



**TÜRKİYE’DEKİ İLLER İÇİN OPTİMUM FOTOVOLTAİK KURULUM
AÇISININ BELİRLENMESİ**

Sevda KAZEMZADEHMARAND

**YÜKSEK LİSANS TEZİ
ENERJİ SİSTEMLERİ MÜHENDİSLİĞİ ANA BİLİM DALI**

**GAZİ ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

OCAK 2023

ETİK BEYAN

Gazi Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Tez Yazım Kurallarına uygun olarak hazırladığım bu tez çalışmada;

- Tez içinde sunduğum verileri, bilgileri ve dokümanları akademik ve etik kurallar çerçevesinde elde ettiğimi,
- Tüm bilgi, belge, değerlendirme ve sonuçları bilimsel etik ve ahlak kurallarına uygun olarak sunduğumu,
- Tez çalışmada yararlandığım eserlerin tümüne uygun atıfta bulunarak kaynak gösterdiğimi,
- Kullanılan verilerde herhangi bir değişiklik yapmadığımı,
- Bu tezde sunduğum çalışmanın özgün olduğunu,

bildirir, aksi bir durumda aleyhime doğabilecek tüm hak kayıplarını kabullendiğimi beyan ederim.

Sevda KAZEMZADEHMARAND

23/01/2023

TÜRKİYE'DEKİ İLLER İÇİN OPTİMUM FOTOVOLTAİK KURULUM AÇISININ BELİRLENMESİ

(Yüksek Lisans Tezi)

Sevda KAZEMZADEHMARAND

GAZİ ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

Ocak 2023

ÖZET

Verimli güneş ışınımının toplanmasını en üst düzeye çıkarmak için güneş takip cihazlarının kullanılması şarttır, ama bu cihazların yüksek maliyetli olması ve mekanik bakımları sebebiyle daha az kullanılmalarına neden olmaktadır. Ayrıca, panellerin açısının aylık olarak değişmesi ek maliyetlere neden olur ve bu maliyetlerden tasarruf etmek için en uygun yöntem, panellerin yıl boyunca sabit optimum eğim açısına göre yerleştirmektir. Bu çalışma, sabit yerleşim şartlarında maksimum güneş enerjisi toplanması için güneş panelinin en uygun eğim açısının belirlenmesi için yöntem önermektedir. Türkiye'deki herhangi bir bölgenin beş özelliğini temel alarak optimum açıyı tahmin etmeye yönelik bir denklem oluşturmak için yapay sinir ağlarını kullanılmış. Bir Yapay Sinir Ağ modelinin tahmin doğruluğu, girdi parametrelerine, eğitim algoritmasına ve Ağ mimarisi yapılandırmasına bağlıdır. Bu çalışmada MATLAB yazılımı kullanılarak farklı algoritmalara ve eğitim konfigürasyonlarına sahip üç farklı YSA modeli tasarlanmıştır. Matlab Performance, Training ve Regresyon grafiklerinden elde edilen minimum ortalama mutlak hata (MAE) ve ortalama karekök hata (RMSE) ile maksimum doğrusal korelasyon katsayısına (R) göre uygun algoritma ve model seçildi. Hesaplamalara göre elde edilen RMSE değeri $3,5881e^{-6}$ ve R miktarı ise 0,99998 olarak belirtildi. Ağdan tahmin edilen veriler, ağ eğitimi ve testi için kullanılan $\cos\theta$ verileriyle karşılaştırıldı ve RMSE hatası ve R^2 sırasıyla %0,43 ve 0,99978 olarak hesaplandı. Düşük hata değeri, ağın değerleri tahmin etmedeki yüksek doğruluğunu göstermektedir. Yıllık optimum eğim açısı, incelenen şehirler için tahmin edilmiş dağınık açılarının ortalaması alınarak, Ankara için 35,18, Antalya için 34,29, Ağrı için 34,91, İstanbul için 34,50, Sivas için 34,96, İzmir için 35,19, Sinop için 35,06, ve Gaziantep için 34,97 derece elde edilmiştir.

Bilim Kodu : 928.02
Anahtar Kelimeler : Güneş enerjisi, optimum açı, güneş paneli, yapay sinir ağ
Sayfa Adedi : 82
Danışman : Prof. Dr. Adnan SÖZEN

DETERMINING THE OPTIMUM PHOTOVOLTAIC INSTALLATION ANGLE FOR PROVINCES IN TURKEY

(M. Sc. Thesis)

Sevda KAZEMZADEHMARAND

GAZİ UNIVERSITY

GRADUATE SCHOOL OF NATURAL AND APPLIED SCIENCES

January 2023

ABSTRACT

The use of solar trackers is essential to maximize efficient solar radiation collection, but these devices are less commonly used due to their high cost and mechanical maintenance. In addition, monthly changes in the angle of the panels cause additional costs; however, the most effective way to reduce these costs is to place the panels at a constant optimum tilt angle throughout the year. This study proposes a method for determining the optimum solar panel tilt angle for maximum solar energy harvesting under fixed-location conditions. Artificial neural networks were used to create an equation to predict the optimum angle based on the five characteristics of any region in Turkey. The prediction accuracy of a Neural Network model depends on the input parameters, training algorithm, and configuration of the network architecture. In this study, three different ANN models with different algorithms and training configurations were designed using MATLAB software. Appropriate algorithms and models were selected according to the minimum mean absolute error (MAE), root mean square error (RMSE), and maximum linear correlation coefficient (R) obtained from the MATLAB Performance, Training and Regression graphs. The RMSE value obtained according to the calculations was $3.5881e^{-6}$, and the R value was 0.99998. The estimated data from the network were compared with the $\cos\theta$ data used for network training and testing, and the RMSE error and R^2 were calculated as 0.43% and 0.99978, respectively. A low error value indicates the high accuracy of the network in estimating the values. The annual optimum inclination angle was obtained by averaging the estimated scattered angles for the cities studied: 35.18 °for Ankara, 34.29 °for Antalya, 34.91 °for Ağrı, 34.50 °for Istanbul, 34.96 °for Sivas, 35.19 °for Izmir, 35.06 °for Sinop, and 34.97 °for Gaziantep.

Science Code : 928.02

Key Words : solar energy, optimum tilt angle, solar panel, artificial neural network

Page Number : 82

Supervisor : Prof. Dr. Adnan SÖZEN

TEŞEKKÜR

Çalışmamda bana yön gösteren, destek ve emeklerini esirgemeyen, beni yüreklendiren, olumlu tavırlarıyla beni cesaretlendiren, öğrencisi olmaktan her zaman gurur duyacağım tez danışmanım sayın Prof. Dr. Adnan SÖZEN’e sonsuz teşekkürlerimi sunarım.

Sayın Dr. Öğr. Üyesi İpek AYTAÇ ve Prof. Dr. Fatih Emre BORAN değerli zamanlarını ayırarak, tezimin jürisine katılmalarına sonuz teşekkürlerimi sunarım.

Son olarak tüm hayatım boyunca benim yanımda olan, aldığım kararları her zaman destekleyen, moral veren, haklarını asla ödeyemeyeceğim aileme özellikle annem ve babama sonsuz teşekkürlerimi sunarım.

İÇİNDEKİLER

	Sayfa
ÖZET	iv
ABSTRACT.....	v
TEŞEKKÜR.....	vi
İÇİNDEKİLER	vii
ÇİZELGELERİN LİSTESİ.....	ix
ŞEKİLLERİN LİSTESİ.....	x
HARİTALARIN LİSTESİ	xii
SİMGELER VE KISALTMALAR	xiii
1. GİRİŞ.....	1
2. LİTERATÜR	3
2.1. Güneş Enerjisi	8
2.2. Güneş.....	8
2.3. Güneşin Çevresel Özellikleri	9
2.3.1. Zaman denklemi.....	10
2.3.2. Boylam düzeltme	12
2.3.3. Güneş açıları	12
2.3.4. Gelme açısı, θ	22
2.4. Güneş Radyasyonu.....	24
2.4.1. Saatlik dünya dışı radyasyon (I_0)	24
2.4.2. Yatay yüzeylerde saatlik küresel güneş radyasyonu (I_H).....	24
2.4.3. Eğimli bir yüzeyde saatlik küresel güneş radyasyonu (I_β):.....	29
2.4.4. Yatay bir yüzeyde günlük küresel güneş radyasyonunun tahmini (H_H) ...	31
2.4.5. Eğimli bir yüzeyde günlük radyasyon (H_β).....	32
2.4.6. Eğimli bir yüzeyde aylık ortalama günlük küresel radyasyonun	33

	Sayfa
2.5. Türkiye’Nin Coğrafi Konumu ve Güneş Enerjisi Potansiyeli	33
2.6. Yapay Zeka	37
2.6.1. Makine öğrenme	37
2.6.2. Yapay sinir ağı	38
2.6.3. Derin sinir ağı.....	47
2.6.4. Hatalar	48
2.6.5. Yapay sinir ağların güneş enerjisi sistemlerindeki uygulamaları	49
3. ARAŞTIRMA YÖNTEMİ	51
3.1. Veri Toplama	51
3.2. Normalleştirme.....	51
3.3. Ağ Yapısı	52
3.4. Eğitim ve Test	56
3.5. Optimum Sayıda Gizli Katman Nöron Seçimi.....	57
4. ARAŞTIRMA BULGULARI	59
4.1. Ağ Seçimi.....	59
4.2. Model Denklemleri	62
4.3. Veri Normalleştirme Aşaması.....	65
4.4. Ağırlıklar ve Biaslar	66
4.5. Veri Doğrultusu:.....	68
4.6. İller için Optimum Açısı	68
5. SONUÇ VE ÖNERİLER	73
KAYNAKLAR.....	77
ÖZGEÇMİŞ	82

ÇİZELGELERİN LİSTESİ

Çizelge	Sayfa
Çizelge 2.1. Yatay yüzeyde saatlik yayılan radyasyon farklı Ayrıştırma modellerinin özeti	27
Çizelge 2.2. Özetlenen eğimli yüzeylerde dağınık modelleri göstermektedir	29
Çizelge 2.3. Her ay için ortalama gün: (Klein)	33
Çizelge 2.4. Seçilen 8 şehir için coğrafi verileri	36
Çizelge 2.5. Yıllık ortalama maksimum sıcaklık (°C) ve yıllık Ortalama güneşlenme süresi (saat)	36
Çizelge 2.6. Eğitim algoritmaları	46
Çizelge 3.1. Eğitim performansında kullanılan parametreler	55
Çizelge 4.1. Elde edilen girdi ve gizli katmanın ilk katman arasında ki ağırlıklar ve bias matrisleri	66
Çizelge 4.2. Gizli katmanın ilk ve ikinci katman arasında olan ağırlıklar ve bias matrisi	67
Çizelge 4.3. Gizli katman ve çıkış katman arasındaki ağırlıklar ve bias matrisi	67
Çizelge 5.1. İncelenen şehirler için Optimum açı ve R^2 değerleri.	75

ŞEKİLLERİN LİSTESİ

Şekil	Sayfa
Şekil 2.1. Güneşin ve dünyanın konumunu	9
Şekil 2.2. Güneşin, gün doğumundan gün batımına kadar gökyüzündeki görünen günlük yolu	10
Şekil 2.3. Zaman denklemi	11
Şekil 2.4. Dünyanın güneş etrafındaki hareketi	13
Şekil 2.5. Tropiklerin yeri	13
Şekil 2.6. Güneşin gökyüzündeki, kuzey yarımküre konumundaki yıllık değişiklikler	15
Şekil 2.7. Güneşin sapma açısı	16
Şekil 2.8. 40°K'daki bir yer için yaz gündönümü (6/21), ekinokslar (3/21 ve 9/21) ve kış gündönümü (12/21) için güneş yolları: (a) izometrik görünüm; (b) yükseklik ve plan görünümleri.....	17
Şekil 2.9. Enlem, saat açısı ve güneş sapmasının tanımı	18
Şekil 2.10. Güneşin gökyüzündeki konumunu, güneş azimutu ve yükseklik açıları.....	20
Şekil 2.11. Güneşin gökyüzündeki konumunu, güneş azimutu ve yükseklik açıları	20
Şekil 2.12. Güneş açıları diyagramı.	23
Şekil 2.13. Türkiye global radyasyon değerleri, güneşlenme süreleri, ve PV tipi-alan-üretilen enerji grafikleri	36
Şekil 2.14. Nöron yapısı.....	38
Şekil 2.15. Yapay sinir ağının yapısını	39
Şekil 2.16. YSA girdi, çıktı performansı yapısı.....	40
Şekil 2.17. Yapay sinir ağ performansı diagramı.	41
Şekil 2.18. Purelin fonksiyon eğrisi.....	42
Şekil 2.19. Sigmoid fonksiyon eğrisi.....	43
Şekil 2.20. Hiperbolik tanjant fonksiyon eğrisi	43
Şekil 2.21. Ağ öğrenme eğrisi.....	44
Şekil 2.22. YSAlarının sinyal akışı.....	47

Şekil	Sayfa
Şekil 2.23. Derin sını ağ yapısı	47
Şekil 3.1.Tasarlanan YSA yapısı	53
Şekil 3.2. Tasarlanan YSA yapısı	54
Şekil 3.3. Tasarlanan YSA yapısı	55
Şekil 3.4. Tek katmanlı YSA	56
Şekil 3.5. Ağ 2 ve Ağ 3, DSA'ların yapısı.....	56
Şekil 4.1. YSA'ın RMSE ve Gradient eğrisi	59
Şekil 4.2. DSA-1 ve DSA-2 için RMSE ve Gradient eğrisi	60
Şekil 4.3. YSA'nın eğitim ve Test, R eğrisi.....	61
Şekil 4.4. DSA-1 ve DSA-2, eğitim ve Test, R eğrisi.....	61
Şekil 4.5. YSAların hesaplama sürecini diyagramı ve yapısı.....	62
Şekil 4.6. Seçilen ağ da kullanılan fonksiyonlar sıralaması.....	63
Şekil 4.7. Seçilen YSA'n yapısı.....	64
Şekil 4.8. Excel çalışma sayfasında verşleri normalleştirme işlemi	65
Şekil 4.9. Excel çalışma sayfasında RMES ve R^2 hesaplama	68
Şekil 4.10. Ankara yıllık ortalama optimum aç1	69
Şekil 4.11. Sivas yıllık ortalama optimum aç1	69
Şekil 4.12. Antalya yıllık ortalama optimum aç1	70
Şekil 4.13. Sinop yıllık ortalama optimum aç1	70
Şekil 4.14. İstanbul yıllık ortalama optimum aç1.....	71
Şekil 4.15. İzmir yıllık ortalama optimum aç1	71
Şekil 4.16. Gaziantep yıllık ortalama optimum aç1.....	72
Şekil 4.17. Ağrı yıllık ortalama optimum aç1	72

HARİTALARIN LİSTESİ

Harita	Sayfa
Harita 2.1. Türkiye’Nin dünya üzerindeki konumunu.....	34
Harita 2.2. Türkiye'nin farklı bölgelerinin haritası	34
Harita 2.3. Türkiye Güneş Radyasyon haritası	35

SİMGELER VE KISALTMALAR

Bu çalışmada kullanılmış simgeler ve kısaltmalar, açıklamaları ile birlikte aşağıda sunulmuştur.

Simgeler

Açıklamalar

K	Kelvin
Km	Kilo Meters
KW	KiloWatt
MJm⁻²	Açıklamalar bir satırdan uzun olmamalıdır
MW	MegaWatt
MWm⁻²	MegaWatt/ Square Meters

Kısaltmalar

Açıklamalar

A	Apparent Extraterrestrial Solar Insolation
AI	Artificial Intelligence
ANN	Artificial Neural Network
AST	Apparent Solar Time
BP	Backpropagation
C	Sky diffuse factor
cosθ	Solar incidence angle
DHI	Diffuse Dorizontal Irradiance
DL	Deep Learning
DNN	Deep Neural Network
DS	Daylight Saving time
DSA	Derin Sinir Ağı
Eo	Eccentricity correction factor
ET	Equation of Time
F	Transfer function
GD	Gradient descent
GDA	Gradient descent with adaptive learing rate
GEPA	Güneş Enerjisi Potansiyel Atlası

Kısaltmalar	Açıklamalar
GHI	Global Horizontal Irradiance
GSA	Global Solar Atlas version 2.3 or
h	Hour angle
H_b	Beam radiation on a horizontal surface
H_{bβ}	Daily beam radiation
H_d	The diffuse radiation on a horizontal surface
H_{dβ}	Daily diffuse radiation
H_H	Daily Global Solar Radiation on a Horizontal Surface
H_o	Daily extraterrestrial radiation
H_r	Daily reflected radiation on an inclined surface
H_{sr}	Hour angle at sunset
H_{ss}	Hour angle at sunset
H_β	Daily Radiation on an Inclined Surface
I_b	Diffuse solar radiation
I_{bN}	Direct normal radiation on horizontal surfaces
I_{bβ}	Beam radiation
I_d	Direct beam solar radiation
I_{dβ}	Diffuse radiation
I_H	Global Solar Radiation on Horizontal Surfaces
I_o	Hourly Extraterrestrial Radiation
I_r	Reflected radiation
I_{sc}	Solar constant (1367 W/m ²)
I_W	Input Weight
I_β	Solar radiation incident on an inclined surface
K	Optical Depth
KD	Kuzeydoğu
L	Local latitude
LL	Local Longitude
LM	Levenberg-Marquard
LM	Lunberg-Marquardt
LST	Local Standard Time
LW	Line Weight

Kısaltmalar	Açıklamalar
MAE	Mean Absolute Error
MBE	Mean Bias Error
ML	Machine Learning
N	Day f the year
R	Correlation coefficient
RMSE	Root Mean Square Error
RP	Resilient back propagation (RP)
SCG	Scaled conjugate gradient
SL	Standard Longitude
TRANLM	Levenberg-Marquardt Back-propagation
YSA	Yapay Sinir Ağı
Z	Azimuth
Zs	Surface azimuth angle
β_{opt}	Optimum Tilt angle
α	Altitude
β	Surface tilt angle from the horizontal
λ	Longitude
δ	Declination Angle
θ	Solar incidence angle
θ_z	Zenith angle
Γ	Day angle
ϕ	Latitude
ϕ	Solar Zenit Angle
r_b	The ratio of hourly radiation
ρ	Ground albedo
ω_1	Hour angle at the beginning
ω_2	Hour angle at the end
ω_s	Sunrise hour angle

1. GİRİŞ

Modern toplumun temel yapı taşlarından bir tanesi enerjidir. Doğal kaynakları kullanarak eşya üretmek ve ihtiyaç duyulan hizmetleri sağlamak için enerjiye gereksinim duyulmaktadır. Toplumun birçok sektöründe (ekonomide, işte, çevrede, uluslararası ilişkilerde, gıda, sağlık, barınma, ulaşım vb.) enerjinin rolü inkâr edilemez [1].

Tarih boyunca Teknolojinin ilerlemesi, insan enerji ihtiyacının artmasına neden olmuştur. İnsani gelişme ve enerji ihtiyaçlarının aşağıda listelenen dört ana kategorinin her biriyle ilişkili olduğu her zaman geçerlidir: ulaşım, tarım, ev ve ticaret ve sanayi [2].

İkinci Dünya Savaşı'ndan sonra Altın Büyüme Çağı'nın başlamasıyla birlikte fosil yakıtların kullanımı hızlanmıştır [3,4]. Geçtiğimiz yarım yüzyılda Kuzey Amerika, Avrupa ve Japonya'da artan sanayileşme oranlarıyla birlikte enerji tüketimi ve özellikle ucuz fosil yakıt kullanımı teşvik edilmiştir. Bu ülkelerde enerji tüketimindeki artışa rağmen, dünya nüfusunun yaklaşık üçte birine sahip olan Çin ve Hindistan'da enerji tüketiminin hızla artması gibi diğer faktörler, önümüzdeki elli yıl boyunca enerji arzını zorlaştırmaktadır [5].

Fosil yakıtların yanma sürecinde, büyük miktarlarda metan, karbondioksit ve azot oksit gibi sera gazları yayılmaktadır. Doğada artan sera gazları, canlı organizmaların ve virüslerin biyolojik çeşitliliğini etkileyerek gelecek nesillerin hayatta kalmasını tehdit eden iklim değişikliğine yol açmıştır [3,4]. Bu iklim değişikliği insan yaşamı için ciddi bir tehdittir [6]. Sera gazlarını ve ilgili sorunları azaltmak için önerilen yöntemlerden birisi kısmen veya tamamen yenilenebilir enerji kaynaklarına geçiştir [7].

Güneş, yenilenebilir enerjinin en büyük kaynaklarından birisidir. Güneş panelleri, güneşten maksimum miktarda enerji almak için gelen güneş radyasyonunun maksimum miktarını yakalayacak bir yönde yerleştirilmelidir. Maksimum verimli güneş ışıınımını toplamak için güneş takip cihazları kullanmak en iyi seçenektir, ancak yüksek maliyet takip cihazları kullanılmasını engeller. Ayrıca panellerin açısının aylık değişimi de ek maliyetlere neden olur ve bu maliyetlerden tasarruf etmek için en uygun eğimi tahmin etmek şu anda mevcut olan en iyi seçenektir.

Bir modül tarafından belirli bir eğim açısında alınan radyasyon üç bileşenden oluşur: doğrudan, yayılan ve yansıyan. Güneş zenit açıları gün ve yıl boyunca değişir ve bu da modüller üzerine gelen güneş radyasyonunu etkiler [15].

Güneş mühendisleri, maksimum güneş enerjisini elde etmek için güneş panelinin en uygun eğim açısını bulmak için çalışmalar yapmışlar.

Bu çalışmada, Türkiye'nin her bir noktasında optimum güneş panellerin açısını belirlemek için MATLAB yazılımı kullanılarak farklı algoritmalara ve eğitim konfigürasyonlarına sahip üç farklı YSA modeli tasarlanmıştır, sekiz şehir seçilerek toplanan coğrafi özellikleri verileri, ve hesaplanan saatlik gelme açı verileri ağı eğitim ve testinde kullanılmıştır. Matlab Performance, Training ve Regresyon grafiklerinden elde edilen minimum ortalama mutlak hata (MAE) ve ortalama karekök hata (RMSE) ile maksimum doğrusal korelasyon katsayısına (R) göre uygun algoritma ve model seçildi. Hesaplamalara göre elde edilen RMSE değeri $3,5881e^{-6}$ ve R miktarı ise 0,99998 olarak belirtildi. Ağdan tahmin edilen veriler, ağ eğitimi ve testi için kullanılan $\cos\theta$ verileriyle karşılaştırıldı ve RMSE hatası ve R^2 sırasıyla %0,43 ve 0,99978 olarak hesaplandı. Düşük hata değeri, ağı değerleri tahmin etmedeki yüksek doğruluğunu göstermektedir. Yıllık optimum eğim açısı, incelenen şehirler için tahmin edilmiş günlük açıların ortalaması alınarak, Ankara için 35.18, Antalya için 34.29, Ağrı için 34.91, İstanbul için 34.50, Sivas için 34.96, İzmir için 35.19, Sinop için 35.06, ve Gaziantep için 34.97 derece elde edilmiştir. Çoklu gizli katman mimarisini kullanan modellerde bildirilen hataların kabul edilebilir sınırlar içerisinde olması yapay sinir ağlarının güneş enerjisi sistemlerinin çeşitli alanlarında modelleme için kullanılabileceğini açıkça göstermektedir. Ayrıca yapay sinir ağlarının kullanılması zamandan tasarruf sağlamakta ve sıkıcı matematik problemlerini çözmekten kaçınmaktadır. YSA modellerinden elde edilen denklemi, uzun vadeli meteorolojik verilerin mevcut olmadığı bölgeler'de eğim açısını tahmin etmek için uygun bir araç sayılmaktadır.

2. LİTERATÜR

Naraghi, güneş paneli eğim açısını optimize etmek için hazırladığı sayısal bir program ile çalışma yapmıştır. (Direkt, difüz, yansıtılmış) Doğrudan, yansıyan, saçılan ve saçılan güneş radyasyonu dahil olmak üzere güneş radyasyonunun bileşenlerini hesaplamak için ASHRAE modelini kullanmış ve bu modeli kullanarak daha kapsamlı bir model sunmuştur. Belirli bir enlemdeki her konum için hazırlanan model kullanılarak; zeminin saydamlık ve yansıma indeksi biliniyorsa, istenilen konum için en uygun eğim açıları elde edilebilir [8].

Sharma ve Kallioğlu tarafından farklı matematiksel modeller ve istatistiksel araçlar kullanılarak Hindistan'daki farklı bölgeler için en uygun aylık eğim açıları tahmin edilmiştir. Bu amaçla; beş, dört, üç ve iki yıllık uyum modelleri için farklı senaryolar sunulmuş ve bulunan sonuçlara göre güneş enerjisi santralleri inşası için temel bir kılavuz olarak kullanılabilecek en kârlı model seçilmiştir [9].

Benghanem'in yapmış olduğu çalışmada güneş panelinin optimum eğim açısını seçmek için kollektör yüzeyinin ekvatora dönük olduğu varsayılmıştır. Farklı aylar için β_{opt} hesaplanarak Medine şehri için farklı aylardaki maksimum enerji hesaplanmıştır. MATLAB yazılımı kullanılarak her ay için toplam radyasyon diyagramları çizilmiş ve eğriler ikinci dereceden polinom denklemleri kullanılarak işlenmiş. Elde edilen denklemler önce eğim açısına göre türevleri alınmış, sonra sıfıra eşitlenerek optimal eğim açısı elde edilmiştir. Elde edilen sonuçlara göre, optimum eğim açısı o bölgenin enlemine neredeyse eşittir ve bu durumda enerji kaybı yaklaşık %8'dir [10].

Bakirci tarafından yapılan çalışmada, Türkiye'nin sekiz büyük ili için optimal eğim açısı hesaplanmıştır. İlk olarak ışıınım hesaplama formülleri kullanılarak 0 ile 90 derece arasında değişen yüzeyler için 1 derece fark ile optimal açı hesaplanmıştır. Elde edilen sonuçlar optimum açının yıl boyunca 0 ile 65 derece arasında değiştiğini göstermiştir. Sonuçlara göre yaz aylarında optimal açı en az 0 derece ve ortalama toplam günlük radyasyon maksimum değerdedir. Aksine kış aylarında eğim açısı maksimumdur. Optimal açıları tahmin etmenin doğruluğu, ortalama sapma hatası (MBE), ortalama karekök hatası (RMSE), istatistik (t-stat) ve korelasyon katsayısının (r) istatistiksel hatasına dayalı olarak doğrulanmıştır [11].

Al Garni, Awasthi ve Wright, yapmış oldukları çalışmada Güneş enerjisi santrallerinde sabit güneş modüllerinin elektrik enerjisi verimliliğini tahmin etmek için Suudi Arabistan'ın 18 farklı bölgesinde radyasyon ve sıcaklık zemin ölçümleri yapılmıştır. Bir dizi eğim ve azimut açısı için optimal açının hesaplanması, farklı aylar için ayrı ayrı detaylı matematiksel analizleri MATLAB uygulaması kullanılarak yapılmıştır. Sonuçlar, daha ılıman hava sıcaklığı nedeniyle enerji verimliliğinin Mart ve Ekim aylarında daha yüksek olduğunu gösterdi. Eğim ve azimut optimizasyonu her ay için ayrı ayrı yapılmıştır. Analizler yıl içinde beş farklı zamanda oryantasyonun ayarlanmasının enerji verimliliğini %3,63 oranında artırdığını ve önemli bir maliyet getirmediğini göstermektedir. 18 farklı bölgede, eğim ve azimutun yönü o bölgenin Hava durumu, topografya ve yollara, iletim hatlarına ve korunan alanlara yakınlığı dikkate alınarak araştırılmıştır. İncelenen 18 alan arasından 6 uygun alan seçilmiştir ve bu alanlar için optimum açı enlemden biraz daha yüksektir ve optimum azimut 20 ile 53 derece güneyin batısı arasındadır [12].

Baileka, Bouchouichab, Aounb, Shimyc, Jamild ve Mostafaeipour yapmış oldukları çalışma, yer meteoroloji istasyonundan uzun vadeli meteorolojik verilerin mevcut olduğu Cezayir'deki Adar çölünün orta bölgesinde gerçekleştirilmiştir. Sabit eğimli panellerden maksimum güneş enerjisi alabilmek için eğimler aylık, mevsimsel, altı aylık ve yıllık olarak ayarlanmıştır. Sonuçlar yatay olarak kurulan modüllerden elde edilen verilerle karşılaştırıldığında, aylık ayarlarda elde edilen güneş enerjisi %20,61, mevsimsel %19,58, altı aylık %19,24 ve yıllık ayarlar ise %13,78 artmıştır. Altı aylık ayarlar için en uygun eğim açısının yıllık incelemelerine göre, sıcak dönem (Nisan-Eylül) için 3.50 derece ve soğuk aylar (Ekim-Mart) için 49.20 derece seçilmiştir [13].

Girnar, Jwalandhar ve diğerleri Pune'daki sabit güneş panelleri için en uygun eğim açısı üzere bir Çalışma yapmışlar. Çalışmada, bir elektronik çizelgede hazırlanmış basit bir sayısal model kullanarak, güneş panelinin eğim açısını ve güneşin azimut açısı elde etmişler. İlk olarak, bir gün içinde belirli bir açıyla bir yüzeye gelen doğrudan, saçılan ve yansıyan ışıının hesapladıktan sonra aylık ve yıllık radyasyon değerleri hesaplanmıştır. Son olarak, elektronik tablo çözücü kullanılarak, güneş panelinin kare alanı başına yıllık maksimum radyasyonunu üretmek için eğim açısı belirlemişler [14].

Bernardez, Buitrago, García, yapmış oldukları çalışmada, Arjantin'in bir bölgesinde fotovoltaiik modüller tarafından üretilen enerji miktarını tahmin etmek için yapay sinir ağları

kullanılmışlar. Bu yöntemde bir yıl boyunca toplanan iklim parametreleri (sıcaklık verileri, ortamın bağıl nemi, rüzgar hızı) ve ayrıca PV panellerin verileri (PV panel üzerine düşen enerji, fotovoltaiik modüller tarafından üretilen elektrik enerjisi ve fotovoltaiik modüllerin çalışma sıcaklığı) kullanıldı. Sonuçlar, güneş radyasyonu verileri mevcut olmasa bile, yapay sinir ağları kullanılarak, güneş enerjisi kaynaklarının mevcudiyetinin ve elektrik enerjisi üretiminin yanı sıra güneş sabit panelleri için en uygun açının değerlendirilmesinin mümkün olduğunu göstermektedir [15].

Matius, Fazlizan, ve Muzammil çalıştıkları makalede ana amaçları, fotovoltaiik modüller için en uygun eğim açısını ve oryantasyonunu tahmin etmektir. Sonuçları karşılaştırmak için Liu ve Jordan'ın izotropik modeli ve üç diğer model (Koronakis'in modeli, Badescu'nun modeli ve Tian'ın modeli) kullanıldı. Dört modelin hepsinden elde edilen sonuçlar, GSA 2.3 adlı çevrimiçi bir simülatörden elde edilen sonuçlarla karşılaştırıldı. Doğrulamanın sonucu, Tian modelinin radyasyon yaklaşımı için daha uygun olduğunu ve Tian modelinden elde edilen eğim açısının yazılım tarafından sağlanan eğim açısı ile aynı olduğunu göstermiştir. Genel olarak, bu çalışma, GSA 2.3'e kıyasla izotropik modellerin hatasının neredeyse %30 olduğunu göstermektedir [16].

Heibati, Maref ve diğerleri, yaptıkları çalışmada ilk olarak günlük güneş ışıınının tüm parametrelerinin matematiksel modeli (Mathcad yazılımı kullanılarak) bilgisayar modeline dönüştürülerek kontrol değişkenleri, eğim açıları, yüzey azimut açıları, yılın günü ve zemin yansıması belirlenmişler. Daha sonra, günlük güneş ışıınının amaç fonksiyonuna dayalı olarak, bu çalışmada kontrol değişkenlerini değiştirmenin farklı durumları için üç senaryo önerleyerek, eğim açısını optimize etmek için bir akış şeması tasarlamışlar. Montreal'deki fotovoltaiik bina sistemleri için 3 senaryoya dayalı dinamik ve optimal eğim açılarının simülatörü üzerindeki kontrol değişkenlerinin ortalama etkileri farklı mevsimler için araştırmışlar. Elde edilen sonuçlara göre, her senaryo için en uygun eğim açısı kış için 60 ila 65 derece, ilkbahar için 20 ila 22,5 derece, yaz için 27,5 ila 35 derece ve sonbahar için 68 ila 75 derece aralığındadır [17].

Marcos Eğimli bir yüzeydeki toplam radyasyonu hesaplamak için matematiksel bir model oluşturmuş. Daha sonra, düz plakalı kolektörler ve ayrıca yoğunlaştırılmış güneş kollektörleri için en uygun eğim açısını belirlemek için bu matematiksel modelini belirli bir süre için maksimum günlük güneş radyasyonunu hesaplayarak kullanmış. Bu araştırma

Mısır'da yapıldı. Araştırmacı, kolektörlerin eğim açısını yılda 8 kez değiştirerek, enleme eşit bir eğim açısına sahip, sabit kolektörler tarafından toplanan radyasyona kıyasla toplanan radyasyon miktarını %6,85 oranında artırabilecekleri sonucuna varmıştır. Ayrıca, Konsantre bir güneş kolektöründe saatlik yüzey azimut açısını yılda 12 kez ve eğim açısını altı kez değiştirmek, enlem açısına eşit bir eğimde güneye bakan konsantre güneş kolektörüne kıyasla elde edilen radyasyon miktarını yaklaşık %29,18 arttırır [18].

Khoo, Nobre ve diğerleri Singapur'da ölçülen küresel yatay ışınlam (GHI) ve dağınık yatay ışınlamdan (DHI) farklı yönlerde ve eğim açılarında bir fotovoltaik modül tarafından ölçülen eğimli ışınlamı üç gökyüzü modeli; Liu and Jordan, Klucher, and Perez et al. kullanarak tahmin etmişler; Modelleme sonuçları, 10, 20, 30 ve 40 eğimlerinde 60° KD yönüne bakan radyasyon sensörleri ve kuzeye, güneye, doğu ve batıya, bakan dikey eğimli ışınlam sensörlerinden elde edilen değerlerle karşılaştırılarak, Perez modelinin diğer modellere göre daha doğru sonuçlar verdiği sonucuna varmışlardır. Ayrıca doğuya doğru 10 derece eğimle kurulan bir fotovoltaik sistem, Singapur bölgesinin hava şartlarına göre en yüksek enerji verimliliğine sahip olduğu sonuçlandı [19].

Notton, Paoli, ve diğerleri yapmış oldukları çalışmada küresel güneş radyasyonunu kolayca hesaplamak için yapay sinir ağlarını kullandılar. Şebeke, beş yıl boyunca toplanan optimum güneş enerjisi verilerine dayalı olarak değerlendirildi. Ağın doğruluğunun RRMSE için yaklaşık %6 (göreceli ortalama kare hatası) ve RMAE için yaklaşık %3,5 (göreceli ortalama mutlak değer) olduğu tahmin edilmiştir, bu da ANN'nın performansının deneysel modellerden daha iyi olduğunu göstermektedir [20].

Gurlek ve Sahin çalışmalarında, yapay sinir ağları kullanılarak Sivas şehrinin küresel güneş radyasyonu meteorolojik ve coğrafi veriler kullanılarak tahmin etmişler. Elde edilen sonuçlara göre, Sivas'ta sadece sıcaklık ve güneş ışığının süresi gibi verilerin bulunduğu yerler için yapay sinir ağları kullanılarak küresel radyasyon miktarını tahmin etmek mümkündür. Ağ doğruluğunun sonuçları şunlardır:

Ortalama sapma hatası (MBE) $-1,264 \frac{MJ}{m^2}$ ila $0,938 \frac{MJ}{m^2}$, ortalama karekök hatası (RMSE) $0,710 \frac{MJ}{m^2}$ ila $1,598 \frac{MJ}{m^2}$, ve R2 0,984 ila 0,994 aralığındadır [21].

Premalatha, Valan Arasu, küresel radyasyonun tam miktarını tahmin etmek için dört farklı algoritma ile iki yapay sinir ağı ANN modeli tasarladılar. Bu modelleri değerlendirmek için son 10 yılda Hindistan'da beş farklı yerde toplanan verileri kullandılar. En iyi model ve algoritma, minimum mutlak ortalama ve kök ortalama kare hata ve maksimum doğrusal korelasyon katsayısına dayalı olarak seçilmiştir. Düşük ortalama mutlak hata yüzdesine sahip bir yapay sinir ağı modeli geliştirerek, Hindistan'ın meteorolojik verilerin bulunmadığı farklı bölgelerinde aylık ortalama küresel radyasyonu tahmin etmenin mümkün olmasını sonuçlandırmışlar [22].

Yadav ve Chandel yapmış oldukları çalışmada, Hindistan hava koşullarına sahip 12 meteoroloji istasyonundan alınan bilgileri kullanarak güneş radyasyonunu tahmin etmek için bir yapay sinir ağını eğitti ve değerlendirdi. Bu sinir ağında kullanılan eğitim algoritması Levenberg-Marquard'dır (LM). Ağdan alınan sonuçlar ile meteoroloji istasyonlarının verileri karşılaştırıldığında bu modeldeki RMSE farklı noktalar için 0,0486-3,562 aralığındadır [23].

Shaddel, Javan ve Baghernia Mashhad Ferdowsi Üniversitesi'ndeki hava ve güneş istasyonuna kurulan piranometreler tarafından toplanan verilerle MATLAB yazılımı kullanılarak bir yapay sinir ağı eğitilmişler. 2013 yılı güneş radyasyonu verileri, gün boyunca sabah 6'dan akşam 5'e kadar, her 30 dakikada bir eğimli panellerde sıfır, 45 ve 60 derecelik açılarda kaydedildi. Elde edilen sonuçlara göre araştırmacılar, yapay sinir ağına Meşhed'deki eğimli güneş panellerinde güneş enerjisi miktarını tahmin etmek amacıyla güvenilir bir araç olabileceğine inanıyorlar [24].

Jafarkazemi, Saadabadi ve Pasdarsahri yapmış oldukları çalışmada, optimal eğim açısını tahmin etmek için matematiksel bir model olan deneysel bir yöntem ve İran'ın 80 farklı şehrinde meteorolojik veriler kullanmışlar. Farklı eğim açılarında optimum eğim açıları ve günlük, aylık, mevsimlik, iki yılda bir ve yıllık güneş radyasyonu hesaplanmıştır. Yatay kollektörlere kıyasla eğimli panellerdeki ortalama güneş ışıını miktarının karşılaştırılması sonuçları günlük ayarlarda %21,3, aylık ayarlarda %21, mevsimlik ayarlarda %19,6, iki yılda bir yapılan ayarlarda %19,3 ve yıllık ayarlarda ise %13,3 artış olduğunu göstermektedir. Araştırmacılar, optimum eğim açısının belirlenmesinde enlem açısına ek olarak hava koşullarının yanı sıra daha fazla enerji almak için yılda en az iki kez yapılan ayarlamaların etkili olduğuna inanıyorlar [25].

Güneş panellerinin eğim açısını optimize etmek için Khatib, Mohamed, ve diğerleri aylık ve mevsimsel eğim açılarına göre Liu ve Jordan'ın modelini temel alan optimizasyon yöntemini kullandılar. Sonuçlar, Malezya Yarımadası için mevsimsel optimal eğimin değiştirilmesinin tavsiye edildiğini ve Malezya'nın doğu bölgeleri için aylık optimal eğim açısının değiştirilmesinin uygun olduğunu göstermektedir. Optimum Eğim açısı uygulanarak, optimum aylık Eğim açısı değiştirilerek elde edilen enerji artışı yüzdesinin mevsimsel Eğim açısı değişiminden daha yüksek olduğu bulunmuştur [26].

2.1. Güneş Enerjisi

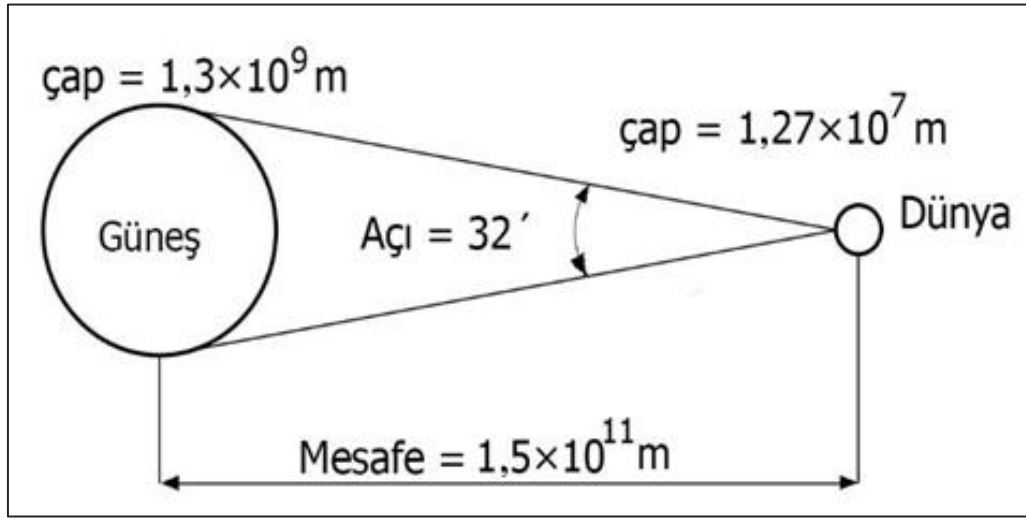
Doğada yenilenebilir enerjinin en temel kaynağı güneş radyasyonudur, yani güneş enerjisi insan varlığının başlangıcından beri gelişen teknolojiler ile kullanılmaktadır. Güneş radyasyonu verileri ve belirli bir konumdaki detayları, fotovoltaik ve güneş termal sistemleri, güneş fırınları ve pasif güneş tasarımı gibi güneş enerjisi uygulamaları için çok önemli girdilerdir. Güneş enerjisi sistemlerinin tasarımı, optimizasyonu ve performans değerlendirmesi için herhangi bir konumla ilgili güvenilir verilere kolayca erişilebilir olmalıdır. Piranometre ve pireliometre gibi güneş radyasyonu ölçüm cihazlarının belirli bir yere kurulması ve bilgilerinin günlük olarak izlenmesi ve kaydedilmesi, o yerdeki küresel güneş radyasyonu miktarını belirlemenin en iyi yolu olmasına rağmen çok maliyetli ve sıkıcı bir iştir [27].

Gelişmekte olan birçok ülkede, yüksek teknikler ve maliyetler nedeniyle güneş radyasyonu ölçüm verileri mevcut değildir. Bu nedenle çoğu meteoroloji istasyonundaki bazı ilişkiler ve yöntemler, günlük veya aylık küresel güneş radyasyonunu tahmin etmek için meteorolojik bilgilere dayalı olarak gelişmiştir [28].

2.2. Güneş

Güneşten üretilen enerji miktarı belirsizdir. Güneşin yüzde 80'i hidrojen ve yüzde 19'u helyumdur. Ayrıca, güneşin bileşiminin sadece küçük bir kısmı 100'den fazla gözlenen element içermektedir. Sonuç olarak, güneş enerjisi kaynağı, hidrojen nükleer ısısının helyuma tepkimesidir [29]. Aslında güneş, hidrojenin helyuma dönüştüğü sürekli bir füzyon reaktörü gibidir [30]. Karasal kullanıcılar için güneş enerjisi üretim süreci önemli değildir. Fakat, enerji miktarı, spektral ve zamansal dağılımı ile bunun günler ve yıllar içindeki

değişimi önemlidir. Güneş, birçok gaz katmanından oluşur ve çapı $13,9 \times 10^5$ km'dir. Güneş merkezi katmanlarında dış katmanlarından daha yüksek bir sıcaklığa sahiptir [29]. Güneşin yer kuresinden uzaklığı yaklaşık $1,5 \times 10^8$ km'dir. Güneşin termal radyasyonu ışık hızında bir vakumla seyahat ettiğinden, güneş enerjisi 8 dakika 20 saniye sonra dünyaya ulaşır. Dünyadan bakıldığında güneşin açısı 32 dakika derecedir, bu açı birçok uygulamada önemli bir rolü vardır. Şekil 2.1' de güneşin ve dünyanın konumunu göstermektedir.



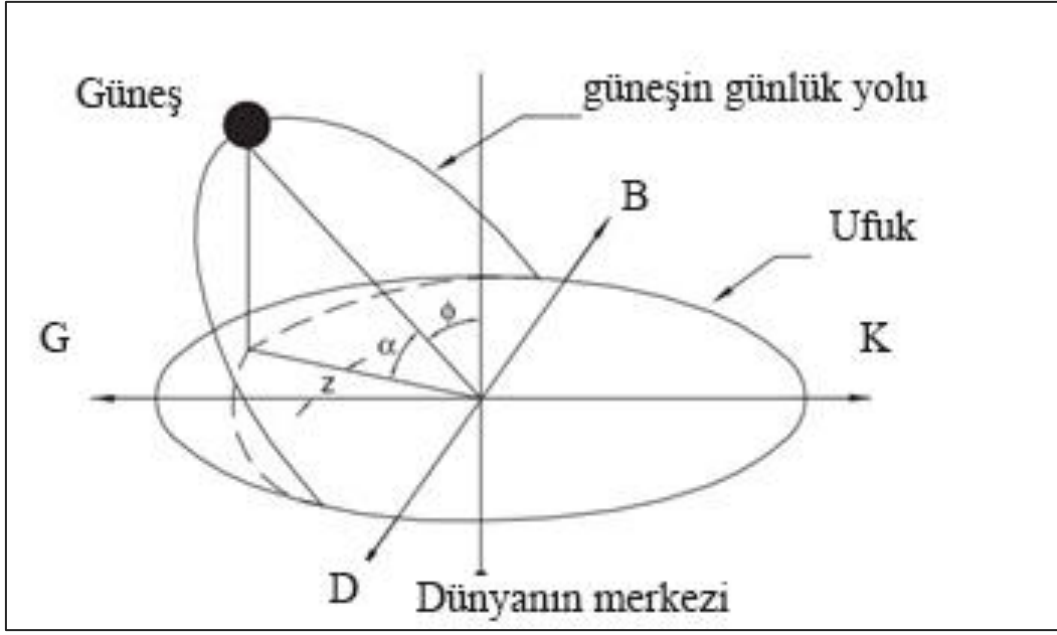
Şekil 2.1. Güneşin ve dünyanın konumunu [30]

Güneş 5762 K etkili bir Kara cisim sıcaklığına sahiptir. Güneşin merkezindeki sıcaklık çok yüksektir ve 8×10^6 ila 40×10^6 K civarında olduğu tahmin edilmektedir [29].

Güneşin dışında her yöne yayılan enerji yaklaşık $3,8 \times 10^{20}$ MW ve güneş yüzeyinin metrekaresi başına yaklaşık 63 MWm^{-2} 'dir. Bu radyasyon miktarının küçük bir kısmı, yaklaşık $1,7 \times 10^{14}$ KW olan yeryüzüne ulaşır. Toplam güneş radyasyonunun küçük bir kısmı dünyaya ulaşmasına rağmen, yeryüzünde alınan 84 dakikalık güneş enerjisi dünyanın bir yıllık toplam enerji talebine eşittir. Dünya açısından, güneş neredeyse her dört haftada bir kendi eksenini etrafında döner [30].

2.3. Güneşin Çevresel Özellikleri

Yerden gözlemlenen güneş, yıl boyunca gökyüzünde farklı hareket eder. Analemma, tüm yıl boyunca her gün güneşin konumunu aynı saate gösteren bir şekildir. Şekil 2.2'de, kuzey/güney eksenini boyunca hizalanan bir analemme görülmektedir.



Şekil 2.2. Güneşin, gün doğumundan gün batımına kadar gökyüzündeki görünen günlük yolu [29]

Sapma, Dünya ekseninin güneş eksenine ile olan 23,5 derece eğim açısı nedeniyle, 47 dereceden fazla bir açıya sahip bir kuzey / güney salınımıdır, bu da güneşin bir yılda görünür konumunda en belirgin değişikliktir. Görünen açı veya sapmadaki bu salınım, yerdeki mevsimlerin ana nedenidir.

Bir yüzeydeki güneş ışınımı miktarının hesaplanması, güneşin sıcaklığının artırılması, güneş kolektörleri için doğru yönün seçilmesi, güneş kolektörlerinin gölgelenmeyen bir yöne yerleştirilmesi gibi uygulamalar için, gökyüzünde güneşin yönünün incelenmek esastır. Güneş enerjisi hesaplamalarına uygulanan görünür güneş zamanı (AST), güneşin görünen açısal hareketine dayalı olarak günün saatini ifade etmek için kullanılır. Güneş gözlemcisinin meridyenini geçtiğinde yerel güneş öğlen meydana gelir ve normalde, yerel saat 12'ye karşılık gelmez.

Yerel Standart Saati (LST) AST'ye dönüştürmek için zaman denklemi ve boylam düzeltmesi gereklidir. Aşağıda analizleri yer almaktadır [30]:

2.3.1. Zaman denklemi

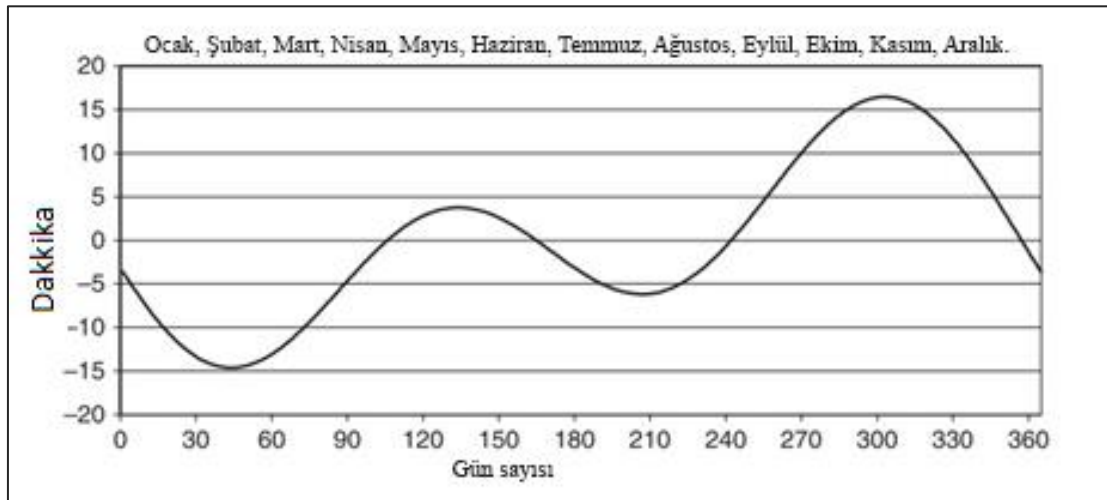
AST, dünyanın güneş etrafındaki yörüngesi ile ilişkili faktörler nedeniyle tek tip bir hızda çalışan bir saatten farklıdır, bu varyasyona zaman denklemi denir. Sonuç olarak, uzunluğu

dünyanın her gün güneşe göre kendi eksenini etrafında bir turunu tamamlamasının ne kadar süreceğini belirleyen bir zaman denklemi vardır. Bir gün ortalama 24 saat sürer. Ancak, Dünya'nın yörüngesinin merkezinin ayrılması ve Dünya'nın ekseninin yörüngesinin normal düzleminden eğik olması nedeniyle, bir günün uzunluğu farklı olabilir. Dünyanın yörüngesi elips şeklindedir, bu nedenle dünya 3 Ocak'ta güneşe en yakın ve 4 Temmuz'da güneşten en uzak konumdadır. Bu nedenle, dünya yılın yarısında (yaklaşık Ekim'den Mart'a kadar) daha hızlı ve diğer yarısında (yaklaşık Nisan'dan Eylül'e kadar) daha yavaş döner. Genel olarak, yılın gününe (N) göre zaman denkleminin değerlerini belirlemek için Eş.2.1 kullanılabilir.

$$ET = 9.8 \sin(2B) - 7.53 \cos(B) - 1.5(B) \quad (2.1)$$

$$\text{Ve } B = (N - 81) \frac{360}{364} \quad (2.2)$$

Ayrıca Şekil 2.3'de gösterilen grafik gösterimini kullanarak zaman denklemi doğrudan elde edilebilir [30].



Şekil 2.3. Zaman denklemi [30]

Enlem (ϕ): Ekvatorun kuzeyindeki veya güneyindeki bir bölgenin açısal konumu enlemdir ve 0 ila ± 90 derece arasında değişmektedir. Ekvatorda enlem 0 iken kutuplarda ± 90 derecedir [30].

Boylam (λ): Referans meridyeni (Greenwich meridyeni) ile yerel nokta meridyeninin oluşturduğu açıya boylam denir. Bu açı doğu için pozitif ve batı için negatiftir [30].

2.3.2. Boylam düzeltme

Standart bir zaman, bir zaman diliminin merkezine en yakın meridyen alınarak veya 0 derece boylamda bulunan standart meridyen Greenwich kullanılarak belirlenir. Güneşin 1 derecelik boylamı geçmesinin 4 dakika sürdüğünü göz önünde bulundurarak, normal yerel saat zamanı, 4 boylam düzeltme terimiyle (standart boylam - yerel boylam) eklenmeli veya çıkarılmalıdır. Belirli bir boylam için aşağıdaki işaret kuralına uymak gerekir ve o boylam için aşağıdaki düzeltme sabittir. Konum standart meridyenin doğusundaysa düzeltme saate eklenir batıysa çıkarılır. AST'yi hesaplamak için genellikle Eş. 2.3 kullanılır:

$$AST = LST + ET \pm 4(SL - LL) - DS \quad (2.3)$$

Burada LST yerel standart saat

ET zaman denklemi

SL standart boylamı

LL yerel boylamı ve

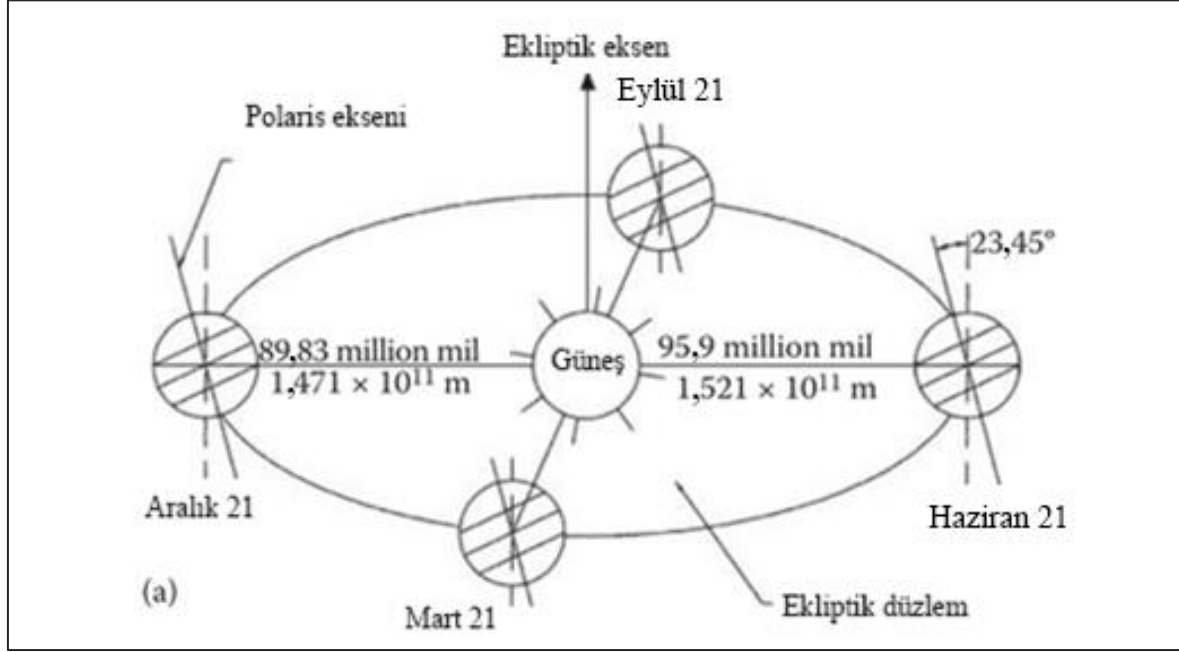
DS gün ışığından yararlanma saatidir (0 veya 60 dakikadır)

Çalışma yeri Greenwich ortalamasının doğusunda yer alıyorsa bahsedilen denklemdeki boylam düzeltmesi negatif (-), batı ise pozitif (+) olmalı ve yaz saati kullanılıyorsa, LST'den çıkarmalıdır. Yaz saati uygulaması etkin olduğunda (genellikle Mart ayının sonundan Ekim ayının sonuna kadar) veya olmadığında, DS terimi geçerlidir. Bu terim genellikle denklemde yok sayılır ve yalnızca tahmin DS dönemi içindeyse dahil edilir [30].

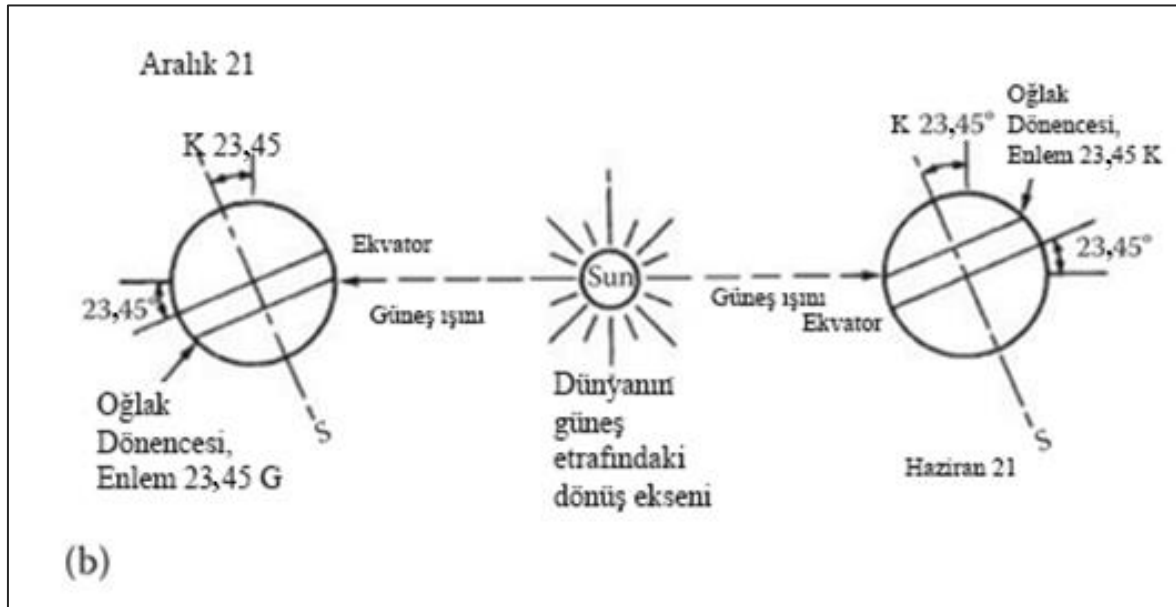
2.3.3. Güneş açıları

Şekil 2.4 ve Şekil 2.5’de gösterildiği gibi, dünya ile güneş arasındaki mesafe yıl boyunca değişir, öyle ki 21 Aralık kış gündönümünde minimum mesafe $1,471 \times 10^{11}$ metre, 21 Haziran yaz gündönümünde ise maksimum mesafe $1,521 \times 10^{11}$ metredir, Dünya ile güneş arasındaki ortalama uzaklık $1,496 \times 10^{11}$ metredir. Bu nedenle yıl boyunca dünyanın

yakaladığı güneş ışınımı miktarı değişiklik göstermekte, dolayısıyla alınan en yüksek ışınım 21 Aralık'ta, ve en düşük ışınım ise 21 Haziran'da alınmaktadır [29].



Şekil 2.4. Dünyanın güneş etrafındaki hareketi [29]



Şekil 2.5. Tropiklerin yeri [29]

Güneş ile dünya arasındaki mesafenin uzun olması nedeniyle güneş ışınları dünyaya ulaştığında birbirine paraleldir [29].

Günün ve yılın belirli bir saatinde güneşin gökyüzündeki konumunun doğru bir şekilde tahmin edilmesi, birçok güneş enerjisi uygulamasının temel gereksinimidir.

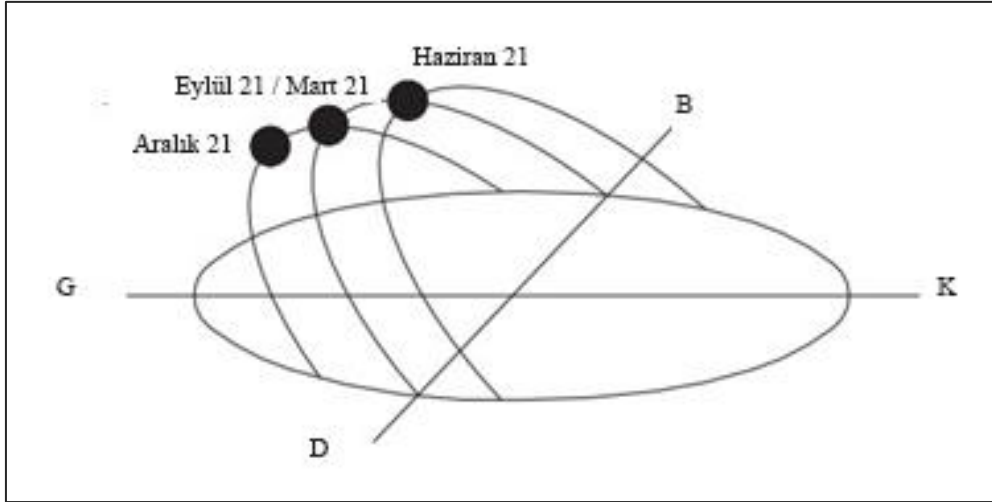
Batlamyus'a göre güneş gök küresi üzerinde iki serbestlik derecesiyle hareket eder. Bu nedenle, güneş yüksekliği (α) ve güneş azimutu (z) olan iki astronomik açı kullanılarak, güneşin dünyadaki bir gözlemciye göre konumu elde edilebilir.

Güneş yükseklik ve azimut açıları için denklemleri sağlamadan önce, güneşin sapma ve saat açılarını tanımlamak gerekir. Güneş'in azimut ve yüksekliği temel açılar olmadıkları için, saat açısı, enlem ve sapma gibi temel açılarla ilgili olmalıdırlar. Bu açılara güneş açılarının diğer tüm formülasyonlarında ihtiyaç vardır [29, 30].

Eğim açısı

Dünyanın kendi eksenini etrafındaki dönüşünün eksenel yönü ile güneş etrafındaki ekliptik yörünge arasında 23.45 derecelik bir açı vardır. Güneş radyasyonundaki mevsimsel değişimler, öncelikle bu olgu nedeniyle meydana gelir [29].

Gün boyunca Şekil 2.6 gösterdiği gibi güneş gökyüzünde bir yay çizerek hareket eder ve öğle saatlerinde en yüksek noktasına ulaşır. Kuzey yarım kürede güneş daha erken doğar ve daha geç batar, bu da günün uzanmasına neden olur. 21 Haziran'da güneş, yaz gündönümü olarak adlandırılan Dünyanın en kuzey noktasındadır ve yılın en uzun günüdür. Altı ay sonra, 21 Aralık'ta, güneş en güney noktasında, yılın en kısa günü olan kış gündönümü meydana gelir. 12 Mart ve 12 Eylül arasında, sırasıyla ilkbahar ve sonbahar ekinoksları olarak bilinen gündüz ve gece uzunlukları yaklaşık olarak eşittir (İkisi de 12 saat) [30].



Şekil 2.6. Güneşin gökyüzündeki, kuzey yarımküre konumundaki yıllık değişiklikler [30]

Sapma açısı

Ekvator'dan geçen düzleme göre güneşin (dünya ile güneş arasındaki açı) sapmasına güneş sapması, δ_s denir. 21 Aralık ile 21 Haziran arasında, sapma -23.45° ile $+23.45^\circ$ arasında değişir. Bir başka ifade biçimine göre sapma, belirli bir günde güneş öğle saatlerinde güneşin doğrudan tepede olduğu enlemine karşılık gelir. Ortalama olarak, Güneş, (Şekil 2.4 ve Şekil 2.5) görüntüsünde gösterildiği gibi, Yengeç ($23.45^\circ K$) ve Oğlak ($23.45^\circ G$) tropiklerinde yılda en az bir kez tepededir.

Güneşin yılda en az bir kez ufku üzerine çıkmadığı enlemlere Arctic Circles ve Antarctic Circles denir. Konumları sırasıyla $66.5^\circ N$ (kuzey) ve $66.5^\circ S$ (güney) derecedir. Pozitif sapmalar, ekvatorun kuzeyindeki yani Kuzey Yarımküre'de yaz ve güneyindeki negatif sapmalardır. Güneş sapmasını tahmin etmek için Eş. 2.3 kullanılır .

$$\delta_s = 23.45^\circ \sin \left[\frac{360}{365} (284 + n) \right] \quad (2.4)$$

n: Yıl içindeki gün sayısıdır. Örneğin, 1 Ocak'ta $n=1$ 'dir [26].

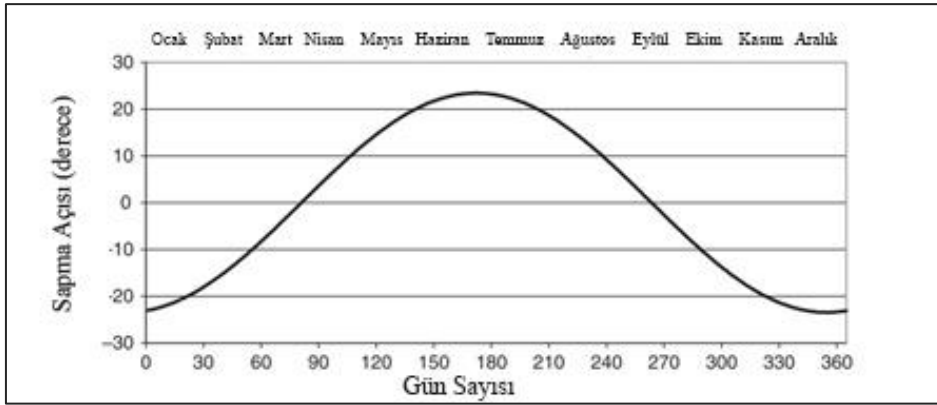
Spencer formülü ile (Eş. 2.4) radyan cinsinden sapma elde edilebilir:

$$\delta = 0,006918 - 0,399912 \cos(\Gamma) + 0,070257 \sin(\Gamma) - 0,006758 \cos(2\Gamma) + 0,000907 \sin(2\Gamma) - 0,002697 \cos(3\Gamma) \quad (2.5)$$

Γ = gün açısı ise Eş. 2.6 kullanılarak hesaplanır (Radyan cinsinden) [30].

$$\Gamma = \frac{2\pi(N-1)}{365} \quad (2.6)$$

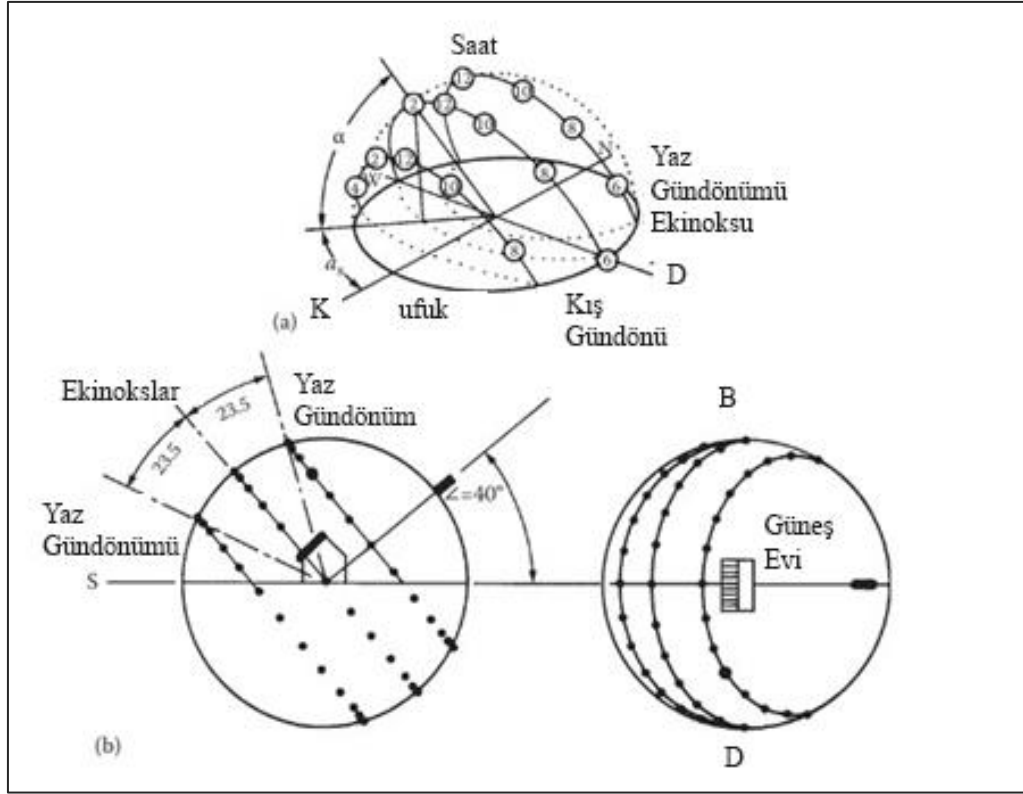
Şekil 2.7, bir yıl boyunca güneşin sapma açısındaki değişiklikleri göstermektedir [30]. Grafik gösterimi kullanarak güneş sapması açısı doğrudan elde edilebilir.



Şekil 2.7. Güneşin sapma açısı [30]

Basit olması için, aşağıdaki analiz Ptolemy'nin güneşin hareketine ilişkin görüşünü kullanır. Tüm hareketler görecelidir, bu nedenle dünyayı sabit olarak hayal etmek ve güneşin sanal hareketini, orijini istenen konumda olan dünyadaki sabit bir koordinat sistemi içinde tanımlamak uygundur.

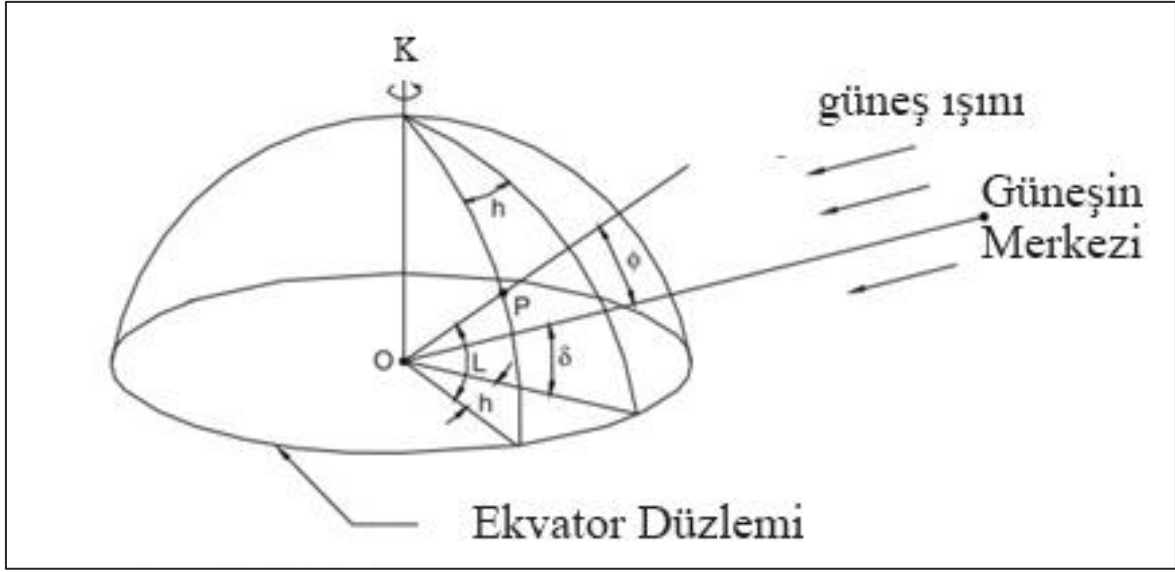
Şekil 2.8, bir gözlemciye güneşin görünür bir yöndeki hareketini göstermektedir [29].



Şekil 2.8. 40°K'daki bir yer için yaz gündönümü (6/21), ekinokslar (3/21 ve 9/21) ve kış gündönümü (12/21) için güneş yolları: (a) izometrik görünüm; (b) yükseklik ve plan görünümleri

Saat açısı (h)

Şekil 2.9'de gösterildiği gibi, P noktasının Saat Açısı, dünyanın ekvator düzleminde yansıtılan OP ile yansıtılan güneş-dünya merkezden merkeze doğru arasındaki açı olarak verilir [30].



Şekil 2.9. Enlem, saat açısı ve güneş sapmasının tanımı [30]

Bir güneş saat açısı, güneşin dünya etrafındaki 360° tam yörüngesini veya saatte 15° 'yi tamamlaması için gereken 24 saatlik nominal zamandan türetilmiştir [29].

Yerel güneş öğle saatlerinde saat açıları 0° 'dır, yani her $360/24$ veya 15 derece boylam 1 saati temsil eder. Şekil 2.9'da gösterilmiştir [30].

Eş. 2.7 h_s 'nin tanımını göstermektedir:

$$h = \left(\frac{15^\circ}{h}\right)(\text{yerel güneş öğle saatlerinden itibaren saatler}) \quad (2.7)$$

$$h = \pm 0.25 (\text{yerel güneş öğleden sonraki dakika sayısı}) \quad (2.8)$$

Güneyin doğusunda olan değerler (Sabah değerleri), negative ve güneyin batısındaki olan değerler (öğleden sonra değerleri) ise pozitif olarak işaretlenir [29, 30].

Güneş zamanı ve açısı

Yerel güneş saati, yerel standart zamandan (LST) farklı olan güneş açılarını hesaplamak için kullanılır. Yerel güneş saati ve Boylam Standart Saati şu şekilde ilişkilidir:

$$\text{güneş saati} = \text{LST} + \text{ET} + (l_{\text{st}} - l_{\text{local}}) * 4 \text{ dakika/derece} \quad (2.9)$$

ET: Dünyanın güneş etrafındaki düzensiz hareketinin bir sonucu olarak, zaman denklemi dünyanın hareket hızı için bir düzeltme faktörüdür.

L_{st} : standart zaman meridyeni,

L_{local} : yerel boylam [30].

Güneş'in Dünya'daki bir gözlemciye göre konumunu belirlemek için iki açı kullanılır, bunlar:

1. Güneş yükselme açısı.
2. Güneş azimut açısı [31].

Güneş yükseklik açısı, α

Güneş ışınları ile yatay bir düzlem arasındaki açıya Şekil 2.2'de gösterilen, güneş yükselme açısı α , denir. Güneş yükselme açısı, güneş ışınları ile dikey çizgi arasındaki açı olan güneş tepe açısı ϕ ile ilgilidir [20]. Gün içinde güneşin yükselme açısı sıfır ile 90 derece arasında değişir ve tepe açısının tamamlayıcısıdır [31].

Güneş yükselme açısı Eş. 2.10 ile hesaplanır:

$$\phi + \alpha = \frac{\pi}{2} = 90^\circ \quad (2.10)$$

Güneş yükseklik açısı Eş.2.11 gibi ifade edilebilir:

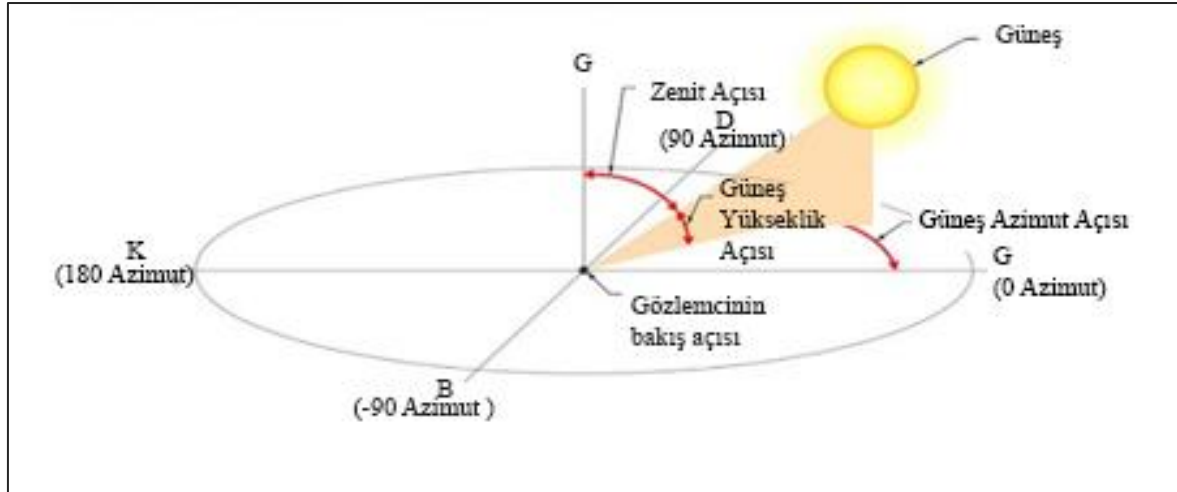
$$\sin(\alpha) = \cos(\phi) = \sin(L) \sin(\delta) + \cos(L) \cos(\delta) \cos(h) \quad (2.11)$$

Ekvatorun kuzeyinde pozitif değerler ve güneyinde ise negatif değerler vardır.

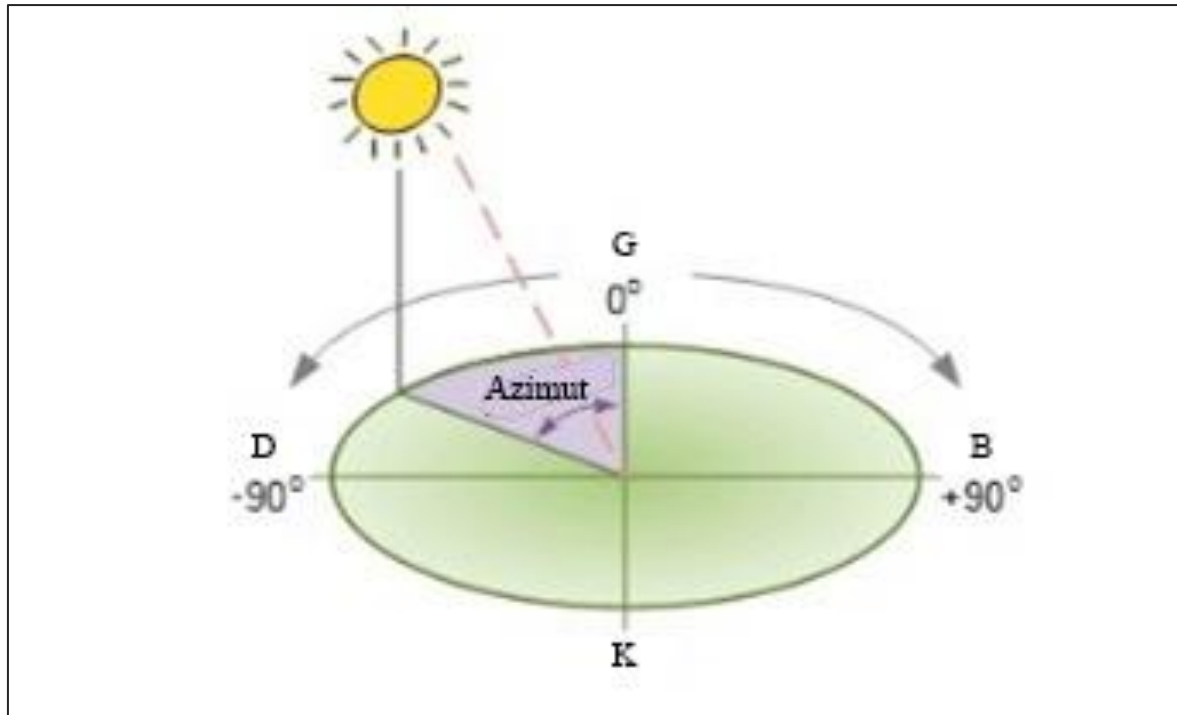
L yerel enlemdir ve L , dünyanın merkezinden çalışılan bölgeye doğru olan çizgi ile ekvator düzlemi arasındaki açıdır [30].

Güneş azimut açısı, z

Bir referans yönü (genellikle kuzey yarım kürede güney ve güney yarım kürede kuzey) ile güneş arasındaki yatay açıya azimut denir Şekil 2.10 ve Şekil 2.11 azimut açısını göstermektedir [32]. Azimut açısının geleneksel işareti doğudan güneye doğru negatif ve batı için pozitifdir [29].



Şekil 2.10. Güneşin gökyüzündeki konumunu, güneş azimutu ve yükseklik açıları [32]



Şekil 2.11. Güneşin gökyüzündeki konumunu, güneş azimutu ve yükseklik açıları [32]

Azimet açısı aşağıdaki Eş. 2.12'den hesaplanır [30]:

$$\sin(z) = \frac{\cos(\delta) \sin(h)}{\cos(\alpha)} \quad (2.13)$$

Aşağıdaki koşul doğruysa bu denklem doğrudur:

$$\cos(h) > \frac{\tan(\delta)}{\tan(L)} \quad (2.14)$$

Aksi takdirde, azimet açısı sabah saatleri için $-\pi + |z|$ ve öğleden sonraki saatler için

$\pi - z$ 'dir [28].

Öğle vakti güneş tam olarak meridyen (kuzey-güney hattı) üzerinde olduğundan, güneş azimetunun açısı sıfır derecedir. Bu nedenle öğlen yüksekliği Eş.2.15 ifade ile bulunabilir [30].

$$\alpha_n = 90^\circ - L + \delta \quad (2.15)$$

Gün doğumu ve gün batımı saatleri ve gün uzunluğu

Gün doğumu ve gün batımında güneşin yükselme açısı sıfır derecedir, bu nedenle gün batımında saatin açısı Eş.2.16'dan elde edilebilir.

$$\alpha = 0^\circ,$$

$$\sin(\alpha) = \sin(0) = 0 = \sin(L) \sin(\alpha) + \cos(L) \cos(\delta) \cos(h_{ss}) \quad (2.16)$$

Ya

$$\cos(h_{ss}) = -\frac{\sin(L) \sin(\delta)}{\cos(L) \cos(\delta)} \quad (2.17)$$

$$\cos(h_{ss}) = -\tan(L) \tan(\delta), \quad \omega_s = \cos^{-1}(-\tan \varphi \tan \delta) \quad (2.18)$$

Gün batımında h_{ss} pozitif olarak kabul edilir.

Öğle saatlerinde güneşin yerel açısının sıfır olduğu ve 1 saate eşit olan her 15 derecelik boylamın yerel güneş öğle vaktinden saat cinsinden gün doğumu ve gün batımı zamanı Eş. 2.19 hesaplanır.

$$H_{ss} = -H_{sr} = \frac{1}{15} [-\tan(L) \tan(\delta)] \quad (2.19)$$

Güneş öğle vaktinin gün doğumu ve gün batımı saatleri arasında olduğunu bilerek, günün uzunluğu gün batımının iki katıdır.

Günün uzunluğu, saat cinsinden Eş. 2.20 kullanılarak elde edilir [30].

$$\text{Günün uzunluğu} = \frac{2}{15} [-\tan(L) \tan(\delta)] \quad (2.20)$$

2.3.4. Gelme açısı, θ

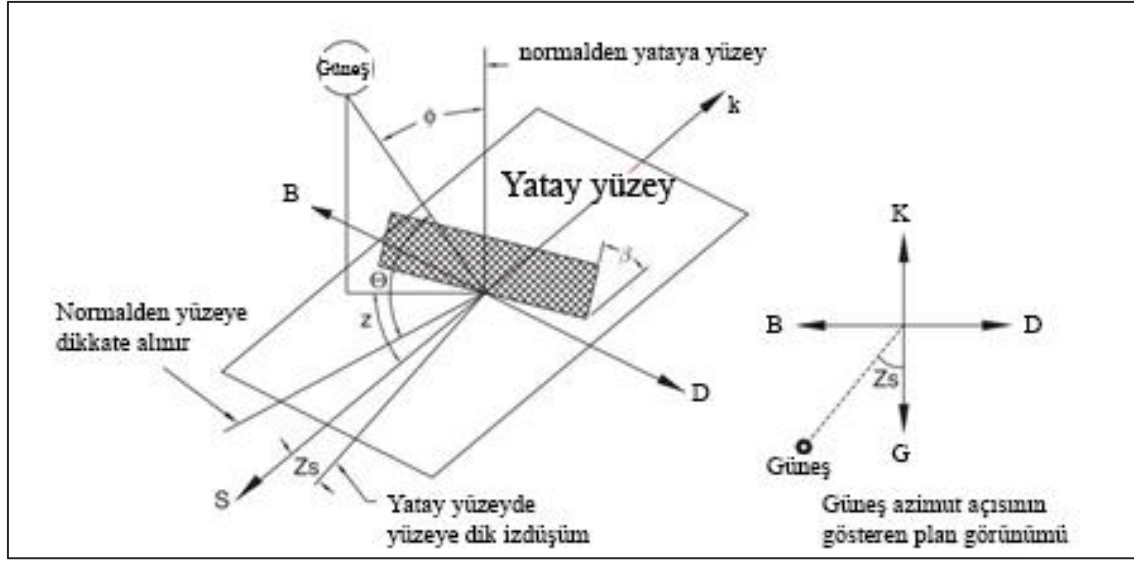
Güneş ışınları ile bir yüzey üzerindeki normal arasındaki açıya, güneş geliş açısı, θ denir. Yatay bir düzlem için, θ , zenit açısı, ϕ , ile aynı açıdır ve Eş. 2.21'le hesaplanır.

$$\begin{aligned} \cos(\theta) = & \sin(L) \sin(\delta) \cos(\beta) - \cos(L) \sin(\delta) \sin(\beta) \cos(Z_s) + \\ & \cos(L) \cos(\delta) \cos(h) \cos(\beta) + \sin(L) \cos(\delta) \cos(h) \sin(\beta) \cos(Z_s) + \\ & \cos(\delta) \sin(h) \sin(\beta) \sin(Z_s) \end{aligned} \quad (2.21)$$

B: yataydan yüzey eğim açısı

Z_s : yüzey azimut açısı (Batıya doğru, gerçek güneyden yüzeye normal arasındaki açı pozitif olarak Kabul edilir) [30].

Bu denklem, herhangi bir yönden bir yüzey üzerindeki radyasyon açısının hesaplanması için genel bir ilişkidir. Aşağıda farklı durumlarda açıklanan denklemler verilmiştir. Şekil 2.13 radyasyon açılarını göstermektedir:



Şekil 2.12. Güneş açıları diyagramı

Yatay yüzey hesaplamalarında, $\beta = 0^\circ$ ve $\theta = \phi$ verildiğinde, Eş. 2.21 denklem Eş. 2.22 gibi özetlenir:

$$\sin(\alpha) = \cos(\phi) = \sin(L) \sin(\delta) + \cos(L) \cos(\delta) \cos(h) \quad (2.22)$$

Dikey yüzeylerin hesaplanmasında ise $\beta = 90^\circ$ ve Eş. 2.21 denklem Eş. 2.23 gibi yazılır:

$$\cos(\theta) = -\cos(L) \sin(\delta) \cos(Z_s) + \sin(L) \cos(\delta) \cos(h) \cos(Z_s) + \cos(\delta) \sin(h) \sin(Z_s) \quad (2.23)$$

Hesaplamalarda kuzey yarım kürede güneye bakan eğimli yüzeyler $Z_s = 0^\circ$ olup, Eş. 2.21 denklem Eş. 2.24 gibi özetlenmektedir:

$$\cos(\theta) = \sin(L) \sin(\delta) \cos(\beta) - \cos(L) \sin(\delta) \sin(\beta) + \cos(L) \cos(\delta) \cos(h) \cos(\beta) + \sin(L) \cos(\delta) \cos(h) \sin(\beta) \quad (2.24)$$

ve ya:

$$\cos(\theta) = \sin(L - \beta) \sin(\delta) + \cos(L - \beta) \cos(\delta) \cos(h) \quad (2.25)$$

Hesaplamalarda güney yarım kürede kuzeye bakan eğimli yüzeyler $Z_s = 180^\circ$ olup, Eş. 2.21 denklem Eş. 2.26 gibi özetlenmektedir [28]:

$$\cos(\theta) = \sin(L + \beta) \sin(\delta) + \cos(L + \beta) \cos(\delta) \cos(h) \quad (2.26)$$

2.4. Güneş Radyasyonu

Doğadaki katı, sıvı ve gaz tüm maddeler daima mutlak sıfır sıcaklıkta elektromanyetik dalgalar yayar. Güneşin yaydığı radyasyon, ultraviyole, görünür ve kızılötesi ışık aralığında olan güneş enerjisi uygulamaları için çok önemlidir. Görünür ışık bölgesindeki dalga boyu 0.38 ila 0.72 mikrometre aralığında, güneş enerjisi uygulamaları için gerekli radyasyon dalga boyu ise 0.15 ila 3.0 mikrometre arasındadır [30].

2.4.1. Saatlik dünya dışı radyasyon (I_o)

Dünya dışı radyasyon, Dünya atmosferinin dışındaki güneş radyasyonu olarak tanımlanır ve Eş.2.27 le elde edilir:

$$I_o = \frac{12 \cdot 3,6}{\pi} I_{sc} E_o * ((\sin \varphi \cos \delta)(\sin \omega_2 - \sin \omega_1) + \frac{\pi(\omega_2 - \omega_1)}{180} (\sin \varphi - \sin \delta)) \quad (2.27)$$

I_{sc} : güneş sabitidir ve 1367 W/m²dir.

δ : sapma açısı

φ : Enlem

ω_1 Ve ω_2 : zaman aralığının başındaki ve sonundaki saat açısı. (Tüm açılar derece olarak verilmiş).

E_o : Eksantriklik düzeltme faktörüdür ve Eş. 2.28 kullanarak hesaplanır [33]:

$$E_o = 1 + 0,0033 \cos\left(\frac{2\pi n}{365}\right) \quad (2.28)$$

2.4.2. Yatay yüzeylerde saatlik küresel güneş radyasyonu (I_H)

Bir piranometre, küresel güneş radyasyonunu her yönden yatay bir yüzey üzerinde ölçmek için kullanılan bir araçtır. Yatay bir yüzeydeki güneş radyasyonu Eş. 2.29'de gösterildiği

gibi, saçılan yatay güneş radyasyonu, I_d ve doğrudan güneş radyasyonunun, I_b toplamıdır [33].

$$I_H = I_d + I_b \quad (2.29)$$

Yatay yüzeyde saatlik yayılan radyasyon (I_d)

Doğrudan güneş radyasyonunun I_B bir kısmı, Dünya atmosferinden geçerken, su, toz ve havadaki diğer parçacıklar, nitrojen, oksijen ve diğer moleküller tarafından dağıtılır. Bu saçılan radyasyonun bir kısmı yere diffüz radyasyon I_D olarak ulaşır [34].

Yatay yüzeylerde saçılan radyasyon miktarını tahmin etmek için bir dizi matematiksel parametrik ve ayrıştırma modeller tanımlanmıştır. Doğru ölçümler genellikle güneş takip ünitesi ile donatılmış bir piranometre kullanılarak yapılır.

Belirli bir konum için uygun matematiksel modeli belirlemek için saçılan radyasyon tahminlerinin sonuçları, bir piranometre tarafından ölçülen değerlerle karşılaştırılır [33].

- *Parametrik modeller*

Parametrik modeller için atmosferik koşullar, kısmi güneş, bulut örtüsü ve atmosferdeki su içeriği gibi çevresel bilgiler çok önemlidir.

$$I_H = I_{bN} \cos \theta_z + I_d \quad (2.30)$$

$$I_{bN} = A \exp\left(\frac{-B}{\cos \theta_z}\right) \quad (2.31)$$

$$I_d = C I_N \quad (2.32)$$

I_{bN} : Yatay yüzeylerde normal güneş ışıınım radyasyonu

θ_z : Zenit açısıdır ve Eş. 2.33'le elde edilmektedir.

$$\theta_z = \cos^{-1}(\sin \delta \sin \varphi + \cos \delta \cos \varphi \cos \omega) \quad (2.33)$$

A, K ve C sabitlerin deęerleri ve Eş. 2.33, Eş. 2.34 ve Eş. 2.35 şekilde hesaplanır:

Görünür Dünya Dışı Güneş izolasyonu (A):

$$A = 1160 + 75 \sin \left[\frac{360}{365} (n - 275) \right] \quad (2.34)$$

Optik Derinlik (ışığın geçmesi ne kadar zor) (k):

$$K = 0.174 + 0.035 \sin \left[\frac{360}{365} (n - 100) \right] \quad (2.35)$$

Sky diffuse factor (C):

$$C = 0.095 + 0.04 \sin \left[\frac{360}{365} (n - 100) \right] \quad (2.36)$$

Genel radyasyonun azaltılmasında rol oynayan faktörler, ışınların belirli bir konuma geçtiği atmosferik yolun uzunluğu ve bu konumdaki atmosferik bileşimdir. Birim yolun uzunluğunu hava kütlesi cinsinden ifade eder ve m ile gösterilir. Hava kütlesi, dünya-güneşin gerçek yönündeki atmosfer kütlesinin, güneş doğrudan deniz seviyesinin üzerinde olsaydı oluşacak kütleye oranıdır. Pratik olarak, deniz seviyesinde $m = \left(\frac{1.0}{\sin \beta} \right)$, ve Dünya atmosferinin üzerinde, $m = 0$ dir [29].

- *Ayrıştırma modelleri*

Ayrışma modelleri, saçılan radyasyonu tahmin etmek için yalnızca küresel radyasyon verilerini kullanır. Yatay bir düzlemde toplam ve saçılan radyasyon arasındaki bir korelasyona dayanır. Bu korelasyon, saatlik şeffaflık indeksinin, başka bir deyişle, belirli bir yerde atmosferik etkilerin ölçülmesinin bir fonksiyonudur ve Eş. 2.37 kullanarak tanımlanır:

$$M_t = \frac{I_H}{I_0} \quad (2.37)$$

I_H : Saatlik küresel yatay radyasyon

I_0 : Saatlik dünya dışı radyasyon

Şeffaflık endeksi, yılın zamanı, mevsim, iklim durumlarını ve yerin coğrafi konumu gibi parametrelere bağlıdır [33].

Şeffaflık endeksi, saçılan radyasyon modellerinde gökyüzü durumunu ifade etmek için kullanılır. Saçılan radyasyon ve ışının yeniden dağılımında gökyüzü durumu en önemli parametrelerden biridir. Bu nedenle, eğer açıklık indeksi yüksekse, gökyüzünün daha açık olmasına neden olur ve Radyasyon, küresel radyasyonun büyük bir bölümünü oluşturur [35].

Çizelge 2.1. Yatay yüzeyde saatlik yayılan radyasyon farklı Ayrıştırma modellerinin özeti

Modeller	Kısıtlamalar	Dağınmık radyasyon fraksiyonu (rd)
Chandrasekaran ve Kumar	$0 < M_t \leq 0.24$ $0.24 < M_t \leq 0.8$ $0.8 < M_t \leq 1$	$1.0086 - 0.178 M_t$ $0.9686 + 0.1325 M_t + 1.4183 M_t^2 - 10.1862 M_t^3 + 8.3733 M_t^4$ $1.0086 - 0.178 M_t$
Erbs	$0 < M_t \leq 0.22$ $0.22 < M_t \leq 0.8$ $0.8 < M_t \leq 1$	$1 - 0.09 M_t$ $0.9511 - 0.1604 M_t + 4.388 M_t^2 - 16.638 M_t^3 + 12.336 M_t^4$ 0.165
Hawladar	$0 < M_t \leq 0.225$ $0.225 < M_t < 0.775$ $0.775 \leq M_t \leq 1$	$0.915 M_t$ $1.135 - 0.9422 M_t - 0.3878 M_t^2$ 0.215
Jacovides	$0 < M_t \leq 0.1$ $0.1 < M_t \leq 0.8$ $0.8 < M_t \leq 1$	0.987 $0.94 + 0.937 M_t - 5.01 M_t^2 + 3.32 M_t^3$ 0.177
karatasou	$0 < M_t \leq 0.78$ $0.78 < M_t \leq 1$	$0.9995 - 0.05 M_t - 2.4156 M_t^2 + 1.4926 M_t^3$ 0.2
Lam ve Li	$0 < M_t \leq 0.15$ $0.15 < M_t \leq 0.17$ $0.17 < M_t \leq 1$	0.977 $1.237 - 1.361 M_t$ 0.273
Louche	$0 < M_t \leq 1$	$I_b = (-10.676 M_t^5 + 15.307 M_t^4 - 5.205 M_t^3 + 0.99 M_t^2 - 0.59 M_t + 0.02)$
Miguel	$0 < M_t \leq 0.21$ $0.21 < M_t \leq 0.76$ $0.76 < M_t \leq 1$	$0.995 - 0.081 M_t$ $0.724 + 2.738 M_t - 8.32 M_t^2 + 4.96 M_t^3$ 0.18
Orgill ve Hollands	$0 < M_t \leq 0.21$ $0.21 \leq M_t \leq 0.75$ $0.75 < M_t \leq 1$	$1 - 0.249 M_t$ $1.577 - 1.84 M_t$ 0.177
Boland	Herhangi bir M_t değeri için	$\frac{1}{1 + e^{7.997(M_t - 0.586)}}$

Çizelge 2.1. (devam) Yatay yüzeyde saatlik yayılan radyasyon farklı Ayırıştırma modellerinin özeti

Modeller	Kısıtlamalar	Dağılık radyasyon fraksiyonu (rd)
Liu ve Jordan	$0.75 < M_t \leq 1$	$0.384 - 0.416 M_t$
spencer	$0.35 < M_t \leq 0.75$	$a_3 - b_3 M_t$
Reindl-1	$0 < M_t \leq 0.3$ $0.3 < M_t \leq 0.78$ $0.78 \leq M_t \leq 1$	$1.02 - 0.248 M_t$ $1.45 - 1.67 M_t$ 0.147
Reindl-2	$0 < M_t \leq 0.3$ $0.3 < M_t < 0.78$ $0.78 \leq M_t \leq 1$	$1.02 - 0.254 M_t + 0.0123 \sin \alpha$ $1.4 - 1.749 M_t + 0.177 \sin \alpha$ $0.486 M_t - 0.182 \sin \alpha$
Oliveira	$0 < M_t \leq 0.17$ $0.17 < M_t < 0.75$ $0.75 < M_t \leq 1$	1 $0.97 + 0.8 M_t - 3 M_t^2 + 3.1 M_t^3 + 5.2 M_t^4$ 0.17
Soares	$0 < M_t < 0.17$ $0.17 < M_t < 0.75$ $0.75 < M_t \leq 1$	1 $0.9 + 1.1 M_t - 4.5 M_t^2 - 0.01 M_t^3 + 3.14 M_t^4$ 0.17
Muneer	$0 < M_t < 0.175$ $0.175 < M_t < 0.755$ $0.755 < M_t < 1$	0.95 $0.9698 + 0.4353 M_t - 3.4499 M_t^2 + 2.1888 M_t^3$ 0.26

Yatay yüzeyde saatlik doğrudan radyasyon (I_b):

ışın radyasyon, güneş ışığı Dünya atmosferinden geçtiğinde dünya yüzeyine ulaşan ışık miktarıdır. Bu radyasyon kesintisizdir ve keskin gölgeler oluşturur.

Pirheliometre, yatay yüzeylerdeki normal doğrudan radyasyonu (I_{bN}) ölçmek için kullanılır. Ayrıca radyasyon miktarını tahmin etmek için matematiksel modeller tanımlanmıştır. Eş. 2.38 yatay yüzeyde saatlik doğrudan radyasyon hesaplamak için kullanılıyor.

$$I_b = I_{bN} \cos \theta_z \quad (2.38)$$

Yatay düzlemde saçılan radyasyon ve doğrudan radyasyon toplamının evrensel güneş radyasyonuna eşit olduğu göz önüne alındığında, evrensel güneş radyasyonu (I_H) ile yatay bir düzlemde saçılan radyasyon (I_d) arasındaki farktan doğrudan radyasyon (I_b), Eş. 2.39 da gösterildiği gibi elde edilebilir.

$$I_b = I_H - I_d \quad (2.39)$$

2.4.3. Eğimli bir yüzeyde saatlik küresel güneş radyasyonu (I_β):

Eğimli bir yüzey üzerine düşen küresel güneş radyasyonu üç bileşenden oluşur: Işın radyasyonu ($I_{b\beta}$), Yansıyan radyasyon (I_r) (Yerden yansıyan radyasyon) ve Dağınık radyasyon ($I_{d\beta}$).

$$I_\beta = I_{d\beta} + I_{b\beta} + I_r \quad (2.40)$$

Eğimli yüzeyler için dağınık radyasyon modelleri ($I_{d\beta}$):

Eğimli bir yüzey üzerinde saçılan radyasyon modelleri iki kategoriye ayrılır:

- İzotropik ve
- Anizotropik modeller

Bu modeller arasındaki fark, gökyüzünü normal ve yüksek saçılan radyasyon yoğunluğuna sahip alanlara bölmededir.

Çizelge 2.2. Özetlenen eğimli yüzeylerde dağınık modelleri göstermektedir

Modeller	Eğimli yüzeylerde yayılan radyasyon
Badescu	$\left(\frac{3 + \cos(2\beta)}{4}\right) I_d$
Koronakis	$\frac{1}{3} \left(\frac{1}{2 + \cos \beta}\right) I_d$
Liu ve Jordan	$\left(\frac{1}{2 + \cos \beta}\right) I_d$
Tian	$\left(1 - \frac{\beta}{180}\right) I_d$
Bugler	$\left(\frac{1 + \cos \beta}{2} \left(I_d - 0.05 \frac{I_{b\beta}}{\cos \theta_z}\right)\right) + 0.05 I_{b\beta} \cos \theta$
Temps ve Coulson	$\frac{1}{2} I_d (1 + \cos \beta) P_1 P_2$
Hay	$I_d \left[f_{Hay} \left(\frac{\cos \theta}{\cos \theta_z}\right) + \left(\frac{1 + \cos \beta}{2}\right) (1 - f_{Hay}) \right]$

Çizelge 2.2. (devam) Özetlenen eğimli yüzeylerde dağınık modelleri göstermektedir

Reindl	$I_d \left[f_{Hay} \left(\frac{\cos \theta}{\cos \theta_z} \right) + \left(\frac{1 + \cos \beta}{2} \right) (1 - f_{Hay}) \left(1 + f_R \sin^3 \frac{\beta}{2} \right) \right]$
Klucher	$I_d \left[\frac{1}{2} \left(1 + \cos \left(\frac{\beta}{2} \right) \right) \right] [1 + f_k \cos^2 \theta (\sin^3 \theta_z)] \left[1 + f_k \sin^3 \left(\frac{\beta}{2} \right) \right]$
HDKR	$I_d \left[\left(\frac{1 + \cos \beta}{2} \right) (1 - f_{Hay}) \left(1 + f_R \sin^3 \left(\frac{\beta}{2} \right) \right) \right]$
Skartveit ve Olseth	$I_d \left[\left(f_{Hay} \left(\frac{\cos \theta}{\cos \theta_z} \right) \right) + (1 - f_{Hay} - z) \left(\frac{1 + \cos \beta}{2} \right) - S(\omega, \Omega_i) \right]$
Steven ve Unsworth	$I_d \left[\left(0.51 \left(\frac{\cos \theta}{\cos \theta_z} \right) \right) + \left(\frac{1 + \cos \beta}{2} \right) - \frac{1.74}{1.26\pi} \left\{ \sin \beta - \beta \frac{\pi}{180} \cos \beta - \pi \sin^2 \frac{\beta}{2} \right\} \right]$
Wilmott	$I_d \left[\frac{I_{bN} R_b}{I_{sc}} + C_\beta \left(1 - \frac{I_{bN}}{I_{sc}} \right) \right]$
Perez	$I_d \left[\frac{1 + \cos \beta}{2} (1 - F_1) + F_1 \frac{a_1}{a_2} + F_2 \sin \beta \right]$

İzotropik modeller, gökyüzünde saçılan radyasyon yoğunluklarının dağılımında tekdüzelik olduğunu varsayar ve anizotropik modeller, yüksek saçılan ışınların bölgelerini göstermek için uygun modüller içerir.

Açılı bir yüzeyin doğrudan ışın radyasyonunu ($I_{b\beta}$)

Eş. 2.41 kullanılarak, zeminde açılı bir yüzey üzerindeki doğrudan ışın radyasyon miktarı hesaplanabilir.

$$I_{b\beta} = r_b I_b \quad (2.41)$$

r_b : Açılı bir yüzey tarafından alınan saatlik radyasyonun, Dünya atmosferinin dışındaki yatay yüzeye oranı ve Eş. 2.42. kullanarak elde edilir [36].

$$r_b = \frac{I_{o\beta}}{I_o} \approx \frac{\cos \theta}{\cos \theta_z} \quad (2.42)$$

Açılı bir yüzeyde yerden yansıyan radyasyonu (I_r)

Yer tabanlı radyasyon, Dünya yüzeyinin veya Dünya üzerindeki herhangi bir nesnenin yaydığı küresel güneş radyasyonunun bir kısmının yansımasıdır. Açılı Bir Yüzeyde Yerden Yansıyan Radyasyonu Eş. 2.43'ie Tahmin Edilmektedir.

$$I_r = I_{H\rho} \left(\frac{1 - \cos \beta}{2} \right) \quad (2.43)$$

En önemli konulardan biri uygun zemin albedosu (ρ) belirlemektir. Zemin albedo miktarı, bölgedeki toprak tipine ve kar örtüsüne bağlı olarak gün boyunca farklı zamanlarda değişir. Zemin albedo değerinin 0.2'de yaklaşık olarak sabit olduğu kabul edilir.

2.4.4. Yatay bir yüzeyde günlük küresel güneş radyasyonunun tahmini (H_H)

Yatay bir yüzeydeki ortalama saatlik küresel radyasyon, bir yüzeydeki günlük küresel radyasyon olarak adlandırılır ve Eş. 2.44'le hesaplanır.

$$H_H = H_d + H_b \quad (2.44)$$

H_H : Yatay bir yüzey üzerindeki günlük küresel radyasyon

H_d : Yatay bir yüzeyde yayılan radyasyon (MJ/m^2)

H_b : Yatay bir yüzey üzerindeki ışıın radyasyonu

Ve ayrıca:

$$K_t = \frac{H_H}{H_o} \quad (2.55)$$

H_o , Günlük dünya dışı radyasyon ($\text{KJm}^{-2} \cdot \text{day}^{-1}$) dur ve Eş. 2.56 formüllü kullanarak hesaplanır.

$$H_o = \frac{24 \cdot 3,6}{\pi} I_{sc} E_o \left[\left(\frac{\pi}{180} \right) \omega_s (\sin \delta \sin \varphi) + (\cos \delta \cos \varphi \sin \omega_s) \right] \quad (2.56)$$

E_0 : Eksantriklik düzeltme faktörü

ω_s : Gündoğumu saat açısı

δ : Sapma açısı

φ : Enlem

H_d değeri 2.5.3. kısmında bahsedilen modeller kullanılarak elde edilir.

2.4.5. Eğimli bir yüzeyde günlük radyasyon (H_β)

Eğimli bir yüzeydeki günlük küresel radyasyon Eş. 2.57 formüllü kullanılarak elde edilebilir:

$$H_\beta = H_{b\beta} + H_{d\beta} + H_r \quad (2.57)$$

$H_{b\beta}$: Eğimli bir yüzeyde günlük ışıın radyasyonu.

$H_{d\beta}$: Eğimli bir yüzeyde günlük yayılan radyasyon.

H_r : Eğimli bir yüzeyde günlük yansıyan radyasyon.

Böylece,

$$H_{b\beta} = R_b H_b \quad (2.58)$$

R_b ise, Eş. 2.59 kullanılarak hesaplanır.

$$R_b = \frac{\left(\frac{\pi}{180}\right) \omega_s' \sin \delta \sin(\varphi - \beta) + \cos \delta \cos(\varphi - \beta) \sin \omega_s'}{\left(\frac{\pi}{180}\right) \omega_s \sin \delta \sin \varphi + \cos \delta \cos \varphi \sin \omega_s} \quad (2.59)$$

Ve, derece cinsinden eğimli bir yüzey için gün batımı saat açısı Eş. 2.60'le edilmektedir [33]:

$$\omega_s' = \min\{\omega_s, [-\tan \delta \tan(\varphi - \beta)]\} \quad (2.60)$$

2.4.6. Eğimli bir yüzeyde aylık ortalama günlük küresel radyasyonun

Bir eğimde aylık ortalama küresel günlük radyasyon miktarını hesaplamak için, radyasyon miktarı her ayın belirli bir gününde ölçülmelidir. Aşağıda, her ayın Klein tarafından belirtilen belirli günleri bulunmaktadır [33].

Çizelge 2.3. Her ay için ortalama gün: (Klein)

Ay	Gün	Yılın günü
Ocak	17 Ocak	17
Şubat	16 Şubat	47
Mart	16 Mart	75
Nisan	15 Nisan	105
Mayıs	15 Mayıs	135
Haziran	11 Haziran	162
Temmuz	17 Temmuz	198
Ağustos	16 Ağustos	228
Eylül	15 Eylül	258
Ekim	15 Ekim	288
Kasım	14 Kasım	318
Aralık	10 Aralık	344

2.5. Türkiye’Nin Coğrafi Konumu ve Güneş Enerjisi Potansiyeli

Harita 2.1, Türkiye’Nin dünya üzerindeki konumunu göstermektedir [37].



Harita 2.1. Türkiye'nin dünya üzerindeki konumunu [37]

Harita 2.1'de görüldüğü gibi Türkiye toprakları, 36° ve 42° Kuzey paralelleri ile 26° ve 45° Doğu meridyenleri arasında yer almaktadır. Türkiye'nin doğusu ile batısı arasındaki zaman farkı yaklaşık 76 dakikadır [38]. Bu konumun bir sonucu olarak Türkiye, 6 enlem ve 19 boylam daireleri arasında yer almaktadır. Türkiye toprakları orta iklim kuşağında ve subtropikal yarıda yer almaktadır. Türkiye toprakları Akdeniz, Doğu Anadolu, Ege, Güneydoğu Anadolu, İç Anadolu, Karadeniz ve Marmara olmak üzere yedi ana coğrafi bölgeye ayrılmıştır [39]. Harita.2.2.Türkiye'nin farklı bölgelerinin haritasını göstermektedir [37].



Harita 2.2. Türkiye'nin farklı bölgelerinin haritasını [37]

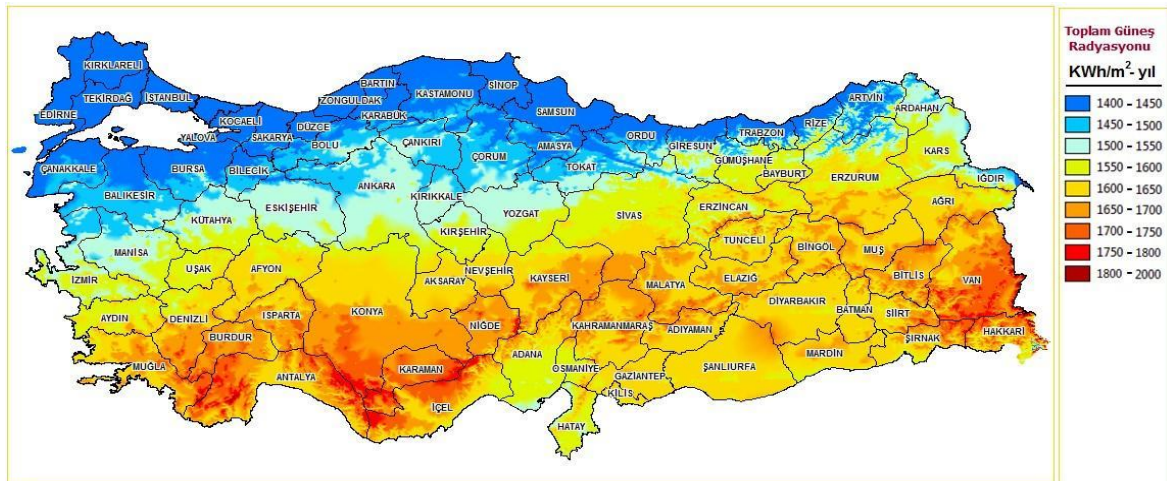
İklim olarak, Türkiye'nin üç ana iklimi vardır:

- Karasal iklim yazları sıcak ve kurak, kışları ise soğuk ve yağışlıdır.(İç Anadolu, Doğu Anadolu, Güneydoğu Anadolu)[40].
- Akdeniz iklimi yazları sıcak ve kurak, kışları ise sıcak ve yağışlıdır. (Akdeniz bölgesi, Ege bölgesi ve Marmara'nın bazı bölgeleri)[41].
- Karadeniz'in iklimi yılın büyük bir bölümünde yağışlıdır. (Karadeniz bölgesi)[42].

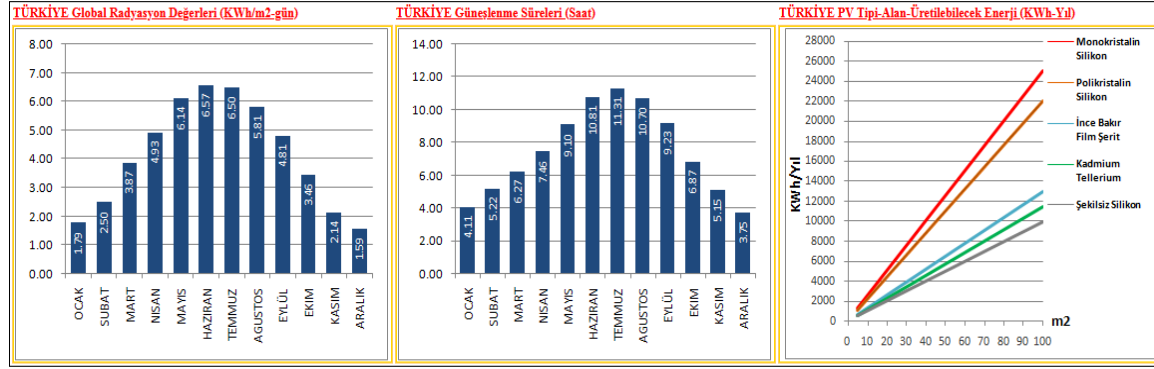
Türkiye, iki kıtayı birbirine bağlayan doğal bir köprü olarak Avrupa ve Asya'nın iki kıtası arasında yer almaktadır. Öte yandan Türkiye, Orta Doğu'daki ve Hazar Denizi'ndeki petrol ve doğal gaz üreten ülkelerin çoğu ile Avrupa'ya uzanan bir enerji koridoru ve enerji merkezi olarak önemli bir rol oynamaktadır [43].

Türkiye, coğrafi konumu nedeniyle yüksek bir güneş enerjisi kapasitesine sahiptir. Türkiye Enerji ve Tabii Kaynaklar Bakanlığı tarafından hazırlanan Güneş Enerjisi Potansiyeli Atlası'nda yıl içindeki ortalama toplam güneşlenme süresi 2738 saat yanı günlük 7.5 saat güneşlenme ve yıl içindeki toplam ışıınım ortalama değeri 1527.46 kwh/m² olarak hesaplanmıştır. Türkiye, yıllık 189 GWh güneş enerjisi elektrik üretim kapasitesine sahiptir.

Harita 2.3, Güneş Enerjisi Potansiyel Atlası (GEPA) tarafından sağlanan genel potansiyel görüntü haritası ve Şekil 2.13 Türkiye Global Radyasyon değerleri (KWh/m²-gün), Türkiye Güneşlenme Süreleri (Saat) ve Türkiye PV Tipi-Alan-Üretilcek Enerji (KWh-Yıl) aylık global radyasyon dağılım ortalamasını göstermektedir [44,45].



Harita 2.3. Türkiye Güneş Radyasyon haritası [45]



Şekil 2.13. Türkiye global radyasyon değerleri, güneşlenme süreleri, ve PV tipi-alan-üretilen enerji grafikleri [45]

Bu çalışma için Türkiye'nin farklı bölgelerinden 8 şehir seçildi ve bu şehirler için gerekli olan enlem, boylam ve deniz seviyesinden yükseklik gibi coğrafi verileri göre Çizelge 2.4'de gösterildiği gibi toplandı.

Çizelge 2.4. Seçilen 8 şehir için coğrafi verileri

Şehir	Enlem	Boylam	Yükseklik (m)
Ağrı	39,7189	43,049	1640
Ankara	39,945	32,53	938
Antalya	36,892	30,6944	30
İstanbul	41,01	28,58	40
İzmir	38,34	27,09	2
Gaziantep	37,05	37,22	850
Sinop	42,02	35,09	384
Sivas	39,747	37,011	1285

Seçtiğimiz şehirler için Türkiye Genel Meteoroloji Dairesi'nden seçilen şehirler için yıllık ortalama maksimum sıcaklık (°C) ve yıllık Ortalama Güneşlenme Süresi (Saat) toplandı ve Çizelge 2.5'de gösterilmektedir [46].

Çizelge 2.5. Yıllık ortalama maksimum sıcaklık (°C) ve yıllık ortalama güneşlenme süresi (saat)

Şehir	Ağrı	Ankara	Antalya	İstanbul	İzmir	Gaziantep	Sinop	Sivas
Ortalama Sıcaklık (°C)	6,2	12,0	18,8	14,3	17,9	15,3	14,3	9,0
Ortalama Güneşlenme Süresi (saat)	6,3	6,8	8,2	6,7	8,1	7,1	5,4	6,8

2.6. Yapay Zeka

Yapay zeka (Artificial Intelligence), bilim ve mühendislik alanında, akıllı bilgisayar programları olarak adlandırılabilir akıllı makineler oluşturmak için kullanılmaktadır. Son zamanlarda birçok sektörde önemli ölçüde büyüdü. AI endeksi kullanılarak, günümüzde yapay zeka alanının hiç olmadığı kadar aktif olduğu gösteriliyor [47].

2.6.1. Makine öğrenme

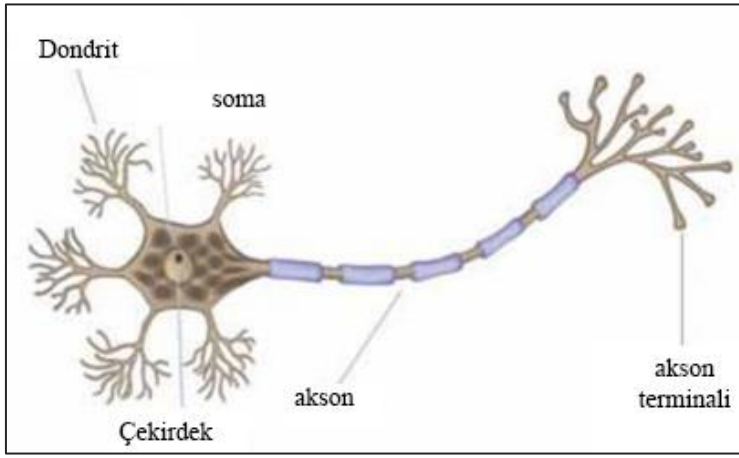
Makine öğrenimi, bilgisayarların verileri kullanarak optimizasyon için programlanmasıdır. Modeller, geleceği tahmin etmek için tasarlanabilecek, ayrıca veriler hakkında bilgi edinmek için tanımlayıcı veya her ikisi için birden fazla parametreye kadar tanımlanabilir. Genel olarak bilgisayar biliminin iki rolü vardır; Birincisi, eğitimde, elimizdeki verileri optimize etmek, depolamak ve işlemek için etkili algoritmalara ihtiyaç vardır ve ikincisi, modeli öğrendikten sonra, çıkarım için bir algoritmik çözüme sahip olma ve gösterme yeteneği de etkili olmalıdır [48].

Başka bir deyişle, İstatistiksel yöntemler kullanarak hesaplamalı veri modellerini öğreten bir yapay zeka dalı, makine öğrenimidir (Machine Learning). Makine öğrenimi algoritmaları, girdileri ve ya özellikleri bir veya daha fazla çıktıya ve ya hedeflere çizen parametreleri içeren matematiksel fonksiyonlardır.

Makine öğrenimi algoritmaları, özellikleri hedeflerle doğru bir şekilde eşleştirmek için parametreleri optimize ederek eğitilir. Yapay sinir ağlarının insan beyninden ilham aldığı makine öğreniminin bir alt kümesi, sayısız veriden öğrenen derin öğrenmedir (Deep Learning) ve bu algoritmalar birçok derin katman içerir. Teknik uygulamalarda ve genel olarak bilimde, denetimli öğrenme ve denetimsiz öğrenme olmak üzere iki genel öğrenme algoritması ategorisi vardır. Denetimli öğrenme, önceden belirlenmiş görevler için bir modelin eğitimidir. Bu model, ölçülebilir özellik ve etiket çiftlerini ilişkilendirmek için birden çok örnek kullanılarak optimize edilmiş bir öğrenme algoritması aracılığıyla eğitilir. Denetimsiz öğrenmede hiçbir eğitim etiketi kullanılmaz, ancak Özellik ilişkilerini ve kalıpları değerlendiren bir algoritmaya bir dizi veri verilir [47].

2.6.2. Yapay sinir ağı

Yapay sinir ağı, insan beyni tarafından bilgi işlemeyi simüle etmek için tasarlanmış ve geliştirilmiştir. Yapay sinir ağı, nöron adı verilen bir dizi işleme elemanından oluşur ve paralel bir yapıya sahiptir. Şekil.2.14’de bir nöronun yapısı gösterilmektedir [49]. Girdileri bir ağırlıkla çarpmak, girdi ile nöron arasında ve ayrıca çok sayıda nöron katmanı arasında bir bağlantı görevi görür. Nöronlar son aşamada bir transfer fonksiyonu uygulayarak sonuçlar elde ederler [22].

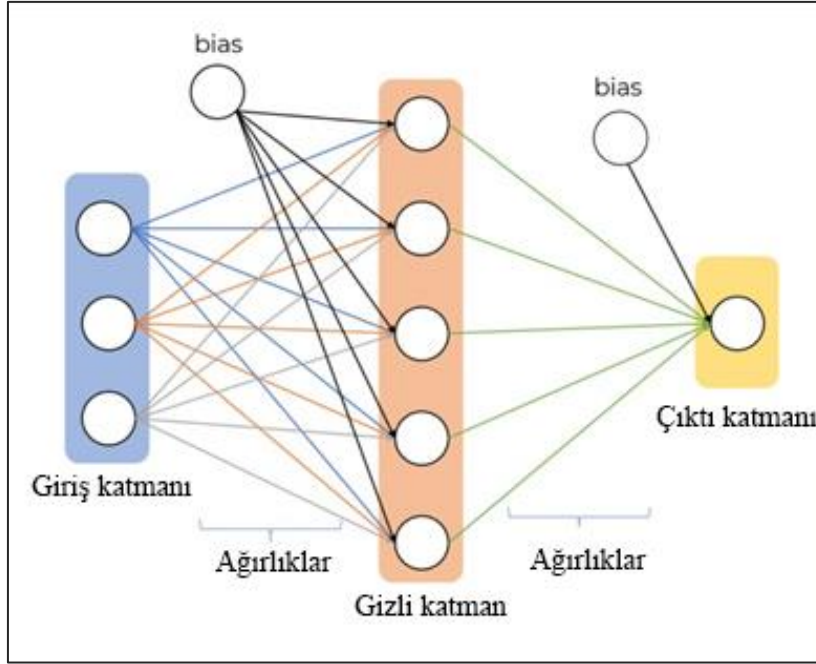


Şekil 2.14. Nöron yapısı

Nöronlar, yapay sinir ağı tarafından merkezi bir işlem birimi olarak tanımlanır. Nöronlar, bir dizi girdiden bir çıktı üretmek için matematiksel bir işlem gerçekleştirir. Nöronlar, çıktılarını ağırlıklı girdi toplamı artı önyargının bir fonksiyonu olarak üretirler. Bir nöron tarafından alınan toplam sinyal miktarı aktivasyon eşiğini aştığında, aktivasyon gerçekleşir [50].

Sinir ağının yapısını

Şekil 2.15 bir yapay sinir ağının yapısını göstermektedir.



Şekil 2.15. Yapay sinir ağının yapısını [49]

Şekil.2.15’da görüldüğü gibi yapay sinir ağlarının yapısı üç katmandan oluşmaktadır.

- Giriş katmanı, Veri almak için kullanılan katman;
- Gizli katman: Bir veya daha fazla katman içeren ve işlemi gerçekleştiren katman;
- Çıktı katmanı: Hesaplanan verileri göndermek için kullanılan katman.

Ağ yapısı, tek katmanlı nöronların önceki ve sonraki katman nöronlarının tamamı veya bir kısmı ile bağlantılı olacak şekilde tasarlanmıştır [49].

Gizli katman, ağırlıkları, önyargıları ve aktivasyon fonksiyonlarını kullanarak girdileri istenen çıktıya dönüştürme yeteneğine sahiptir [50].

Sinir ağının performansı

Ağırlıklar, Girdiyi çıktıyı etkilemeye dönüştürmede en önemli faktör, her bir nöronun diğeri üzerindeki etkisini belirleyen sayısal parametrele. Doğrusal regresyondaki eğim gibi, çıktıyı oluşturmak için toplanmak üzere girdiye bir ağırlık girdi ile çarpılır.

Son olarak, Sinir ağı n değişken $X = (X_1, X_2, X_3, \dots, X_n)$ olarak, Y yanıtını tahmin etmek için doğrusal olmayan bir $f(x)$ işlevi oluşturarak çalışır [51].

Başka bir deyişle, Bir nöron için girdiler X_1, X_2 ve X_3 ise, bunlara uygulanan ağırlıklar sinaptik ve W_1, W_2 ve W_3 olmalıdır.

Çıktı Eş.2.60 gibidir:

$$y = f(x) = b_j + \sum_{i=1}^n x_i w_{ij} \quad (2.60)$$

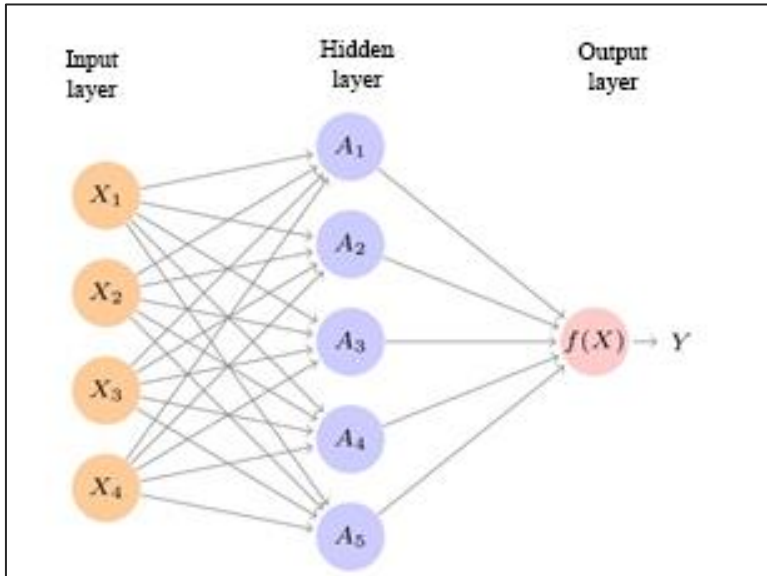
i , 1 den giriş sayısına kadar dır.

b_j , lineer bir denkleme eklenen bir ayırıcı gibidir. Nöron girdilerinin toplam ağırlığı ile birlikte çıktıyı düzenleyen ek bir parametredir.

Nöronlar tarafından işlem Eş.2.61'de göstermektedir:

$$\text{output} = \text{sum}(\text{weights} * \text{inputs}) + \text{bias} \quad (2.61)$$

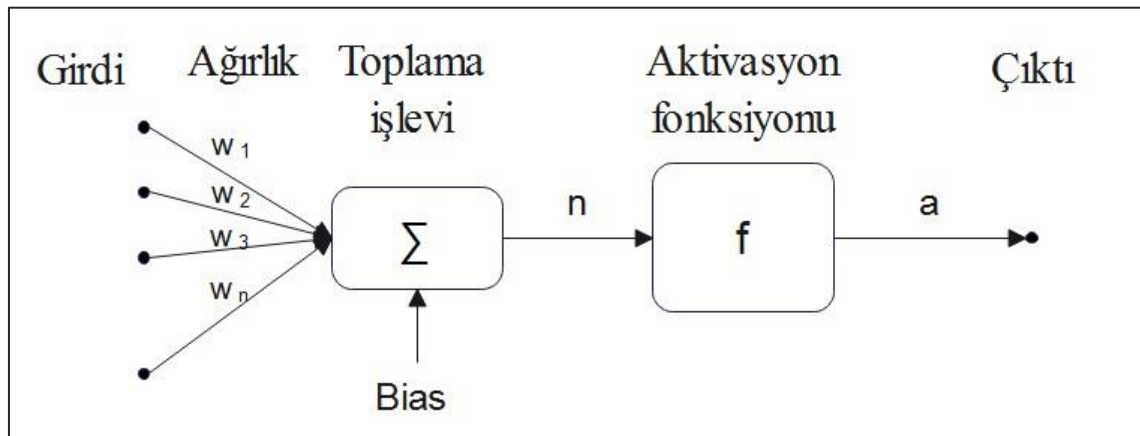
Şekil 2.16. YSA yapısı, iletim fonksiyonu, katman sayısı ve her katmandaki nöronlar, öğrenme algoritması, eğitim, girdi verileri, optimal bir ANN uygulamasının farklı aşamalarını göstermektedir [49]. $X_1, X_2, \dots, X_4$ giriş katmanı birimleridir ve oklar, giriş katmanı birimlerinin gizli katman birimlerini beslediğini göstermektedir [51].



Şekil 2.16. YSA girdi, çıktı prtfomans yapısı

Nöronlar, sinaptik ağırlıkları $W_{i,j}$ (i katman indeksidi ve j nöron indeksidir) olan pi giriş sinyalleri ve ayrıca girişlerin toplam ağırlığını oluşturan bir entegratör tarafından tanımlanan sinaps adı verilen bir dizi bağlantıdan oluşturmaktadır [49]. Aktivatör işlevleri öncelikle sinir ağı işlemenin soyutlanmasından sorumludur, bu matematiksel işlevler girdiyi çıktıya dönüştürür. Aktivasyon fonksiyonları olmadan sinir ağlarının performansı, çıktı durumunun girdi ile orantılı olduğu doğrusal fonksiyonlar şeklindedir. Şekil 2.17 Yapay Sinir Ağ performansını göstermektedir.

Nöron, esasen sinaps adı verilen bir dizi bağlantıdan oluşur. Sinapslar, $w_{i,j}$ sinaptik ağırlıkları ve girdilerinin ağırlıklı toplamını gerçekleştiren bir entegratör tarafından tanımlanan $I_1, I_2, I_3, \dots, I_n$ giriş sinyallerini kabul edebilir. Bu toplamın sonucu olan n, daha sonra, bu toplam belirli bir eşiği veya yanlılığı aşarsa bir nöronun a çıkışını üreten bir transfer fonksiyonu f tarafından dönüştürülür. Çıktı daha sonra diğer nöronlara girdi olarak dağıtılır [49].



Şekil 2.17. Yapay sinir ağ performans diagramı

Aktivasyon fonksiyonu

Sinir ağlarında birçok aktivasyon fonksiyonu kullanılmaktadır, bunlardan bazıları aşağıda belirtilmiştir:

- Purelin,

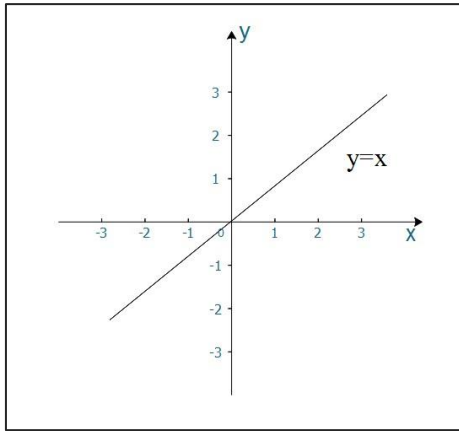
En basit aktivasyon fonksiyonu olarak genellikle sinir ağlarında çıkış katmanının aktivasyon fonksiyonu için kullanılır. Lineer olmayan regresyon veya tahmin için purelin kullanışlı bir

transfer fonksiyonudur. Purelin'de çıktı girdiye eşittir ve çıktı katmanında transfer fonksiyonu olarak kullanılır.

Eş.2.62 Purelin formüllü gösterilmektedir:

$$y = f(x) = x \quad (2.62)$$

Purelin Fonksiyon Eğrisi Şekil 2.18'de ki gibidir.



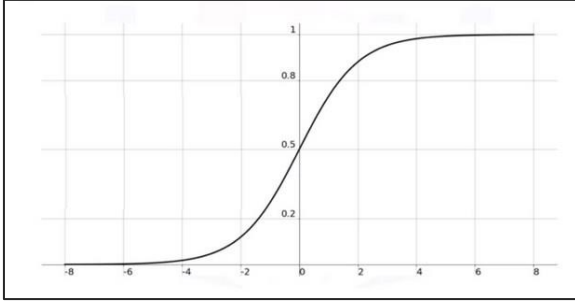
Şekil 2.18. Purelin fonksiyon eğrisi

- Sigmoid

Sigmoid fonksiyonu, S şeklinde bir sigmoid eğrisi oluşturan bir fonksiyondur ve ilk ve en sık kullanılan aktivasyon fonksiyonudur. Bu fonksiyon, giriş değerlerini 0 ile 1 arasında herhangi bir değere sıkıştırır ve modelin doğasında lojistik olmasını sağlar. Sigmoid fonksiyonu Eş.2.63 formülde gösterilmektedir:

$$\text{logsig}(x) = \frac{1}{(1+e^{-x})} \quad (2.63)$$

Şekil 2.19 Sigmoid Fonksiyon Eğrisini göstermektedir.



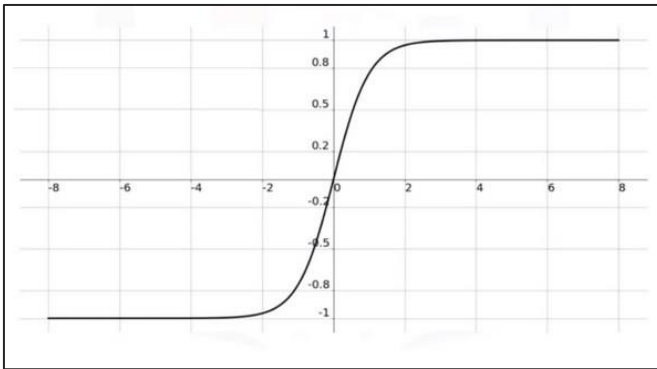
Şekil 2.19. Sigmoid fonksiyon eğrisi

- Hiperbolik tanjant,

tanh işlevi, sigmoid işlevine çok benzeyen en çok kullanılan ve popüler işlevlerden biridir. Bu aslında ölçeklendirilmiş bir sigmoid işlevidir. Bu doğrusal olmayan fonksiyon (-1,1) değer aralığında tanımlanır. tanh için gradyan, daha yüksek eğim türevlerine sahip olduğu için sigmoid den daha güçlüdür. Ve fonksiyonu Eş.2.64 formülle tanımlanır.

$$f(x) = \tanh(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (2.64)$$

Ve ayrıca, Şekil 2.20 Hiperbolik tanjant Fonksiyon Eğrisini göstermektedir.



Şekil 2.20. Hiperbolik tanjant fonksiyon eğrisi

İleri ve geri yayılım

- İleri yayılımda, işlem girdi katmanından gizli katmanlara ve ardından çıktı katmanına yapılır. İlk olarak, her katmana " $\text{sum}(\text{input} * \text{weights}) + \text{bias}$ " uygulanır ve ardından aktivasyon fonksiyonunun elde edilen değeri bir sonraki katmana yayılır. Bir sonraki

katman, bir gizli katman veya bir çıktı katmanı olabilir. Derin bir sinir ağı oluşturmak için çok sayıda gizli katman kullanılır [50].

- Gradyan, ağırlıktaki bir değişiklik için hatanın ne kadar dik azaltılacağını veya artırılacağını gösterir. Geri yayılım, öğrenme oranı olarak bilinen bir miktarda hatalarda en büyük azalma olana kadar ağırlıkları değiştirmeye devam eder [50].

Öğrenme hızı

Öğrenme hızı, sayısal entegrasyondaki adım boyutuna benzer bir skaler parametredir. Hataları daha hızlı azaltmak için, ayarlama oranını ayarlamak için öğrenme oranı kullanılır. Genel olarak, öğrenme oranı ne kadar yüksek olursa, algoritma hataları o kadar hızlı azaltır ve eğitim süreci o kadar hızlı olur. Diğer bir deyişle, Ağın hızlı öğrenmesi, hataların azalma hızı artışına neden olur ve dolayısıyla eğitim süreci hızlanır [50]. Öğrenme hızı eğrisi şekilde 2.21’de gösterilmiştir.



Şekil 2.21. Ağ öğrenme eğrisi

Simüle edilecek modele bağlı olarak, genelleme kapasitesi, fiziksel süreç, yakınsama hızı ve eğitim verilerine bağlı olarak gizli katmanların sayısı ve her katmandaki nöronlar farklılık gösterecektir.

ANN'nın uygulanmasında, ağın boyutunun (ağ katmanı ve katman başına nöron sayısı) belirlenmesi ve bağlantıların ağırlığı için en uygun değerlerin bulunması iki temel ilkedir. Gizli nöron sayısı yetersiz ise veri öğrenme sorunu oluşur ve gizli nöron sayısı fazla ise gereksiz eğitim süresine neden olur ve ayrıca uygun bağlantı ağırlıklarının tahmin edilmesini

zorlaştırır. Uygun sayıda gizli nöronün belirlenmesi, genellikle toplam hata kriterine dayalı bir deneme yanılma yöntemidir. Bu yöntemde, başlangıçta az sayıda nöronla başlayarak, istenen doğruluğa ulaşana kadar ağı boyutu kademeli olarak artırılır [20].

Sinir ağı eğitimi

Sinir ağı eğitimi, istenen fonksiyonu daha iyi tahmin etmek için ağırlıkların düzeltilmesi ve örnek verilerle bir ağı önermektir [51].

ANN'ler, çevreden öğrenme ve öğrenme süreci olarak da adlandırılan bir öğrenme süreci aracılığıyla performanslarını iyileştirme yeteneğine sahiptir. Katmanlar arasındaki arayüz olan nöronları değiştiren ağırlıkların $W_{i,j}$ miktarını öğrenmek, sonuçta gerçek ve simüle edilmiş çıktıları eşitlemeyi mümkün kılar. Bu nedenle, algoritmayı seçmek ve toplam veri miktarına göre öğrenme verisinin bir kısmını tanımlamak gereklidir [49].

Eğitim algoritmaları, ağı ağırlıklarını güncelleyen karar fonksiyonunu bulur. Algoritmalar, ağı ağırlıklarını ve önyargılarını güncelleyerek, istenen girdileri çıktıya doğru şekilde eşler. Birçok farklı eğitim algoritması vardır. Aşağıda birkaç eğitim algoritması örneği verilmiştir.

Azalan gradyanları kullanarak, matematiksel yapmak için karmaşık işlevi anlamak zorunda kalmadan, işlevin minimumunu bulabiliriz. Uygun hata fonksiyonunu bulana kadar birçok parametrelili karmaşık bir sinir ağına doğru ağırlığı kullanmak için eğim inişini kullanabiliriz [52].

Gradyan inişi

Herhangi bir öğrenme modelinde hatayı düzeltmeye yönelik yinelemeli bir yaklaşım, gradyan inişidir. Arka plan yayılımı sırasında sinir ağı için gradyanların düşüş eğilimi, aktivasyon fonksiyonunun hata zamanı türevile ağırlıkları ve önyargıları güncellemek için sık kullanılan bir prosedürdür [50].

Eğitim algoritmaları gradyan iniş, eşlenik gradyan, pseudo-Newton, elastik geri yayılım gradyanı ve Levenberg-Marquardt algoritması olmak üzere beş gruba ayrılır. Gradyan yayılımı (BP), hatayı ağı çıkışından istenen çıkışa geriye doğru yayan geri yayılım olarak ifade edilir. Aslında, geri yayılımın amacı, sinir ağına girdilerin çıktılara nasıl doğru bir şekilde tahmin

edileceğini öğretebilecek ağırlıkları optimize etmektir. Gradyan iniş algoritması (GDA), istenen ve gerekli ağırlıkları sağlayan BP öğrenme algoritmalarından biridir. BP algoritması, en dik toplu iniş eğitim algoritması olan gradyan iniş geri yayılımıdır ve amacı ağ hatasını hızla azaltmaktır. GD'deki ağırlıklar, her ağırlıktaki hata türevinin negatifiyle orantılı olarak değişir [53].

Çizelge 2.6. Eğitim algoritmaları

Eğitim Algoritmaları	Tanım
GD	Gradient descent backpropagation
GDA	Gradient descent with adaptive learning rate backpropagation
GDM	Gradient descent with momentum backpropagation
GDX	Gradient descent with momentum and adaptive learning rate backpropagation
RP	Resilient backpropagation
CGF	Conjugate gradient backpropagation with Fletcher-Reeves restarts
CGP	Conjugate gradient backpropagation with Polak/Ribiere restarts
CGB	Conjugate gradient with Powell/Beale restarts
SCG	Scaled conjugate gradient backpropagation
BFGS	BFGS Quasi-Newton backpropagation
OSS	One-step scant backpropagation
LM	Levenberg-Marquardt backpropagation

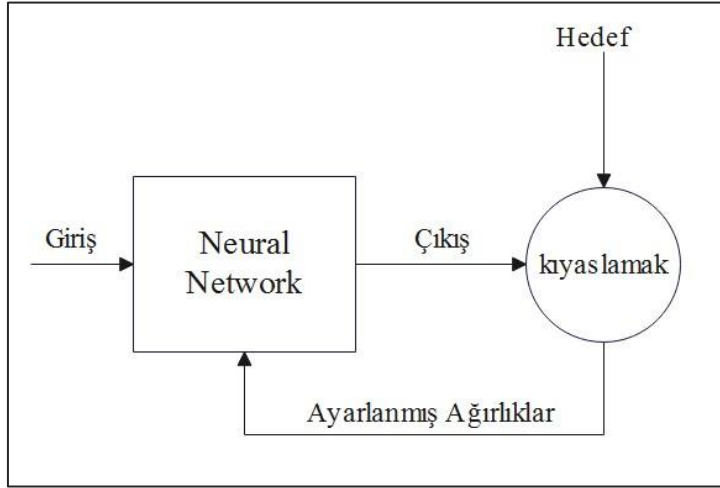
Algoritmaların kararlılığını anlamak için, uygun seçimi kararsızlığı veya yavaş yakınsamayı önleyen uygulamalı bir öğrenme oranı seçmek çok önemlidir. Yeterince küçük bir öğrenme oranı seçmek, eğitim aşamasını daha uzun ve hesaplama maliyetini daha pahalı hale getirir. Öte yandan, daha büyük bir öğrenme oranı seçmek hatada daha fazla dalgalanmaya neden olmaktadır.

Levenberg-Marquardt algoritması (LM), doğrusal olmayan en küçük kareler problemlerini çözmek için standart bir tekniktir. Yöntem, gradyan inişi ve Gauss-Newton'un bir kombinasyonudur. BP gradyan iniş ise, algoritma çözümünden çok uzaktır ve oldukça yavaştır. Öte yandan, BP Gauss-Newton olduğunda, algoritma neredeyse doğrudur [53].

Sinir ağlarında, sinyal akışı yalnızca bir tarafta ileri veya geridir. İlk durumun yapısı, ileri, ileri beslemeli sinir ağı olarak adlandırılır. MLP'lerin yapısı ve radyal sapma işlevleri, bir

besleyici ağ örnekleridir. İleriye yayılmada, işleme süreci girdi katmanlarından başlar ve orta katmanlara veya gizli katmana ve ardından çıktı katmanına kadar devam etmektedir[50].

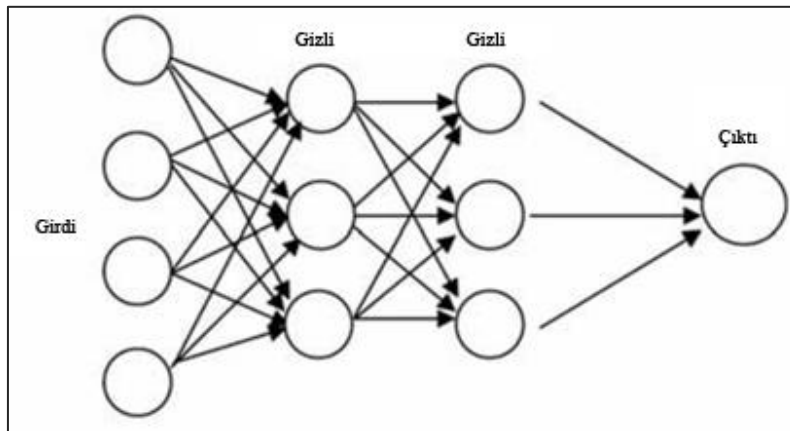
Şekil 2.22, gizli bir katmanla ileri ve geri geçişi göstermektedir [50].



Şekil 2.22. YSAlarının sinyal akışı

2.6.3. Derin sinir ağı

Derin bir Sinir ağı (DNN) oluşturmak için çok sayıda gizli katman kullanılır ve her katmanda " $sum(weights * inputs) + bias$ " uygulanır ve ardından etkinleştirilen işlevin sonucu sonraki katmanlara başka bir gizli katman veya çıktı katmanına girdi olarak uygulanır. Şekil 2.23 bir Derin Sinir ağını göstermektedir [50].



Şekil 2.23. Derin sinir ağı yapısı [50]

Hata değeri çıktı katmanında hesaplanır. Bu şekilde, öngörülen çıktı eksi ana çıktı hesaplanır. İleri yayımda kullanılan ağırlıkların ve yanlılıkların düzeltilmesi için hata hesaplaması çok önemlidir. Bir türev fonksiyonu kullanılırsa, değiştirilecek ağırlık miktarı azalan gradyan tarafından belirlenir. Korumalı yayılma süreci, her bir giriş ağırlığının gradyanını belirlemek için her bir nöronun aktivasyon fonksiyonunun kısmi türevinin kullanıldığı bir süreçtir.

Aşağıda adım adım ağ eğitiminin adımları verilmiştir.

1. Girdiler matris olarak uygulanır.
2. Ağırlıklar ve sapmalar ilk kez rastgele seçilir, hata yayılımı sürecinde güncellenirler.
3. Hatayı en aza indirmek için her eğitim modeli için 4 ila 9 arasındaki adımlar tekrarlanır.
4. Girişler ağıya uygulanır.
5. Gizli katmanlar, giriş katmanından çıkış katmanına kadar her bir nöronun çıkışını hesaplar.
6. Hatalar, çıktıdaki tahmin edilen değerden gerçek değer çıkarılmasıyla hesaplanır.
7. Çıkış hatası kullanılarak, birkaç katman için hata sinyallerinin miktarı kullanılır.
8. Ağırlık ayarlarını hesaplamak için hata sinyalleri kullanılır.
9. Ağırlık ayarları uygulanır [50].

2.6.4. Hatalar

MAE, RMSE ve R, her bir YSA modelinin performansını değerlendirmek için kullanılır.

Bu denklemler, korelasyon katsayısının (R^2), Eş. 2.65, kök ortalama kare hatasının (RMSE), Eş. 2.66 ve ortalama mutlak hatanın (MAE), Eş. 2.67 nasıl ifade edildiğini gösterir:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_i^N (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_i^N (y_i - \bar{y})^2} \quad (2.65)$$

$$RMSE = \sqrt{\sum_{i=1}^n \frac{(\hat{y}_i - y_i)^2}{n}} \quad (2.66)$$

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |X_i - Y_i| \quad (2.67)$$

N : Toplanan veri sayısı

X_i : ölçülen

Y_i : ANN tahmin ettiği

Ortalama mutlak hata (MAE), tahmin edilen ve ölçülen değerler arasındaki uyum derecesini belirlemek için kullanılan bir ölçüdür. YSA modeli tarafından üretilen dağılım seviyesi, hatanın ortalama karekökü ile gösterilir (RMSE). Dağılım değeri ne kadar düşükse, geliştirilen YSA modelinin tahmin doğruluğunun yüksek olduğunu gösterir. Ölçülen değerler ile tahmin edilen değerler arasındaki ilişki lineer korelasyon katsayısından elde edilir. $R=1$, ölçülen değerler ile tahmin edilen değerler arasında kesin bir doğrusal ilişkinin varlığını gösterir. Son olarak tahmin için en iyi model, RMSE ve MAE değerlerinin düşük, R değerinin yüksek olduğu modeldir [52].

2.6.5. Yapay sinir ağların güneş enerjisi sistemlerindeki uygulamaları

Bilim adamları, çeşitli sorunları çözmek için Yapay Sinir Ağlarını (YSA) kullanır. İstenilen bir doğruluk derecesine kadar, herhangi bir sürekli doğrusal olmayan fonksiyona yaklaşabilir [54]. Geleneksel tekniklere alternatif olarak YSA tekniklerini kullanan bir dizi güneş enerjisi uygulaması vardır [55]. Son zamanlarda, çeşitli veriler arasındaki korelasyonları bulmak için güneş enerjisi uygulamalarında, güneş radyasyon değerleri tahmin etmek vs. için değişik sinir ağ modelleri kullanılmaktadır [15].

3. ARAŞTIRMA YÖNTEMİ

Bu çalışmada Türkiye'nin her bir noktasında optimum güneş panellerin açısını belirlemek için yapay Sinir ağı kullanıldı, seçilen sekiz şehirlerin toplanan coğrafi özellikleri verileri, ve hesaplanan saatlik gelme açısı verileri ağı eğitimi ve testinde kullanıldı.

3.1. Veri Toplama

İncelenen sekiz şehrin enlem, boylam, Jülyen günü, ondalık zaman, yükseklik ve $\cos \theta$ gibi çeşitli parametrelerin değerleri toplanır ve hesaplanır. Jülyen gün, yılın gün sayısıdır ve ondalık olarak zaman, Saat + dakika/60 olarak hesaplanmıştır. $\cos \theta$, seçilen her şehir için yılın 365 günü boyunca gün doğumu ile gün batımı arasındaki saatler için hesaplanmıştır. Bu çalışmada, seçilmiş sekiz şehir için bir yıl boyunca saatlik $\cos \theta$ verileri hesaplanmıştır.

3.2. Normalleştirme

Bir sinir ağı, ağırlıklarını ayarlayarak eğitim setinden öğrenir. Bu, sinir ağı modelinin yeni verileri minimum miktarda hatayla tahmin edebilmesi gerektiği anlamına gelir. Bir test seti yalnızca ANN modellerinin performansını değerlendirmek için kullanılır [22]. Sinir ağlarında kullanılan farklı değişken birimleri nedeniyle, $\cos \theta$ tahminine uygulandığında büyüklük sıraları farklılık göstermemesi için, verileri eğitmeden önce normalleştirmek gerekir. Eğitimden önce, hem girdi hem de çıktı veri setleri, Özellik ölçeklendirme yöntemi kullanılarak normalleştirildi [24].

Normalleştirmek, 0 ile +1 aralığındaki tüm ölçeklenmiş verilerin daha verimli olması için yapıldı. Verileri istenen aralıkta normalleştirmek için kullanılan min-maks yöntemi, Eş. 3.1 denklemi aşağıdadır.

$$x_n = \frac{x - \min(x)}{\max(x) - \min(x)} \quad (3.1)$$

Burada x , veri kümesindeki parametre değerini temsil etmektedir ve $\max(x)$ ve $\min(x)$ maksimum ve minimum değerlerini göstermektedir. Yapay sinir ağı modeli, veri setinin %70'i ile eğitilmiş ve %15 ile test edilmiş ve kalan %15 ile değerlendirilmiştir [22].

3.3. Ağ Yapısı

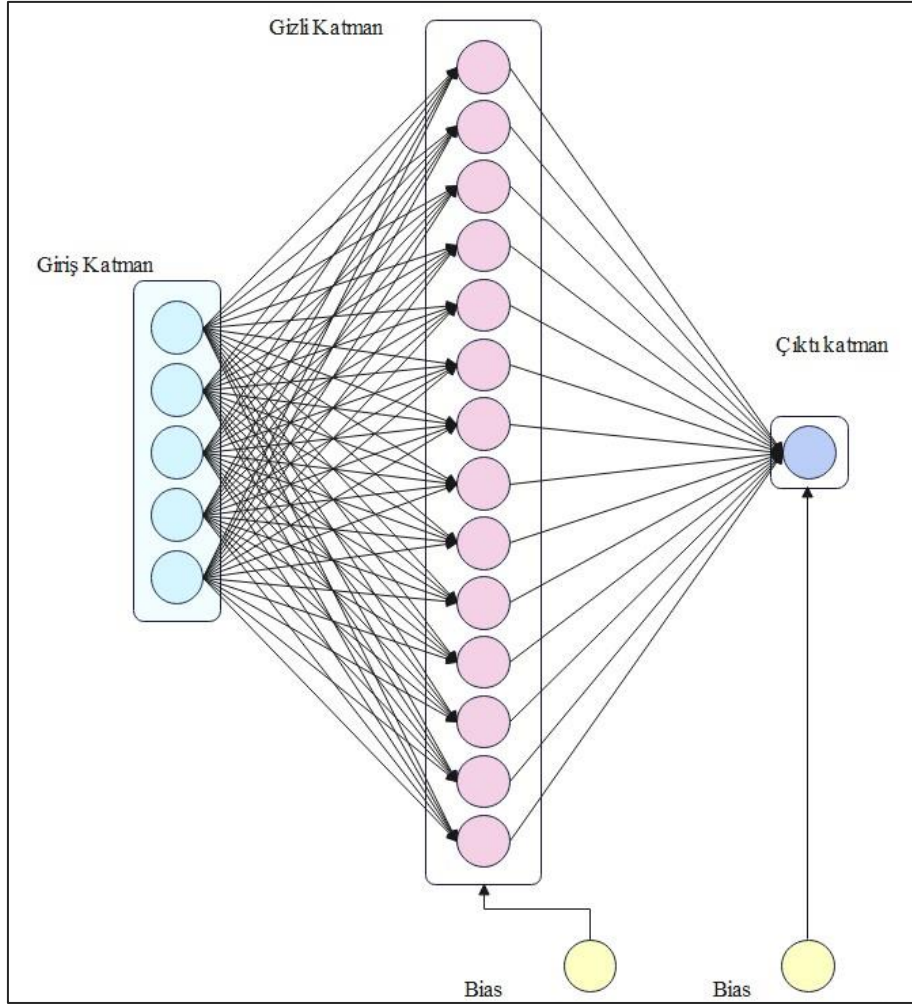
Daha önce de belirtildiği gibi, sinir ağları üç katmandan oluşur, ilk katman toplanan verileri alan giriş katmanı olarak adlandırılır. Son katman, işlenmiş verileri üreten çıktı katmanıdır. Orta katman veya gizli katman, işlem biriminin nöronları aracılığıyla giriş ve çıkış katmanlarını birbirine bağlamaktadır [52].

Yapay sinir ağlarında bir dizi girdi ve çıktı verisi eğitilerek çıktı değeri tahmin edilebilir. Çok katmanlı ileri beslemeli ağlarda kullanılan en yaygın algoritmalar şunlardır: gradyan inişi (GD), Levenberg–Marquardt geri yayılımı (LM), esnek geri yayılım (RP) ve ölçekli eşlenik gradyan (SCG) [52].

Ağlar MATLAB, 2018b yazılımında, nntool aracıyla tasarlanmıştır. Ağımız üç katmanlı bir ileri beslemeli ağıdır. Giriş katmanda girdilerimiz enlem, boylam, saat, yılın günü ve yükseklik miktarı içerir ve tek çıkış Parametremiz güneş panelinin optimum eğim açısı olmaktadır.

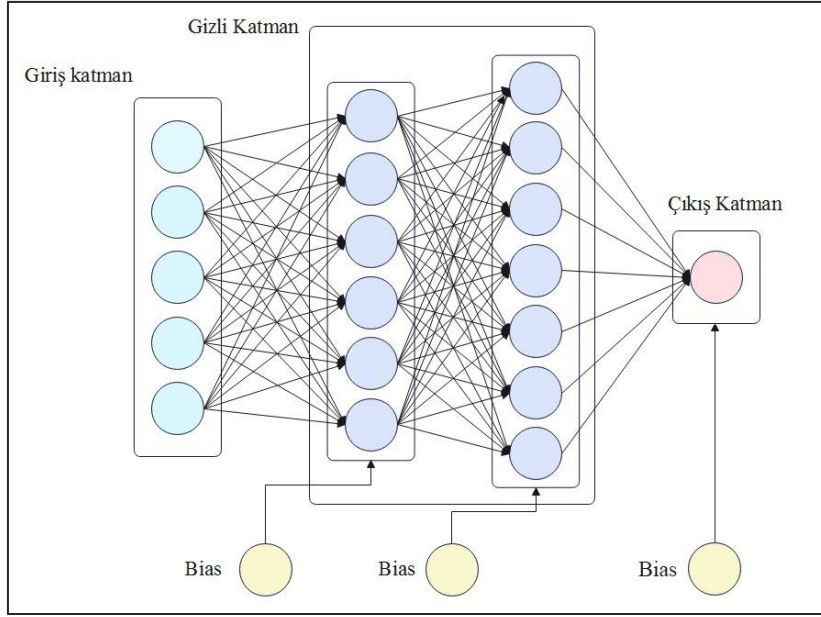
Bu çalışmada üç farklı sinir ağı tasarlandı.

- İlk ağ üç katmanlı bir ileri beslemeli geri yayılım YSA ağıdır, giriş katmanı beş giriş nöronun içermektedir, ikinci katman, gizli katman olarak Tansig aktivasyonlu onbeş nöron ve son katman Purelin aktivasyonlu çıktı katmanı olarak bir nöron içermektedir, ve eğitim fonksiyonu TRANLM olarak seçilmiştir (Levenberg-Marquardt Back-propagation). Şekil 3.1’de tasarlanan YSA yapısı gösterilmektedir.



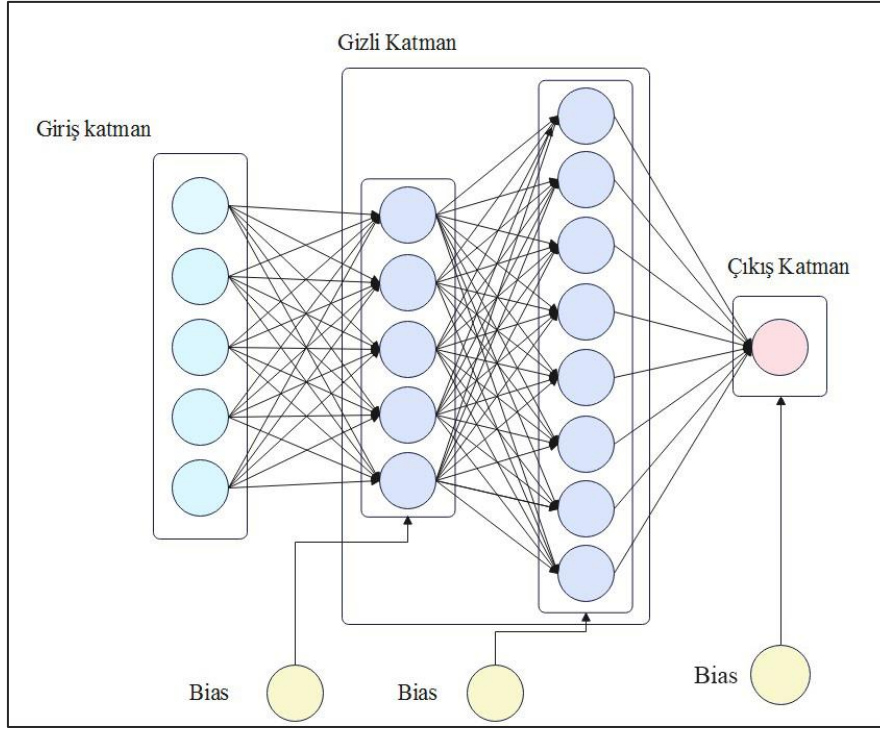
Şekil 3.1.Tasarlanan YSA yapısı

- İkinci ağ dört katmanlı bir ileri beslemeli geri yayılım DSA ağıdır, giriş katmanı beş giriş nöronun içermektedir, gizli katman ise iki katman içeren bir gizli katmandır; birinci katman Tansig aktivasyonlu altı nöron içerir ve ikinci katman Logsig aktivasyonlu yedi nöron içermektedir; çıktı katman ise bir nöron ve Tansig aktivasyon fonksiyonu içermektedir. Bu ağın eğitim fonksiyonu TRANLM olarak seçilmiştir (Levenberg-Marquardt Back-propagation). Şekil 3.2’de tasarlanan DSA yapısı gösterilmektedir.



Şekil 3.2. Tasarlanan YSA yapısı

- Üçüncü tasarlanan ağ aynı zamanda dört katmanlı bir Geri yayılım DSA ağıdır; ilk katman, beş veri giriş nöronlu giriş katmanı olmaktadır, ikinci katman ise, iki gizli katman içermektedir. İlk katman, logsig aktivasyon fonksiyonuna sahip beş giriş nöronu içermektedir. İkinci katman Tansig aktivasyon fonksiyonuna sahip sekiz nöron içermektedir, çıkış katmanı ise logsig aktivasyon fonksiyonuna sahip tek bir nöron katmanıdır. Üçüncü ağın eğitim fonksiyonu da TRANLM, (Levenberg-Marquardt Back-propagation) olarak seçilmiştir. Şekil 3.3’de tasarlanan DSA yapısı gösterilmektedir.



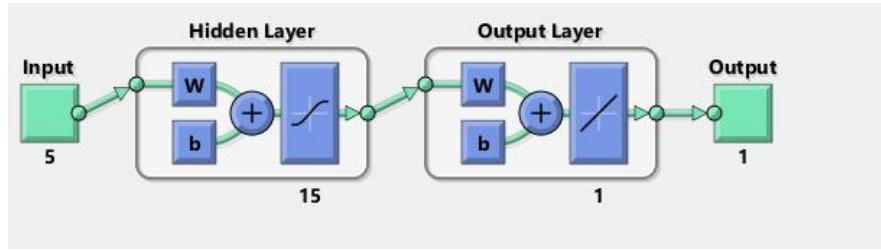
Şekil 3.3. Tasarlanan YSA yapısı

Her ağ için aynı Eğitim performansında kullanılan parametreler kullanıldı ve parametreler Çizelge 3.1’de sunulmaktadır.

Çizelge 3.1. Eğitim performansında kullanılan parametreler

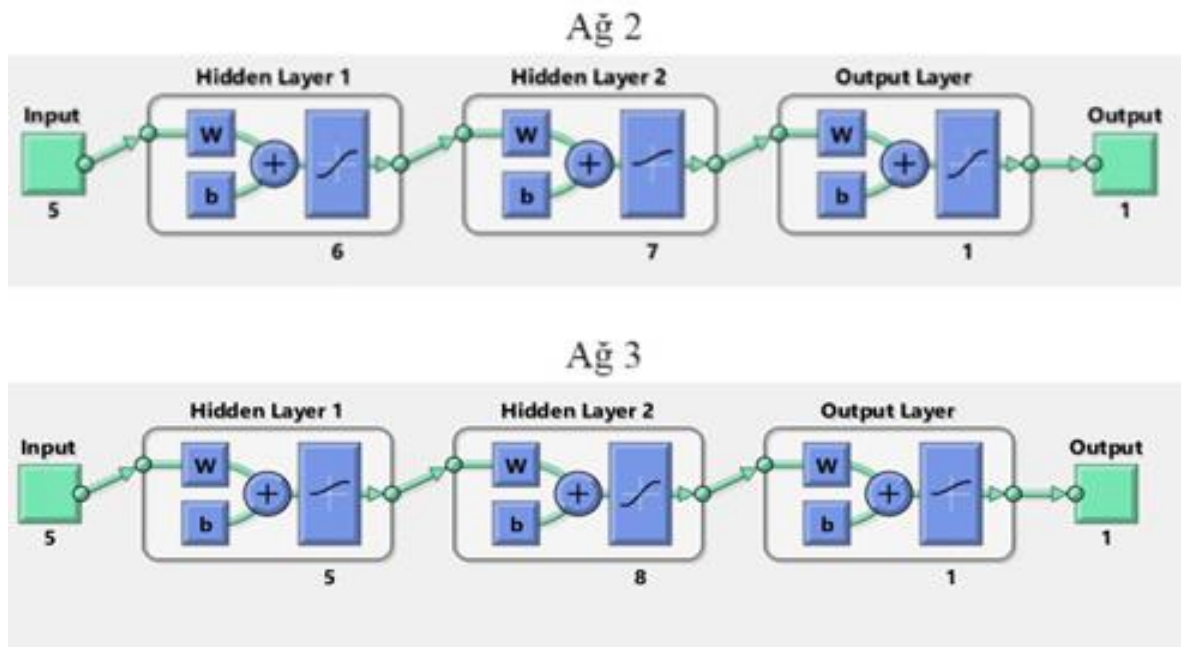
Maximum number of epochs to train	1000
Performance goal	0
Maximum validation failures	1000
Minimum performance gradient	$1e^{-12}$
Initial mu	0.001
Mu decrease factor	0.1
Mu increase factor	10
Maximum mu	$1e^{-10}$
Epochs between displays	25
Generate command-line output	False
Show training GUI	ture
Maximum time to train in seconds	inf

MATLAB’de tasarlanan tek katmanlı YSA ağıın şekili 3.4’de göstermektedir.



Şekil 3.4. Tek katmanlı YSA

Şekil 3.5. MATLAB’de tasarlanan YSA ağlarını göstermektedir.



Şekil 3.5. Ağ 2 ve Ağ 3, DSA’ların yapısı

3.4. Eğitim ve Test

Yapay sinir ağlarında ağırlık ayarı kullanılarak öğrenme için eğitim setleri kullanılmaktadır. Yapay sinir ağı modelinin yeteneği, yeni verileri minimum hata ile tahmin etmektir. Geliştirilen yapay sinir ağı modelinin performansını değerlendirmek için test seti kullanılmıştır [52]. Tasarlanan ağlar için eğitim fonksiyonu TRANLM, (Levenberg-Marquardt Back-propagation) olarak seçilmiştir.

3.5. Optimum Sayıda Gizli Katman Nöron Seçimi

Yapay sinir ağı modellerinin tasarımında, gizli katman sayısının ve ayrıca gizli katmandaki nöron sayısının belirlenmesi çok karmaşıktır, ancak çoğu model için bir gizli katman yeterlidir. Yapay sinir ağlarında eğitim, başlangıç ağırlığı üzerinden rastgele başlamaktadır.

Bu çalışmada, ilk YSA'de girdi verilerin sayısı beş olunca girdi katmanının nöron sayıları beş, gizli katmanda ki nöronların sayısı onbeş, ve bir çıktı olduğu için çıkış katmanda sadece bir nöron seçilmiştir. Diğer iki YSA'de giriş katmanda beş nöron, gizli katmanda onüç ve çıkış katmanda bir nöron seçilmiştir. Tasarlanan modelin çıktısındaki olası hatayı en aza indirmek için uygun sayıda nöronun bulunması gerekmektedir.

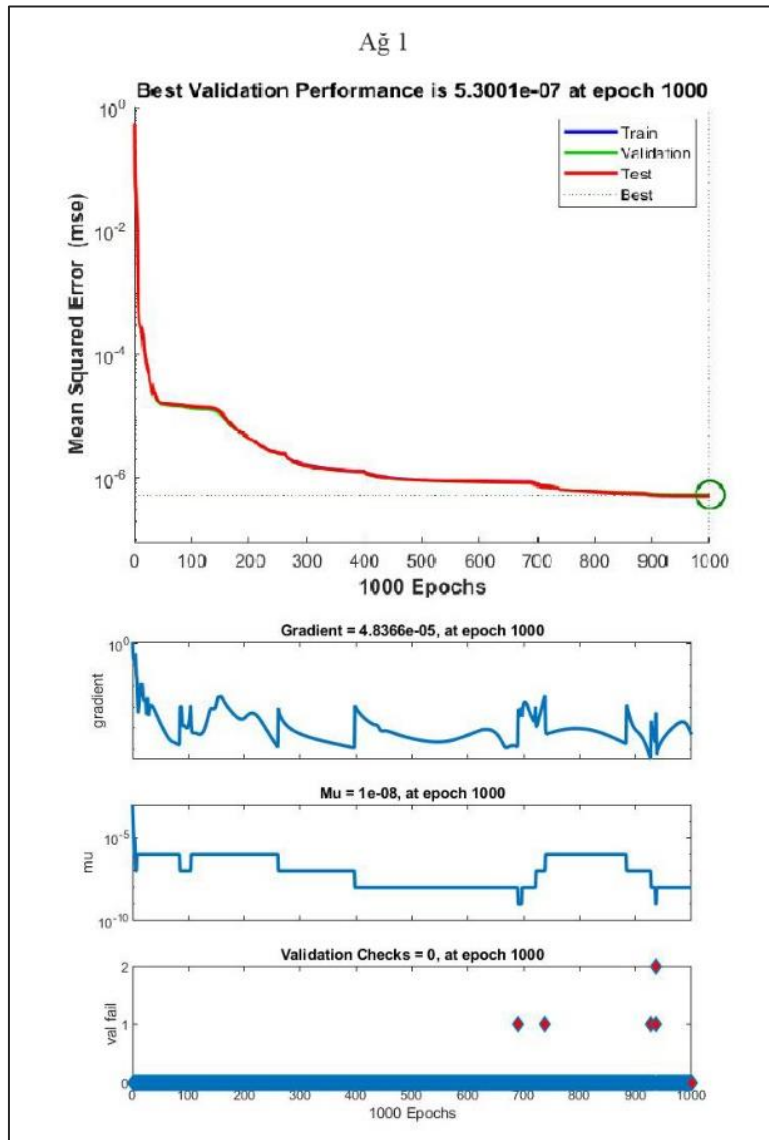
RMSE ve R için elde edilen sonuçlara dayanarak, gizli katmandaki uygun sayıda nöron elde edilebilmiştir. Korelasyon katsayısı R maksimum ve ortalama kare hatası minimum olduğunda, gizli katman nöronlarının sayısı kesinleştirilir. Optimal gizli nöron sayısını bulmak için eğitim sürecinde gizli katmandaki gizli nöron sayısı birer birer artılmaktadır. Tasarlanan sinir ağlarında, ağları eğitip genelleştirdikten sonra, Şekil 3.6, Şekil 3.7 ve Şekil 3.8 de gösterildiği gibi, hataların sonuçlarını ve ortaya çıkan R değerini karşılaştırarak, daha düşük hata değerine sahip ve R'si "1e" daha yakın olan bir ağı optimum ağ olarak seçilmektedir.

4. ARAŞTIRMA BULGULARI

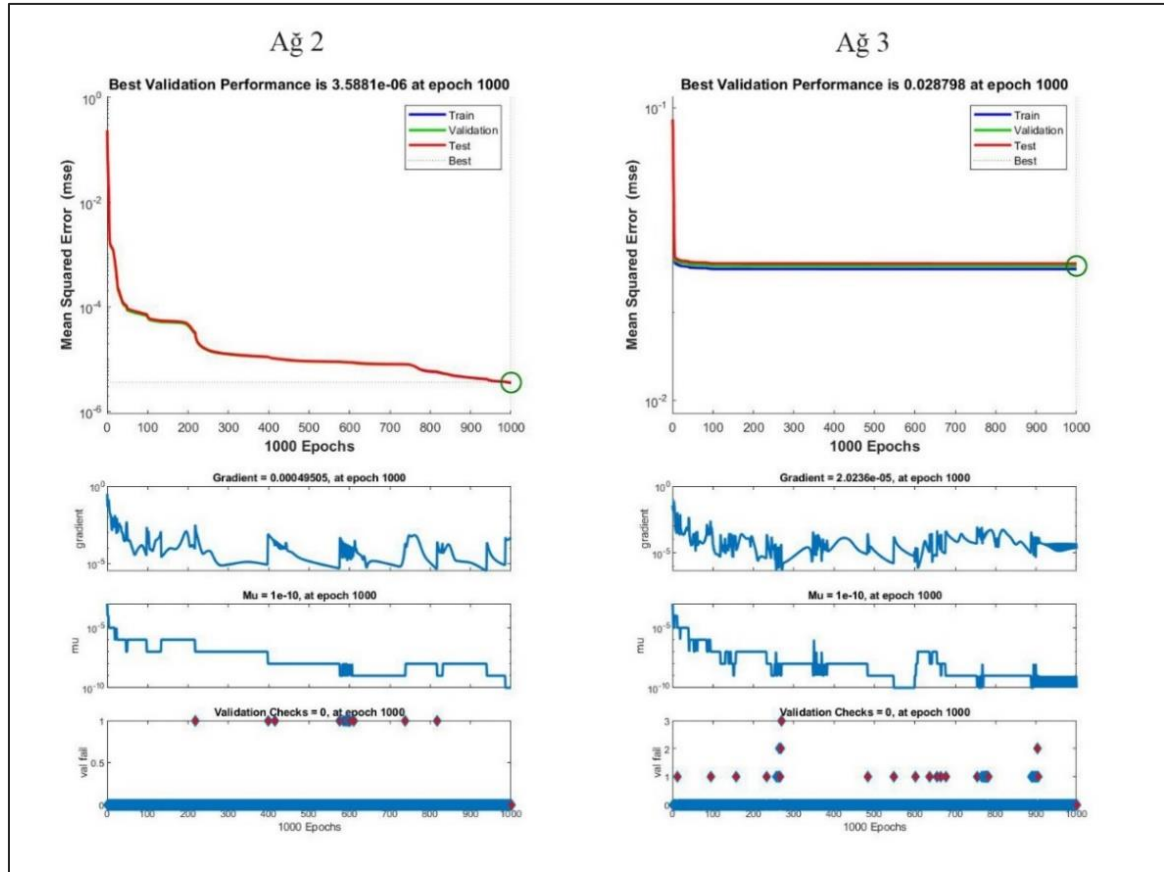
4.1. Ağ Seçimi

Ağlar MATLAB, 2018b yazılımında, nntool aracıyla tasarlanmıştır. Elde edilen sonuçla R, MSE ve Gradienta göre optimum Ağ seçilir ve seçilen Ağ'a göre hatlar hesaplanır ve Analitik İfadesi yazılmıştır.

Şekil 4.1, Şekil 4.2, RMSE hata ve Gradient eğrisini göstermektedir:

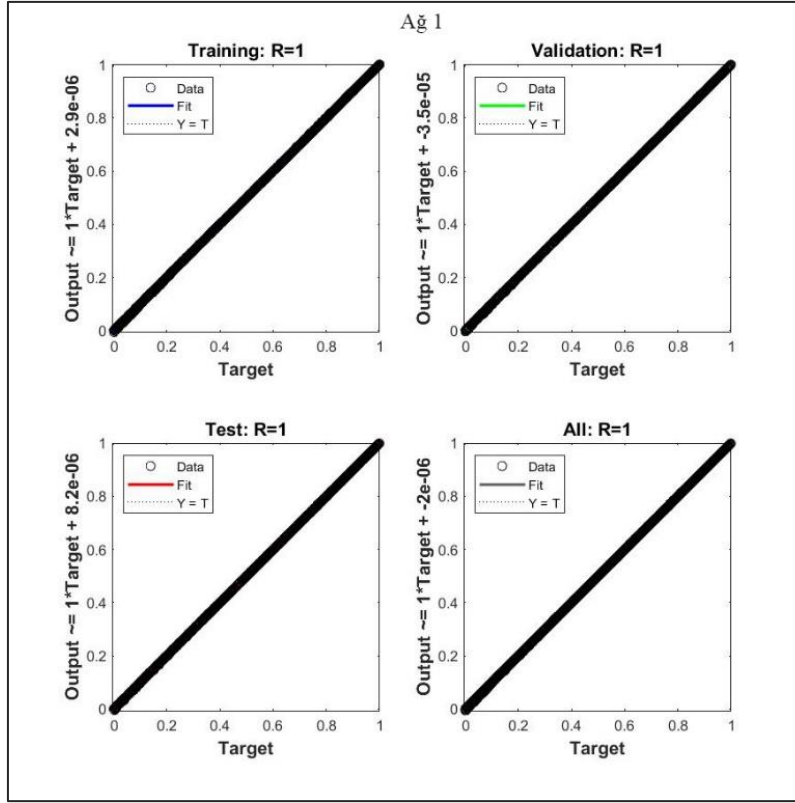


Şekil 4.1. YSA'nın RMSE ve Gradient eğrisi

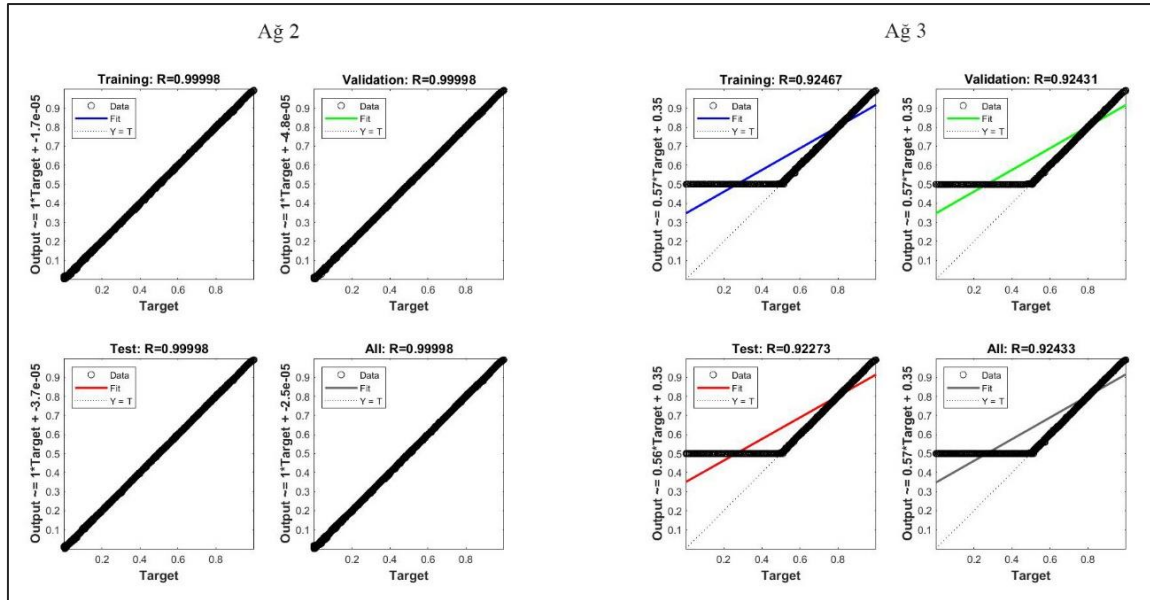


Şekil 4.2. DSA-1 ve DSA-2 için RMSE ve Gradient eğrisi

Şekil 4.3 ve Şekil 4.4, tasarlanan ağların eğitim ve test süresinde elde edilen R değerlerini göstermektedir.



Şekil 4.3. YSA'nın eğitim ve Test, R eğrisi



Şekil 4.4. DSA-1 ve DSA-2, eğitim ve Test, R eğrisi

İlk ağ için R değeri 1'e eşittir, bu da aslında ağın farklı verileri test etmede ve eğitmede başarısız olduğunu göstermektedir. Ağ 2'de MAE ve RMSE değerleri tasarlanan diğer yapay sinir ağlarına göre minimum, R değeri ise hem eğitimde hem de testte maksimumdur.

Sonuçta, Her üç tasarlanan ağıın sonuçları karşılaştırıldığında, ikinci tasarlanan ağıın elde edilen R miktarı, RMSE ve Gradient eğrisine göre optimum ağı olarak seçilmektedir.

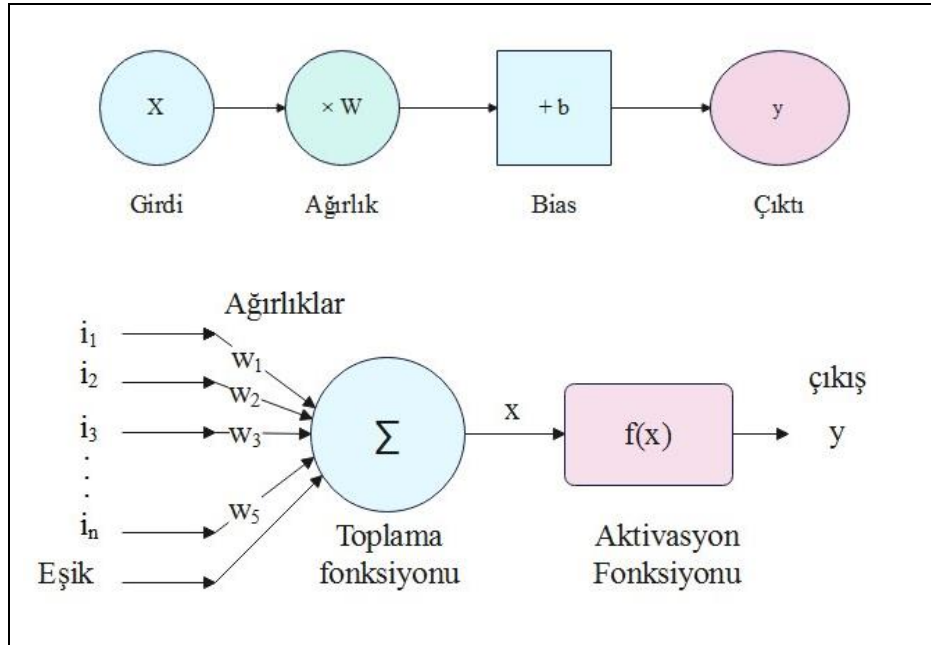
4.2. Model Denklemleri

Bu bölümde ağı ağırlıkları ve çıktı gelişimi için analitik bir ifade türetilmiştir. Amaç, bu ağıın beklenen değeri için analitik bir ifade elde etmektir. Sinir ağı, n değişken $X = (X_1, X_2, X_3, \dots, X_n)$ olarak ve Y yanıtını tahmin etmek için doğrusal olmayan bir $f(x)$ işlevi oluşturarak çalışmaktadır, Eş. 4.1 ve Eş. 4.2 [51].

$$f(x) = \beta_0 + \sum_{k=1}^k b_k h_k(X) \quad (4.1)$$

$$= \beta_0 + \sum_{k=1}^k \beta_k g(W_{k0} + \sum_{j=1}^p W_{kj} X_j) \quad (4.2)$$

Ağırlıklar ve özellikler arasındaki hesaplamada nokta çarpımı kullanılır. Şekil 4.5 hesaplama sürecini diyagram olarak göstermektedir.



Şekil 4.5. YSAların hesaplama sürecini diyagramı ve yapısı

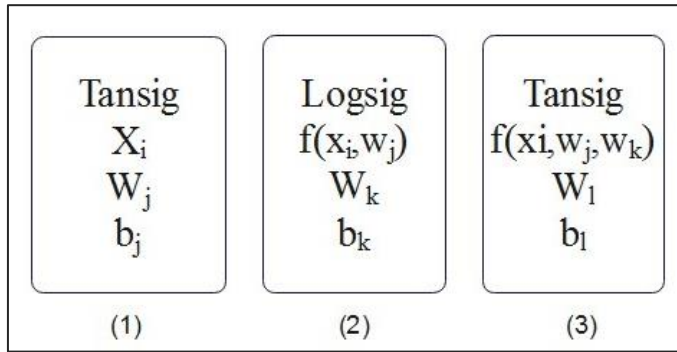
Ağırlıklar ve özellikler arasındaki hesaplama akışı Eş. 4.3 de göstermektedir.

$$y = f\left(\sum_{i=1}^i w_i x_i + b\right) \quad (4.3)$$

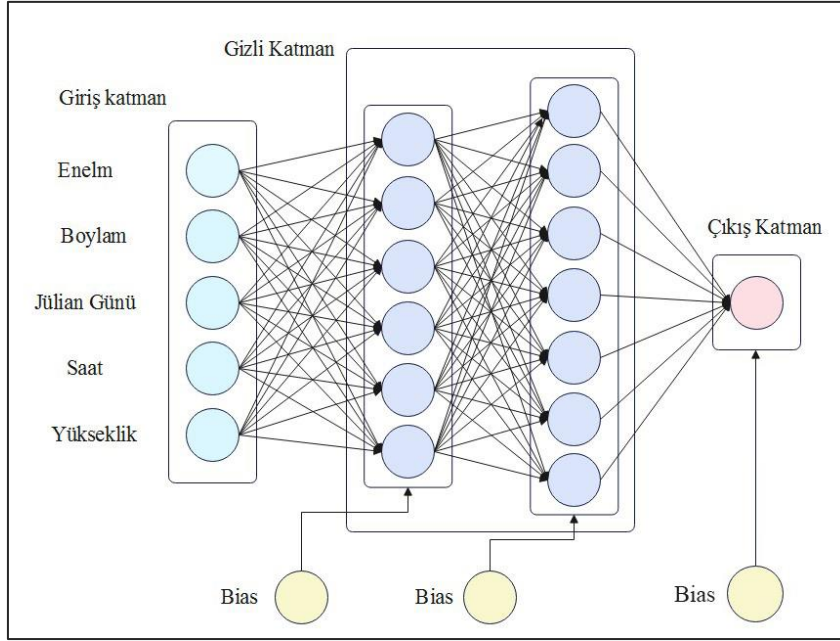
Daha önce bahsedildiği gibi, tasarlanan ağ dört katmanlı bir ileri beslemeli geri yayılım ağıdır, ilk katman beş giriş nöronuna sahiptir, ikinci katman iki katman içeren bir gizli katmandır; birinci katman Tansig aktivasyonlu altı nöron içerir ve ikinci katman Logsig aktivasyonlu Yedi nöron içermektedir; çıktı katmanı bir nöron ve Tansig aktivasyon fonksiyonu içermektedir. Bu ağın eğitim fonksiyonu TRANLM olarak seçilmiştir (Levenberg-Marquardt Back-propagation).

$$f_3(W_3, f_2(W_2, f_1(W_1, X_1))) \quad (4.4)$$

Bu ağda kullanılan fonksiyonlar Şekil 4.6 'te gösterildiği gibi, gizli katmanın ilk katmanında kullanılan fonksiyon, Tansig, gizli katmanın ikinci katmanında kullanılan fonksiyon Logsig ve çıkış katmanında kullanılan fonksiyon Tansig dir.



Şekil 4.6. Seçilen ağ da kullanılan fonksiyonlar sıralaması



Şekil 4.7. Seçilen YSA'n yapısı

YSA'lerde her katmanın çıktıları diğer katmana girdi olarak girilmektedir. Şekil 4.7'de gösterildiği gibi, girdi olan ilk katmanın girdileri enlem, boylam, zaman, Jülyen günü ve deniz seviyesinden yükseklik sıralanmaktadır. Bu girdiler doğrudan gizli katmanın ilk katmanına girilmektedir. Bu katmanın aktivasyon fonksiyonu sigmoid ve bu katmanın çıktıları gizli katmanın ikinci katmanının girişine beslenmektedir. Bu işlem çıktı katmanına kadar devam etmektedir. Bu işlem akışını göz önüne alındığında DSA'nın Eş.4.4, Eş.4.7 şekilde yazılmaktadır. Eş. 4.5 gizli katmanın birincil katmanının çıktısı, Eş. 4.6 gizli katmanın ikinci katmanının çıktısı ve sonunda Eş. 4.7 çıkış katmanının çıktı olarak yazılmaktadır.

$$f_1(W_j, X_i) = \frac{2}{1 + e^{-2(x_i w_j + b_j)}} - 1 \quad (4.5)$$

$$f_2(W_k, f_1(W_j, X_i)) = \frac{1}{1 + e^{-\left[-w_k \left(\frac{2}{1 + e^{-2(w_j x_i + b_j)}} - 1 \right) + b_k \right]}} \quad (4.6)$$

$$f_3(W_l, f_2(W_k, f_1(W_j, X_i))) = \frac{2}{1 + e^{-\left[-2 w_l \left(\frac{1}{1 + e^{-\left[-w_k \left(\frac{2}{1 + e^{-2(w_j x_i + b_j)}} - 1 \right) + b_k \right]}} + b_l \right) \right]}} - 1 \quad (4.7)$$

$$f_1 = \frac{2}{1+e^{-2E_i}},$$

$$E_i = \sum_{i=1}^5 \sum_{j=1}^6 \text{Enlem} * w_{i,j} + \text{Boylam} * w_{i,j} + \text{Jülian günü} * w_{i,j} + \text{Saat} * w_{i,j} + \text{Yükseklik} * w_{i,j} + b_j \quad (4.8)$$

4.3. Veri Normalleştirme Aşaması

Tasarlanan tahmin modeli, denetimli öğrenmeyi temel alarak, girdiler ve hedef değerler eğitim veri setleri olarak sunulmaktadır. Bu modelde enlem ve boylam, yılın günü, saat ve yükseklik gibi girdi değerleri; Ve çıktı değerleri, $\cos \theta$ açısı modele eğitim veri seti olarak uygulanmaktadır. Modelin eğitiminin verimliliği için eğitim setinin parametreleri [0, 1] aralığında normalize edilmiştir. Veri normalleştirme işlemi Eş. 4.9 formül kullanılarak bir Excel çalışma sayfasında Şekil 4.8 de gösterildiği gibi yapılmıştır.

$$x_n = \frac{(X - X_{min})}{(X_{max} - X_{min})} \quad (4.9)$$

B	C	D	E	F	K	U	V	W	X	Y	Z	AA	AB	AC	AD	AE	AF
Enlem	Boylam	Julian Day	in dec	Altitude	cosθ Degree		Enlem	Boylam	Gün	saat	yükseklik	cosθ Degree					
39.945	32.815	1	8.00	938	13.33602603		0.5952	0.35659	0	0.15385	0.57143	0.232726864					
39.945	32.815	1	9.00	938	25.88725433		0.5952	0.35659	0	0.23077	0.57143	0.451796932					
39.945	32.815	1	10.00	938	36.56798005		0.5952	0.35659	0	0.30769	0.57143	0.63821911					
39.945	32.815	1	11.00	938	44.65032938		0.5952	0.35659	0	0.38462	0.57143	0.779289034					
39.945	32.815	1	12.00	938	49.58350358		0.5952	0.35659	0	0.46154	0.57143	0.865393022					
39.945	32.815	1	13.00	938	51.03131497		0.5952	0.35659	0	0.53846	0.57143	0.890663229					
39.945	32.815	1	14.00	938	48.89509761		0.5952	0.35659	0	0.61538	0.57143	0.853377533					
39.945	32.815	1	15.00	938	43.32043116		0.5952	0.35659	0	0.69231	0.57143	0.756076892					
39.945	32.815	1	16.00	938	34.68721995		0.5952	0.35659	0	0.76923	0.57143	0.605392184					
39.945	32.815	1	17.00	938	23.58380305		0.5952	0.35659	0	0.84615	0.57143	0.411592323					
39.945	32.815	1	18.00	938	10.76685996		0.5952	0.35659	0	0.92308	0.57143	0.187884449					
39.945	32.815	2	8.00	938	13.24778289		0.5952	0.35659	0.00275	0.15385	0.57143	0.231186662					
39.945	32.815	2	9.00	938	25.81782625		0.5952	0.35659	0.00275	0.23077	0.57143	0.450585129					
39.945	32.815	2	10.00	938	36.52245287		0.5952	0.35659	0.00275	0.30769	0.57143	0.637424475					
39.945	32.815	2	11.00	938	44.63216016		0.5952	0.35659	0.00275	0.38462	0.57143	0.778971907					
39.945	32.815	2	12.00	938	49.59428495		0.5952	0.35659	0.00275	0.46154	0.57143	0.8655812					
39.945	32.815	2	13.00	938	51.07066665		0.5952	0.35659	0.00275	0.53846	0.57143	0.891350076					
39.945	32.815	2	14.00	938	48.96069229		0.5952	0.35659	0.00275	0.61538	0.57143	0.854522427					
39.945	32.815	2	15.00	938	43.40815312		0.5952	0.35659	0.00275	0.69231	0.57143	0.757607997					
39.945	32.815	2	16.00	938	34.79144551		0.5952	0.35659	0.00275	0.76923	0.57143	0.607211345					
39.945	32.815	2	17.00	938	23.69778386		0.5952	0.35659	0.00275	0.84615	0.57143	0.413581753					
39.945	32.815	2	18.00	938	10.88318286		0.5952	0.35659	0.00275	0.92308	0.57143	0.189914758					
39.945	32.815	3	8.00	938	13.16168127		0.5952	0.35659	0.00549	0.15385	0.57143	0.229683838					
39.945	32.815	3	9.00	938	25.75097624		0.5952	0.35659	0.00549	0.23077	0.57143	0.449418324					
39.945	32.815	3	10.00	938	36.47979457		0.5952	0.35659	0.00549	0.30769	0.57143	0.636679914					
39.945	32.815	3	11.00	938	44.61698504		0.5952	0.35659	0.00549	0.38462	0.57143	0.778707039					
39.945	32.815	3	12.00	938	49.60801156		0.5952	0.35659	0.00549	0.46154	0.57143	0.865820786					

Şekil 4.8. Excel çalışma sayfasında verşleri normalleştirme işlemi

X istenen parametrenin değeridir ve X_{min} ve X_{max} , parametrelerin minimum ve maksimum değerleri olmaktadır. Normalizasyon aralığı [0, 1] arasında olmaktadır. Normalize edilmiş değerler, Eş. 4.10 denklem kullanılarak orijinal formlarına geri dönüştürülebilmektedir.

$$X = (x_n * (X_{max} - X_{min})) + X_{min} \quad (4.10)$$

4.4. Ağırlıklar ve Biaslar

Seçilen beş özellik, her bir gizli katman nöronu için giriş parametreler olarak, gizli katmanın ilk katmanı altı nörondan oluşurmaktadır; Girdi katmanının ve gizli katmanın ilk katmanının ağırlıkları, S'nin gizli katmandaki nöronların sayısına ve P'nin katmanının girdilerinin sayısına eşit olduğu S×P boyutunda bir matris ile temsil edile bilirmektedir. Seçilen modelde bu matris 6 × 5 lik bir matris oluşturmaktadır. Birinci katmandaki nöron sayısı 6, ikinci katmandaki nöron sayısı 7 olduğu için, Gizli katmanın birinci ve ikinci katmanları arasındaki ağırlık matrisinin boyutu 7 × 6 olmaktadır. Bir çıkış nöronu ve gizli katmandan gelen 7 giriş için, çıkış katmanı için matris 1 × 7 olmaktadır. MATLAB yazılımından elde edilen önerilen model için gizli katmanların ve çıktı katmanların ağırlıkları ve ayrıca Biaslar matris formatında Eş.4.11 ve Eş.4.12 belirtilmiştir.

$$\text{Ağırlıklar: } LW_1 (6 \times 5), LW_2 (7 \times 6), LW_3 (7 \times 1) \quad (4.11)$$

$$\text{Biaslar: } b_1 (6 \times 1), b_2 (7 \times 1), b_3 (1 \times 1) \quad (4.12)$$

Elde edilen girdi ve gizli katmanın ilk katman arasında ki Ağırlıklar ve Bias matrisleri Eş. 4.13 gibi dir.

Çizelge 4.1. Elde edilen girdi ve gizli katmanın ilk katman arasında ki ağırlıklar ve bias matrisleri

	IW {1,1}					B1
1	0.87954	-1.9472	-0.41599	-0.10598	2.0494	-0.41599
2	-2.1519	1.42	0.30881	0.35104	-1.772	0.30881
3	0.41159	1.1958	-0.12972	-0.08613	-1.07710	-0.12972
4	21.6097	13.9396	12.1769	-34.6012	-15.5067	12.1769
5	-5.9637	2.6071	2.087	-0.05571	-3.8358	2.087
6	12.3092	41.2664	2.7537	-1.3601	-28.95070	2.7537

Gizli katmanın ilk ve ikinci katman arasında olan Ağırlıklar ve Bias matrisi Eş. 4.14'de gösterildiği gibi dir.

Çizelge 4.2. Gizli katmanın ilk ve ikinci katman arasında olan ağırlıklar ve bias matrisi

	IW {2,1}						B2
1	17.2034	11.8804	16.236	0.0093881	-6.5249	0.01463	14.9067
2	10.7265	35.246	10.2138	-19.1754	-5.6777	-10.428	2.354
3	-38.062	-50.5837	-75.6028	-2.975	50.1994	-27.769	-41.7803
4	14.8693	9.6533	14.286	0.012668	0.011293	0.01159	7.6824
5	-119.100	-2.7901	-37.6543	5.5157	-94.2016	81.1028	80.1426
6	-9.266	-53.765	9.4597	-14.4289	0.068871	-45.089	-13.9654
7	44.7961	32.6329	-51.7034	-66.609	-94.4855	-63.180	99.6672

Gizli katman ve Çıkış katman arasındaki Ağırlıklar ve Bias matrisi Eş. 4.15’de gösterildiği şeklindedir.

Çizelge 4.3. Gizli katman ve çıkış katman arasındaki ağırlıklar ve bias matrisi

	LW{3,2}							B3
1	75.5444	-0.13202	0.14625	-78.9738	0.079911	-0.16029	-0.11116	-2.3225

Tasarlanan ağın çıktısı olarak normalleştirilmiş optimal eğim açısının çıkarılması için tahmin modeli Eş. 4.13 gibidir.

$$output = tansig(B_3 + LW_3 * logsig(B_2 + LW_2 * tansig(B_1 + LW_1 * x_n))) \quad (4.13)$$

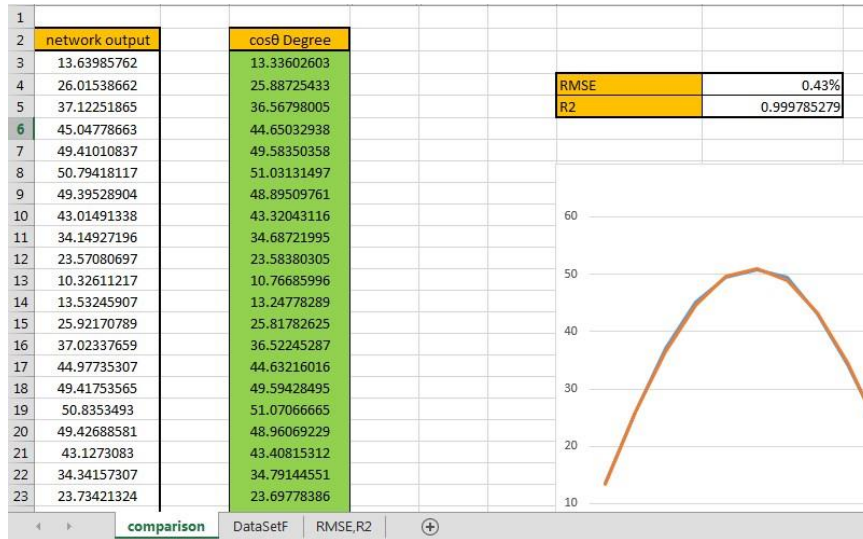
x_n , normalleştirilmiş girdi değerleri, enlem ve boylam, saat, yılın günü ve yükseklikten oluşan normalleştirilmiş bir matris olmaktadır. Bu matrisin boyutu $P \times N$ 'dir, burada P giriş sayısı ve N her giriş için değer sayısıdır. N, test veri setlerinin sayısıdır ve bu çalışmada $N=35057$ dir. Yani x_n , 5×35057 boyutunda bir matris şeklindedir. $(B_1 + LW_1 * x_n)$ denklemde toplama işlemini gerçekleştirmek için $LW_1 \times x_n$ çarpım teriminin matrisinin boyutuna eşit B1 matrisini oluşturmuştur. Bu amaç için B1 matrisi, gizli katmanın ilk katmanının $b\{1\}$ matrisinin N kez tekrarlanmasıyla oluşturuluyor, Bu durumda denklemde gösterilen, $(B_1 + LW_1 \times x_n)$ toplama işlemi geçerliştirmektedir. Daha sonra bu işlemi diğer katmanların biaslarına uygulayarak B2 için $B_2 = [b_2 \ b_2 \ b_2 \ b_2 \ \dots \ N]$, $N=35057$, yani 7×35057 , ve B3 için $B_3 = [b_3 \ b_3 \ b_3 \ b_3 \ \dots \ N]$, $N=35057$, yani 1×35057 matris oluşturmaktadır [53].

4.5. Veri Doğrultusu:

Yapay sinir ağının tahmininden elde edilen verilerin doğruluğunu test etmek için elde edilen veriler Excel çalışma sayfasında Şekil 4.9, RMES ve R^2 formülleri kullanılarak hesaplanan verilerle karşılaştırılmıştır.

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

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2}{n}}$$

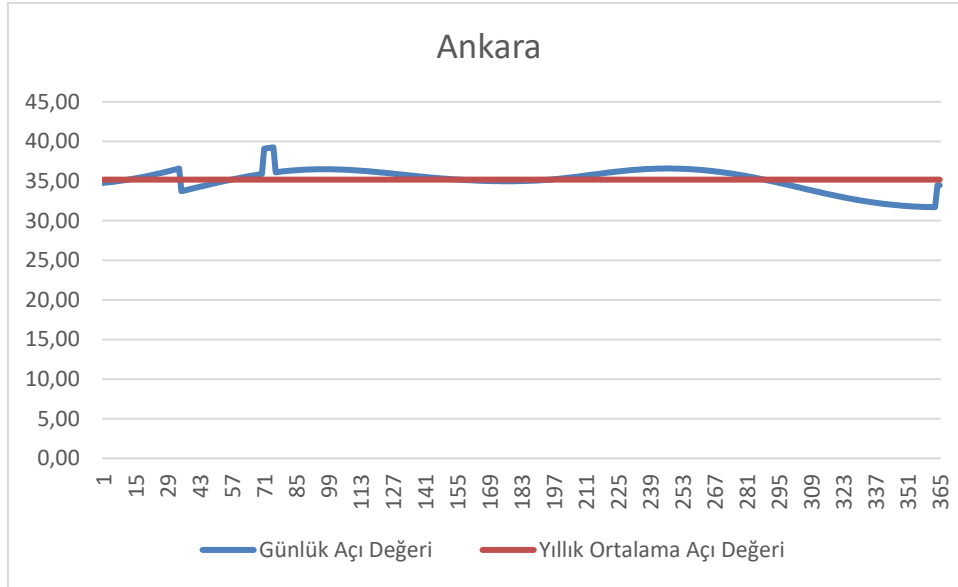


Şekil 4.9. Excel çalışma sayfasında RMES ve R^2 hesaplama

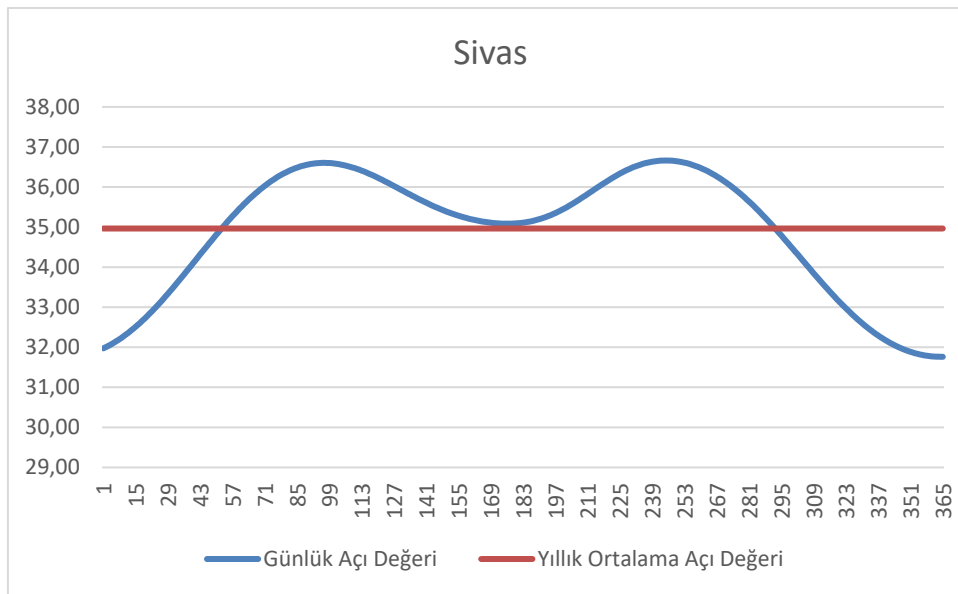
Hesaplamalar yapılarak korelasyon katsayısı (R^2) ve kök ortalama kare hatası (RMSE) için elde edilen değerler sırasıyla 0,99978 ve %0,43 olmaktadır.

4.6. İller için Optimum Aç

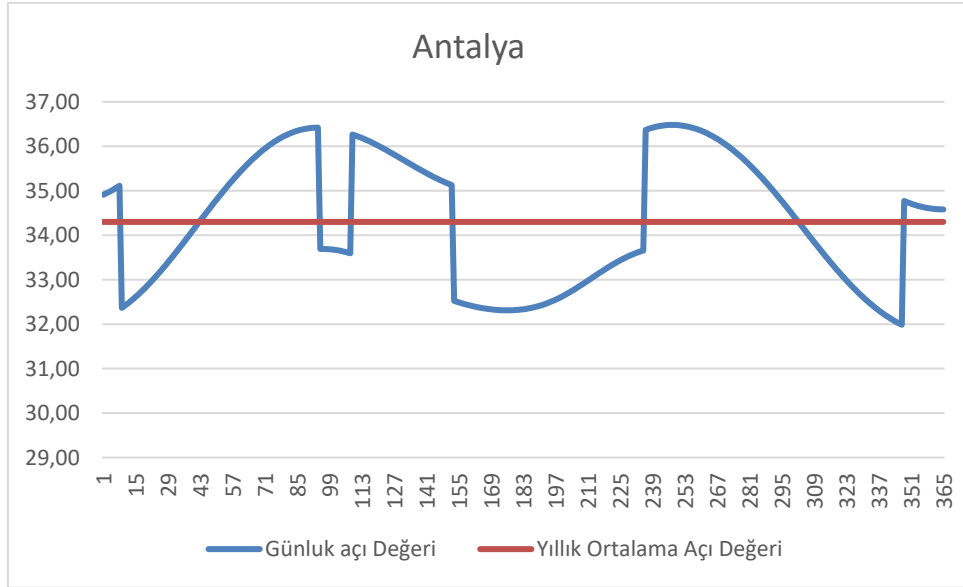
Yıllık optimum eğim açısı, incelenen şehirler için tahmin edilmiş dağınık açılarının ortalaması alınarak elde edilmiştir. Ortaya çıkan değerlerin doğruluğu korelasyon katsayısı (R^2), değeri hesaplanarak değerlendirilmiştir. Şekil 4.10 - Şekil 4.17, şehirler için ayrı ayrı excel çalışma sayfasında yapılan hesaplamaları göstermiştir.



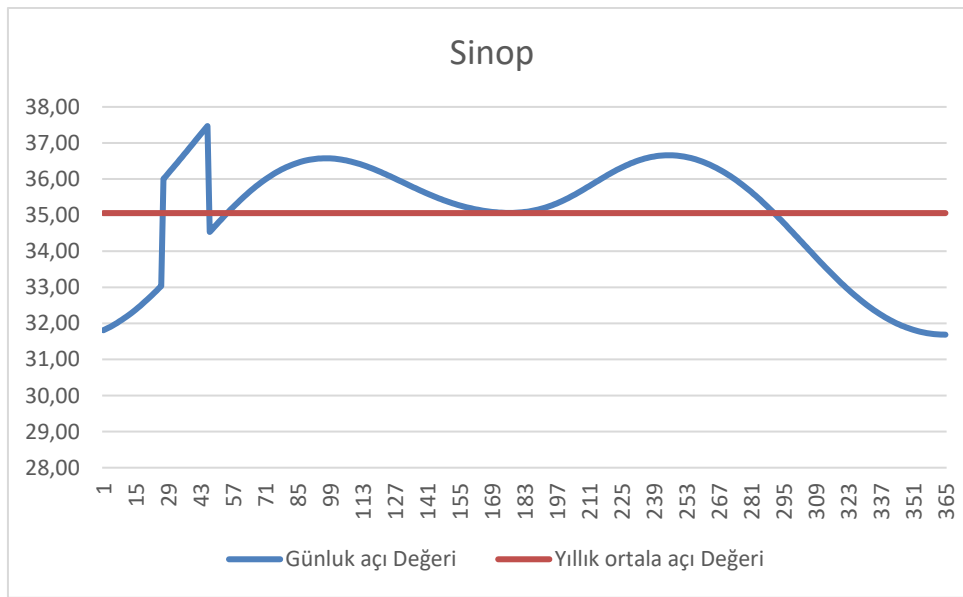
Şekil 4.10. Ankara yıllık ortalama optimum aç



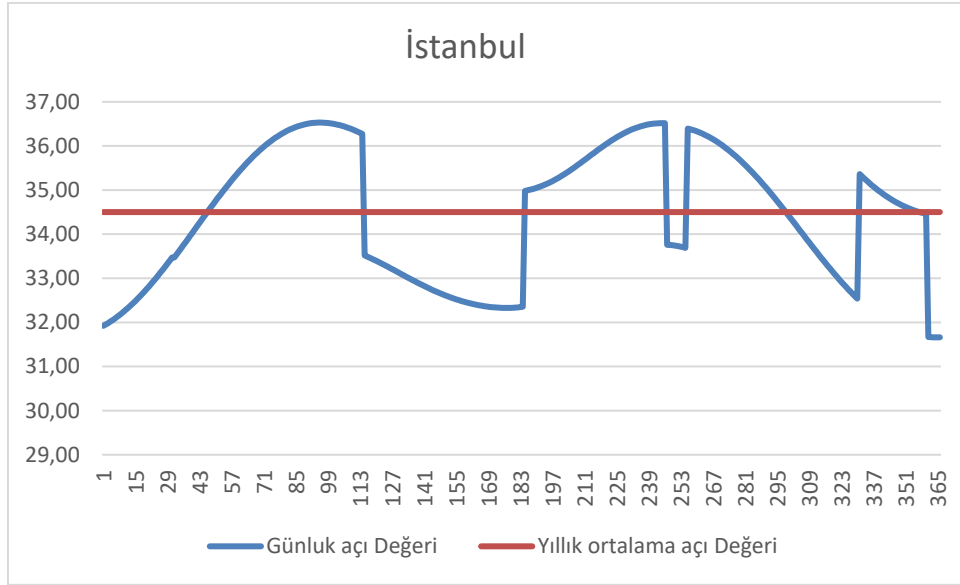
Şekil 4.11. Sivas yıllık ortalama optimum aç



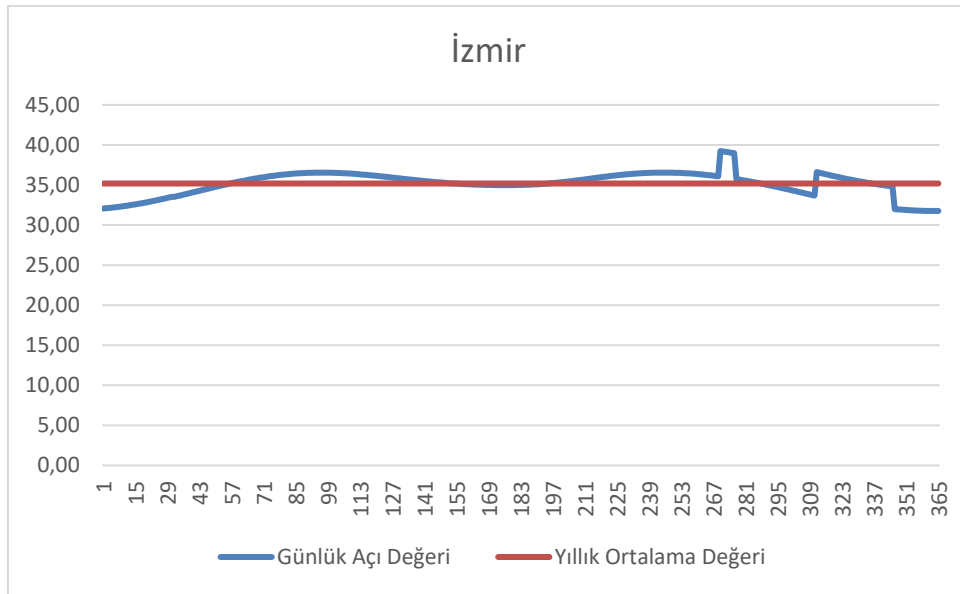
Şekil 4.12. Antalya yıllık ortalama optimum aç



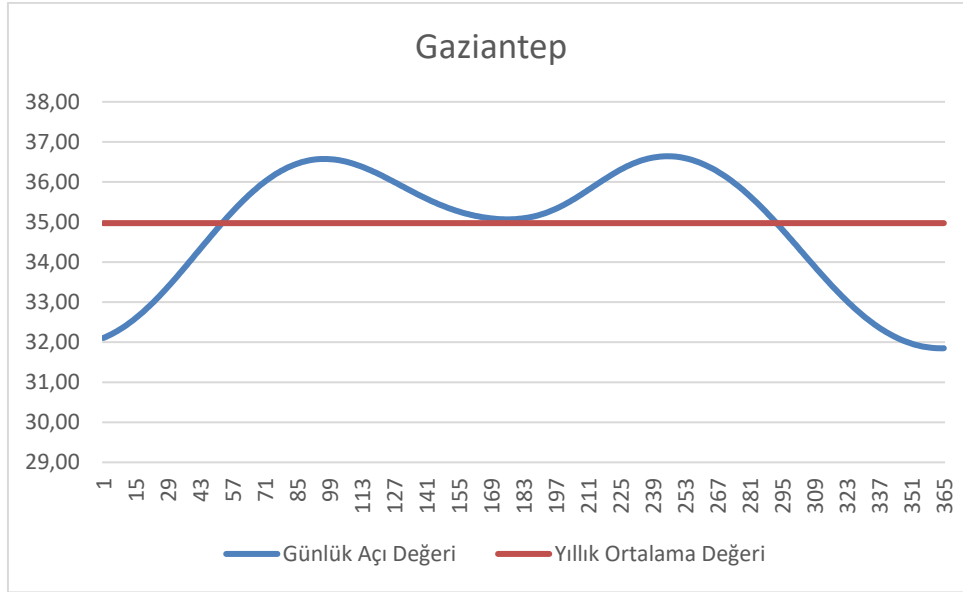
Şekil 4.13. Sinop yıllık ortalama optimum aç



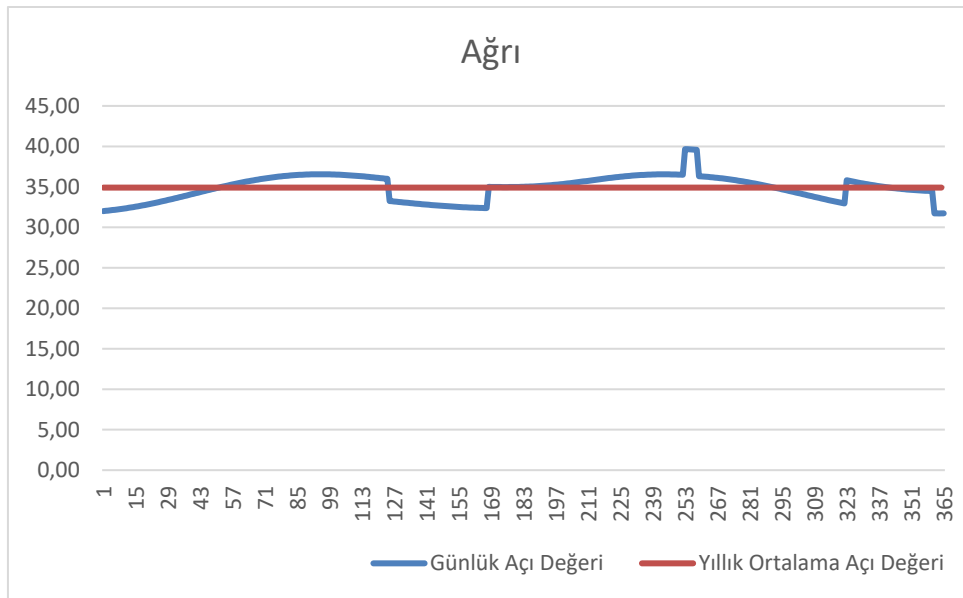
Şekil 4.14. İstanbul yıllık ortalama optimum açılı



Şekil 4.15. İzmir yıllık ortalama optimum açılı



Şekil 4.16. Gaziantep yıllık ortalama optimum açısı



Şekil 4.17. Ağrı yıllık ortalama optimum açısı

5. SONUÇ VE ÖNERİLER

Modern toplumun temel yapı taşlarından bir tanesi enerjidir. Doğal kaynakları kullanarak eşya üretmek ve ihtiyaç duyulan hizmetleri sağlamak için enerjiye gereksinim duyulmaktadır. Toplumun birçok sektöründe (ekonomide, işte, çevrede, uluslararası ilişkilerde, gıda, sağlık, barınma, ulaşım vb.) enerjinin rolü inkâr edilemez [1].

İkinci Dünya Savaşı'ndan sonra Altın Büyüme Çağı'nın başlamasıyla birlikte fosil yakıtların kullanımı hızlanmıştır [3, 4]. Fosil yakıtların yanma sürecinde, büyük miktarlarda metan, karbondioksit ve azot oksit gibi sera gazları yayılmaktadır. Sera gazlarını ve ilgili sorunları azaltmak için önerilen yöntemlerden birisi kısmen veya tamamen yenilenebilir enerji kaynaklarına geçiştir [7].

Güneş, yenilenebilir enerjinin en büyük kaynaklarından birisidir. Güneş panelleri, güneşten maksimum miktarda enerji almak için gelen güneş radyasyonunun maksimum miktarını yakalayacak bir yönde yerleştirilmelidir. Maksimum verimli güneş ışınımını toplamak için güneş takip cihazları kullanmak en iyi seçenektir, ancak yüksek maliyet takip cihazları kullanılmasını engeller. Ayrıca panellerin açısının aylık değişimi de ek maliyetlere neden olur ve bu maliyetlerden tasarruf etmek için en uygun eğimi tahmin etmek şu anda mevcut olan en iyi seçenektir.

Bu tez çalışması, alınan güneş radyasyonunu maksimize etmek için eğimli güneş panellerinin optimum eğimini belirlemek için YSA 'lara dayalı bir yöntem önermeyi amaçlamıştır.

Bu çalışmada farklı Yapay Sinir Ağı teknikleri kullanılarak güneş panellerin optimum eğim açısı tahmininin bir incelemesi sunulmaktadır.

Bu amaçla, çıktıların tahmin edilmesinde yaygın olarak kullanılan yapay sinir ağı geliştirilmiştir.

Bu incelemenin bir parçası olarak, güneş mühendisliğinde daha yaygın olan Levenberge Marquardt (LM) öğrenme algoritmasının yanı sıra geri yayılım ileri beslemeli algılayıcı ağı uygulandı.

Türkiye, coğrafi konumu nedeniyle yüksek bir güneş enerjisi kapasitesine sahiptir. Türkiye Enerji ve Tabii Kaynaklar Bakanlığı tarafından hazırlanan Güneş Enerjisi Potansiyeli Atlası'nda yıl içindeki ortalama toplam güneşlenme süresi 2738 saat yani günlük 7,5 saat güneşlenme ve yıl içindeki toplam ışıınım ortalama değeri 1527,46 kwh/m² olarak hesaplanmıştır. Türkiye, yıllık 189 GWh güneş enerjisi elektrik üretim kapasitesine sahiptir.

Bu amaçla Türkiye'nin coğrafi konumuna göre sekiz farklı şehir ele alınmış ve bu alanların enlem, boylam, deniz seviyesinden yükseklik, yılın günü ve saat gibi çeşitli coğrafi özellikleri şebeke girdisi olarak alınmıştır.

Optimum eğim açısı, $\cos\theta$ 'nın, θ açısına göre birinci türevi ile elde edilir. Bunun nedeni, bir yüzeydeki $\cos\theta$ maksimuma ulaştığında, alınan güneş ışıınının da maksimuma ulaşmasıdır. $\cos\theta$, yılın 365 günü boyunca gün doğumu ile gün batımı arasındaki saatler için hesaplanmıştır. Tüm veri setleri iki kategoriye ayrılır: eğitim seti ve test seti.

Optimum sonucu elde etmek için, önce veri setleri normalize edildi ve ardından birkaç ağ aşağıdaki sırayla farklı işlemlerde gerçekleştirildi:

1. Farklı nöron sayılarına ve aktivasyon fonksiyonlarına sahip tek katmanlı YSA.
2. Farklı katmanlardaki nöron sayısını ve Tansig ve Logsig aktivasyon fonksiyonlarını test ederek çok katmanlı ağlar.

Tek katmanlı ağda ağ yapısı, beş nöronlu giriş katman , onbeş nöronlu gizli katman ve bir nöronlu çıkış katman olarak tasarlanmıştır. Gizli katman için Tansig aktivasyon fonksiyonu, çıktı katmanı için Logsig düşünülmüştür.

ikinci ağ üç katmanlı bir ileri beslemeli geri yayılım ağıdır, ilk katman beş giriş nöronuna sahiptir, ikinci katman iki katman içeren bir gizli katmandır; birinci katman Tansig aktivasyonlu altı nöron içerir ve ikinci katman Logsig aktivasyonlu yedi nöron içerir; çıktı katman ise bir nöron ve Tansig aktivasyon fonksiyonu içerir. Bu ağın eğitim fonksiyonu TRANLM'dir (Levenberg-Marquardt Back-propagation).

üçüncü tasarlanan ağ ise aynı zamanda uç katmanlı bir Geri yayılım ağıdır; ilk katman, beş veri giriş nöronlu giriş katmanıdır, ancak ikinci katman iki gizli katman içerir. İlk katman, Logsig aktivasyon fonksiyonuna sahip beş giriş nöronu içerir. İkinci katman Tansig

aktivasyon fonksiyonuna sahip sekiz nöron içerirken, çıkış katmanı ise Logsig aktivasyon fonksiyonuna sahip tek bir nöron katmanıdır.

İkinci ağı eğitimi fonksiyonu da TRANLM, (Levenberg-Marquardt Back-propagation) olarak seçilmiştir. Eğitim ve test ağlarından elde edilen R değerleri karşılaştırılarak en uygun ağ seçilebilir. 0,9000'den büyük R değerleri, tahmin edilen değerlerin ölçülen değerlerle daha tutarlı olduğunu göstermektedir. yapılan çalışmada değişik ağların R değerlerini karşılaştırıldığında İlk çok katmanlı ağ 0,99998 R-değeriyle en iyi ağ seçilmiştir.

Yapay sinir ağlarının sonuçlarının gerçek verilerle ve diğer klasik yöntemlerden elde edilen verilerle karşılaştırılması oldukça önemliymiş.

Matlab de tasarlanan ağlardan seçilen Ağ (Gizli katmanın birinci katmanında altı nöron ve gizli katmanın ikinci katmanında yedi nöron bulunan çok katmanlı ileri beslemeli geri yayılım ağı) için Hesaplamala göre elde edilen RMSE miktarı $3,5881e^{-6}$ ve R miktarı 0,99998 olarak açıklanmıştır. Veri doğrultusu için DSA'dan elde edilen tahmini veriler ve ağda eğitim ve test için kullanılan $\cos \theta$ verileriyle excel çalışma sayfası aracılığıyla karşılaştırıldı ve RMSE hatası ve R^2 miktarı sırasıyla %0,43 ve 0,99978 olarak hesaplanmıştır. Düşük hata değeri, ağın değerleri tahmin etmedeki yüksek doğruluğunu göstermektedir.

Yıllık optimum eğim açısı, incelenen şehirler için tahmin edilmiş dağınık açılarının ortalaması alınarak elde edilmiştir. Ortaya çıkan değerlerin doğruluğu korelasyon katsayısı (R^2), değeri hesaplanarak değerlendirilmiştir. Optimum eğim açısı ve korelasyon değerleri çizelge 5.1'de gösterilmektedir.

Çizelge 5.1. İncelenen şehirler için Optimum açı ve R^2 değerleri

Şehir	Optimum açı	Korelasyon katsayısı R^2
Ağrı	34,91	0,9989
Ankara	35,18	0,9973
Antalya	34,29	0,9973
Gaziantep	34,97	0,9973
İstanbul	34,50	0,9973
İzmir	35,19	0,9973
Sinop	35,06	0,9973
Sivas	34,96	0,9973

Güneş enerjisi sistemlerinde mühendislik hesaplamaları, onu yorucu bir iş haline getirmektedir, matematiksel hesaplamalardan kaçınmak için YSA'lar uygun alternatifler ola bilir.

KAYNAKLAR

1. Hinrichs, R. A., and Kleinbach, M. H. (2018). *Energy: Its Use and The Environment* (Fifth Edition). Boston, MA: Cengage Learning, 1-6.
2. Goldemberg, J. (2012). *Energy: What everyone needs to know?* Oxford: Oxford University Press. 11-20.
3. Chichilnisky, G. (1997). What is sustainable development? *Land Economics*, 73(4), 467-491.
4. Olabi, A. G., Obaideen, K., Elsaid, K., Wilberforce, T., Sayed, E. T., Maghrabie, H. M., and Abdelkareem, M. A. (2022). Assessment of the pre-combustion carbon capture contribution into sustainable development goals SDGs using novel indicators. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 153, 111710.
5. Goswami, D. Y., and Kreith, F. (Eds.). (2015). *Energy efficiency and renewable energy handbook* (Second edition). London: New York CRC press, 4-10.
6. Olabi, A. G., and Abdelkareem, M. A. (2022). Renewable energy and climate change. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 158, 112111.
7. Hussain, A., Arif, S. M., and Aslam, M. (2017). Emerging renewable and sustainable energy technologies: State of the art. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 71, 12-28.
8. Naraghi, M. H. (2009, January). *Optimum solar panel tilt angle for maximum annual irradiation*. In Asme International Mechanical Engineering Congress and Exposition, New York, ABD, 211-220.
9. Sharma, A., Kallioğlu, M. A., Awasthi, A., Chauhan, R., Fekete, G., and Singh, T. (2021). Correlation formulation for optimum tilt angle for maximizing the solar radiation on solar collector in the Western Himalayan region. *Case Studies in Thermal Engineering*, 26, 101185.
10. Benganem, M. (2011) Optimization of tilt angle for solar panel: Case study for Madinah, Saudi Arabia. *Applied Energy*, 88(4), 1427-1433.
11. Bakirci, K. (2012). General models for optimum tilt angles of solar panels: Turkey case study. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 16(8), 6149-6159.
12. Al Garni, H. Z., Awasthi, A., and Wright, D. (2019). Optimal orientation angles for maximizing energy yield for solar PV in Saudi Arabia. *Renewable Energy*, 133, 538-550.
13. Bailek, N., Bouchouicha, K., Aoun, N., Mohamed, E. S., Jamil, B., and Mostafaeipour, A. (2018). Optimized fixed tilt for incident solar energy maximization on flat surfaces located in the Algerian Big South. *Sustainable Energy Technologies and Assessments*, 28, 96-102.

14. İnternet: Girnar, J, S. Mechanical, SY-Btech, and Pune, MIT-WPU. (2019). Optimum Tilt Angle for Solar Panel in Pune. International Journal for Research in Engineering Application & Management Web: <https://www.ijream.org/papers/AMET201944.pdf>, Son Erişim Tarihi: 2020.
15. De Bernardez, L. S., Buitrago, R. H., and Garcia, N. O. (2011). Photovoltaic generated energy and module optimum tilt angle from weather data. *International Journal of Sustainable Energy*, 30(5), 311-320.
16. Matius, M. E., Ismail, M. A., Farm, Y. Y., Amaludin, A. E., Radzali, M. A., Fazlizan, A., and Muzammil, W. K. (2021). On the optimal tilt angle and orientation of an on-site solar photovoltaic energy generation system for Sabah's rural electrification. *Sustainability*, 13(10), 5730.
17. Heibati, S., Maref, W., and Saber, H. H. (2021). Developing a model for predicting optimum daily tilt angle of a PV solar system at different geometric, physical and dynamic parameters. *Advances in Building Energy Research*, 15(2), 179-198.
18. Morcos, V. H. (1993). Optimum tilt angle and orientation for solar collectors in Assiut, Egypt. *International Journal of Renewable Energy*, 4(3), 291-298.
19. Khoo, Y. S., Nobre, A., Malhotra, R., Yang, D., Rüther, R., Reindl, T., and Aberle, A. G. (2014). Optimal orientation and tilt angle for maximizing in-plane solar irradiation for PV applications in Singapore. *The Institute of Electrical and Electronics Engineers Journal of Photovoltaics*, 4(2), 647-653.
20. Notton, G., Paoli, C., Vasileva, S., Nivet, M. L., Canaletti, J. L., and Cristofari, C. (2012). Estimation of hourly global solar irradiation on tilted planes from horizontal one using artificial neural networks. *Energy*, 39(1), 166-179.
21. Gurlek, C., and 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.
22. Premalatha, N., and Valan Arasu, A. (2016). Prediction of solar radiation for solar systems by using ANN models with different back propagation algorithms. *Journal of Applied Research and Technology*, 14(3), 206-214.
23. Yadav, A. K., and Chandel, S. S. (2012). Artificial neural network based prediction of solar radiation for Indian stations. *International Journal of Computer Applications (0975 – 8887)*, 50(9), 1-4.
24. Shaddel, M., Javan, D. S., and Baghernia, P. (2016). Estimation of hourly global solar irradiation on tilted absorbers from horizontal one using Artificial Neural Network for case study of Mashhad. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 53, 59-67.
25. Jafarkazemi, F., Ali Saadabadi, S., and Pasharshahi, H. (2012). The optimum tilt angle for flat-plate solar collectors in Iran. *Journal of Renewable and Sustainable Energy*, 4(1), 13118.

26. Khatib, T., Mohamed, A., Mahmoud, M., and Sopian, K. (2015). Optimization of the tilt angle of solar panels for Malaysia. *Energy sources, part A: Recovery, Utilization, and Environmental Effects*, 37(6), 606-613.
27. Katiyar, A. A., and Pandey, C. K. (2010). Simple correlation for estimating the global solar radiation on horizontal surfaces in India. *Energy*, 35(12), 5043-5048.
28. Besharat, F., Dehghan, A. A., and Faghih, A. R. (2013). Empirical models for estimating global solar radiation: A review and case study. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 21, 798-821.
29. Goswami, D. Y. (2015). *Principles of solar engineering* (Third edition). Boca Raton: CRC Press, 114-114.
30. Kalogirou, S. A. (2012). *Solar thermal systems: components and applications-introduction*. Limassol, Cyprus: Elsevier Ltd., 1-25.
31. Benghanem, M. (2011). Optimization of tilt angle for solar panel: Case study for Madinah, Saudi Arabia. *Applied Energy*, 88(4), 1427-1433.
32. Khalil, S. A., and Shaffie, A. M. (2016). Evaluation of transposition models of solar irradiance over Egypt. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 66, 105-119.
33. Mousavi Maleki, S. A., Hizam, H., and Gomes, C. (2017). Estimation of hourly, daily and monthly global solar radiation on inclined surfaces: Models re-visited. *Energies*, 10(1), 134.
34. İnternet: ASHRAE Application Handbook (SI), 1999, Solar Energy Use. (2017). Kitab: Ashrae Technical Committees, Task Groups, and Technical Resource Groups Ashrae Research: Improving the Quality of Life. 304-320. Web: https://www.academia.edu/11207373/Ashrae_1999_HVAC_Applications_Handbook, Son Erişim Tarihi: 17.07.2022.
35. Notton, G., Paoli, C., Vasileva, S., Nivet, M. L., Canaletti, J. L., and Cristofari, C. (2012). Estimation of hourly global solar irradiation on tilted planes from horizontal one using artificial neural networks. *Energy*, 39(1), 166-179.
36. Ma, C. C. Y., and Iqbal, M. (1983). Statistical comparison of models for estimating solar radiation on inclined surfaces. *Solar Energy*, 31(3), 313-317.
37. İnternet: Coğrafya Harita. Web: <http://cografyaharita.com>, Son Erişim Tarihi: 17.07.2022.
38. İnternet: Türk Coğrafya Kurumu. (2006, 11 Mart). Bölgeler ve iller. Web: <https://www.tck.org.tr/tr/makaleler/fiziki-cografya/bolgeler-ve-iller>, Son Erişim Tarihi: 17.07.2022.
39. İnternet: Türk Coğrafya Kurumu. (2006, 2 Nisan). Türkiye'nin coğrafi bölgeleri. Web: <https://www.tck.org.tr/tr/makaleler/fiziki-cografya/turkiyenin-cograf-bolgeleri>, Son Erişim Tarihi: 17.07.2022.

40. İnternet: Milliyet. (2020, 12 Temmuz). Karasal İklim Nedir, Nerelerde Görülür? Karasal İkliminin Özellikleri Nelerdir? Web: <https://www.milliyet.com.tr/egitim/karasal-iklim-nedir-nerelerde-gorulur-karasal-ikliminin-ozellikleri-nelerdir-6257762>, Son Erişim Tarihi: 17.07.2022.
41. İnternet: Milliyet. (2020, 8 Haziran). Akdeniz bölgesi illeri nelerdir? Akdeniz özellikleri, iklimi, dağları, ovaları ve bitki örtüsü. Web: <https://www.hurriyet.com.tr/gundem/akdeniz-bolgesi-illeri-nelerdir-akdeniz-ozellikleri-iklimi-daglari-ovalari-ve-bitki-ortusu-41529185>, Son Erişim Tarihi: 17.07.2022.
42. İnternet: Milliyet. (2022, 18 Ocak). "Karadeniz iklimi nedir, nerelerde görülür?". Web: <https://www.milliyet.com.tr/egitim/karadeniz-iklimi-nedir-nerelerde-gorulur-karadeniz-ikliminin-ozellikleri-nelerdir-6257763>, Son Erişim Tarihi: 17.01.2022.
43. Çetin, M., and Eğrican, N. (2011). Employment impacts of solar energy in Turkey. *Energy Policy*, 39(11), 7184-7190.
44. Ozcan, O., and Ersoz, F. (2019). Project and cost-based evaluation of solar energy performance in three different geographical regions of Turkey: Investment analysis application. *Engineering Science and Technology, an International Journal*, 22(4), 1098-1106.
45. İnternet: T.C. Enerji ve Tabii Kaynaklar Bakanlığı. (2022). Güneş. Web: <https://enerji.gov.tr/eigm-yenilenebilir-enerji-kaynaklar-gunes>, Son Erişim Tarihi: 23.05.2022.
46. İnternet: T.C. Çevre, Şehircilik ve İklim Değişikliği Bakanlığı. Meteoroloji Genel Müdürlüğü, Web: <https://mgm.gov.tr/sondurum/en-dusuk-sicakliklar.aspx> <https://mgm.gov.tr/>, Son Erişim Tarihi: 23.05.2022.
47. Okoroafor, E. R., Smith, C. M., Ochie, K. I., Nwosu, C. J., Gudmundsdottir, H., and Aljubran, M. J. (2022). Machine learning in subsurface geothermal energy: Two decades in review. *Geothermics*, 102, 1-16.
48. Alpaydin, E. Introduction to Machine Learning, third edition. The MIT Press. Cambridge, Massachusetts London, EnglandP.270-317. 2014.
49. Notton, G., Paoli, C., Vasileva, S., Nivet, M. L., Canaletti, J. L., and Cristofari, C. (2012). Estimation of hourly global solar irradiation on tilted planes from horizontal one using artificial neural networks. *Energy*, 39(1), 166-179.
50. Ciaburro, G., and Venkateswaran, B. (2017). *Neural Networks with R*: Birmingham – Mumbai: Packt Publishing Ltd., 8-50.
51. Hastie, T. Tibshirani, R. James, G. Witten, D. (2013). *An introduction to statistical learning with applications in R* (Second edition). New York: Springer, 6-76.
52. Premalatha, N., and Valan Arasu, A. (2016). Prediction of solar radiation for solar systems by using ANN models with different back propagation algorithms. *Journal of Applied Research and Technology*, 14(3), 206-214.

53. Cömert, Z., and Kocamaz, A. (2017). A study of artificial neural network training algorithms for classification of cardiotocography signals. *Bitlis Eren University Journal of Science and Technology*, 7(2), 93-103.
54. Cybenko, G. (1989). Approximation by superpositions of a sigmoidal function. *Mathematics of Control, Signals and Systems*, 2(4), 303-314.
55. Kalogirou, S. A. (2001). Artificial neural networks in renewable energy systems applications: a review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 5(4), 373-401.



Gazili olmak ayrıcalıktır