,6	6,6	5,8	7,9	8,1	7,2	2,8	4,7	0,2	1,1
11	1	3,6	1,3	4,4	3,1	6,4	7,4	6,8	6	3,4	0	1,8
12	0,5	3,7	2,8	5,2	7,2	6,3	7,9	6,7	6,1	2,9	0	0,6
13	1,3	3,6	4,1	7,2	7,1	8,5	7	7,5	5	3,1	0,5	1,2
14	1,3	2,1	5,4	3,4	6,3	8,4	6,9	7,4	4,7	3	0,5	1,8
15	2,3	1,4	5,5	4,5	5,8	6,9	8	7,1	5,8	3,6	0,6	1,1
16	1,1	3,6	3,9	5,4	8,1	5,5	6	7,4	5,7	2,6	0,1	1,3
17	1,7	3,4	3,3	5,4	8,2	8,2	7,9	7,1	2,1	1,3	0,3	0,8
18	2,2	3,8	4,8	4,9	5,9	7,4	7,8	6	3,7	1,6	0	0,5
19	1,9	3,9	5,7	4,6	6,2	7,6	6,8	5,8	2,8	4,3	0,1	0,7
20	1,8	4,3	3,5	6,9	7,2	7,8	5,3	7	3,6	4,3	0,6	1,3
21	2,4	3	5,5	4,5	5,7	7,9	4,3	6,8	5,7	4,2	0,7	0,9
22	1,4	3,4	5,8	5,8	4,1	6,5	7,7	6,8	4,9	3,8	0,7	1,9
23	2,1	3,8	5,8	6,4	3,5	8,3	5,7	7	2,5	1,6	0,5	1,4
24	2,6	1,1	5,6	5,6	5	7,5	7,2	6,9	5,6	1,5	0,5	2,3
25	0,5	0,8	4,4	4,8	5,8	8,2	7,6	6,4	5,6	0,8	0,7	2,5
26	0,6	2,3	5,4	6,1	5,7	8	7,6	6,6	5,1	2,5	0,9	2,4
27	1,8	3,4	5,6	5,5	7,6	7,4	7,7	6,6	4,1	1,8	1,1	1,2
28	1	2,5	2,9	3,3	7,5	4,9	7,9	6,3	1,6	2,5	0,2	2
29	1,1		4,3	5,1	4,7	7,7	7,7	5,6	4,6	2,9	1,1	1,2
30	1,9		6,6	3,8	3,2	8,5	7,6	6	5,3	1,3	0,3	0,7
31	3		6,5		6,7		7,8	6,2		1,4		0,3

2015	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
1	0,7	2,4	2,5	4	5,2	6,4	6,5	7,4	6,9	2,9	3,9	2,6
2	1,1	1,1	4,4	1,8	6,8	6,5	7,5	6,1	6,8	5,1	3,8	0,7
3	0,9	1,6	2,4	6,3	3,5	2,7	6,6	6,1	6,5	4,6	3,6	1,4
4	1,1	2,9	3,7	4,3	7	2,2	6,9	7,4	5,6	5	3,5	1,1
5	1,4	3,3	5,1	4,1	7,6	0,3	7,8	6,8	6,4	4,5	3,3	2,6
6	0,5	3,4	2,2	6,3	7	2,9	7,6	6,6	6,7	1,4	3,3	2,6
7	1,1	3,6	4,2	4,3	1,9	3,5	5,9	6,7	6	2	3,3	2,5
8	1,8	2,9	4,8	3,2	3,5	5,5	7,3	7,3	5,3	3,3	2,7	2,4
9	3	1,5	5	1,2	7,1	4,1	6,7	7,4	4,7	4,4	1,7	2,5
10	0,9	0,5	4,5	4,6	5,8	0,6	7,9	6,8	5,8	4,6	2,3	2,3
11	0,4	0,8	2,4	2,9	6,2	3,9	7,1	4,9	5,7	3,2	0,6	1,4
12	0,4	1,2	0,7	6,1	5,9	5,9	5	7,1	4,4	3,1	1,3	2,2
13	1,9	3	2,6	5,9	6,6	6,3	8,2	7,1	5,9	3,7	3	2,4
14	2,8	1,4	3,9	6,3	7,4	5,2	8,1	6,5	5,5	4,4	3,2	1,3
15	1,4	2,3	3,2	5,9	7,1	5,5	7,6	5,9	5,8	4,4	2,8	2,3
16	1,4	0,9	4,6	7	3,6	6	8,2	6,4	5,8	4,3	2,2	0,5
17	1,9	3,1	5,5	7	7	6,9	8,3	6,6	5,6	3,9	3,1	1,7
18	0,8	2,8	3,8	5,7	6,8	6,9	7,4	6,7	6	3,7	2,6	2
19	1,2	1,2	0,8	7	5,1	4,9	8,4	5,8	5,8	3,5	2,4	2,3
20	2,1	1,1	3,5	3,7	5,2	5,6	8,4	6,4	5,4	4	2,7	0,4
21	2,5	4,4	3,6	5,5	4,5	6,2	8,4	5,4	4,1	2,8	2,8	0,5
22	2,8	4,3	5	5,3	3,1	6,3	8,2	6,6	4,6	1,8	2,6	0,7
23	2,7	2,2	3,4	6	5,5	5,3	8,1	5,4	0	1	2,6	0,8
24	2,5	1,4	5,1	7,8	2,1	4,2	7,9	5,5	4,6	1,7	2,7	0,9
25	0,8	1,6	6	7	5,7	5,6	7,3	6,4	5,5	2,1	0,9	1,9
26	2,1	2,3	5,4	4,1	1,8	6,5	7,4	6,4	5,4	4,1	0,3	1,2
27	2,6	4,1	2,1	7,5	4,5	4	7,7	7	4,9	3,6	1,4	2,2
28	1,5	2,7	1,2	6,3	1,2	7,6	7,6	7	4,7	2,1	2	2
29	2,3		2,7	6,2	0,7	5,6	7,7	6,8	3,7	2	1,5	0,5
30	2		4,5	5,8	3,5	5,5	7,6	6,8	1,5	2,7	0,8	2,3
31	0,7		1,9				6,1	6,8		1,7		2

2016	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
1	2,2	1,4	4,7	6,2	7	7,5	6,5	7,6	6	5,3	2,9	0,9
2	2,7	3,4	4,1	5,5	5,8	7,8	7,4	7,3	6,4	5,2	3,9	2,3
3	1,2	3,2	1,1	6,7	5,2	6,1	7	4,4	6,6	5	3,6	1,6
4	0,3	3,1	2,2	0,7	4	7,3	8	6,9	6,4	5	3,4	2,1
5	0,4	2,8	0,6	0,6	4,9	7	5,6	7	5,5	4,5	2,4	2,8
6	0,5	0,8	4,9	6,5	2,1	5,9	6,3	6,7	6,2	4,4	3,1	2,6
7	0,3	3,6	5	6	4,9	4,1	5,3	6,9	5,7	4,5	2,7	2,3
8	0,6	3,6	5,1	4	6,4	1,9	7	7,3	6,5	2,9	1,4	2,7
9	2,3	3,5	5	4,2	5,5	5,8	7,4	7,3	6	4	1,6	2,6
10	2,5	3,6	3,1	5,4	4,7	6	8,3	6	6	4,5	1,5	2,5
11	0,5	0,5	3,5	5,2	6,6	7,6	8,3	6,8	5,1	4,6	2,9	2,3
12	2,6	1,4	4,8	3,1	4,3	7,4	7,4	6,9	5,6	3,4	3	1,4
13	0,3	0,9	4,3	4,4	4,2	6,7	7,3	4,6	4,9	3,4	2,4	0,6
14	0,8	0,8	0,5	6,4	5,6	3	8,3	5,5	4,8	4,7	2,8	2,7
15	2,5	2,8	3,3	4,2	4,7	7,5	7,4	7,5	4,5	4,8	0,9	2,1
16	1,9	3,6	2,2	7,4	6,2	7,5	8,2	7,5	6	4,2	0,7	0,9
17	0,5	3,2	3,7	7,3	7,9	7,4	8	6,4	6,1	3,3	1,4	1,8
18	0,9	3,3	5,9	7,1	4,3	8,5	7,8	7,1	5,9	3,6	3	2,6
19	1,5	2,9	0,7	6,5	7,3	8,3	6,9	7	5,7	3,6	3	2,4
20	2,9	1,4	2,4	5,5	7,1	8,4	6,1	6,3	3,4	4,1	2,9	1,6
21	0,2	1,6	5,1	5,5	5	8,2	6,1	6,8	4,2	4	2,7	0,9
22	1,6	4,3	3,6	7,5	3,9	8,3	7,9	6	4,7	3,8	2,9	1,4
23	1,4	4,3	3,8	5,5	2,1	8,1	7,8	5,5	3,5	2,1	2,9	0,6
24	3,2	3	2,1	5	7,7	7,3	8,1	5,7	5,3	2	2,8	1,2
25	3,1	1,4	2,6	4,4	4,7	8,2	8	5,9	4,4	3,9	2,7	0,7
26	2,1	4	1,5	2,6	7,2	7,4	7,9	6,1	5,3	4	2,6	0,6
27	3,3	2,2	1,3	5,6	4,9	6,2	7	4,9	5,5	2,1	2,7	0,8
28	1	4,3	1,5	6,8	2,4	7,6	7	5,9	4,7	2	1,6	0,8
29	1,3	0	5	6	4,2	5,4	7,3	5,5	5,4	2,1	0,6	1,4
30	1,7		4	7,4	7	5,2	6,1	6,5	5,4	3,3	0,8	0,2
31	0,9		6,3		6,6		7,4	5,3		1,8		0,2

2017	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
1	0,2	3,4	3,4	6,5	4,4	5,8	7,1	7,5	6,8	2,7	3,2	2
2	0,2	3,5	2,1	6,9	5	5,4	8,3	7,3	6,9	0,5	3,7	2,5
3	0,1	3,3	3,1	6,7	6,1	7,8	7,9	7	6,7	1,8	3,6	2,3
4	0,2	0,9	4,6	6,4	7,5	4,5	7,2	3,4	6,5	0,8	2,5	2,1
5	0,3	0,9	5,1	4,3	7,4	6,8	7,5	4,6	6,2	5	0,7	0,4
6	2,9	1	5	4,8	4,1	5,5	8,3	5,8	2,5	0,7	0,5	1,8
7	0,9	2,5	4,2	4,5	4,5	2,2	7,3	5,4	6,5	3,6	3,1	0,4
8	0,8	2,2	4,6	1,9	5,4	7	8	6	5,9	2	3,1	1,2
9	0,8	2,9	2,7	3,5	3,2	6,4	8,2	7,2	6,2	0,6	3	1,7
10	0,9	1,8	0,7	4,3	7,2	5,7	8	7,3	5,9	4,3	2,9	1,8
11	2,9	1,4	2,8	7	6,9	6,2	7,9	6,3	5,8	4,6	2,9	2,3
12	0,6	3,5	0,9	2,5	7,5	5,9	7,9	6,4	5,8	3,7	1,8	2,4
13	2,8	3,9	2,2	2,2	6,6	8	6,1	6,9	5,7	4,5	1,5	2,2
14	1,9	3,1	0,8	6,2	7,5	7,3	6,7	6,6	5,9	3,5	1,6	1,4
15	1,6	1,5	1,2	5,6	7,3	5,5	7,2	6,4	5,6	2,8	2,9	2,3
16	1,1	3,7	3	4,8	5,5	6,8	4,2	3,6	5,3	2,3	3	2,2
17	1,6	4,3	1,7	5,1	4	7,6	4,3	5,6	4,8	4,3	2,9	1
18	0,7	4,2	5,9	2	4,4	3,1	7,6	6,2	4,6	4,1	2,2	0,3
19	1,7	3,2	2,6	7,3	3,1	2,7	6,4	6,2	4,6	3,5	1,9	1,3
20	1,2	3,4	4,8	5,2	5,9	2,6	6,7	6,6	5,1	2,8	0,7	1,2
21	1,9	1,7	4,8	1,2	3,2	2,6	7,2	5,1	4,6	4,2	0,9	0,7
22	2,8	1,6	6,3	3,4	4,8	6,6	6	5,9	5,7	4,1	2,6	1
23	1,1	4,6	6,3	1,7	4,7	7,9	7,8	6,2	5,1	3,7	0,4	0,4
24	1,3	4,6	6,4	3	6,4	8	7,8	6,7	5,4	3,1	1	0,7
25	1,6	4,3	6	7,9	7,5	8,3	7,6	6,9	4,9	0,8	2,7	2,8
26	1,6	1,4	5,8	6,8	2,3	8,2	7,4	7,1	2,7	2,1	2,6	2,7
27	2,8	3,6	2,6	7,6	3,2	8	7,4	6,7	5,1	2,9	1,4	2,3
28	2,1	4	6,5	7,5	4,3	7,9	7	6,3	4,2	1,8	1,3	2,2
29	2,7		6,5	7,6	7,7	8,1	5,9	6,4	4,7	0,2	2,2	1,1
30	2,5		5,2	6,1	5,6	7,9	7,8	5,9	4	0,7	2,6	1,6
31	3,6		3,7		4,4		7,7	5,7		3,7		0,9

2018	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
1	2,2	3,4	4,2	5,3	6,9	5,7	8	7,3	6,4	4,6	3,7	1
2	2,3	2,1	3,1	4	4,8	7,4	6,7	5,2	6,6	4,3	3,6	1,9
3	1,7	1,4	2,1	5,6	7	6,9	8,1	5	6,4	4,8	3,8	1,6
4	0,4	0,8	0,7	6,6	6,7	8,2	7,3	7,6	6,3	4,5	3,5	1,3
5	1,9	0,8	3,2	6,3	4,1	7,1	8,2	6,7	5,4	5,1	3,7	1,7
6	2,6	2,3	1,7	6,5	2,5	6,7	7,7	6,8	4,7	5,3	3,5	0,6
7	2,7	3,2	2,2	6,6	6,8	7,7	7,1	4,8	4,7	5,2	3,4	1,2
8	1,5	1,4	1,5	4,3	4,8	7,7	6,7	6,5	6,1	5	3,3	2,6
9	1,1	3,1	3,1	4,6	2,4	8,1	6,7	5,2	6,2	3,9	1,7	1,5
10	0,9	1,1	5,3	5,8	5,5	6,3	5,1	4,9	5,5	3,7	2,8	1,3
11	1,2	2,4	3,5	5,2	6,6	7,3	7,1	7,7	6,3	4,4	3,1	0,5
12	0,9	2,2	5,1	4,9	3,5	7,6	7	7,7	6,2	4,2	3	1,3
13	1,3	2,3	3,5	6,6	6,5	7,6	7,4	7,6	4,6	2,7	2,3	0,6
14	0,5	2,9	3,4	6	7	8,1	5,1	3,3	5,9	4,4	2,8	0,3
15	0,8	2	2,5	7	7,6	7,3	6,7	7,5	3,6	4,2	2,1	1
16	0,9	3,3	3,3	5,2	7,3	5,6	6,2	7,2	5,1	3	2,2	1,3
17	1,4	3,7	4,5	6,8	6,3	6	7,9	7	4	3,1	1,4	0,9
18	0,3	4,4	2,9	6,8	3,9	5	5,6	6,6	4	3,4	1,6	1,4
19	1,4	3,7	3,9	7	6,2	6,1	7,6	5,9	6,2	2,8	2,5	0,7
20	3	3,1	3,6	2,7	5,1	4,6	7,5	7,1	6,1	3,5	2,2	0,9
21	0,6	1	5,3	3,5	6	5,4	5,6	7,1	5,1	0,8	1,1	0,5
22	0,5	2,6	2,9	7,2	4,7	6,6	7,5	7	5,8	3,3	2,3	2,5
23	0,7	3	1,8	7,2	7,7	7,5	7,7	7,2	5,8	3,2	1,2	1,2
24	0,9	2,8	2,9	7,5	6	5,4	6,4	6,9	5,5	2	2,9	1,1
25	2,8	1,8	3,4	7,2	5,4	6,9	7,3	6,6	5,3	0,9	1,8	0,2
26	2,3	2,6	1,9	6,8	6,3	6,8	6,1	6,5	0,7	3,9	2,2	1
27	1,2	3	5,4	6,2	6,5	7,5	6,6	6,6	4	4	0,6	1,5
28	0,8	0,9	5,7	7,5	5,1	7,9	5,7	6,6	5,3	4	0,6	1,3
29	2,4		1,2	7,6	5,8	7,2	7,5	6,4	5,2	3,9	1	2,1
30	3,3		4,1	7,7	5,6	6,4	7,5	6,4	4,6	3,9	0,5	1,8
31	3,3		6,1		5,2		5,6	6,4		3,7		0,8

ÖZGEÇMİŞ

Ad ve Soyad: Azar EYVAZOV

Doğum Tarihi ve Yeri: 1984, Azerbaycan, Bakü

E-Posta: azer.eyvazov@list.ru

Öğrenim Durumu:

Lisans: 2006, Azerbaycan Devlet Petrol Üniversitesi, Metalürji ve Malzeme Mühendisliği

Yüksek Lisans: İstanbul Aydın Üniversitesi, Bilgisayar Mühendisliği (Devam)