T.C.

BİLECİK ŞEYH EDEBALİ ÜNİVERSİTESİ

FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

ENERJİ SİSTEMLERİ MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

GÜNEŞ IŞINIM ŞİDDETİNİN AKILLI HİBRİT YAKLAŞIMLAR İLE TAHMİNİ

YÜKSEK LİSANS TEZİ

DİLAN KAYA

TEZ DANIŞMANI

PROF. DR. MEHMET KURBAN

İKİNCİ TEZ DANIŞMANI

DR.ÖĞR. ÜYESİ EMRAH DOKUR

BİLECİK, 2020

10370298

T.C.

BİLECİK ŞEYH EDEBALİ ÜNİVERSİTESİ

FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

ENERJİ SİSTEMLERİ MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

GÜNEŞ IŞINIM ŞİDDETİNİN AKILLI HİBRİT YAKLAŞIMLAR İLE TAHMİNİ

YÜKSEK LİSANS TEZİ

DİLAN KAYA

TEZ DANIŞMANI

PROF. DR. MEHMET KURBAN

İKİNCİ TEZ DANIŞMANI

DR.ÖĞR. ÜYESİ EMRAH DOKUR

BİLECİK, 2020

10370298

BEYAN

‘Güneş Işınım Şiddetinin Akıllı Hibrit Yaklaşımlar ile Tahmini’ adlı yüksek lisans tezi hazırlık ve yazımı sırasında bilimsel ahlak kurallarına uyduğumu, başkalarının eserlerinden yararlandığım bölümlerde bilimsel kurallara uygun olarak atıfta bulunduğumu, kullandığım verilerde herhangi bir tahrifat yapmadığımı, tezin herhangi bir kısmının Bilecik Şeyh Edebali Üniversitesi veya başka bir üniversitede başka bir tez çalışması olarak sunulmadığını beyan ederim.

<table>
<tr><td colspan="4">Bu çalışmanın,
Bilimsel Araştırmalar Projeleri (BAP), TÜBİTAK veya benzeri kuruluşlarca desteklenmesi durumunda; projenin ve destekleyen kurumun adı proje numarası ile birlikte beyan edilmelidir.</td></tr>
<tr><td colspan="2">DESTEK ALINMIŞTIR</td><td></td><td>DESTEK ALINMAMIŞTIR</td></tr>
<tr><td colspan="4">Destek alındı ise;</td></tr>
<tr><td colspan="4">Destekleyen Kurum:</td></tr>
<tr><td colspan="3">Desteğin Türü</td><td>Proje Numarası</td></tr>
<tr><td colspan="2">1- BAP (Bilimsel Araştırma Projesi)</td><td></td><td rowspan="3"></td></tr>
<tr><td colspan="2">2- TÜBİTAK</td><td></td></tr>
<tr><td colspan="3">Diğer; ……</td></tr>
</table>

Dilan KAYA

ÖN SÖZ

Bu çalışmanın gerçekleştirilmesinde, kıymetli zamanlarını ayırıp sabırla değerli bilgilerini benimle paylaşan, bana faydalı olabilmek için elinden gelenden fazlasını sunan, her sorun yaşadığımda yanlarına çekinmeden gidebildiğim ve gelecekteki mesleki hayatımda da bana verdikleri değerli bilgilerden faydalanacağımı düşündüğüm kıymetli danışman hocalarım Prof. Dr. Mehmet KURBAN ve Dr. Öğr. Üyesi Emrah DOKUR'a sonsuz teşekkür ve saygılarımı sunuyorum.

Savunma sınavı sırasında değerli jüri üyelerine çalışmamın son haline gelmesindeki değerli katkıları adına teşekkürlerimi ve saygılarımı sunarım.

Son olarak çalışmalarım boyunca maddi manevi destekleriyle beni hiçbir zaman yalnız bırakmayan ve beni bu günlere sevgi ve saygı kelimelerinin anlamlarını bilecek şekilde yetiştirerek getiren bu hayattaki en büyük şansım olan aileme sonsuz teşekkür ederim.

ÖZET

GÜNEŞ IŞINIM ŞİDDETİNİN AKILLI HİBRİT YAKLAŞIMLAR İLE TAHMİNİ

Günümüzde, hızla tükenmekte olan fosil kökenli enerji kaynaklarını azalması nedeniyle gelecek nesillerin enerji ihtiyacını karşılayabilmek için yeni ve alternatif enerji kaynakları üzerinde yapılan çalışmalar büyük bir öneme sahiptir. Yenilenebilir enerji kaynakları, bu tür enerji kaynakları üzerine yapılan çalışmaların büyük bir bölümünü oluşturmaktadır. Bu kaynaklar arasında oldukça önemli bir yere sahip olan güneş enerjisi, dünya üzerinde her noktada bulunabilen, bol ve tükenmeyen, çevreyi kirletici atıkları bulunmayan vazgeçilmez bir kaynaktır. Güneş enerjisi sistemlerinden elde edilecek olan enerjinin sürekli olmaması ve maliyetlerinin yüksek olması gibi dezavantajları göz önüne alındığında güneş enerji santrallerinin kurulumundan önce fizibilite çalışmalarının yapılması büyük bir öneme sahiptir. Güneş enerjisinin potansiyelini belirlemek için yapılan bu fizibilite çalışmalarında, güneş ışınım şiddetinin miktarı önemli bir parametre olarak karşımıza çıkmaktadır. Güneş ışınım şiddeti tahmininde istatistiksel, fiziksel, makine öğrenmesi ve hibrit yaklaşımlar gibi birçok faklı yöntem literatürde önerilmiştir.

Bu çalışmada, kısa dönemli güneş ışınım şiddeti tahmininde güçlü bir araç olan yapay sinir ağları (YSA) hem dalgacık ayrıştırma yöntemi-wavelet decomposition (WD) hem de görgül kip ayrışımı-emprical mode decomposition (EMD) yöntemi ile bir arada kullanılarak hibrit modeller önerilmiştir. Hibrit modelde öncelikle Bilecik iline ait aylık güneş ışınım şiddeti verileri WD ve EMD yöntemi ile alt sinyal bileşenlerine ayrıştırılmıştır. Bir sonraki aşamada ise her bir seviye için geçmiş zaman verileri ile ileri beslemeli ağ-Feed Forward Neural Network (FFNN) ile eğitilerek model sonuçları elde edilmiş. Oluşturulan her bir hibrit ağ yapısının test performans sonuçları, yalnızca YSA kullanılarak elde edilen çıktılarla karşılaştırılmıştır. Aylık bazda yapılan çalışmada elde edilen sonuçların hata performans metrikleri değerine göre FFNN_EMD hibrit yaklaşımın daha yüksek doğrulukta sonuç verdiği gözlemlenmiştir. Özellikle hızla gelişen makine öğrenmesi teknikleri ile de birlikte bu tür hibrit yaklaşımların gelecekte farklı akıllı sezgisel metotlara da uygulanabileceği öngörülmektedir.

Anahtar Kelimeler: Güneş Işınımı, Akıllı Sezgisel Yaklaşım, Tahmin, Enerji.

ABSTRACT

FORECASTING OF SOLAR RADIATION WİTH INTELLIGENT HYBRID APPROACHES

Nowadays, studies on new and alternative energy resources are of great importance in order to meet the energy needs of future generations due to the decrease in fossil-based energy resources that are rapidly depleting. Renewable energy sources constitute a large part of the studies on such energy sources. Solar energy, which has a very important place among these resources, is an indispensable resource that can be found at any point in the world, abundant and inexhaustible and free from polluting wastes. Considering the disadvantages of the energy to be obtained from solar energy systems such as not continuous and having high costs, feasibility studies are very important before the installation of solar power plants. In these feasibility studies to determine the potential of solar energy, the amount of solar radiation intensity appears as important parameters. Many different methods such as statistical, physical, machine learning and hybrid approaches in the estimation of solar radiation intensity have been proposed in the literature.

In this study, hybrid models are proposed by using artificial neural networks (ANN), which is a powerful tool in short-term solar radiation intensity estimation, together with both wavelet decomposition method (WD) and empirical mode decomposition method In the hybrid model, first of all, monthly solar radiation intensity data of Bilecik province were separated in four levels by WD and EMD method. In the next stage, the model results were obtained by training with a feed forward network with historical time data for each level. The test performance results of each hybrid network structure created are compared with the outputs obtained using only ANN. It was observed that the FFNN_EMD hybrid approach gave results with higher accuracy according to the error performance metrics of the results obtained in the monthly basis. Especially with the rapidly developing machine learning techniques, it is predicted that such hybrid approaches can be applied to different intelligent heuristic methods in the future.

Key Words: Solar Radiation, Artificial Intelligent Approach, Forecasting, Energy.

İÇİNDEKİLER

ÖN SÖZ i

ÖZET ii

ABSTRACT iii

TABLOLAR LİSTESİ vi

ŞEKİLLER LİSTESİ vii

SİMGELER VE KISALTMALAR LİSTESİ ix

1. GİRİŞ 1

1.1. Literatür Çalışmaları 5

1.2. Çalışmanın Amacı ve İçeriği 8

2. GÜNEŞ ENERJİSİ 10

2.1. Dünya' da Güneş Enerjisi 11

2.2. Türkiye' de Güneş Enerjisi 14

2.3. Güneş Enerjisinin Avantaj ve Dezavantajları 17

3. GÜNEŞ IŞINIMI VE TAHMİN ÇALIŞMALARI 19

4. TAHMİNDE KULLANILAN YÖNTEMLER 24

4.1. İstatistiksel Yöntemler 24

4.1.1. Zaman Serisi Analizi 24

4.1.1.1. Otoregresif (AR(p))yöntem 24

4.1.1.2. Hareketli ortalama (MA(q)) yöntemi 24

4.1.1.3. Otoregresif hareketli ortalama (ARMA(p,q)) yöntemi 25

4.1.1.4. Bütünleşik otoregresif hareketli ortalama (ARIMA) yöntemi 25

4.1.2. Regresyon Analizi 25

4.2. Matematiksel Yöntemler 26

4.3. Sezgisel Yöntemler 26

4.3.1. Genetik Algoritma 26

4.3.2. Tavlama Benzetimi 27

4.3.3. Karınca Kolonisi Algoritması 28
4.3.4. Değişken Komşu Arama 28
4.3.5. Tabu Arama Algoritması 28
4.3.6. Parçacık Sürü Optimizasyonu 29
4.4. Yapay Sinir Ağları (YSA) 29
4.4.1. Yapay Sinir Ağları Modelleri 31
4.4.2. Yapay Sinir Ağlarının Eğitilmesi 32
4.4.3. Yapay Sinir Ağlarında Öğrenme Algoritmaları 33
5. AKILLI HİBRİT YAKLAŞIMLAR 34
5.1. İleri Beslemeli Geri Yayılımlı Yapay Sinir Ağı (FFNN) 34
5.2. Dalgacık Ayrıştırma Yöntemi (WD) 36
5.3. Görgül Kip Ayrışımı (EMD) 38
6. UYGULAMALAR 40
6.1. Şubat Ayına Ait Güneş Işınımı Tahmini 40
6.1.1. Yapay Sinir Ağı ile Güneş Işınımı Tahmini 40
6.1.2. Dalgacık Ayrıştırma ve FFNN Yöntemleri ile Güneş Işınımı Tahmini 43
6.1.3. EMD Ayrıştırma ve YSA Yöntemleri ile Güneş Işınımı Tahmini 44
6.1.4. Genel Karşılaştırma ve Yorumlama 45
6.2. Kasım Ayına Ait Güneş Işınımı Tahmini 46
6.2.1. Yapay Sinir Ağı ile Güneş Işınımı Tahmini 46
6.2.2. Dalgacık Ayrıştırma ve FFNN Yöntemleri ile Güneş Işınımı Tahmini 48
6.2.3. EMD Ayrıştırma ve YSA Yöntemleri ile Güneş Işınımı Tahmini 49
6.2.4. Genel Karşılaştırma ve Yorumlama 50
7. SONUÇLAR VE ÖNERİLER 51
KAYNAKLAR 52
ÖZ GEÇMİŞ 58

TABLOLAR LİSTESİ

Sayfa No

Tablo 1.1. Yenilenebilir enerji kaynarına göre kurulu güç. **4**

Tablo 2.1. Dünyada yıllık ortalama güneş enerjisi miktarı. **12**

Tablo 2.2. Dünyada güneş enerjisi santrali kurulu gücü sıralaması. **13**

Tablo 2.3. Türkiye'nin yıllık toplam güneş enerjisi potansiyelinin bölgelere göre dağılımı. **15**

Tablo 2.4. Türkiye güneş enerji potansiyeli ve güneşlenme süresi. **16**

Tablo 6.1. Eğitim ve test veri seçimi **41**

Tablo 6.2. Şubat ayı RMSE hata performans metriği sonuçları. **46**

Tablo 6.3. Kasım ayı RMSE hata performans metriği sonuçları. **50**

ŞEKİLLER LİSTESİ

Sayfa No

Şekil 1.1. 2004-2014 yılları arası yenilenebilir enerji yatırımları. **2**

Şekil 1.2. Dünya'da birincil enerji tüketim oranlarının kaynak bazlı dağılımı. **3**

Şekil 1.3. Küresel küresel nihai enerji tüketim oranlarının enerji çeşitlerine göre dağılımı. **3**

Şekil 1.4. Türkiye'de **a)** 30 Eylül 2020 ve **b)** 2019 tarihlerine ait elektrik enerjisi kurulu gücü. **4**

Şekil 1.5. Türkiye'de 01 Aralık 2020 tarihine ait elektrik enerjisi üretiminin günlük yük eğrisi ve kaynaklara göre dağılımı..... **5**

Şekil 2.1. Dünya güneş enerjisi haritası..... **12**

Şekil 2.2. Türkiye' nin güneş enerjisi potansiyel atlası **14**

Şekil 2.3. Türkiye global radyasyon değerleri (kWh/m^2-gün)..... **15**

Şekil 2.4. Türkiye güneşlenme süreleri (saat). **16**

Şekil 3.1. Güneş enerjisi şematik gösterimi (Mert, 2016: 18). **19**

Şekil 3.2. Güneş ışınımın dağılımı (Mert, 2016: 19). **20**

Şekil 3.3. Enlem (I), Saat (h), Deklinasyon (d) açıları **21**

Şekil 3.4. Zenith (θ_H), Yükseklik (β), Azimuth ($\emptyset$) açıları..... **22**

Şekil 4.1. Yapay sinir hücresi **29**

Şekil 4.2. a) Eşik aktivasyon fonksiyonu **b)** Doğrusal aktivasyon fonksiyonu **c)** Logaritma sigmoid transfer fonksiyonu **d)** Hiperbolik tanjant aktivasyon fonksiyonu. **30**

Şekil 4.3. İleri beslemeli yapı **31**

Şekil 4.4. Geri beslemeli yapı..... **32**

Şekil 5.1. Tez çalışmasında kullanılan hibrit akış şeması..... **34**

Şekil 5.2 İnsan beyni sinir hücresi ve bileşenleri..... **35**

Şekil 5.3. İleri beslemeli geri yayılımlı yapay sinir ağının yapısı..... **35**

Şekil 5.4. Ardışık tekrarlama işlemi **38**

Şekil 5.5. Görgül kip ayrışımının genel algoritması. **39**

Şekil 6.1. Saatlik güneş ışınım verisi **40**

Şekil 6.2. 3 giriş, 15 ve 7 nöronlu gizli, 1 çıkış katmanından oluşan YSA yapısı. **41**

Şekil 6.3. Şubat ayı FFNN performans fonksiyonlarının değişimi **42**

Şekil 6.4. Şubat ayı gerçek değer ve FFNN tahminlerinin karşılaştırılması **42**

Şekil 6.5. Şubat ayı YSA regresyon eğrisi **43**

Şekil 6.6. Şubat ayı dalgacık ayrıştırma sonucu yaklaşımlar ve detaylar **43**

Şekil 6.7. Şubat ayı gerçek değer ve FFNN_WD tahminlerinin karşılaştırılması **44**

Şekil 6.8. Şubat ayı görgül kip ayrışımı sonucu öz kip fonksiyon değerleri **44**

Şekil 6.9. Şubat ayı gerçek değer ve FFNN_EMD tahminlerinin karşılaştırılması **45**

Şekil 6.10. Şubat ayı gerçek değer, FFNN, FFNN_WD, FFNN_WD tahminlerinin karşılaştırılması **45**

Şekil 6.11. Kasım ayı RMSE hata performans metriği grafiği **46**

Şekil 6.12. Kasım ayı FFNN performans fonksiyonlarının değişimi **46**

Şekil 6.13. Kasım ayı gerçek değer ve FFNN tahminlerinin karşılaştırılması **47**

Şekil 6.14. Kasım ayı YSA regresyon eğrisi **47**

Şekil 6.15. Kasım ayı dalgacık ayrıştırma sonucu yaklaşımlar ve detaylar **48**

Şekil 6.16. Kasım ayı gerçek değer ve FFNN_WD tahminlerinin karşılaştırılması **48**

Şekil 6.17. Kasım ayı görgül kip ayrışımı sonucu öz kip fonksiyon değerleri **49**

Şekil 6.18. Kasım ayı gerçek değer ve FFNN_EMD tahminlerinin karşılaştırılması **49**

Şekil 6.19. Kasım ayı gerçek değer, FFNN, FFNN_WD, FFNN_WD tahminlerinin karşılaştırılması **50**

Şekil 6.20. Kasım ayı RMSE hata performans metriği grafiği **50**

SİMGELER VE KISALTMALAR LİSTESİ

Simgeler

Y_{t-i} : Geçmiş gözlem değerleri

Φ_i : Geçmiş gözlem değerleri için katsayılar

δ : Sabit bir değer

a_t ve a_{t-i} : Hata terimleri

θ_i : Hata terimleri ile ilgili katsayılar

μ : Sürecin ortalaması olan bir sabit

x_i : Girdiler

w_i : Ağırlıklar

$o(t)$: Ağın t anındaki çıkışı

Δ : Sembolik anlamda bir gecikme süresi

$H_j\ j$: Gizli nodunun girdisi

w_{ij} : i nöronundan j nöronuna doğru olan bağlantı ağırlığı

HO_j : Gizli nöron çıktısı

IO_n : Çıktı nöronlarına ulaşan girdi

n : Dalgacığın zaman eksenindeki ötelenme parametresi

s_0 : Sabit bir ötelenme adımı

τ_0 : Zaman eksenindeki ötelenme aralığı

Kısaltmalar

EİE : Elektrik İşleri Etüt İdaresi

DMİ : Devlet Meteoroloji İşleri Genel Müdürlüğü

GEPA : Türkiye' nin Güneş Enerjisi Potansiyeli Atlası

PV : Fotovoltaik

YSA : Yapay Sinir Ağları

WD : Dalgacık ayrıştırma yöntemi-Wavelet Decomposition

EMD : Görgül Kip Ayrışımı-Emprical Mode Decomposition (EMD)

IMF : Öz Kip Fonksiyonları-Intrinsic Mode Functions

GYA : Geri Yayınım Algoritması

LM : Levenberg-Marquardt

BR : Bayesian-Regularization

RB : Resilient

FFNN **:** İleriye Beslemeli Geriye Yayılımlı Yapay Sinir Ağları

FFNN_lm **:** LM-FFNN Modeli

FFNN_br **:** BR-FFNN Modeli

FFNN_rp **:** RP-FFNN Modeli

FFNN_WD **:** FFNN_WD Hibrit Modeli

FFNN_EMD **:** FFNN_EMD Hibrit Modeli

1. GİRİŞ

Günlük yaşantımızı sürdürebilmek için en önemli gereksinimlerimizden biri olan enerji evrenin var olduğu günden bugüne değişen, dönüşen fakat kaybolmayan bir mevcudiyettir. Enerji, ülkelerin sürdürülebilir kalkınmasında büyük öneme sahip olmasından ötürü devletler bu kaynakları bulabilmek veya üretmek için birbirleriyle yarışmaktadırlar. Sanayileşmenin temeli ve günlük hayatımızda önemli bir unsur olan enerjinin toplumsal refahı yükseltmesi ve küreselleşen dünyada ülkelerin pozisyonunu belirlemesi, ulusal ve uluslararası gündemde oldukça önemli bir yer tutmasına sebep olmaktadır. Günümüzde ekonomik ve sosyal hayatın temel problemlerinden biri enerjinin sürdürülebilir, çevreci, verimli ve yeterli miktarda üretilerek dışa bağımlılığın azaltılmasıdır.

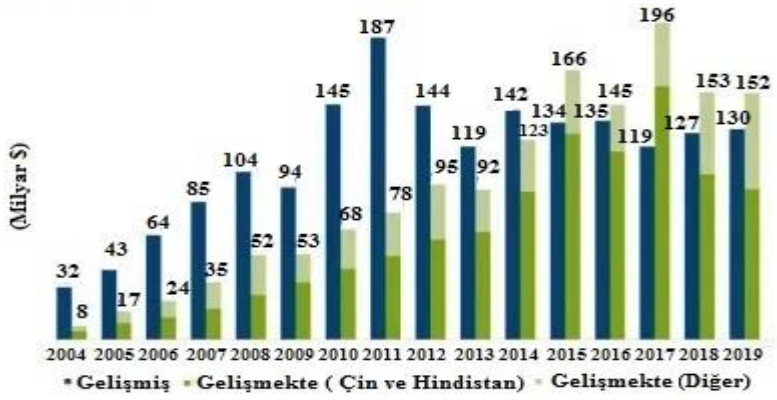
Geçmişteki insanlar günlük yaşantılarında ihtiyaç duydukları enerjiyi, odun gibi bitkileri yakarak ortaya çıkardıkları ısı, ışık vb. enerji yöntemleri geliştirerek elde etmeye çalışmışlardır. Zamanla enerjiye olan ihtiyaçların artması beraberinde üretimdeki yeni tekniklerin geliştirilmesine sebep olmuştur. İngiltere'nin 1800'lü yıllarda Buharlı makineleri üretmesi ile sanayi devrimi başlamış ve enerji çağının kapısı aralanmıştır. Daha sonra 1900' lere doğru keşfedilen ve yapısında büyük oranda hidrokarbon bulunduran petrol ile enerji sektörünün yeni yapı taşı oluşturulmuş ve kolay taşınabilir olması, yer yüzünde büyük miktarda bulunması gibi özellikleri sayesinde kömüre karşı önemli bir rakip olmasına sebep olmuştur. Doğal gaz da bu dönem içerisinde kullanılmaya başlamıştır (Ağaçbiçer, 2010: 1).

2000'li yıllara ise sanayileşme ve teknolojiye paralel olarak enerji talebimiz de artmıştır. Özellikle aydınlanma, ısınma, ulaştırma ve günlük hayatta sürekli kullandığımız cihazların çalışmasına kadar birçok alanda enerjiye ihtiyaç duymaktayız. Enerjinin vazgeçilmez yararlarının yanı sıra tasarımı, üretimi ve tüketimi aşamalarında büyük oranda çevre kirliliğine sebep olmaktadır. Yeraltı kaynaklarının ve fosil kökenli kaynakların dünyamızda homojen bir dağılıma sebep olmamasından ötürü kalkınma sürecinde olan ve gelişen sanayileşme ve teknoloji sayesinde enerji kaynakları arasında yetersiz olan ülkeler enerjiyi dışardan temin etmek zorunda kalıyor. Bu durum hem az kaynakları bulunan ülkelerde ciddi bütçe sorunlarına sebep olmakta hem de sürekli artan enerji talebi bu kaynakların da hızla tükenmesine sebep olmaktadır. Bu nedenle dünyada yenilenebilir enerji üzerine yapılan çalışmalar oldukça önem kazanmıştır.

Yapılan araştırmalara göre 2030 yılında enerji tüketimi, nüfusun, sanayileşmenin ve teknolojik gelişmelerin artmasından ötürü Türkiye'de %100, Dünyada ise %60 artmasına sebep

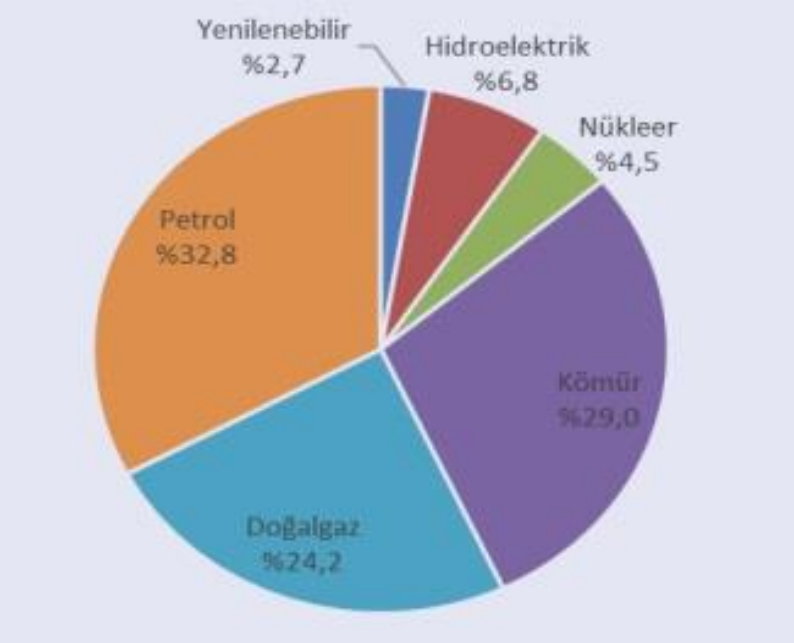
olacağı öngörülmektedir. Enerjinin ekonominin en önemli parçası olmasından ötürü ucuz, güvenilir, verimli ve sürdürülebilir kaynaklara sahip olmak son derece önemlidir. Enerji kaynakları tükenebilirlik ve çevreye etkileri açısından ikiye ayrılmaktadır. Bunlardan biri homojen olmayan, bataklıklarda oluşan kahverengi ve siyah renk tonlarında katı fosil organik kütleler olan ve dünya enerji ihtiyacının %25' inin karşılandığı kömür, organik maddelerin yeryüzünün alt katmanlarında milyonlarca yıl basınç ve ısının etkisiyle değişime uğraması ile oluşan doğal gaz, denizdeki bitki ve hayvanların çürüdükten sonraki kalıntılarının milyonlarca yıl bekledikten sonra dönüştüğü yağlı maddeler olan petrol vb. gibi kaynaklara sahip yenilenemez enerji kaynaklarıdır. Bir diğeri ise kaynağını odun atıklarından, belediye ve sanayilerin katı atıklarından, hayvan ve bitki atıklarından alan biyokütle, fosil yakıtlar ve su gibi birincil enerji kaynaklarından yararlanılarak elde edilen ve petrol yakıtlarına göre %33 daha verimli olan hidrojen, suyun potansiyel ve kinetik enerjisini kullanarak santrallerde üretilen hidroelektrik, hava kütlelerinin yer değiştirmesi sonucu oluşan rüzgar, dolaylı yada dolaysız olarak dünyadaki bütün enerji kaynaklarının oluşumuna katkıda bulunan ve tükenmez bir kaynak olan güneş vb. kaynaklara sahip yenilenebilir enerji kaynaklarıdır (Arık, 2016: 3).

Yenilenebilir enerji tanımından amaç, bu enerjisinin tekrarlanarak kısa sürede yerine konulabilmesi ve çevreye en az seviyede zarar vermesini ifade etmektedir. Günümüzde önemli bir potansiyele sahip olan yenilenebilir enerji kaynaklarının enerjiyi yenileyebilme hızının, kaynağı tüketme hızından daha yüksek bir hıza veya aynı hıza sahip olması gerekmektedir. Örneğin, fosil yakıtlar teorik olarak yenilenebilir enerji kaynağı olmalarına rağmen, yenilenme hızının tüketme hızından düşük olması sebebiyle yakın zamanda tükenmiş olacaktır. Sık kullanılmakta olan yenilenebilir enerji kaynakları; jeotermal, hidrolik, güneş ve rüzgâr enerjisinden oluşmaktadır (Arslan ve Solak, 2019: 1382). 2004 ve 2019 yılları arasında dünyada gerçekleşen yenilenebilir enerji yatırımları Şekil 1.1.'de verilmiştir (Reglobal, 2020).



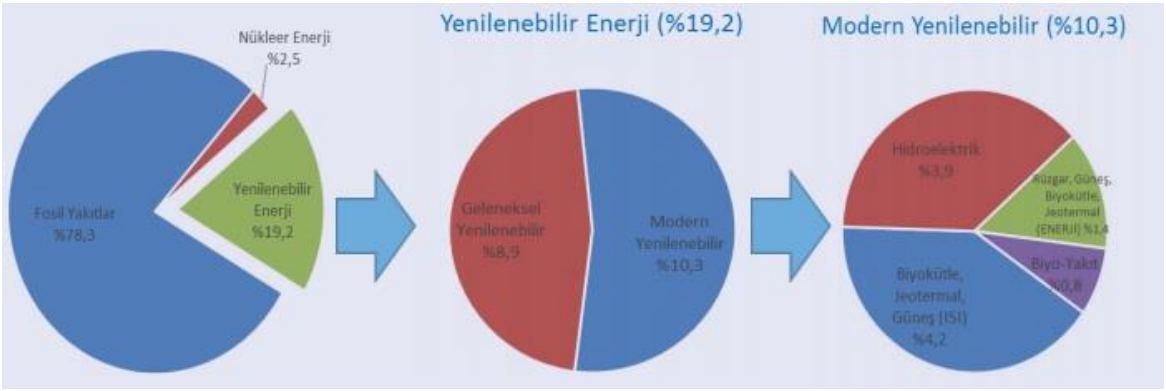
Şekil 1.1. 2004-2019 yılları arası yenilenebilir enerji yatırımları.

Birçok yenilenebilir enerji kaynakları olmasına rağmen dünya genelinde tüketilen enerji çeşitlerine bakıldığı zaman çevreye zararlı, karbondioksit salınımı yüksek petrol, kömür, doğal gaz gibi kaynaklar ilk sırayı almaktadırlar. Şekil 1.2.' de gösterildiği gibi toplam birincil enerji tüketimi içerisinde yenilenebilir enerji kaynaklarının payı %9,5' tir (Karagöl ve Kavaz 2017:8).



Şekil 1.2. Dünya'da birincil enerji tüketim oranlarının kaynak bazlı dağılımı.

2014 yılından beri küresel nihai enerji tüketiminde yenilenebilir enerjinin payı %19.2 oranında iken 2015 ve 2016 yılında artarak %20 payını aşmıştır. Küresel nihai enerji tüketiminde yenilenebilir enerji kaynakları dünyada tüketilen enerjinin beşte birini karşılamakta ve bunun %10,3'ünü modern yenilenebilir enerji kaynakları oluşturmaktadır. Şekil 1.3.' te küresel küresel nihai enerji tüketim oranlarının enerji çeşitlerine göre dağılımı verilmiştir (Karagöl ve Kavaz 2017: 9).



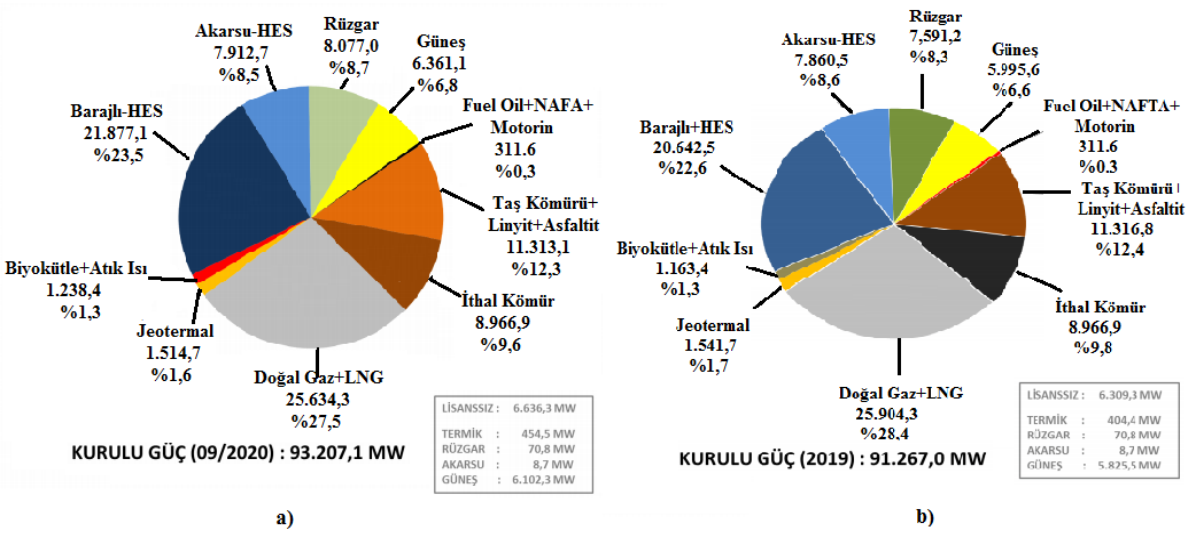
Şekil 1.3. Küresel nihai enerji tüketim oranlarının enerji çeşitlerine göre dağılımı.

Dünya genelinde fosil kökenli kaynakların kullanımı hala yüksek olsa da tüketilen enerjinin %20' si yenilenebilir enerji kaynaklarından temin edilmektedir. Türkiye' de yenilenebilir enerji üzerindeki gelişime katılarak bu alanda yenilikler yapmaktadır. Ülkemizin 2016 yılında yenilenebilir enerjiden elde edilen toplam kurulu güç yaklaşık 35GW ve toplam elektrik üretimi ise %35' tir. Ülkemizin özellikle jeotermal potansiyeliyle Dünya'da yedinci, Avrupa'da ise birinci sırada yer almasıyla yenilenebilir enerji kaynakları bakımından önemli bir yeri bulunmaktadır (Kocakuşak, 2018: 2).

ETKB' nin 2014 yılı Aralık ayında yayımlanmış olduğu "Türkiye Ulusal Yenilenebilir Enerji Eylem Planı" aşağıda Tablo 1.1.' de verilmiştir. Bu tabloya göre yenilenebilir enerji kaynaklarından elde edilen toplam elektrik üretiminin %30' a çıkacağı öngörülmektedir (Kocakuşak, 2018: 3).

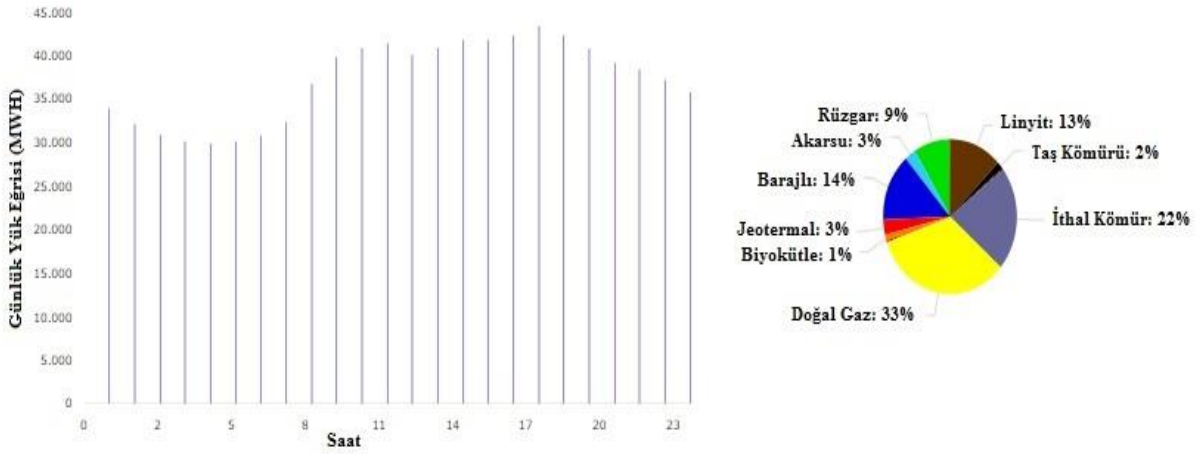
Tablo 1.1. Yenilenebilir enerji kaynarına göre kurulu güç.

	KURULU GÜÇ (MW)			ELEKTRİK ÜRETİMİ (GWh)		
Teknoloji	**2013**	**2023**	**Artış (%)**	**2013**	**2023**	**Artış (%)**
Hidrolik	22.289	34.000	53	59.420	91.800	54
Rüzgar	2.759	20.000	625	7.558	50.000	562
Jeotermal	310	1.000	223	1.364	5.100	274
Biyokütle	224	1.000	346	1.171	4.553	287
Güneş	0	5.000	-	0	8.00	-



Şekil 1.4. Türkiye'de **a)** 30 Eylül 2020 ve **b)** 2019 tarihlerine ait elektrik enerjisi kurulu gücü.

Elektrik Mühendisleri Odası, Türkiye'nin 30 Eylül 2020' de elektrik enerjisinin kurulu gücünün 93.207,1 MW olarak saptamışlardır. 30 Eylül' e ait Türkiye elektrik enerjisi kurulu gücü grafiği Şekil 1.4.a.' da ve 2019 yılına ait grafik ise Şekil 1.4.b.' de verilmiştir (EMO, 2020). Kurulu güç dağılımı grafiklerine bakıldığında yenilenebilir enerji kaynakları içerisinde değerli bir yeri olan güneş enerjisinin %2 ve rüzgar enerjisinde %4 artış olduğu görülmektedir. Şekil 1.5'te ise 01 Aralık 2020 tarihinde Türkiye'de elektrik enerjisi üretiminin günlük yük eğrisi ve kaynaklara göre günlük dağılımı verilmiştir (TEİAŞ, 2020).



Şekil 1.5. Türkiye'de 01 Aralık 2020 tarihine ait elektrik enerjisi üretiminin günlük yük eğrisi ve kaynaklara göre dağılımı.

Yenilenebilir enerji kaynaklarının oluşmasına dolaylı yönden etki eden güneş enerjisinin bol, tükenmeyen, çevreye zararlı olan, duman, kükürt, gaz, radyasyon ve karbonmonoksit gibi atıklarının olmaması, yerel de kullanılan uygulamalarda elverişli olması diğer enerji türlerine göre daha avantajlı olduğunu ve üzerinde daha çok çalışılması gereken bir konu olduğunu göstermektedir. Bu tür sistemlerin kurulum, bakım gibi maliyetlerinin oldukça yüksek olması ve elde edilecek olan enerjinin sürekli olmaması gibi dezavantajları bulunmaktadır. Bu durum göz önüne alındığında sistemlerin tesis edilmesinden önce sağlıklı, güvenilir ve kolay ulaşılabilir güneş ışınım verileri büyük bir öneme sahiptir.

1.1.Literatür Çalışmaları

Güneş ışınım verileri, güneş enerjisi sistemlerinin kurulacağı yerin belirlenmesinde ve planlanmasında kullanılan en önemli girdi parametresidir. Bu tür sistemlerin maliyetinin ve veriminin hesaplanmasında güneş ışınım verilerinin tahmini büyük rol oynamaktadır (Serttaş, 2015: 3). Literatürde güneş ışınımı tahmini yapan birçok çalışma bulunmaktadır.

Literatürde bulunan çalışmaları aşağıdaki gibi özetleyebiliriz.

Sfetsos ve Coonick (2000) çalışmalarında yatay bir yüzeye gelen saatlik ortalama küresel güneş radyasyonu tahmini için yeni bir yaklaşım geliştirmişlerdir. Geliştirdikleri yöntemde geleneksel doğrusal yöntemlere ek olarak uyarlanabilir nöro-bulanık çıkarım şemasının yanı sıra doğrusal, ileri beslemeli, tekrarlayan Elman ve Radial Basis sinir ağlarını içeren çeşitli yapay zeka tabanlı teknikler incelemişlerdir.

Deniz ve Atik (2007) Zonguldak ili için gerçekleştirdikleri çalışmalarında güneş ışınım şiddeti tahmini için hem regresyon analizi ve hem de yapay sinir ağları (YSA) yöntemi ile modeller oluşturarak hangi yöntemin daha etkin olduğunu araştırmışlardır.

Hocaoğlu vd. (2009) çalışmalarında saatlik güneş radyasyonu verilerini 2D (boyutlu) bir yüzeye montaj yaklaşımını kullanarak modellemişlerdir. Yeni benimsenen görselleştirme yaklaşımı sayesinde toplam 9 analitik yüzey modeli elde etmişlerdir. Bu analitik yüzey modellerini, ileri beslemeli Sinir Ağından (NN) elde edilen dinamik bir yüzey modeliyle karşılaştırmışlardır.

Behrang vd. (2010) çalışmalarında günlük ortalama hava sıcaklığı, yılın günü, bağıl nem, buharlaşma, güneş saatleri ve rüzgar hızı değerleri gibi parametreler ile farklı YSA teknikleri kullanılarak yatay bir yüzey üzerindeki günlük küresel güneş rasyasyonu tahmini gerçekleştirmişlerdir. YSA modellerinin doğruluğunu göstermek için ise farklı geleneksel günlük küresel güneş rasyasyonu tahmini modelleri ile bir karşılaştırma yapmışlardır.

Wu ve Chan (2011) çalışmalarında saatlik güneş radyasyonu serilerini tahmin etmek için iki faz içeren yeni bir yaklaşım kullanmışlardır. Detrending aşamasında güneş radyasyonu serisinde duran sabit olmayan eğilimi gidermek için birkaç model uygulamışlar ve bu modellerin iyiliğini değerlendirmek için ise Augmented Dickey-Fuller yöntemi uygulamışlardır. Tahmin aşamasında ise Otoregresif ve Hareketli Ortalama (ARMA) modeli, Zaman Gecikmesi Sinir Ağı (TDNN) yöntemi ve aynı zamanda ARMA ve TDNN' yi birleştiren yeni bir hibrit model uygulamışlardır.

Feng (2012) çalışmasında, Mycielski tabanlı bir model kullanmıştır. Kaydedilen saatlik güneş radyasyon verilerini bir dizi olarak düşünmüştü. Daha sonra bu verilerin son kayıt değerinden başlayarak, tarihte en benzer alt dizilim örneğini bulunmaya çalışmıştır ve Markov zinciri modelini kullanarak verilerin olasılık ilişkilerini modellemiştir.

Ramedani vd (2013) Tahran ili için gerçekleştirdikleri çalışmalarında güneş ışınım radyasyonunu tahmin etmek için farklı meteorolojik verileri birleştirerek çeşitli yapay sinir ağı

modelleri tasarlamış ve uygulamışlardır. Karşılaştırma için ise ampirik Hargreaves ve Samani denklemini kullanmışlardır.

Diagne vd. (2013) çalışmalarında güneş ışınımını tahmin etmek için kullanılan mevcut yöntemlerin derinlemesine bir incelemesini sunmuşlardır.

Junior vd. (2014) çalışmalarında, dalgacık ayrıştırma ve yapay sinir ağını birleştirerek gerçekleştirdikleri hibrit bir yöntemi, kısa vadeli küresel yatay güneş ışınımı tahmin etmek için kullanmışlardır.

Kisi (2014) çalışmasında Türkiye' nin Akdeniz Bölgesinde bulunan yedi şehrin güneş ışınımını tahmin etmek için bulanık genetik yaklaşımının yeteneğini araştırmıştır. Bir ay önceden ışınımı tahmin etmek için parametre olarak enlem, boylam, rakım ve yıl verilerini kullanmıştır. Bulanık genetik yöntemini, yapay sinir ağları (YSA) ve uyarlanabilir sinir bulanıklığı çıkarım sistemi modelleri ile karşılaştırmıştır.

Şarlak ve Güven (2016) çalışmalarında, ortalama sıcaklık, bağıl nem, güneşli gün sayısı, rüzgâr hızı, buhar basıncı gibi meteorolojik değişkenler ile Gaziantep iline ait 11 yıllık güneş ışınımı verilerini kullanarak, genetik programlama tekniği ile güneş ışınımı kestirimi yapmışlardır.

Şahan ve Okur (2016) çalışmalarında Akdeniz Bölgesine ait aylık ortalama güneş ışınım şiddetini tahmin etmek için ileri beslemeli geri yayılımlı bir yapay sinir ağı modeli kullanmışlardır. Modeli, Levenberg-Marquand geri yayılım eğitim algoritması kullanarak gerçekleştirmişlerdir.

Kılıç vd. (2016) Güneydoğu Anadolu Bölgesi için gerçekleştirdikleri çalışmalarında global güneş ışınımı ve güneşlenme sürelerinin tahmininde, üstel ağırlıklı hareketli ortalama ve üstel ağırlıklı hareketli ortalama bazlı gaussian dağılımı şeklinde iki istatistiksel yöntem kullanmışlardır.

Gul ve Çelik (2017) Tunceli ilinin aylık ortalama günlük global güneş radyasyonunu tahmin etmek için adaptif ağ tabanlı bulanık çıkarım sistemi (ANFIS) yöntemini kullanmışlardır.

Güleç ve Demirel (2017) çalışmalarında Kastamonu ili için aylık toplam güneş ışınım şiddetini yapay sinir ağları yöntemini kullanarak gerçekleştirmişlerdir. Işınım tahmininde parametre olarak aylık ortalama nispi nem, aylık açık gün sayısı, aylık ortalama sıcaklık, aylık

ortalama hava basıncı, aylık ortalama rüzgâr hızı, aylık toplam güneşlenme süresi ve aylık toplam güneş ışınım şiddeti değerlerini kullanmışlardır.

Yılmaz vd. (2017) çalışmalarında günlük güneş radyasyonunu tahminini, hava sıcaklığı ve zaman süreleri parametrelerini kullanarak, ANFIS ve Mamdani bulanık modeli yöntemleri ile gerçekleştirmiş ve karşılaştırmışlardır.

Hocaoğlu F. O. ve Serttaş F. (2017) çalışmalarında Feng J.' nin 2012 yılındaki çalışmasına benzer bir gün metodunu kullanmışlar ve bu metod ile otokorelasyon metotlarını birleştirerek kısa vadeli bir güneş ışınımı tahmini yapmışlardır.

Yeşilbudak vd. (2018) çalışmalarında, Ankara ilinin uzun dönem global güneş ışınım şiddeti, güneşlenme süresi ve hava sıcaklığı verilerini detaylı olarak analiz etmiş ve bu verilerin polinom, Gauss ve Fourier eğri uydurma metotları aracılığıyla modellemelerini yapmışlardır.

Ulutaş vd. (2018) çalışmalarında, çok katmanlı ileri beslemeli bir yapay sinir ağını gün öncesi saatlik güneş ışınımı kestirimi için tasarlamışlar ve tasarladıkları YSA' yı zaman serisinde benzerlik analizi sonucu elde edilen veriler kullanılarak eğitilmişler. Çalışmada eğitim verisi olarak Trabzon ilindeki yatay düzleme gelen toplam güneş ışınımı, bağıl nem ve sıcaklık verileri kullanmışlardır.

Prasad vd. (2018) çalışmalarında aylık güneş radyasyonunu tahmin etmek için karınca kolonisi optimizasyonu ve rastgele orman (yani MEMD-ACO-RF) ile çok aşamalı çok değişkenli bir ampirik mod ayrışması (EMD) yöntemini kullanmışlardır.

Geurmoui vd. (2020) 'de güneş radyasyonu bileşenlerinin değerlendirilmesi için literatürde üzerinde çalışılmış olan farklı hibrit modeller arasında karşılaştırmalı bir revive çalışma gerçekleştirmişlerdir. Bu alanda gelecek vaat eden potansiyeli yüksek modelleri belirlemeyi amaçlamışlardır.

1.2.Çalışmanın Amacı ve İçeriği

Günümüzde, teknolojinin hızla gelişmesi beraberinde enerji üretimi ve tüketimi arasındaki açığın da artmasına sebep olmaktadır. Uzun yıllardır kullandığımız petrol, doğalgaz, kömür gibi fosil kökenli enerji kaynaklarının çevreyi kötü etkilemesi bilim insanlarını, çevre ile uyumlu ve sınırsız olan yenilenebilir enerji kaynaklarına yönlendirmektedir. Yenilenebilir enerji kaynakları arasında oldukça değerli olan güneş enerjisi üzerine gerçekleştirilen çalışmalarda güneş ışınım şiddetinin miktarı, açısı ve yüzey durumu önemli parametreler olarak karşımıza çıkmaktadır. Bölgelere göre değişiklik gösteren güneş ışınım şiddetinin analizi ve

etkili kullanımı için farklı iklim coğrafyalarında geçmiş ışınım değerlerine bağlı, meteorolojik parametrelere bağlı ve ikisini birleştiren çeşitli yöntemler üzerine çalışılmıştır. Yapılan çalışmaların temel amacı, birçok farklı yöntem geliştirilerek mevcut çalışılan bölgenin verilerine en yakın değerlerin bulunması ve istatiksel anlamda uyumluluğun yakalanmasıdır (Kaya vd., 2019a: 761; Kaya vd., 2019b: 49).

Bu çalışmanın amacı farklı tahmin yöntemleri kullanılarak enerji çalışmalarında önemli bir yeri olan güneş ışınım şiddeti tahminini Bilecik ili için gerçekleştirmektir. Çalışmada yapay sinir ağı yöntemi, dalgacık ayrıştırması ve görgül kip ayrışımı yöntemleri ile ayrı ayrı kullanılarak iki farklı hibrit çalışma gerçekleştirilmiştir. Çalışmada YSA' ya en uygun eğitim algoritmasını belirlemek için Levenberg-Marquardt, Bayesian-Regularization ve Resilient eğitim algoritmaları kullanılmıştır.

Bu tez için gerçekleştirilen çalışmalar aşağıdaki gibi özetlenebilir;

Güneş ışınım şiddeti üzerine literatürde gerçekleştirilen çalışmalar incelenmiş ve bir bölümü tezin literatür çalışmaları bölümünde sunulmuştur.

Bilecik İli Meteoroloji Genel Müdürlüğü' nden alınan 2018 yılına ait saatlik güneş ışınım verileri ayrıntılı bir şekilde incelenmiştir. İstenilen ölçütlere uygun görülmeyen veriler hesaplamalarda kullanılmamıştır. Çalışmaya yıllık veriler aylık olarak dahil edilmiştir.

Literatürdeki yöntemler incelenmiş uygun olacağı düşünülen modeller belirlenmiş ve çalışmanın saatlik ölçekte uygulamasına karar verilmiştir.

Kullanılan modeller sonucunda elde edilen tahminler incelenmiş ve tüm tahmin modelleri tablo ve grafik halinde sunulmuştur. Model performansları hata performans metriği kullanılarak incelenmiştir.

2. GÜNEŞ ENERJİSİ

İnsanlığın başlıca ihtiyaçlarından biri arasında yer almakta olan enerji, üretim, ısınma, taşıma gibi pek çok alanda hayati bir öneme sahiptir. Geçmişte petrol, kömür gibi fosil kökenli sürdürülemeyen enerji kaynaklarından elde edilmekte olan enerjinin endüstriyel devrim sonrası kullanımının artması bu fosil kökenli kayakların hızla azalmasına ve çevre kirliliği oluşturmasına sebep olmuştur. 1970 yılından günümüze kadar bu sorunu çözmek için yenilenebilir enerji kaynaklarının kullanımı üzerine birçok çalışma gerçekleştirilmiştir.

Güneş enerjisi, ilk 1967 yılında İsveçli bilim adamı Horace tarafından inşa edilen güneş kollektörü sayesinde kullanılmaya başlamıştır. 1839 yılında Fizik Profesörü Alexander Edmond Becquerel' in fotovoltaik sistem teknolojisini başlatmıştır. Becquerel tarafından yapılan bu çalışma doğrultusunda 1873'te Charles Fritts güneş ışığını elektriğe dönüştüren ilk güneş hücresini selenyum ve altın kullanarak üretmiştir. 1900' lü yılların başında Albert Einstein "fotoelektrik etki kanunu" keşfetmiş ve ışık miktarının varlığından bahsederek fotovoltaik teknolojisine teorik bir temel sağlayan ilk kişi olarak 1921 yılında Fizik dalında Nobel Ödülü almıştır. 1946'da Russell Ohl modern fotovoltaik hücresi patentini almış. 1970' lerin sonunda çıkan Petrol krizi bilimi yeni alternatif enerji kaynakları bulmaya sürüklemiş, bu sayede fotovoltoik hücrelerle ilgili çalışmalar ve üretim hızlanmıştır.1985' te %20 verimli silisyum fotovoltaik hücreler, 1993' de %20 verimli iki-katmanlı fotovoltaik hücreler geliştirilmiştir. 2000'li yıllardan itibaren fotovoltaik verimler hızla artarak 2008 yılında National Renewable Energy Laboratory (NREL) tarafından %40,8 verimli üç-katmanlı PV hücreleri, 2009'da ise Spectrolab, %41,6 verimli üç-katmanlı PV hücreleri geliştirmiştir. 1982 yılında Kaliforniya'da ilk 1 MW kurulu güce sahip güneş enerji santrali kurulmuş ve dünya üzerindeki bu güç 1999 yılında 1000 MW' ı aşmıştır. Ülkemizde ise ilk şebeke bağlantılı güneş enerji santrali 200 kW gücünde kurulmuştur (Mert, 2016: 21).

Güneş teknolojileri, güneş ışığını doğrudan elektriğe çeviren fotovoltoik ve güneş enerjisinden ısı elde edilerek ya bu ısının doğrudan kullanıldığı ya da elektrik üretiminde kullanıldığı termal sistemler olmak üzere iki ana grupta ele alınmaktadır. Daha çok ısıtma amaçlı kullanılmakta olan güneş enerjisinin, elektrik üretiminde kullanılması için ilk kurulumu maliyetli olmaktadır. Fakat günümüzde yenilenebilir enerji kaynakları üzerine yapılan çalışmalarda sınırsız, tükenmeyen, çevre kirliliğine yol açmayan bir enerji olarak düşünüldüğünde büyük önem kazanmış durumdadır (Arık, 2016: 72; Mert, 2016: 22).

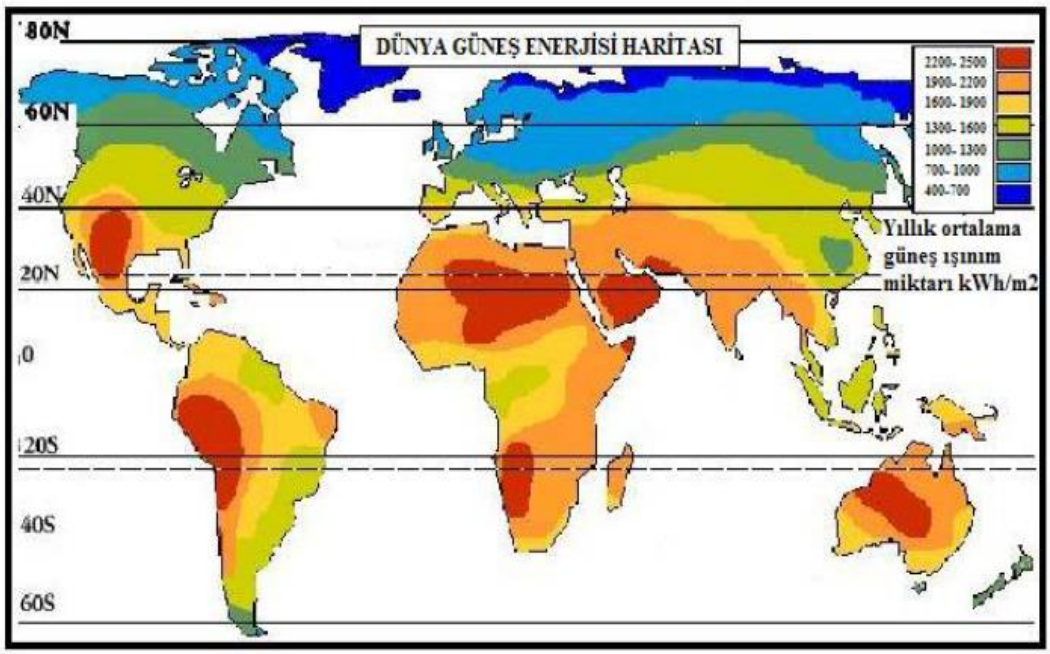
Yenilenebilir enerji kaynakları arasında oldukça değerli olan güneş enerjisinden faydalanma konusundaki çalışmalar da özellikle bu dönemde hızla artmıştır. Bu sistemler teknolojik bakımdan ilerleme gösterirken maliyet olarak gerileme göstermiş ve aynı zamanda çevreye zarar vermeyen bir enerji kaynağı olarak kendini kabullendirmiştir (Özpınar, 2007; Koşma, 2018: 1).

Güneş içerisinde bulunan maddelerin kütle çekimi ile birbirlerini çekmeleri sonucu meydana gelmekte olup çapı yaklaşık olarak 1.4 milyon kilometredir ve dünya yarıçapının yaklaşık olarak 109 katıdır. İç çevresinde çok sıcak ve yoğun gazlar bulunan güneş yeryüzünden yaklaşık olarak 151. 106 milyon km uzaklıkta bulunmaktadır. Güneşin içerisinde bulunan maddenin %84' ünü Hidrojen, %6' sını Helyum ve %0.13' ünü ise azot, karbon, oksijen gibi diğer elementler oluşturmaktadır (Ceylan, 2017: 7).

Güneş enerjisi, jeotermal enerji ve nükleer yakıtlar dışında dünyada kullanılan tüm kaynakların temelinde bulunmaktadır. Einstein' ın $E = mc^2$ ile ifade ettiği kütle kaybı sonucunda oluşan enerji, güneşten gelen ısı ve ışığı oluşturmaktadır. Güneş enerjisi, güneşin çekirdeğinde oluşan füzyon olayı (hidrojen atomlarının tepkimeye girerek helyum atomunu oluşturması) ile büyük miktarda enerji açığa çıkarması sonucu oluşmaktadır. Hidrojen atomlarının maruz kaldıkları çok yüksek sıcaklıklar sonucunda helyuma dönüşmesi sırasında Einstein' ın ifade ettiği gibi çok küçük miktarda kütle kaybı meydana gelmektedir. Güneş çekirdeğindeki sıcaklığın yaklaşık 15 milyon ˚C ve basıncın 340 milyar atm olduğu şartlarda bir saniyede neredeyse 650 milyon ton hidrojen helyuma dönüşürken, 5 milyon ton madde enerjiye dönüşmektedir. Ama ortaya çıkan bu enerjinin çok küçük bir bölümü yeryüzüne ulaşmaktadır (Ajder, 2011: 4).

2.1.Dünya' da Güneş Enerjisi

Bir günde güneşten Dünya' ya ulaşan enerji, günlük tüketilen enerjinin neredeyse 15.000 katıdır. Yeryüzüne yaklaşık 160 km mesafede bulunan atmosferin üst sınırında güneş ışınlarının yüzeye dik bir şekilde gelen ortalama güneş enerjisi yoğunluğu yaklaşık 1.37 kW/m²' dir. Ekvatorun 35° Kuzey- Güney enleminde bulunmakta olan "Dünya Güneş Kuşağı" diye adlandırılan bölge, güneş enerjisinden en iyi yararlanan bölgedir. Yıllık 2–3,5 bin saat güneş almakta iken ve güneş potansiyeli ise 3,5-7 kWh/m²/gün arasında değişim göstermektedir. Dünya'ya gelen ortalama yıllık güneş radyasyonu miktarı kurak kesimlerde 2000-2500 kWh/ m² ve üst kısımlarda bulunan enlemlerde ise 1000-1500 kWh/ m² arasında değişmektedir. Şekil 2.1.' de dünya güneş enerjisi haritası verilmektedir (Ajder, 2011: 9; Kaya vd., 2018).



Şekil 2.1. Dünya güneş enerjisi haritası.

Güneş ışınımı dünya üzerine doğrudan veya difüz radyasyon olarak ulaşmaktadır. Yatay yüzeylere gelen ortalama güneş enerjisi miktarı Ekvator (Çöl Bölgeleri)' nde 2200 $kWh/\ m^2$ ile en yüksek değere ve Kuzey Avrupa ise 800 $kWh/\ m^2$ en düşük değere sahiptir. Dünya'da belli bölgelerinde yatay yüzeylere gelen günlük ortalama güneş radyasyonu miktarları Tablo 2.1.' de gösterilmektedir (Özek, 2009: 29).

Tablo 2.1. Dünyada yıllık ortalama güneş enerjisi miktarı.

Bölge	$\boldsymbol{kWh/\ m^2}$
Kuzey Avrupa	800
Orta Avrupa	1000
Akdeniz Bölgesi	1700
Ekvator (Çöl Bölgeleri)	2200

Güneş enerjisi alanında yürütülen çalışmalar son dönemde dünya genelinde hız kazanmıştır. Bu çalışmaların en büyük sebeplerinden biri, iklimlerde meydana gelen değişimlerin ve bunun sonucunda ortaya çıkan sorunların dünya enerji sektörünü büyük bir arayışa sürüklemesidir. Tablo 2.2.' de görülmekte olduğu gibi Çin, Japonya ve Almanya, kurulu güç bakımından dünyada ilk üç sırada yer almaktadır. Kişi başına düşen kurulu güce

bakıldığında 516 MW ile Almanya ilk sırada yer alırken, Türkiye 28 MW kişi başına düşen Kurulu gücü ile 35. sırada bulunmaktadır. (Koşma, 2018: 3).

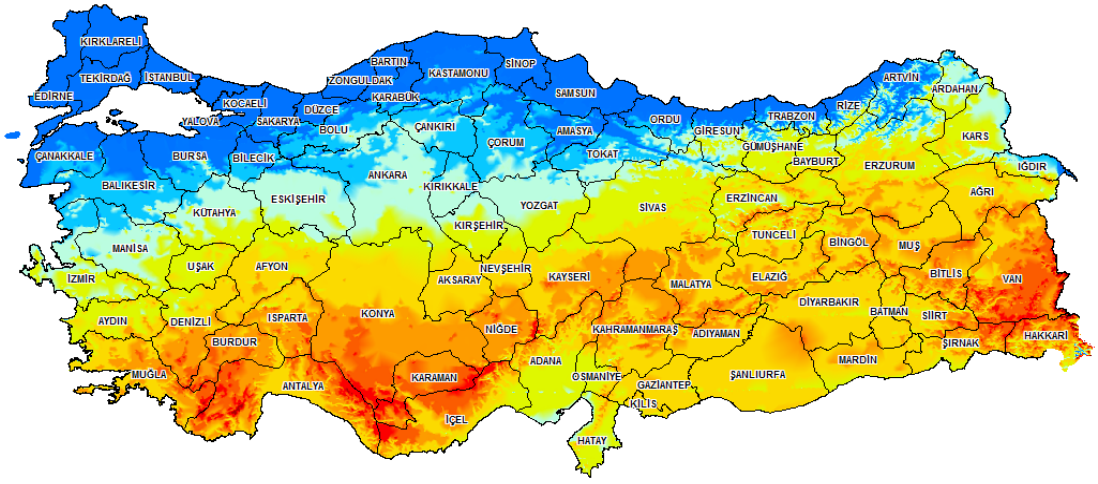
Tablo 2.2. Dünyada güneş enerjisi santrali kurulu gücü sıralaması.

Sıra	Ülke	Veri Tarihi	Kurulu Güç (MW)	Kişi Başına Kurulu Güç (MW)
1	Çin	Haziran 2017	102470	74
2	Japonya	Aralık 2016	42750	337
3	Almanya	Ekim 2017	42710	516
4	ABD	Aralık 2016	40300	124
5	İtalya	Aralık 2016	19279	318
6	Birleşik Krallık	Aralık 2016	11630	177
7	Hindistan	Aralık 2016	9010	7
8	Fransa	Aralık 2016	7130	106
9	İspanya	Temmuz 2017	6730	145
10	Avustralya	Aralık 2016	5900	240
11	Güney Kore	Aralık 2016	4350	85
12	Belçika	Aralık 2016	3422	301
13	Kanada	Aralık 2016	2715	74
14	Yunanistan	Aralık 2016	2610	242
15	Türkiye	Kasım 2017	2246	28
10	Avustralya	Aralık 2016	5900	240
11	Güney Kore	Aralık 2016	4350	85
12	Belçika	Aralık 2016	3422	301
13	Kanada	Aralık 2016	2715	74
14	Yunanistan	Aralık 2016	2610	242
15	Türkiye	Kasım 2017	2246	28

2.2.Türkiye' de Güneş Enerjisi

Dünya için oldukça önemli bir konuma gelen yenilenebilir enerji kaynakları üzerine yapılan çalışmalar günümüzde oldukça hızlanmış durumdadır. Yenilenebilir enerji kaynakları bakımından Türkiye oldukça yüksek enerji potansiyeline sahip olduğundan, son yıllarda enerji sektöründe büyük atılımlar gerçekleştirmektedir. Enerji kayaklarındaki bu potansiyel ülkemizde özellikle güneş enerjisinde ön plana çıkmaktadır. Ülkemizin yıllık güneşlenme süresi, Avrupa ve diğer dünya devletlerine göre oldukça fazladır. Güneşten yeryüzüne saniyede neredeyse 170 milyon MW enerji ulaşmaktadır. Türkiye' nin bir yılda elde ettiği enerjinin 100 milyon MW olduğu düşünülürse bir saniyede yeryüzüne gelen güneş enerjisi, Türkiye' nin enerji üretiminin yaklaşık 1. 700 katı olmaktadır. (Kaya vd., 2018).

Elektrik İşleri Etüt İdaresi (EİE)' nin, Devlet Meteoroloji İşleri Genel Müdürlüğü (DMİ)' nün elde etmiş olduğu 1966-1982 yılları güneşlenme süresi ve ışınım şiddeti ölçüm verilerini kullanarak gerçekleştirmiş oldukları çalışmaya göre, Türkiye' nin yıllık ortalama toplam güneşlenme süresinin 2640 saat (günlük toplam 7, 2 saat), toplam ışınım şiddetinin ise 1, 311 MWh/m^2–yıl (günlük toplam 3,6 $kWh/\ m^2$) olduğunu görmüşlerdir. Fakat, sonrasında yapılan çalışmalarda bu verilerin Türkiye' nin gerçek güneş enerjisi varlığından az olduğunu göstermiş ve 1992'den beri EİE ve DMİ tarafından, bu değerlerin daha doğru biçimde elde edilmesi için enerji amaçlı güneş enerjisi ölçümleri almaktadırlar. Elde edilen ölçüm çalışmaları, Türkiye' nin Güneş Enerjisi Potansiyeli Atlası (GEPA)' na göre, yıllık ortalama toplam güneşlenme süresinin 2. 737 saat (günlük toplam 7, 5 saat), yıllık toplam ışınım şiddetini ise 1. 527 $kWh/\ m^2$/yıl (günlük toplam 4, 2 $kWh/\ m^2$) olarak ölçümlenmiştir (Ceylan, 2017: 13).



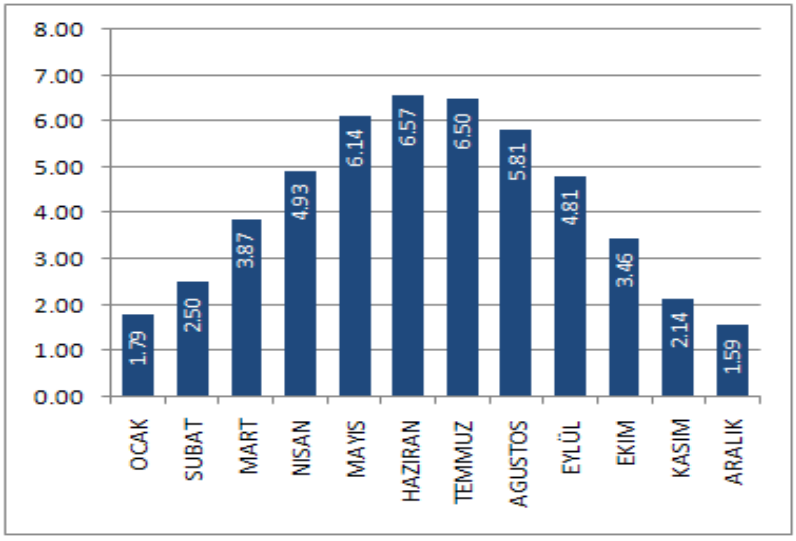
Şekil 2.2. Türkiye' nin güneş enerjisi potansiyel atlası

Türkiye'de en yüksek güneş enerjisi potansiyeline sahip bölge Güney Doğu Anadolu Bölgesi'dir. Akdeniz Bölgesi enerji potansiyeli bakımından Güney Doğu Anadolu Bölgesini takip etmekteyken potansiyelin en düşük olduğu bölge Karadeniz Bölgesidir. Şekil 2.2.' de Türkiye' nin güneş enerjisi potansiyel atlası gösterilmiştir. Tablo 2.3.' de ise yıllık güneş enerjisi potansiyelinin Türkiye'deki bölgelere göre dağılımı verilmiştir.

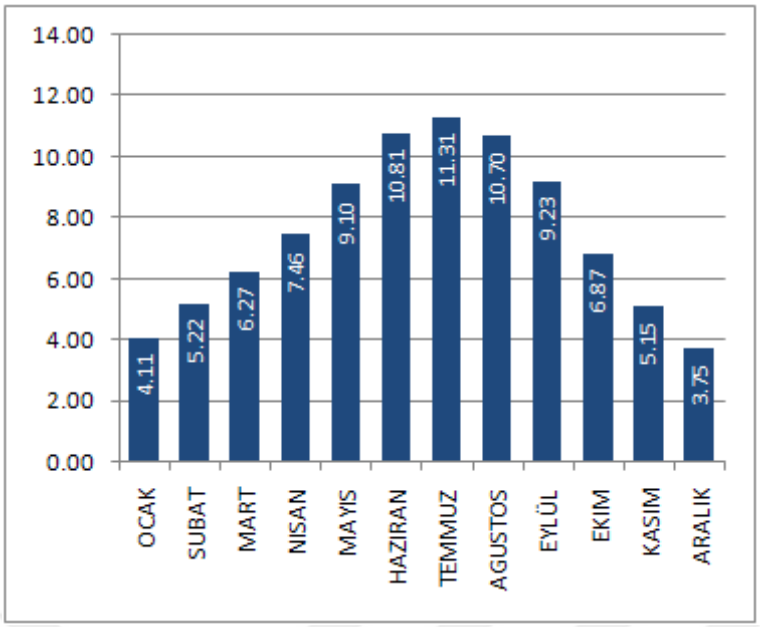
Tablo 2.3. Türkiye' nin yıllık toplam güneş enerjisi potansiyelinin bölgelere göre dağılımı.

Bölge	Toplam güneş enerjisi (kWh/m^2-yıl)	Güneşlenme süresi (saat/yıl)
Güneydoğu Anadolu	1460	2993
Akdeniz	1390	2956
Doğu Anadolu	1365	2664
İç Anadolu	1314	2628
Ege	1304	2738
Marmara	1168	2409
Karadeniz	1120	1971

. Tablo 2.3.' te Türkiye güneş enerji potansiyeli ve güneşlenme süresi değerlerinin verilmiş aşağıda olup Şekil 2.3.' te Türkiye global radyasyon değerleri ve Şekil 2.4.' te ise Türkiye güneşlenme sürelerinin grafikleri verilmiştir. Günlük güneşlenme sürelerinin en yüksek olduğu ayın temmuz, en düşük olduğu ayın aralık ayı olduğu hem Tablo 2.4'te hem de Şekil 2.4' te görülmektedir (Sayın, 2006: 26; Kaya vd., 2018; Gençoğlu, 2015: 12).



Şekil 2.3. Türkiye global radyasyon değerleri (kWh/m^2-gün).



Şekil 2.4. Türkiye güneşlenme süreleri (saat).

Tablo 2.4. Türkiye güneş enerji potansiyeli ve güneşlenme süresi.

Aylar	**Aylık Toplam Güneş Enerjisi**		**Güneşlenme süresi (saat/yıl)**
	($Kcal/cm^2$-ay)	**(kWh/m^2ay)**	
OCAK	4,45	51,75	103
ŞUBAT	5,44	63,27	115
MART	8,31	96,65	165
NİSAN	10,51	122,23	197
MAYIS	13,23	153,86	273
HAZİRAN	14,51	168,75	325
TEMMUZ	15,08	175,38	365
AĞUSTOS	13.62	158,4	343
EYLÜL	10,6	123,28	280
EKİM	7,73	89,9	214
KASIM	5,23	60,82	157
ARALIK	4,03	46,87	103
TOPLAM	112,74	1311	2640
ORTALAMA	308,0 cal/m^2-gün	3,6 kWh/m^2-gün	7,2 saat/gün

Enerji ve Tabii Kaynaklar Bakanlığı, GEPA' nın çalışmasında elde ettiği sonucu göre Türkiye' deki güneş enerji kapasitesinin yaklaşık 56.000 MW termik santral kapasitesine denk geldiğini tespit etmiştir. Bu kapasiteyi kullanmaya çalışmalar hızlandırılırsa yıllık yaklaşık 380 milyar kWh elektrik enerjisi üretmenin mümkün olduğunu belirtmişlerdir. Ülkemizde yenilenebilir enerji kaynaklarına verilen önemin daha da artması, enerji talebini karşılamak için yapılan ithalatın büyük oranda azalmasına sebep olacaktır (Ceylan, 2017: 16).

Son yıllarda güneş enerjisi üzerine yapılan çalışmalar hem Türkiye'de hem de Dünya' da büyük artış göstermiştir. Bu artış özellik yönetmeliklerde yapılan değişiklikler sayesinde gerçekleşmiştir. Güneş enerjisi istenen oranda üretim için kullanılmasa da bunun önemini bilen ülkeler dışa bağımlılığı azaltmak için yatırım maliyetini önemsemeden santrallerini kurmuş ve üreticileri desteklemişlerdir (Gençoğlu, 2015: 13).

2.3.Güneş Enerjisinin Avantaj ve Dezavantajları

Günümüzde, ısıtma-pişirme, soğutma, sıcak su elde etme, solar aydınlatma, elektrik enerjisi, elektrik üretimi, termal yöntemler gibi birçok alanda kullanılmakta olan güneş enerjisinin, diğer yenilenebilir enerji türlerine göre daha avantajlı olduğunu gösteren birkaç madde aşağıda verilmiştir (Hocaoğlu ve Serttaş, 2017; Sayın, 2006: 67).

- ✓ PV sistemleri sessiz çalışırlar ve çevreye zarar vermezler.
- ✓ Bu sistemler sigorta şirketleri tarafından sigortalanabilmektedir.
- ✓ İlk kurulumu maliyetli olmasına rağmen uzun ömürlü olması ve başka maliyetinin olmaması en önemli unsurlarıdır.
- ✓ Bakım ve onarım masrafları az ve kolaydır.
- ✓ Yakıtını güneşten aldığı için satın almaya, nakliye, dışa bağımlılık gibi masrafları yoktur.
- ✓ PV sistemlerini oluşturan birleşenlerin birçoğu taşınabilmektedir.
- ✓ Tesisat, kablolama gibi işlemlerinin elektrik kanunlarına uyma zorunluluğu olmamasından ötürü maliyetleri düşüktür.
- ✓ Enerjinin üretim ve tüketimi arasındaki mesafe kısa olduğundan kayıp oranı daha azdır.
- ✓ Bu sistemlerde üretilen elektriğin jeneratöre ihtiyaç duymadan bataryalarda depolanabilmesi sistemin maliyetini düşürmektedir.
- ✓ Yakıt ve bakım masrafından dolayı jeneratör ile karşılaştırıldığında daha düşük maliyetlidir.
- ✓ Elektrik şebekesinin bulunmadığı bölgelerde küçük birimler halinde kullanılabilirler.

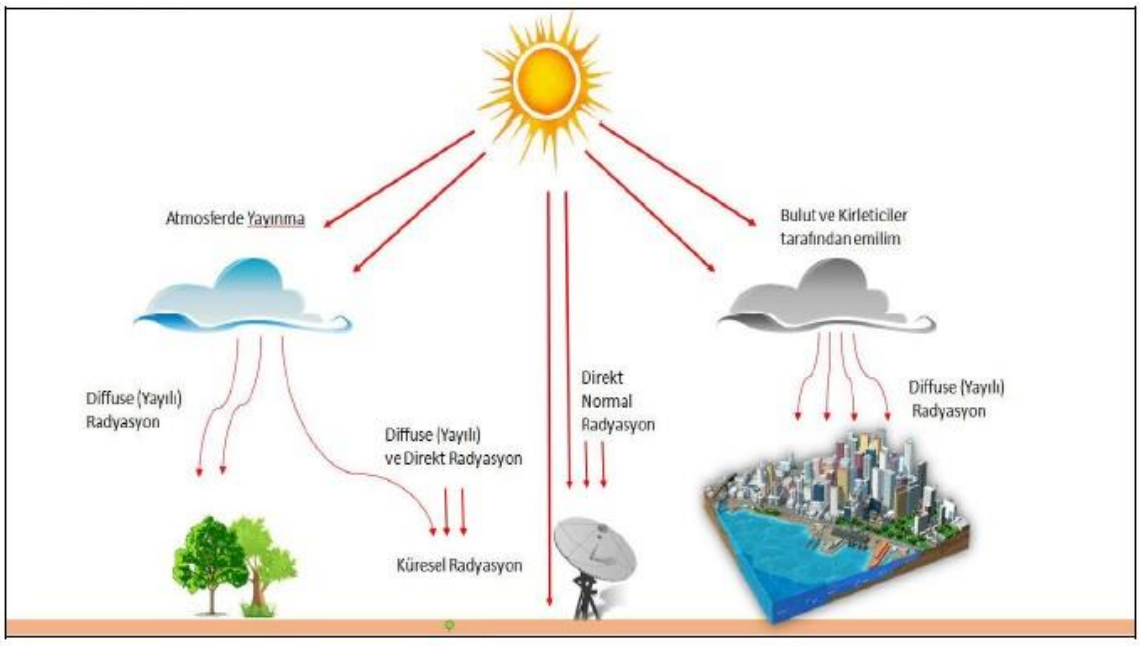
Güneş enerjisinin, diğer yenilenebilir enerji kaynaklarına göre birçok avantajı olmasına rağmen aşağıdaki gibi dezavantajları da bulunmaktadır (Hocaoğlu ve Serttaş, 2017; Sayın, 2006: 68).

- ✓ Güneş enerji sistemlerinin ilk yatırım maliyeti yüksektir.
- ✓ Şebeke bağlantısının bulunmadığı yerlerde depolanmaya ihtiyaç duymaktadırlar.
- ✓ Yüksek oranda güç isteyen motor, ısıtma gibi sistemler için ekonomik değildirler.
- ✓ Güneş enerjisi sistemleri hava değişiminden etkilenmekte ve geceleri enerji üretememektedir.
- ✓ Bu sistemlerden iyi bir verim alınabilmesi için düz bir arazide ışınıma en uygun açıda ve üzerine gölge düşmeyecek şekilde konumlandırılması gerekmektedir.
- ✓ Etrafında ışınımı engelleyecek çevresel faktörlerin bulunmaması gerekmektedir.
- ✓ Sistemin doğru akım üretmesi ve birçok alanda alternatif akımın kullanılmasından ötürü dönüştürülmesi gerekmektedir.
- ✓ Güneş enerjisini elektriğe dönüştürme oranı düşük olması hem geniş alanlara ihtiyaç duymasına hem de şebeke elektriğine göre pahalı olmasına sebep olmaktadır.
- ✓ Henüz toplum arasında pek bilinen bir sistem olmadığından olmadığından kullanım oranı düşüktür.

3. GÜNEŞ IŞINIMI VE TAHMİN ÇALIŞMALARI

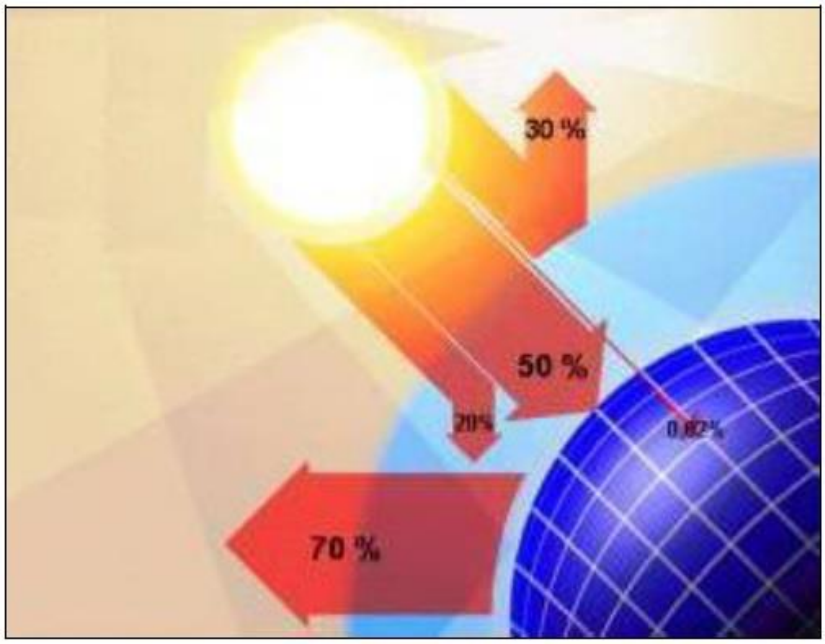
Güneş, helyum ve hidrojen gazlarından oluşan bir yıldızdır. Yer yüzüne uzaklığı 150 milyon km (± 2.6 milyon km) olup merkez sıcaklığı 20 milyon ºC, yüzey sıcaklığı 6. 000 ºC civarındadır. Güneş içerisinde bulunan hidrojenin helyuma dönüşmesi füzyon olarak adlandırılmakta ve bu reaksiyon sonucunda ortaya çıkan ısı enerjisi uzaya çeşitli dalga boylarında ışınımlar olarak yayılmaktadır. Işığın havakürede aldığı yolun uzun olması güneş ışınımlarının sadece küçük bir bölümünün atmosferin dışına ulaşmasına sebep olmaktadır. Yaklaşık 1367 W/m^2 olan bu değer güneş sabiti olarak isimlendirilir. Güneşten yeryüzüne gelen toplam ışınım, doğrudan güneşten gelen ışınım (direk ışınım) ve güneş ışınımlarının atmosferden geçerken su buharı ya da toz parçacıkları tarafından saçılması sonucu oluşan, belirli yönü ve doğrultusu olmayan (yaygın ışınım) ışınım olmak üzere iki bölüme ayrılmaktadır (Kaya vd., 2019c: 105).

Güneş ışınımı atmosfer dışı ve global olmak üzere iki temel kısımda ele alınmaktadır. Global güneş ışınımını ölçmek için güneş gözlem istasyonlarında, toplam anlık ışıma değerini ölçmek için solarimetre, dağınık ışınım şiddetini ölçmek için piranometre, toplam değişim ışınımı ve net değişim ışınımının ölçülmesinde aynı zamanda termal güneş enerjisindeki verimin değerlendirilmesinde radyometre ve güneşten doğrudan gelen güneş radyasyonunu ölçmek için ise pirhelyometre gibi farklı cihazlar kullanılarak gerçekleştirilmektedir (Serttaş, 2015: 1).



Şekil 3.1. Güneş enerjisi şematik gösterimi (Mert, 2016: 18).

Şekil 3.2'de gösterildiği gibi güneş ışınımının yaklaşık %30' u yeryüzündeki atmosferden geriye yansıtılmakta, %50' si yeryüzüne ulaşmakta, %20'si ise atmosferde ve bulutlarda tutulmaktadır. Yer yüzündeki yaşam gelen enerji miktarının yerküredeki sıcaklığı yükseltmesi ile olur. Bu ısınma rüzgâr hareketlerine, okyanus dalgalanmalarına ve en önemlisi yenilenebilir enerji kaynaklarının dolaylı ya da dolaysız olarak oluşumuna sebep olmaktadır. Yeryüzüne ulaşan tüm güneş ışınımı (%70), ısıya dönüşür ve ardından uzaya geri verilir (Mert, 2016: 18).



Şekil 3.2. Güneş ışınımın dağılımı (Mert, 2016: 19).

Güneş ışığı Dünya' nın kendi ve güneş etrafında dönmesinden ötürü yeryüzüne farklı açılarda gelmektedir. Bu sebeple PV panelleri ışınların en fazla ve en uzun geldiği açıda konumlandırılmaktadır. Güneşle ilgili bazı açıların bilinmesi hem hareketlerini takip etmek hem de konumunu belirlemek için önemlidir. Güneş ışınları düzlemin sabit veya hareketli olması, coğrafik konum, zaman dilimi, mevsim gibi etkenlere göre değişiklik göstermektedir. Güneş ışınımının panele hangi açı ile en verimli şekilde geldiğini bulabilmek için bu etkenler çok önemlidir. Güneş açılarının doğru hesaplana bilmesi için Şekil 3.3.' te gösterilen değerlerin bilinmesi gerekmektedir (Gençoğlu, 2015: 14).

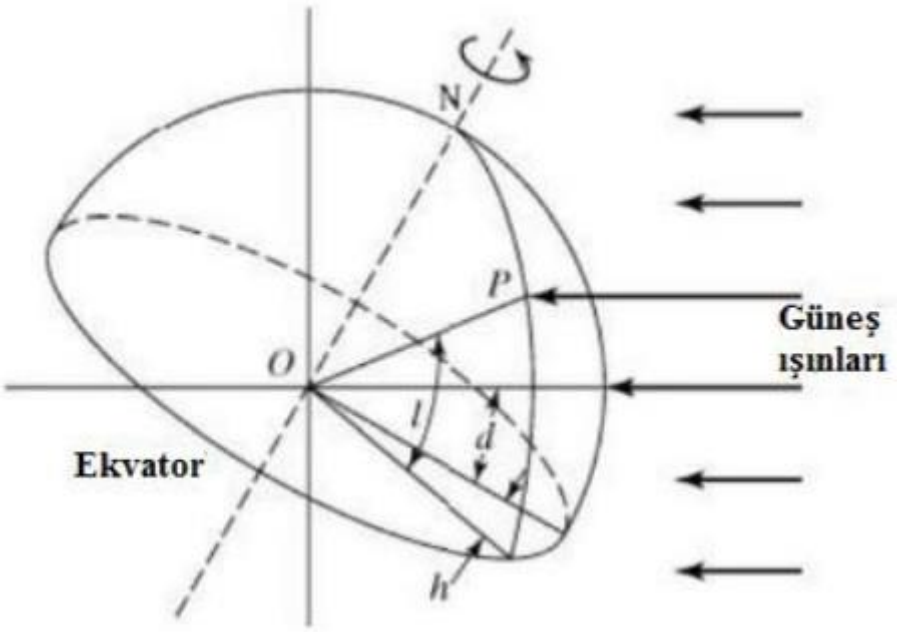
Şekil 3.3.' te gösterildiği gibi |OP| çizgisi ile ekvator arasındaki açı enlem (I) açısıdır ve ekvatorun P noktasına olan açısal uzaklığıdır. Enlem açısı -90 ile +90 arasında kürenin kuzeyinde pozitif, güneyinde negatif değer almaktadır (Gençoğlu, 2015: 14).

Saat açısı (h, T) , dünyanın merkezi ile güneşin merkezini birleştiren |OP| hattı ile dünya ekvator düzlemi arasında ölçülen açıdır. Öğleden önce negatif, öğlen 0 ve sonrasında pozitif olan saat açısı her bir saat için 15 derecelik saat açısına eşittir. Saat açısının denklemi Eşitlik 3.1.'de verilmiştir (Gençoğlu, 2015: 14).

$$h = 15(saat - 12) \tag{3.1}$$

Deklinasyon açısı, güneşin ve dünyanın merkezlerini birleştirmekte olan düzlemin ekvator hattı ile yaptığı açıya denir. Bu değer günlük değişmektedir. Yıl içerisinde değişmekte deklinasyon açısı Eşitlik 3.2'de verilmiştir. Burada 23.45 dünyanın kendi ekseni ile ekliptik (dünyanın güneş etrafında döndüğü düzlem) düzlemin normali arasındaki yaklaşık açıdır (Gençoğlu, 2015: 14).

$$d = 23.45sin[360x(284 + n)\ /365] \tag{3.2}$$



Şekil 3.3. Enlem (I), Saat (h), Deklinasyon (d) açıları

PV panellerinin konumlandırılması için istenen Şekil 3.4.' teki asıl açılar enlem, saat ve deklinasyon açısı kullanılarak aşağıdaki gibi hesaplanmaktadır.

Zenit Açısı (θ_H), P noktasının güneşin yörüngesine uzaklığı ile güneş uzaklığı arasında bulunan açıdır. 0 ile 90 derece arasında değişmekte olan bu açı Eşitlik 3.3.' te verilmiştir (Gençoğlu, 2015: 15).

$$cos\ (\theta_H)\ =\ cos\ (d).cos\ (I).cos\ (h)\ +\ \sin\ (d).sin\ (I) \tag{3.3}$$

Yükseklik Açısı (β), dikey düzlemin güneş ışını ile arasında bıraktığı ve yatay düzlemin üzerinde bulunan güneş ışınlarının projeksiyon açısına denir ve Eşitlik 3.4.' te verilmiştir (Gençoğlu, 2015: 15).

$$Sin(\beta) = (cos\,(I).cos\,(d).cos\,(h)) + (sin\,(I).sin\,(d)) \quad (3.4)$$

Azimuth Açısı ($\emptyset$), 0-360 derece arasında değişmekte olan güneş ışınının yatay projeksiyonun güney kısmında ölçülen yatay düzlemde bulunan açıdır. Eşitlik 3.5.' te verilmiştir (Gençoğlu, 2015: 15).

$$cos\,(\emptyset) = ((cos\,(d).cos\,(h).sin\,(I)) - (sin\,(d).cos\,(I))).cos\,(\beta) \quad (3.5)$$

Eşitliklerde kullanılan parametrelerin açıklamaları aşağıda verilmiştir.

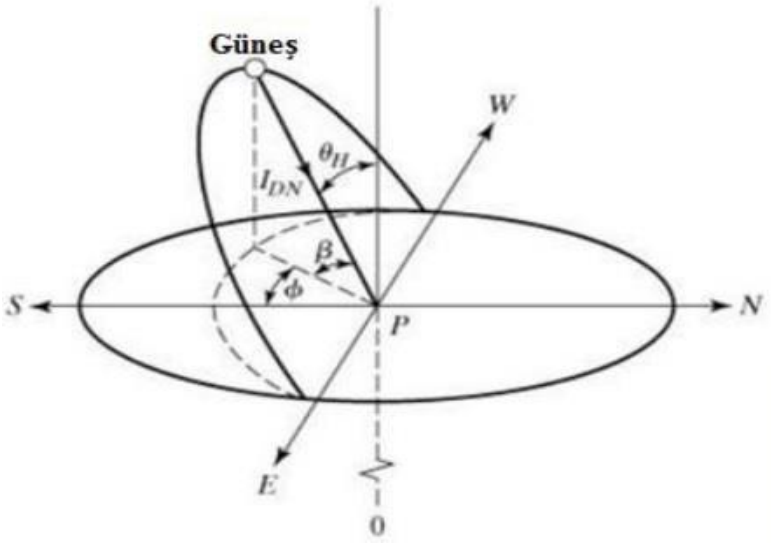
$\emptyset$: Güneyin doğusunda negatif, güneyin batısında ise pozitif olan güneş azimut açısı.

l: Kuzeyde pozitif, güneyde negatif olan enlem açısı.

d: Güneş ışınları ekvatorun kuzey kısmında pozitif, güney kısmında ise negatif olan deklinasyon açısı.

h: Öğleden önce negatif, öğlen sıfır, sonrasında ise pozitif olan saat açısı.

β: 0 ile 90 derece aralığında değişmekte olan yükseklik açısı.



Şekil 3.4. Zenith (θ_H), Yükseklik (β), Azimuth ($\emptyset$) açıları

Saatlik güneş ışınımı tahmininin, meteorolojik tahminler ve enerji sistemleri boyutlandırma gibi birçok güneş enerjisi uygulamasında büyük bir yeri bulunmaktadır. Birçok tahmin modeli kullanılarak doğru bir öngörüleme sayesinde bu tür uygulamaların verimliliğini

artırmak amaçlanmaktadır. Temel olarak, stokastik bir süreçten üretilen rassal zaman serileri olarak adlandırılmakta olan güneş ışınım verilerinin tahminlenmesi, stokastik süreçli altyapıda, doğru matematiksel modellere dayanır. Bu sebeple güneş ışınımı ölçüm işlemi ve kaydetme işleminin ardından, elde edilen ışınım değerlerinin modellenmesi oldukça önemlidir. Tahminin, matematiksel olarak verildiği modeline ve geçmişteki veri örneklerine bağlı olması, doğruluk oranı yüksek bir model kullanıldığını göstermektedir. Diğer taraftan, genelde doğrusal bir yapıda olmayan bu koşullu beklentilerin hesaplamaları yüksek değerli istatistiksel verileri kapsayan örneklerin dağılımı bilgisine ihtiyaç duymaktadır. Ölçülen ve kayıt altına alınan bu verilerin sonlu olmasından ötürü, Markov veya yapay sinir ağları, dağılımlar tahmin edilebilir veya oto-regresyon gibi ön ayarlı stokastik modellere uydurulabilmektedir (Serttaş, 2015: 1).

Güneş ışınımını doğru tahmin etmek, güneş enerjisi sistemlerinde üretimi doğru tahminlememizi sağlamakta, verimi arttırmaktadır. Literatürde pek çok çalışma, yenilenebilir enerji verileri üzerinde tahminleme yapmak için geliştirilmiştir. Bir sonraki bölümde bu alanda kullanılan tahmin yöntemleri detaylı bir şekilde ele alınmıştır (Serttaş, 2015: 2).

4. TAHMİNDE KULLANILAN YÖNTEMLER

4.1. İstatistiksel Yöntemler

İstatistiksel tahmin yöntemleri, geçmişe ait veri değerinin zaman içerisindeki durumunun açıklanması ve nedensel etkilerin araştırılması şeklinde iki şekilde ele alınır. Bunlardan ilk yöntemde zaman serileri kullanılarak analiz yapılmakta, açıklayıcı yöntem olan ikinci yöntemde ise regresyon vb. gibi teknikler kullanmaktadır (Olcan, 2015: 18).

Tahmin yöntemi uygulanmadan önce, trend, mevsimsellik, döngüsellik ve rastsallık gibi dört eleman açısından ele alınarak verideki ilişkilerin varlığının araştırılması ve seyrinin analizi gerçekleştirilir. Zaman serilerinin bazılarında birden fazla veri seyri gözlenebildiğinden bu gibi serilerde ayrıştırma yöntemleri uygulanmaktadır (Olcan, 2015: 19).

4.1.1. Zaman Serisi Analizi

Zaman serileri analizi, gelecek değerleri tahmin etmek için tahmini yapılacak değişkenin geçmiş durumlarının analizinin yapıldığı bir yöntemdir. Zaman serileri analizi temelinde gelecek dönemdeki değerin kendisine en yakın bulunan dönemdeki değere eşit olduğunu varsayar ve nedensel ilişkiler incelenmez (Olcan, 2015: 23).

4. 1. 1. 1 . Otoregresif (AR(p)) yöntem

$AR_{(p)}$ modelinde, serinin şimdi bulunan değerleri kendi geçmiş değerlerine ve beyaz gürültüye bağlı olarak değişmektedir. Y_t değeri, serinin rassal hata teriminin ve p dönem geçmiş değerlerinin ağırlıklı toplamının doğrusal fonksiyonudur.

$$Y_t = \sum_{i=1}^{p} \Phi_i Y_{t-i} + \delta + a_t \qquad (4.1)$$

Eşitlik 4.1.' verilmiş olan $AR_{(p)}$ modellinde; Y_{t-i} geçmiş gözlem değerlerini, Φ_i geçmiş gözlem değerlerine ait katsayıları, a_t ise hata terimini ve δ sabit bir değeri ifade etmektedir (Kaya vd., 2019c: 105).

4. 1. 1. 2. Hareketli ortalama (MA(q)) yöntemi

$MA_{(q)}$ modeline göre bir seri, farklı bir serinin lineer birleşimi olduğu ifade edilmektedir. Y_t değeri, serinin ortalamasının ve geriye yönelik q dönem kadar geçmiş hata terimlerinin doğrusal fonksiyonudur.

$$Y_t = \mu + a_t - \sum_{i=1}^{q} \theta_i a_{t-i} \qquad (4.2)$$

Eşitlik 4.2.' de verilmiş olan $MA_{(q)}$ modellinde; a_t ve a_{t-i} hata terimlerini, θ_i hata terimlerine ait katsayıları, μ ise sürecin ortalamasına denk gelen bir sabiti göstermektedir (Kaya vd., 2019c: 105).

4. 1. 1. 3. Otoregresif hareketli ortalama (ARMA(p, q)) yöntemi

$ARMA_{(p,q)}$ yöntemi, durağan olan stokastik sürece ait modellerin en genel hali olup, geçmiş hata terimlerinin ve geçmiş gözlemlerin doğrusal bir fonksiyondur.

$$Y_t = \sum_{i=1}^{p} \Phi_i Y_{t-i} + \delta + a_t + \theta_1 a_{t-1} - \sum_{j=2}^{q} \theta_j a_{t-j} \qquad (4.3)$$

Eşitlik 4.3.' te verilmiş olan $ARMA_{(p,q)}$ modelinde, Y_{t-i} geçmiş gözlem değerlerini, Φ_i geçmiş gözlem değerleri için katsayıları, a_t ve a_{t-i} değerleri hata terimlerini, δ bir sabit değeri, θ_i değeri hata terimleriyle alakalı katsayıları temsil etmektedir (Kaya vd., 2019c: 105).

4. 1. 1. 4. Bütünleşik otoregresif hareketli ortalama (ARIMA) yöntemi

Gerçekte serilerinin varyans ve ortalamasının zamana göre değişimesi, durağan olmayan duruma sebep olmaktadır. Durağan olmayan zaman serisinin durağanlaştırılmasında, tahmin için ARMA (p, q) yöntemleri kullanılabilir ve bu işlem fark alınması şartıyla yapılır. Zaman serisi trendinin doğrusal olması ile birinci fark serisi durağan olur. Fakat zaman serisi trendinin eğrisel olması durumunda farkların tekrar farkı alınır ve ikinci farklar serisi durağan hale getirilir. Bu sayede ifade ARIMA (p, d, q) olmaktadır (Kaya vd., 2019c: 105).

4.1.2. Regresyon Analizi

Regresyon analizinde tahmin edilecek değişkeni etkileyen değişkenler aracılığıyla tahmin yapılır. Bu modellerde nedensellik ilişkisi araştırıldığı için, tahmin edilecek veriler yetersiz olacağından birkaç değişkeni hesaba katmak gerekebilir. Regresyon analizinin temelinde bir çıktının, bir veya birçok girdiye bağlı olduğu bir fonksiyon oluşturulması hedeflenir (Olcan, 2015: 19).

Regresyon analizi lineer ve çoklu lineer yöntemler şeklinde ikiye ayrılmaktadır. Bir "y" değişkeninin bir "x" değişkenine göre değişiminin analizi lineer regresyon analizi; bir "y" değişkeninin birden fazla değişkene (x_1, x_2, x_3) göre değişiminin analizi ise lineer regresyonun çoklu analizi olarak bilinmektedir. Çoklu regresyon analizinin genel ifadesi Eşitlik 4.4.' te gösterilmektedir (Kaya vd., 2018).

$$y = a + bx_1 + cx_2 + dx_3 + \cdots \qquad (4.4.)$$

4.2. Matematiksel Yöntemler

Literatürde enerji üzerine yapılan çalışmalarda en yaygın kullanılan matematiksel optimizasyon yöntemleri aşağıdaki şekilde ele alınabilir (Ervural vd., 2016: 56).

- ✓ Doğrusal programlama modelleri: Doğrusal olan bir amaç fonksiyonun doğrusal eşitlikler ve eşitsizlikler kısıtlamaları ile optimizasyonunun yapılmasıdır.
- ✓ Doğrusal olmayan modeller: Amaç fonksiyonunun veya karar modelinin kısıtlarından en az birinin doğrusal olmadığı durumlar için geliştirilen bir modeldir.
- ✓ Karma tam sayılı modeller: Modelde bulunan değişkenlerin bir kısmı tamsayı, bir kısmı kesirli ise karma tam sayılı modelleme olarak ele alınır.
- ✓ Çok amaçlı programlama modelleri: Birden fazla amacın sistematik veya eş zamanlı olarak optimize edildiği modellere denmektedir. Mühendislik problemlerin yer alan maliyetin azaltılması, performansın artırılması, güvenirliğin artırılması gibi çoklu amaçlar artan karmaşıklıktaki enerji yönetimi problemlerinde etkin çözümler sunmaktadır.
- ✓ Aralıklı doğrusal programlama: Model katsayılarının tamamının veya bir bölümünün kapalı reel sayı aralıkları olarak verilmesi durumunda kullanılan bir yöntemdir.
- ✓ Pareto optimizasyon yaklaşımlar: Amacın birden fazla olduğu problemlerde baskın ve baskın olmayan çözümleri seçim şemasının pareto optimalliğine dayandırarak çözüm sunan yaklaşımlardır (Ervural vd., 2016: 56).

4.3.Sezgisel Yöntemler

Optimal çözümü garanti etmeyen sezgisel yöntemler, genellikle gerçek zamanlı uygulamalarda, büyük ölçekli problemlerde yoğun hesaplama gerektiğinde ve çözüm zamanı açısından bir sorun olduğunda tercih edilen optimizasyon yöntemleridir. Sezgisel yöntemler bu çalışmaların yanında optimal çözümlerin sınırlarını hesaplamak adına, dal ve sınır çözüm yönteminde kullanılmaktadır (Ervural vd., 2016: 57).

4.3.1. Genetik Algoritma

Doğal seçim prensiplerine dayanmakta olan optimizasyon yöntemlerinden genetik algoritmalar, mekanik öğrenme, çizelgeleme, hücresel üretim, fonksiyon optimizasyonu, tasarım, gibi alanlarda kullanılmaktadır. Genetik algoritmalar geleneksel optimizasyon yöntemlerine göre farklılık göstermektedirler. Olasılık şartlarına göre çalışan genetik algoritmaların sadece amaç fonksiyonuna ihtiyaç duymaları, çözüm uzayının belli bir bölümünü taramaları, parametre kümesini değil kodlanmış biçimlerini kullanmaları gibi

özellikleri sayesinde etkin bir arama yaparak diğerlerine kıyasla daha kısa bir sürede çözüme ulaşırlar. Genetik algoritmaları geleneksek yöntemlerden farklı kılan başka bir değerli yönü ise çözümlerden oluşmakta olan popülasyonu eş zamanlı olarak incelemek ve bu sayede yerel en iyi çözümlere takılmamalarıdır (Emel ve Taşkın, 2002: 130).

Bir arama ve optimizasyon yöntemi olan genetik algoritmaların çalışma süreci bu şekilde açıklanabilir (Emel ve Taşkın, 2002: 132):

- ✓ Arama uzayında bulunan ve mümkün olan tüm çözümler dizi şeklinde kodlanır.
- ✓ Genelde rastsal olan bir çözüm kümesi seçilir ve başlangıç popülasyonu elde edilir.
- ✓ Dizilerin çözüm kalitesi her dizi adına bir tane uygunluk değeri hesaplanarak belirlenir.
- ✓ Belirli olan olasılık değerine bağlı bir grup dizi rastsal olarak seçilerek çoğalma adımı gerçekleştirilir.
- ✓ Elde edilen yeni verilerin uygunluk değeri hesaplanır, daha sonra bu değer çaprazlama ve mutasyon işlemlerine bağlı tutulur.
- ✓ Daha önce belirlenmiş olan kuşak sayısı boyunca üstteki adımlar devam ettirilir.
- ✓ İşlem, iterasyonun belirlenen kuşak sayısına ulaşmasıyla sona erer ve amaç fonksiyonuna bağlı en doğru dizi seçilir.

4.3.2. Tavlama Benzetimi

Kombinatoryal optimizasyon problemlerini tavlama prosesine benzeterek çözen tavlama benzetimi, fiziksel tavlamayı temel almakta olan sezgisel bir optimizasyon yöntemidir. Tavlama benzetimi: termodinamik bir dengede verilmekte olan E enerjisinde sistemdeki başarı olasılığı ve Metropolis algoritması olarak adlandırılan önceden verilen bir ısıda, sistemin termodinamik yapıdaki dengesinin değerlendirildiği simülasyonda kullanılabildiği bir yaklaşım olmak üzere istatistiksel fiziğin iki yaklaşımını temel almaktadır. Bir kontrol parametresi sistemin ısısını taklit etmek için girilir ve taklit edilen ısıyla kabul edilebilecek düzeyde enerji durumlarının sayısı kontrol edilmektedir. Daha sonra bu ısı aşama aşama düşürülmesi ile yerel optimal olan çözümlerin bulunması sağlanır. Sistem için mümkün görülen çözüm değeri, sistemdeki kesin olan bir durumuna benzetilir, enerji, minimizasyon problemlerinde amaç fonksiyon değerine benzetilir ve son çözüm ise sistemin soğumuş olan temeldeki durumuna benzetilir (Çakar ve Özer, 2015: 36).

Tavlama benzetimi bir başlangıç çözümü ile başlar (A), Başlangıç sıcaklığı (T), ve iterasyon sayısı (C). Sıcaklık sayesinde, hesaplanan çözümlerin kabul olasılığı kontrol edilir. Çözüm değerine ulaşılana kadar iterasyon sayesinde kaç tekrar yapmamız gerektiği belirlenir.

T ve C temel alınarak yeni bir komşu çözüm (N) üretilir. Bu komşu çözümün (N) istenilen çözüm olarak görülebilmesi, amaç fonksiyonunda düzelme gözlenmesiyle sağlanır. eD/T yi referans olmakta olan olasılık karşılaştırması istenilen gibi çıkarsa, amaç fonksiyonunda bir iyileşme gözlemlenmese bile kötü değerli çözüm temel alınarak yeni komşu alternatif çözümler üretilir. Algoritmanın alışması, elde edilen iyi çözüm belirli bir sayıda tekrarlanırsa durdurulur (Çakar ve Özer, 2015: 36).

4.3.3. Karınca Kolonisi Algoritması

Karınca Koloni Algoritması karıncaların davranışlarından esinlenerek oluşturulan bir algoritmadır. Karınca kolonilerindeki davranışlar net olarak modellenemediğinden ötürü yapay karınca kolonileri bir optimizasyon olarak değerlendirilmiştir. Bu sebeple önerilmekte olan algoritma gerçek karıncalardan biraz farklı olup yapay karıncalar belirli bir hafızaya sahipken gerçek karıncalar bu özelliğe sahip değildir. Aynı zamanda karınca algoritması zorlu problemlerin dağıtılmakta olan çözümüne bir yaklaşım olarak da açıklanabilmektedir. Karınca Koloni Algoritmasında rota seçim olasılığı ve feremon buharlaşma hızı olmak üzere iki ana sorun bulunmaktadır. Bu problemleri çözmenin birkaç yolu bulunmasına rağmen halen araştırma konusu olmaktadır (Gangal, 2015: 22).

4.3.4. Değişken Komşu Arama

Tek çözüme dayanan değişken Komşu Arama yöntemi, statik amaç fonksiyonu kullanan, çeşitli komşuluk yapısına dayalı bir optimizasyon metodudur. Arama aşamasında kullanılmakta olan komşuluk yapılarının programlı bir şekilde değiştirilmesi esasına dayanan değişken komşu arama algoritması, kombinatoryal ve global optimizasyon problemlerini çözmeyi amaçlayan kolay ve etkili bir sezgiseldir (Durak, 2012: 20).

4.3.5. Tabu Arama Algoritması

Tabu arama incelenmiş noktalar olmadığında her bir çözümü araştırmakta olan bir süreç olduğundan, yerel minimum değerinden uzaklaşarak ve yeni bir çözüm uzayının araştırılması ile istenilen çözüme ulaşılabilmektedir. Algoritma yerel minimum değerine doğru harekete başladığında, sistem bir yada birden fazla tabu değerini hafızasında tutarak önceden yapmış olduğu hareketlere tekrar dönüşü engeller. Eğer tabu listesinde yer alan bir çözümle bir komşu çözüm adayı aynı olursa bu çözüm değerlendirmeye alınmaz. Tabu listesi, her bir döngünün en iyi çözüm değerini almakta ve listenin tamamlandığı durumlarda listedenin ilk kayıt değeri atılıp, yeni elde edilen çözümler listenin sonuna alınarak oluşturulur. Tabu Listesi ilk en iyi

çözüme sahip kümenin hafızaya alınmasıyla oluşturulur ve bunu oluşturmanın püf noktası çeşitli filtreli işlemlerden geçirilerek giriş değerleri elde edilmesidir (Tosun vd., 2012: 18).

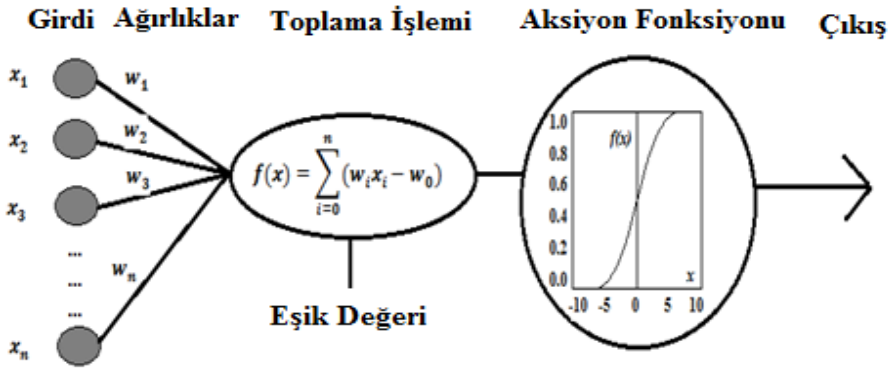
4.3.6. Parçacık Sürü Optimizasyonu

Parçacık Sürü Optimizasyonu, sürü halindeki kuşların birbirleriyle yiyecek bulma, avcılardan korunma gibi çeşitli nedenlerden dolayı ilişkilerini bilgi paylaşımına dayandırdığı sosyolojik temelli bir algoritmadır. Bu algoritmada, her bir kuş bir bireyi ve bu bireylerin toplamı da sürüyü temsil etmektedir. Bunun sebebi hangi kuşun en iyi konum bilgisine sahip olduğu diğer kuşlara bildirip topluca en iyi çözüm etrafında değişkenlerin (kuş) toplanmasını sağlamaktır. Her bir kuş önceki bilgilerinden yararlanarak kendi pozisyonunu sürüdeki en iyi pozisyona göre ayarlar. Burada, her bir parçacığın (kuş) uygunluk fonksiyonu değerlerine göre hesaplanarak en iyi konum belirlenir. Kuşların hız ve konum bilgileri her bir adımda tüm parçacıkların en iyi konumu ve o parçacığın en iyi çözümü göz önünde bulundurulup hem rastgele hem de matematiksel olarak hazırlanan algoritmalar ile hesaplanır ve bu değerler saklanır (Karadeniz ve Eker, 2016: 264).

4.4. Yapay Sinir Ağları (YSA)

Bir veri işleme tekniği olan YSA, insan beyninin sinir ağlarına benzer bazı performans özelliklerini içererek, beynin çalışma prensibinden esinlenilerek ortaya çıkarılmış. Genellikle verilerin arasında bulunan ilişkilerin çok karmaşık ve doğrusal olmadığı şartlarda kullanılan YSA' lar, sonsuz değişken ile çalışabilme, genelleme yapabilme, veriden öğrenebilme vb. birçok değerli seçeneğe sahiptir. (Kaya vd., 2019d: 757)

YSA' ların temel yapı birimi olan yapay sinir hücresinin genel olarak giriş çıkış yapısı, girdiler (x_i), toplam fonksiyonu, ağırlıklar (w_i), aktivasyon fonksiyonu ve çıkış olmak üzere 5 temel aşamadan oluşmaktadır. Bu ana bileşenler Şekil 4.1.' de gösterilmektedir (Kaya vd., 2019d: 757).



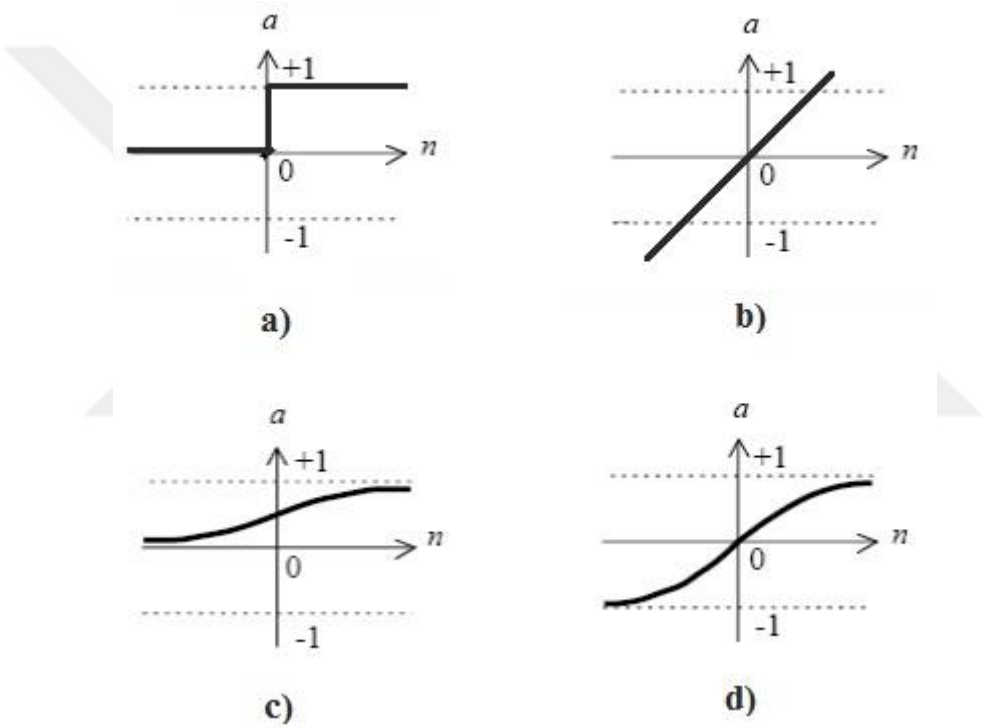
Şekil 4.1. Yapay sinir hücresi.

$$\text{Çıkış } = f(W.X + W_0) \quad (4.5)$$

$$\text{net} = \sum_{i=0}^{n}(W_i X_i - W_0) \quad (4.6)$$

$$\text{Çıkış} = f(\text{net}) \quad (4.7)$$

Buradaki W ağırlıklar matrisi, X girişler matrisi, n giriş sayısı, W_0 bias veya aktivasyon fonksiyonunun eşik değeri olarak adlandırılmakta olan bir sabit, f ise aktivasyon fonksiyonudur. Giriş verileri ağırlık aracılığıyla girişin etkisini belirleyerek nöronlara bağlanır. Daha sonra toplam fonksiyonu sayesinde net giriş hesaplanır ve ardından aktivasyon fonksiyonu ile nöron çıkışının verildiği net çıkışı hesaplanır. Aktivasyon fonksiyonunun birçok tipi mevcuttur, aşağıda bunlardan en yaygın kullanılanları verilmiştir (Özpınar, 2007: 26).



Şekil 4.2. a) Eşik aktivasyon fonksiyonu **b)** Doğrusal aktivasyon fonksiyonu **c)** Logaritma sigmoid transfer fonksiyonu **d)** Hiperbolik tanjant aktivasyon fonksiyonu.

Şekil 4.2.a.' da gösterilmekte olan eşik aktivasyon fonksiyonu, net çıkışında net değeri sıfırdan küçükse 0, sıfırdan daha büyük ise +1 değeri verir. Signum aktivasyon fonksiyonu ise eşik aktivasyon fonksiyonunun –1 ile +1 arasında değişmesidir (Özpınar, 2007: 26).

Şekil 4.2.b.' de gösterilmekte olan doğrusal aktivasyon fonksiyonunun çıkışı girişine eşittir. Eşitlik 4.8.' deki gibi ifade edilmektedir (Özpınar, 2007: 27).

$$f(x) = x \quad (4.8)$$

Şekil 4.2.c. ‘de gösterilmekte olan logaritma sigmoid transfer fonksiyonu lineer olmayan türevi alınan bir yöntemdir. Eşitlik 4.9’ daki gibi ifade edilmekte ve bu fonksiyonda β eğim sabitidir (Özpınar, 2007: 27).

$$f(x) = \text{lojistik}(x) = \frac{1}{1+\exp(-\beta x)} \qquad (4.9)$$

Şekil 4.2.d. ‘de gösterilmekte olan hiperbolik tanjant aktivasyon fonksiyonu ise lineer türevi alınabilen lineer olmayan bir fonksiyondur. Logaritma sigmoid transfer fonksiyonuna benzemekte olan bu fonksiyon +1 ile –1 arasında çıkış değerleri üretmektedir. Eşitlik 4.10’ daki gibi ifade edilmektedir (Özpınar, 2007: 28).

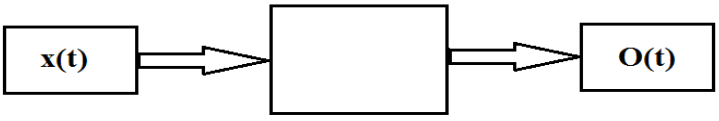
$$f(x) = \tanh(x) = \frac{e^{x}-e^{-x}}{e^{x}+e^{-x}} \qquad (4.10)$$

Eğitim ve test olmak üzere iki aşamada gerçekleştirilen YSA’ ların eğitim aşaması ilk aşama olup eldeki veriler kullanılarak sağlanmaktadır. Daha sonra gerçekleşen test aşaması ise, ilk aşamada kullanılmayan verilerle sağlanmaktadır. Yapı ve matematik yönünden birbirlerinden farklılık göstermekte olan YSA’ lar, genellikle giriş, çıkış ve gizli olacak şekilde üç katmandan meydana gelmektedirler. Girişteki veri sayısı, giriş hücre sayısını, çıkıştan alınan bilgi sayısı, çıkış hücre sayısını vermekte ve gizli hücre sayısı ise, genellikle deneme yoluyla bulunmaktadır. YSA’ ların eğitilmeleri için kullanılmakta algoritmalar ve hücrenin çıkışında kullanılmakta olan aktivasyon fonksiyonundaki değişiklikler matematiksel farklılıkları oluşturmaktadır (Kaya vd., 2019d: 757).

4.4.1. Yapay Sinir Ağları Modelleri

Tek yönlü sinyal akışını kullanmakta olan yapay sinir ağları en kolay ve en umumi modelleridir. Yapay sinir ağı modelleri Şekil 4.3.’ te ve Şekil 4.4.’ te verilmekte olan ileri beslemeli yapay sinir ağları ve geri beslemeli yapay sinir ağları olmak üzere iki grupta ele alınmaktadır.

İleri beslemeli yapay sinir ağlarında sistem girişten çıkışa doğru ilerler ve gecikmeler yoktur. Öğreticiden gelen çıkış değeriyle, yapay sinir ağları sonucu elde edilen çıkış değerleri karşılaştırılıp bir hata sinyal değerine ulaşılarak ağın ağırlıkları güncellenir (Özpınar, 2007: 28).

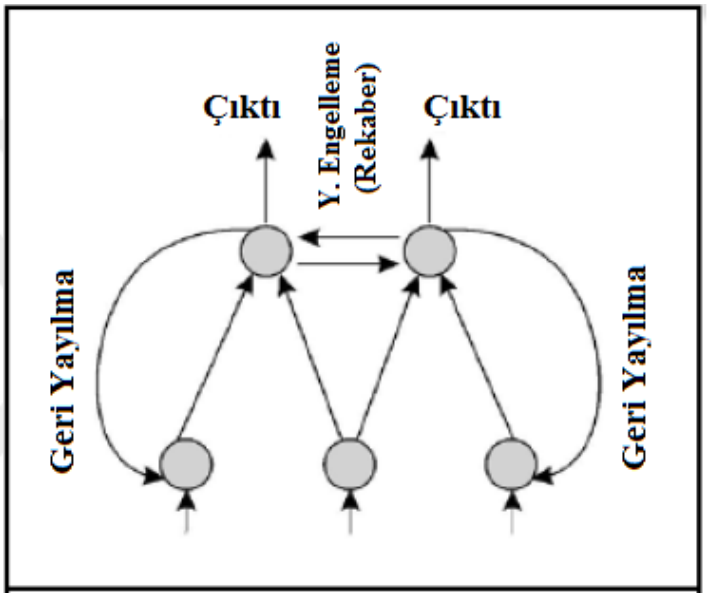


Şekil 4.3. İleri beslemeli yapı.

Çıkışlar değeri giriş değerine bağlanılarak oluşturulan ileri beslemeli bir ağdan elde edilen geri beslemeli yapay sinir ağlarında ise kontrol çalışmalarına benzer şekilde gecikmeler söz konusudur. Ağın eğer t anındaki çıkışı $o(t)$ ise, $t + \Delta$ anındaki çıkışı $o(t + \Delta)$ olur. Δ sabiti sembolik anlamda bir gecikme süresidir. İleri beslemeli yapay sinir ağları , $t + \Delta$ anındaki çıkışı şöyle yazılabilir:

$$o(t + \Delta) = f\,[W.o(t)] \qquad (4.11)$$

Şekil 4.3.' te gösterilmekte olan bu formülde önemli olan nokta başlangıç anında $x(t)$' ye ihtiyaç duyulur ve başlangıç anında $o(0) = x(0)$' dır (Özpınar, 2007: 29).



Şekil 4.4. Geri beslemeli yapı.

4.4.2. Yapay Sinir Ağlarının Eğitilmesi

Yapay sinir ağlarının öğrenme aşamasında, girişler aynı dış ortamdan vücudun herhangi bir organıyla sinyallerin alınması gibi alınır, bu girişler yapay sinir ağında aktivasyon fonksiyonundan geçirilerek bir tepki çıkışı üretilir ve önceden belirlenen çıkışla karşılaştırılarak hata değeri saptanır. Birçok farklı öğrenme algoritmaları kullanılarak hata değeri düşürülerek gerçek çıkış değerine yaklaşmaya çalışılır. Çalışma boyunca yapay sinir ağı ağırlıkları her bir çevrimde yenilenerek dışardan verilen bir değer olan amaca ulaşılmaya çalışılır. Eğer yapay sinir ağı verilen giriş çıkış değerlerine göre istenilen durumda ise ağırlık değerleri saklanır. Öğrenme ise ağırlıkların sürekli yenilenip beklenen değere ulaşılana kadar geçen zamanına denmektedir. Yapay sinir ağı öğrenme adımını tamamladıktan sonra daha önce verilmeyen girişler verir ve sinir ağı çıkışıyla gerçek çıkış yaklaşımı incelenir. Eğer yeni verilen verilerde doğru yaklaşım elde ediliyorsa sinir ağı işi öğrenmiştir, fakat sinir ağına verilen veri sayısı

optimum değerden fazla ise sinir ağı işi öğrenmemiş ezberlemiştir. Genelde eldeki verilerin yüzde yetmişi ağa verilip ağ eğitilir, daha sonra geri kalan otuzluk kısımile ağ test edilir (Özpınar, 2007: 29).

4.4.3. Yapay Sinir Ağlarında Öğrenme Algoritmaları

Eğiticili, eğiticisiz ve takviyeli olmak üzere üç grupta ele alınan öğrenme algoritmaları uzun yıllardır geliştirilmektedir. En popüler öğrenme algoritmaları Bayesian-Regularization (BR) ve Resilient (RP)' in içinde bulunduğu Geri Yayınım Algoritmaları (GYA) ve Levenberg-Marquardt (LM) algoritmasıdır (Özpınar, 2007: 30).

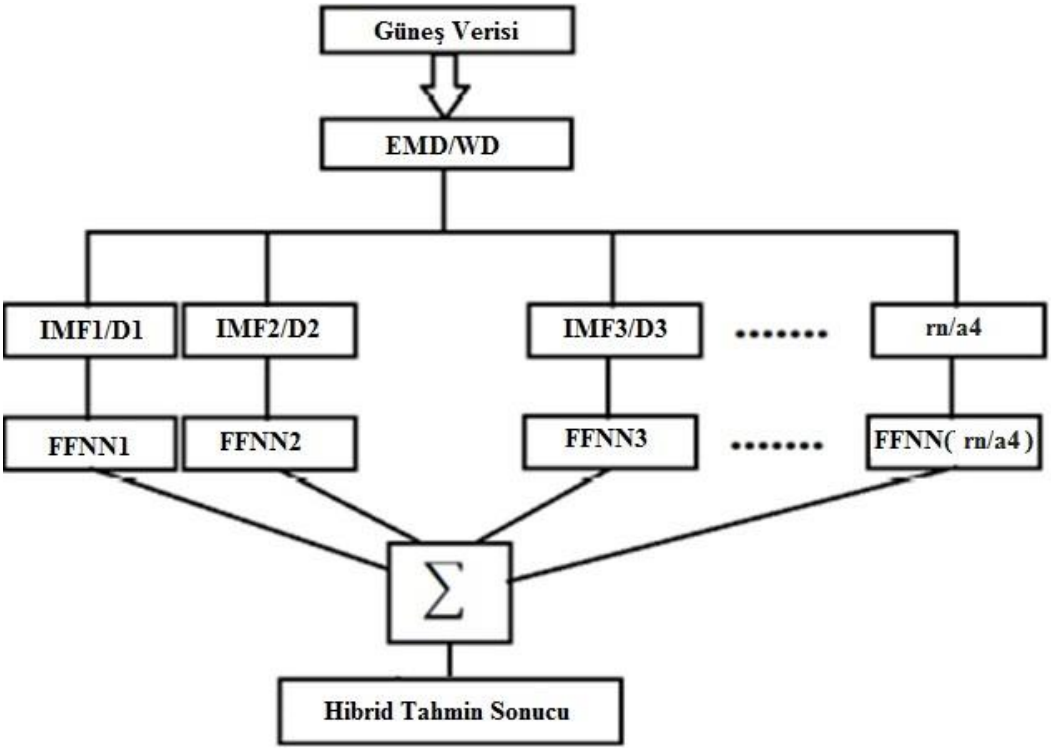
GYA, sinir ağının eğiticili olarak adlandırıldığı gruba giren genel bir algoritmadır. Bu algoritmada giriş-çıkış arasında bulunan hata sinyali ile ağırlık değerleri güncellenmektedir (Özpınar, 2007: 30).

Minimumu araştırma metotlarının ikincisi olan LM öğrenme algoritması her iterasyon aşamasında hata yüzeyine parabolik şekilde yaklaşmakta ve o adıma ait çözüm değerini parabolün minimumu oluşturmaktadır (Özpınar, 2007: 33).

GYA çok kullanılmasına rağmen sonuca yavaş bir şekilde yaklaşmakta ve lokal minimuma yakalanma riski olması gibi bazı dezavantajları bulunmaktadır. Sonuç olarak, geri yayınım, bir adım düşme algoritmasıyken, LM algoritması Newton yönteminin hızı ve adım düşme yönteminin güvenilirliğinin birlikte kullanıldığı bir algoritmadır. LM algoritması çok hızlı bir şekilde çözüm elde etmekte ve çok daha fazla belleğe ihtiyaç duymaktadır. Geri yayılım algoritması ise sonuca yavaş ulaşmakta ve daha az belleğe ihtiyaç duymaktadır (Özpınar, 2007: 33).

5. AKILLI HİBRİT YAKLAŞIMLAR

Literetür incelendiğinde birçok akıllı hibrit yaklaşım yönteminin güneş ışınım şiddetini tahmin etmek için kullanıldığı görülmektedir. Bu çalışma için önerilen hibrit akıllı yaklaşım yöntemleri aşağıda detaylı bir şekilde incelenmiştir. Tez çalışmasında kullanılan hibrit akış şeması Şekil 5.1.'de verilmiştir.



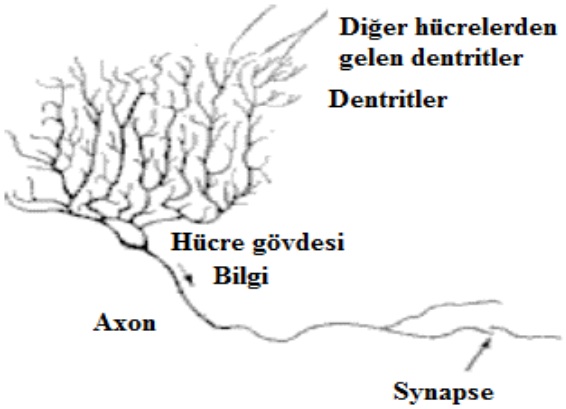
Şekil 5.1. Tez çalışmasında kullanılan hibrit akış şeması.

5.1. İleri Beslemeli Geri Yayılımlı Yapay Sinir Ağı (FFNN)

İnsan beyninin çalışma mekanizmasını taklit eden ve mantıksal bir programlama tekniği olan yapay sinir ağları, bilgisayar ortamında beynin yaptığı öğrenme, karar verme gibi işlemleri gerçekleştirebilen bir tür algoritma olarak tanımlanmaktadır. Zaman serisi analizlerinde kullanılmakta olan birçok yöntemde değişkenler arasında lineer ilişkiler olduğu kabul edilse de gerçekte bu değerler arasındaki ilişki lineer olmamaktadır. Bu şekilde lineer olamayan değişkenlerin analizi ve tahmini zor olduğundan birçok çalışmada YSA gibi lineer olmayan modeller zaman serisi analizinde kullanılmaktadır.

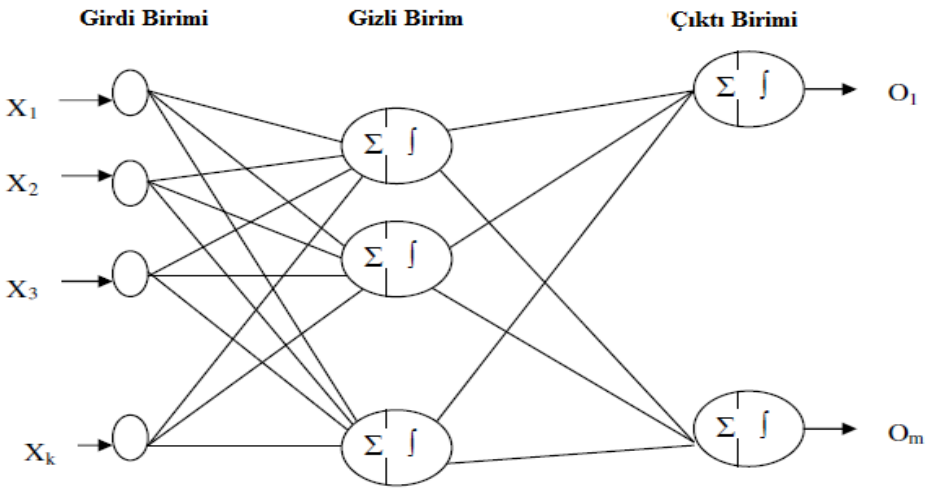
Şekil 5.2.' de görüldüğü gibi insan beyninin çalışma sistemine benzer şekilde işlem gerçekleştirmekte olan YSA' nın girişleri olarak görev yapmakta olan nöronlar beyinde dentritlere, hücre çıkışı olarak adlandırdığımız diğer hücrelere bilgiyi aktaran bölümler ise aksonlara benzetilmiştir. Beyinde bu iki bölüm arasında bulunan bağlantıyı sinapslar

sağlamaktadır. YSA' da ise dışardan bilgiyi alıp girdi tabakasını oluşturmakta olan hücreler ve bu hücrelerden bilgiyi alıp işlemekte olan bir ara hücre tabakası bulunmaktadır. Bir sinir sistemi bağlantısı ile bu ara tabaka hücrelerinden çıkan bilgiler çıkış tabakasındaki hücrelere taşınmaktadır (Partal, 2007: 19).



Şekil 5.2. İnsan beyni sinir hücresi ve bileşenleri.

Literatürde en çok kullanılmakta olan ileriye beslemeli geriye yayılımlı yapay sinir ağları (FFNN) yöntemi yapısında, girdi, gizli ve çıktı olmak üzere üç farklı birim bulundurmaktadır. Her bir birimi birçok nöron oluşturmakta ve bu birimler aralarında bağlantı kuvvetleri ile bağlanmaktadır. İşlemlerini iki etapta gerçekleştirmekte olan FFNN ilk etapta, çıktı birimindeki çıktı bilgi sinyalini hesaplayabilmek için girdi hücrelerindeki dış girdi bilgisini ileri doğru iletmeyi sağlayan bir ileriye doğru besleme gerçekleştirilir ve ikinci etapta ise çıktı biriminde hesaplanmakta ve gözlenmekte olan bilgi sinyalleri arasındaki farklara göre bağlantı kuvvetlerinde değişikliklerin yapıldığı bir geriye doğru ilerleme gerçekleştirmektedir (Partal vd., 2008: 78).



Şekil 5.3. İleri beslemeli geri yayılımlı yapay sinir ağının yapısı.

FFNN' nın eğitim aşamasının başında, rastgele değerler atanarak bağlantı kuvvetleri oluşturulmakta ve öğrenme algoritması bu kuvveti her bir iterasyonda eğitim başarıya ulaşana kadar değiştirmektedir. Bağlantı kuvvetleri, eğitim başarıya ulaşana kadar elde edilen bilgileri saklar ve yeni girdi bilgisi sunulduğunda, ileriye doğru besleme ile bu öğrenilen saklanmakta olan bilgi sayesinde çıktı bilgisi oluşturmaktadırlar. Şekil 5.3.' de bir girdi, bir gizli ve bir çıktı biriminden oluşan üç birimli bir öğrenme ağı gösterilmiştir (Partal, 2007: 20).

Aşağıda verilen eşitliklerde x_i girdi değerlerini, H_j j gizli nodunun girdisini, w_{ij} ise i' den j' ye olan bağlantı ağırlığını, HO_j gizli nöron çıktısını, IO_n çıktı nöronlarına ulaşan girdiyi temsil etmektedir.

$$H_j = \sum_{i=1}^{k} w_{ij} x_i \qquad j = 1, \dots\dots\dots, h \tag{5.1}$$

$$HO_j = f(H_j) = \frac{1}{1+exp[-(H_j+\theta_j)]} \tag{5.2}$$

$$IO_n = \sum_{j=1}^{h} w_{jn} HO_{jn} \qquad n = 1, \dots\dots\dots, m \tag{5.3}$$

Girdi biriminde birden nöron çıktı biriminde ise bir nöron bulunmaktadır. Gizli birimlerin girdileri, girdi değerlerinin gizli nöronlarda bulunmakta olan ilk ara bağlantı ağırlıkları ile çarpılması ve sonuçların i indeksi boyunca toplanması ile elde edilmektedir. Bir sigmoid fonksiyonu yardımıyla her gizli nöron bir gizli nöron çıktısı oluşturmakta ve bu çıktı bir sonraki birimin girdisi olmaktadır. Daha önce tanımlanmış olan sigmoid fonksiyonu tarafından bu girdi değerleri işlenerek sinir ağının çıktı bilgileri elde edilmektedir. Daha sonraki öğrenme süreci ya da ağırlık düzenlemesi geriye doğru ilerleme algoritması ile sağlanmaktadır. Fakat, hedef ile çıktı değerleri aynı olmayacaktır. Çıktı verileri ile hedef veriler arasında ortalama karesel hata hesaplanır. Geriye doğru ilerleme algoritması ise ortalama kare hatasının iterasyonla en düşük seviyeye indirilmesini amaçlamaktadır. Bu sayede girdi ağırlıklarını güncellemek için hata gradyanları girdi ağırlıklarına eşit şekilde dağıtılır ve süreç tekrar başlatılır. Bu işlemler ortalama kare hatasının en düşük seviyeye indirilene kadar veya belirlenen bir iterasyon sayısı kadar tekrarlanmaktadır.

5.2. Dalgacık Ayrıştırma Yöntemi (WD)

İlk olarak istatistiksel ve kuantum mekanik alanlarında kullanılmış olan dalgacık analizinin uygulamalı matematik alanında kullanımı ilk 1980' lerde başlamıştır. Sürekli dalgacık dönüşümü 1984' te sismik işaretleri, dalgacık olarak adlandırılan titreşimli ve sonlu süreye sahip bir işaretin çeşitli zamanlardaki uyumlu şekilleriyle birleştirilerek modellenmesi ile elde edilmiştir. Dalgacık dönüşümünün işaret işleme alanındaki çalışmaları 1988' de

Daubechies ile başlamış ve dalgacık ayrıştırması konusunda birçok teori geliştirerek dalgacık ayrıştırma yönteminin temelini atmıştır (Küçük ve Ağıralioğlu, 2006: 71).

Dalganın ufak bir kısmı olarak tanımlanmakta olan dalgacık, süre bakımında sınırlı olan bir titreşim işaretidir. Dalgacık analizinde en çok kullanılmakta olan dalgacıklar Morlet, Haar, Meksika sapka tipi, Daubechies dalgacıklarıdır. Dalgacıklar veriyi farklı frekanslarda bileşenlerine bölen ve daha sonra kendi ölçekleriyle eşleştirilmiş bir çözünürlüğe sahip bileşenler üzerinde çalışan matematiksel fonksiyonlardır. Bir çalışmada ince ayrıntıları fark edebilmek için küçük bir pencereden bir işarete bakmak işimizi çok daha kolaylaştırmaktadır. Bu sebeple dalgacıklar ilginç ve yararlı çalışmalar sağlamaktadır (Partal, 2007: 29).

Dalgacık katsayılarında bütün ölçek değerinin hesaba alınması birçok katsayının oluşmasına ve bu nedenle işlem yüküne sebep olacağından, katsayıların sadece seçilmekte olan ölçek ve zaman dilimlerinde hesaplanması iş yükünü azaltarak avantaj sağlamaktadır. İkilik ölçek ve zaman adımı Dalgacık ayrıştırma yönteminde en çok kullanılan ölçek adımlarıdır. Seçilmiş olan yeni ölçek verileri ile tekrar ifade edilen ve dalgacık ayrıştırma yöntemi için kullanılan dalgacık fonksiyonu, aşağıdaki bağıntıda verilmiştir (Küçük ve Ağıralioğlu, 2006: 72).

$$\psi_{m,n}\left(\frac{t-\tau}{s}\right) = {s_0}^{-m/2}\psi\left(\frac{t-n\tau_0 s_0}{s_0^m}\right) \qquad (5.4)$$

Burada m dalgacığın ölçek eksenindeki ötelenme parametresini, n dalgacığın zaman eksenindeki ötelenme parametresini, s_0 sabit bir ötelenme adımını, τ_0 zaman eksenindeki ötelenme aralığını değerini ifade etmektedir. Eşitlik 5.4.' te zaman eksenindeki ötelenme adımının s_0^m değerine bağlı olarak $n\tau_0 s_0$ şeklinde ifade edilmektedir. İkinin katlarının kullanılması ile elde edilen dalgacık fonksiyonu Eşitlik 5.5.' teki gibi hesaplanmaktadır.

$$\psi_{m,n}(t) = 2^{-m/2}\psi(2^{-m}t - n) \qquad (5.5)$$

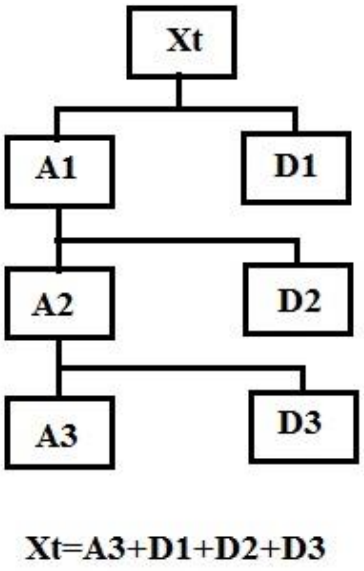
Eşitlik 5.6.' da ifade edilmekte olan i ayrık zaman adımına sahip $x(t)$ zaman serisinde $W_{m,n}, s = 2^{-m}$ ölçek ve $\tau = 2^m n$ zaman değerlerine sahip dalgacık dönüşümü katsayıları olmaktadır.

$$W_{m,n} = 2^{-m/2}\sum_{i=0}^{N-1} x_i\psi(2^{-m}i - n) \qquad (5.6)$$

Mallat' ın 1989 yılında gerçekleştirmiş olduğu çalışmasında önerdiği algoritma ile orijinal sinyal $x(t)$ ilk aşamada yaklaşıklık ve onunla aynı seviyeye sahip bir detay serisine bölünmektedir. Daha sonra işlem yaklaşıklıkların filtreden geçirilmesi ile devam eder ve birçok alt çözünürlük seviyesinde bileşenlerine ayrılarak çözünürlüklü analiz denilen olay

gerçekleştirir. Bu işlemlerde serisi işaretinin yüksek ölçekli veya düşük frekanslı bileşenini yaklaşıklığı, düşük ölçek ve yüksek frekanslı bileşenini ise detay serisini temsil etmektedir. Sıkıştırılan bir dalgacık sayesinde düşük ölçekler elde edilmekte ve bu değer işaretteki yüksek frekanslı bileşenleri göstermektedir. Yüksek ölçek değerleri ise genişletilerek elde edilen bir dalgacık fonksiyonu sayesinde elde edilmekte ve işarette bulunan trend veya düşük frekanslı mevsimsel değişimleri belirtmektedir (Küçük ve Ağıralioğlu, 2006: 72).

Şekil 5.4.' te ardışık tekrarlama işlemi ile sinyali istenilen çözünürlük seviyesinde bileşenlere ayırma işlemi görülmektedir (Kaya vd., 2019a: 761).



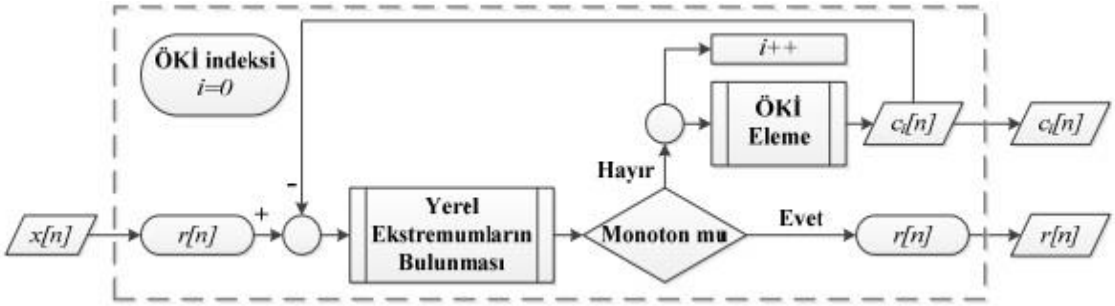
Şekil 5.4. Ardışık tekrarlama işlemi.

5.3. Görgül Kip Ayrışımı (EMD)

Esnek analiz yöntemi olarak adlandırılan görgül kip ayrışımı- Emprical Mode Decomposition (EMD) yöntemi, durağan ve doğrusal olmayan süreçlere ait verilerde kullanılmaktadır. Bu yöntemi diğerlerinden ayıran en önemli özellik her biri farklı salınım olan ve her salınım yerel uç noktaları sayesinde oluşturulmakta olan, yerel ortalamalarına göre simetrik olan öz kip fonksiyonları (IMF) 'dır. Bu salınımlar rasgele belirlenen bir işaretin, kendine ait olduğu düşünülen farklı frekanslara sahip öz kip salınımlarından oluştuğu varsayılarak sinyalden ayrı üretilmektedir (Altan vd., 2014: 95).

IMF' ler üzerinden anlık frekans hesaplanabilmesi için sıfır kesiş olarak adlandırılan sayı ile yerel uç nokta sayısı arasında bulunan farkın maksimum 1 ve yerel ortalama değeri sıfır olmalıdır. Bu yerel ortalama değerinin hesaplanabilmesi için yerel olan bir zaman ölçeğinin

belirlenmesi gerekmektedir. EMD algoritmasında, işaretin yerel minimum olan noktası ile maksimum olan noktası bu amaçla kullanılmaktadır. (Elbi, 2013: 5).



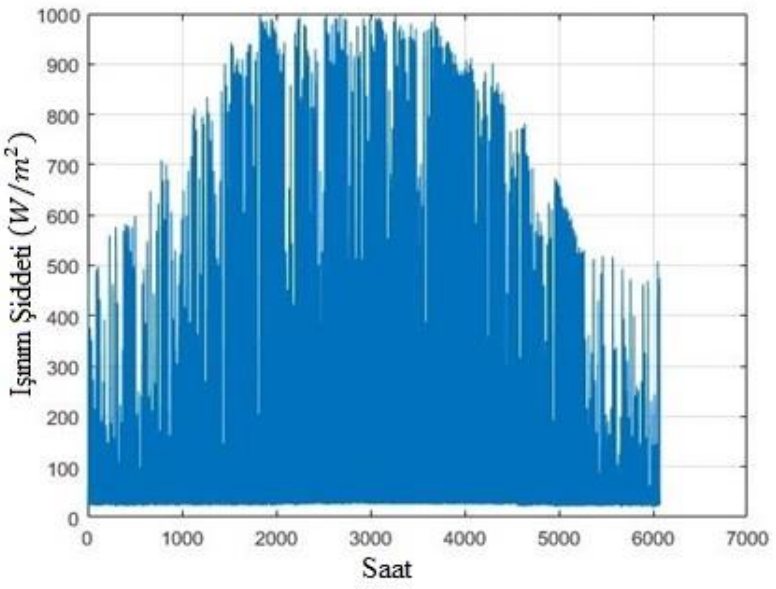
Şekil 5.5. Görgül kip ayrışımının genel algoritması.

İlk önce işaretin kübik eğri ara değerleme yöntemi ve yerel maksimum ve minimum noktaları sayesinde iki işaret elde edilir. Yerel ortalama elde edilen iki işaretin noktasal ortalamasından elde edilir. Bu işlem yerel ortalama değeri sıfır olana kadar tekrar eder ve istenen değer elde edilince geçerli olan IMF değeri kabul edilerek orijinal işaretten çıkartılır. Şekil 5.5.'de görüldüğü gibi eğer artık işaret monoton değilse, IMF indeksi i ardışık olarak arttırılır ve $r[n]$ içerisinden eleme İşlemi ile ilk IMF çıkarılarak $c1[n]$ olarak kaydedilir. Elde edilen IMF, değerleri $r[n]$ işareti monoton hale gelene kadar devam eder. Monotonluk şartı sağlandığında ise elde kalan $r[n]$, artık işaret veya eğilim olarak adlandırılır. Son olarak elde edilen IMF'lerin ayıklanma işlemi düşük ölçekten yükseğe göre sıralanır. Eşitlik 5.7'de verilmiş olan hesaplamada IMF öz kip fonksiyonunu, n algoritmadaki adım sayısını ve r(t) değeri artık sinyali ifade etmektedir (Altan vd., 2014: 96; Elbi, 2013: 5).

$$\mathrm{x(t)} = \sum_{i=1}^{n} \mathrm{IMF}_i(t) + \mathrm{r}_n(t) \qquad (5.7)$$

6. UYGULAMALAR

Bu çalışmada, ilk aşamada ileri beslemeli geri yayılımlı yapay sinir ağı-Feed Forward Neural Network (FFNN) yöntemi için en uygun eğitim algoritması belirlenmiştir, daha sonra bu yöntem WD ve EMD yöntemleri ile hibrit bir şekilde kullanılarak güneş ışınım şiddeti tahmini gerçekleştirilmiş ve yöntemlerin karşılaştırmalı analizi yapılmıştır. Çalışmada veri olarak Bilecik ili gözlem istasyonuna ait 2018 yılı aylık saatlik güneşlenme şiddeti (W/m^2) veriler kullanılmıştır. Kullanılan saatlik güneş ışınım şiddeti verilerinin zaman serisi Şekil 6.1.' de gösterilmektedir.



Şekil 6.1. Saatlik güneş ışınım verisi.

Çalışma sonucunda elde edilen Şubat ve Kasım aylarına ait sonuçlar aşağıda detaylı bir şekilde ele alınmıştır. Levenberg-Marquardt, Bayesian-Regularization ve Resilient eğitim algoritmaları FFNN yöntemi için en uygun eğitim algoritmasını belirlemek için kullanılmıştır. Daha sonra elde edilen bu yöntem WD ve EMD yöntemleri ile hibrit bir şekilde kullanılarak güneş ışınım şiddeti tahmini gerçekleştirilmiş ve yöntemlerin karşılaştırmalı analizi yapılmıştır.

6.1. Şubat Ayına Ait Güneş Işınımı Tahmini

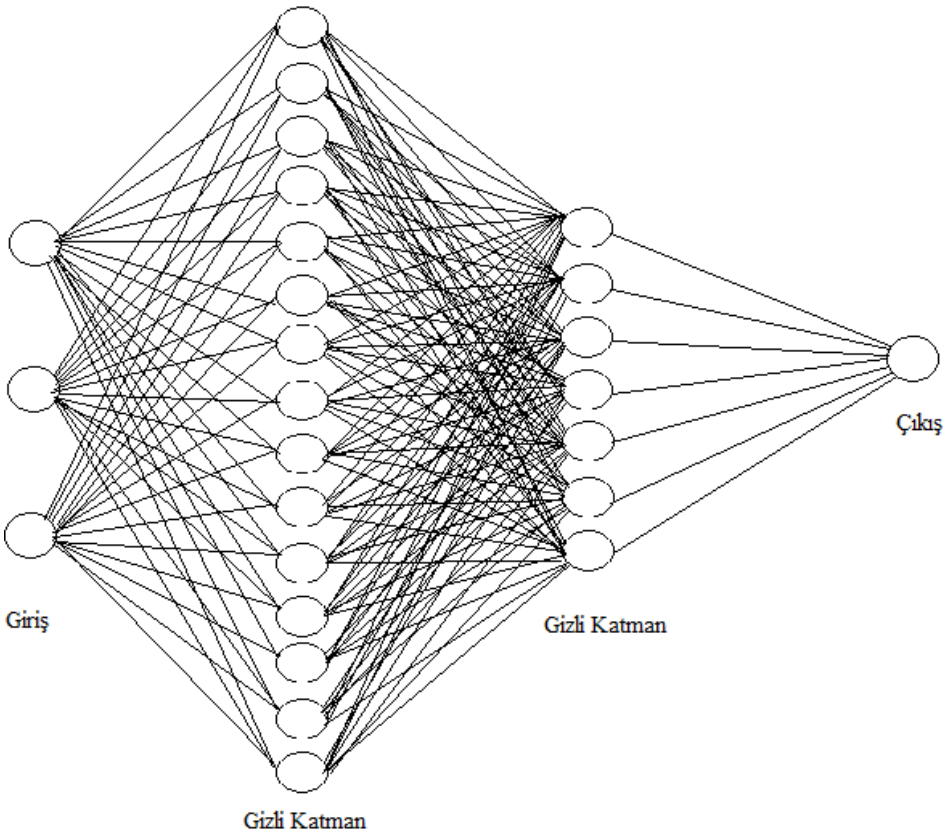
6.1.1. Yapay Sinir Ağı ile Güneş Işınımı Tahmini

Bu aşamada, öğreticili öğrenme ağlarından biri olan geri yayılım algoritması ve ileri beslemeli ağ yöntemi kullanılmıştır. Tablo 6.1.' de 3 giriş ve 1 çıkıştan oluşan bir veri seçim aşamasının çalışma mantığı verilmiştir. X değerleri verileri, giriş kısmı geri yayılım algoritmasını, hedef bölümü ise ileri beslemeli ağı temsil etmektedir.

Tablo 6.1. Eğitim ve test veri seçimi.

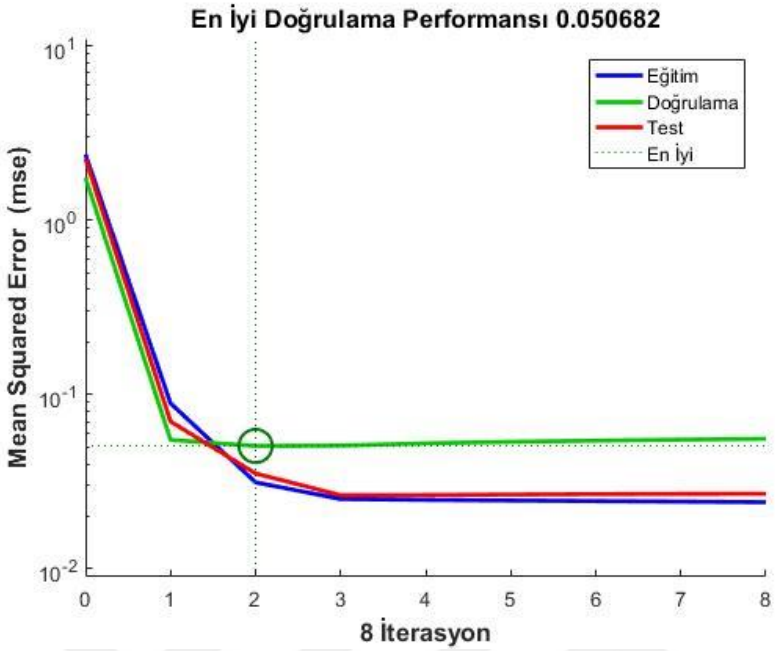
Giriş			Hedef
X1	X2	X3	X4
X2	X3	X4	X5
X3	X4	X5	X6
X4	X5	X6	X7
5	X6	X7	X8
X6	X7	X8	X9
X7	X8	X9	X10

Uygulamada, saatlik güneş ışınım şiddeti tahmini yapılırken geçmiş ışınım değerlerinden yararlanılmıştır. Bu veriler ile YSA' da eğitilmiştir. İleri beslemeli yapay sinir ağını eğitmek için Levenberg-Marquardt (LM) eğitim algoritması kullanılmıştır. YSA modelimiz 3 giriş, biri 15 nöronlu diğeri 7 nöronlu olmak üzere 2 gizli katman ve 1 çıkıştan oluşmaktadır (Şekil 6.2). Saatlik ışınım şiddeti verilerimizin %70' i eğitim ve %30' u test olarak kullanılmıştır.



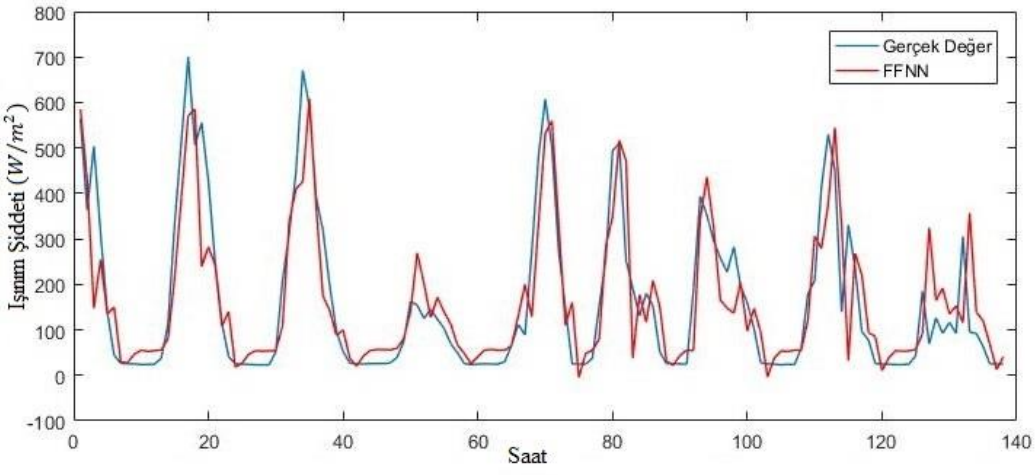
Şekil 6.2. 3 giriş, 15 ve 7 nöronlu gizli, 1 çıkış katmanından oluşan YSA yapısı.

Eğitim, doğrulama ve test verilerine performans fonksiyonlarının değişimleri Şekil 6.3.' de verilmiştir.



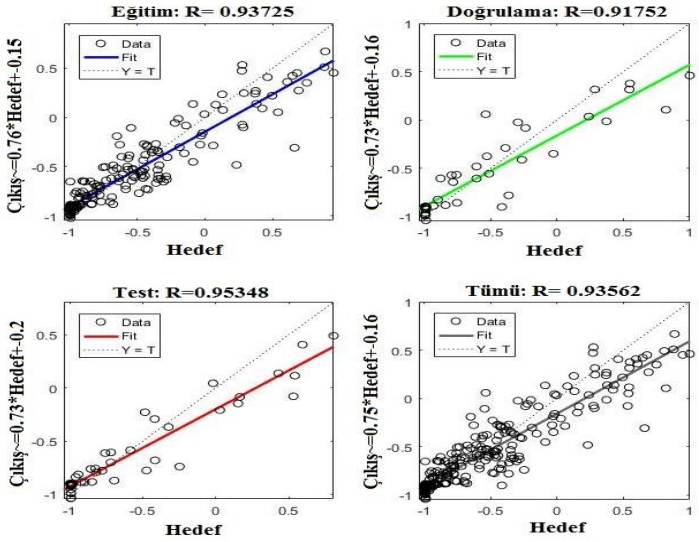
Şekil 6.3. FFNN performans fonksiyonlarının değişimi.

Bilecik ili Şubat ayı saatlik güneşlenme şiddetinin gerçekte olması gereken çıkış değerleri ile ileri beslemeli geri yayılımlı YSA (FFNN) yöntemine göre elde edilen çıkış grafiği Şekil 6.4.' te verilmiştir.



Şekil 6.4. Gerçek değer ve FFNN tahminlerinin karşılaştırılması.

Modelleme performansının gösterilmesi için gerçekte olması gereken çıkış ile ileri beslemeli geri yayılımlı YSA çıkışının karşılaştırması için bütün verilerin sonuçlarına ait regresyon eğrileri Şekil 6.5.' te verilmiştir. Bu regresyon sonuçlarına göre FFNN çalışmasının gerçek veriye çok yakın değer aldığı görülmüştür.

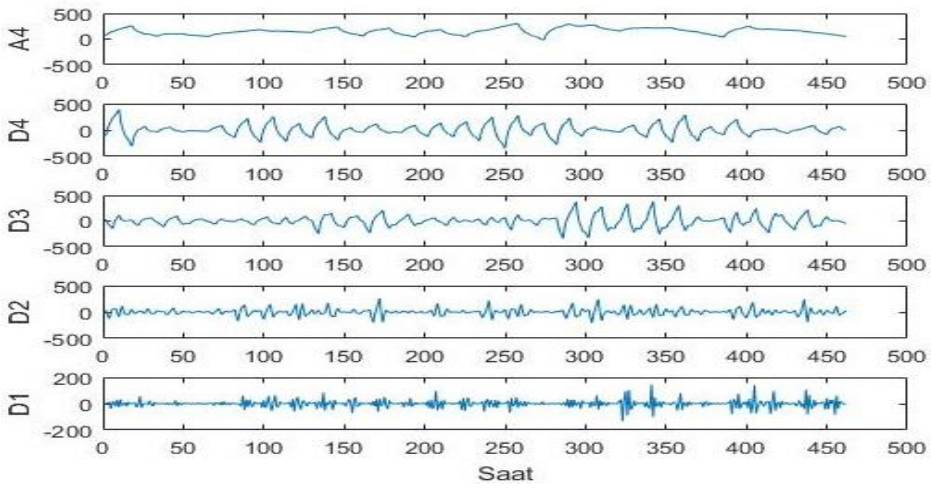


Şekil 6.5. FFNN regresyon eğrisi.

6.1.2. Dalgacık Ayrıştırma ve FFNN Yöntemleri ile Güneş Işınımı Tahmini

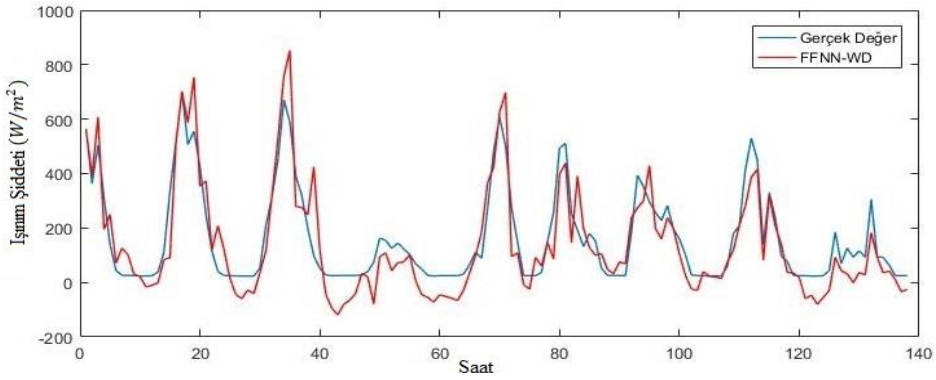
Bu aşama, dalgacık ayrıştırma ve yapay sinir ağları yöntemi birlikte kullanılarak bir hibrit çalışma gerçekleştirilmiştir. Veriler dalgacık ayrıştırma yöntemi-wavelet decomposition (WD) kullanılarak alt sinyal bileşenlerine ayrıştırılmış ve ayrıştırılmış her bir parça YSA' da eğitilmiştir. Daha sonra yapay sinir ağları sonucu elde edilen eğitilmiş tahmin verileri toplanmıştır ve bu veriler sadece YSA' nın kullanıldığı başka bir çalışmanın sonucu ile karşılaştırmalı olarak analiz edilmiştir. İleri beslemeli yapay sinir ağını eğitmek için Levenberg-Marquardt eğitim algoritması kullanılmıştır. Saatlik ışınım şiddeti verilerimizin %70' i eğitim ve %30' u test olarak kullanılmıştır.

Dalgacık ayrıştırması sonucu elde edilen A4 yaklaşımı ve D1, D2, D3, D4 detayları Şekil 6.6.' da verilmiştir.



Şekil 6.6. Dalgacık ayrıştırma sonucu yaklaşımlar ve detaylar.

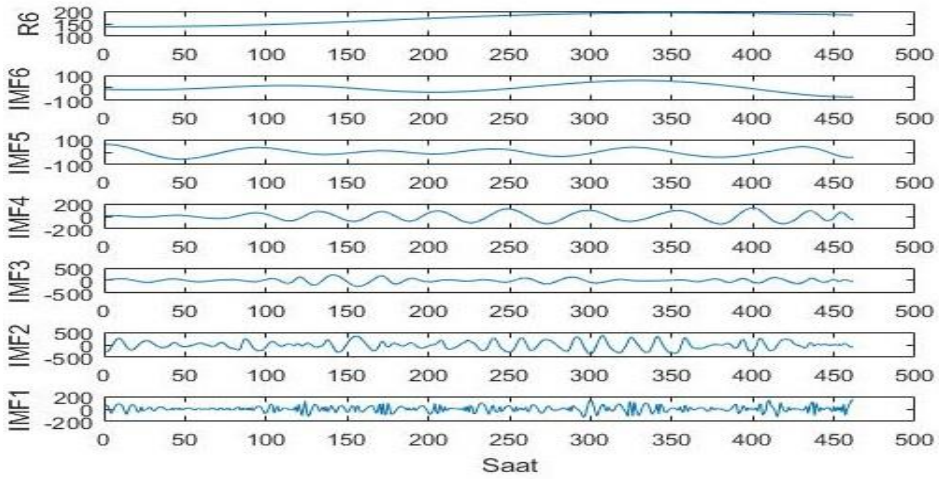
Gerçekte olması gereken çıkış ile Dalgacık ve YSA (Hibrit) yöntemine göre elde edilen çıkış grafiği Şekil 6.7.' de verilmiştir.



Şekil 6.7. Gerçek değer ve FFNN_WD tahminlerinin karşılaştırılması.

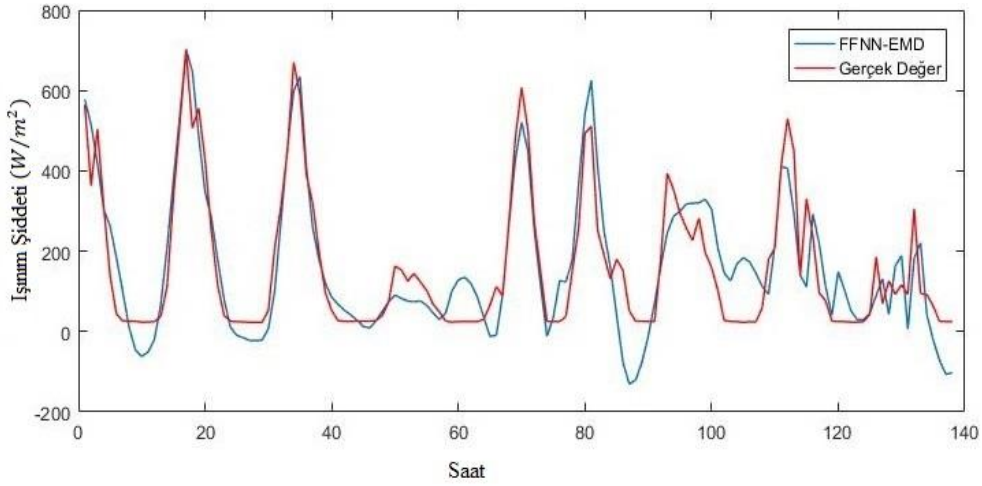
6.1.3. EMD Ayrıştırma ve YSA Yöntemleri ile Güneş Işınımı Tahmini

Bu aşama, görgül kip ayrışımı ve yapay sinir ağları yöntemi birlikte kullanılarak bir hibrit çalışma gerçekleştirilmiştir. Veriler EMD yöntemi kullanılarak ayrıştırılmış ve her bir parça YSA' da eğitilmiştir. Daha sonra yapay sinir ağları sonucu elde edilen eğitilmiş tahmin verileri toplanmıştır ve bu veriler sadece YSA' nın kullanıldığı başka bir çalışmanın sonucu ile karşılaştırmalı olarak analiz edilmiştir. FFNN' yi eğitmek için Levenberg-Marquardt eğitim algoritması kullanılmıştır. Saatlik ışınım şiddeti verilerimizin %70' i eğitim ve %30' u test olarak kullanılmıştır. EMD ayrıştırması sonucu elde edilen IMF detayları Şekil 6.8.' de verilmiştir.



Şekil 6.8. Görgül kip ayrışımı sonucu öz kip fonksiyon değerleri.

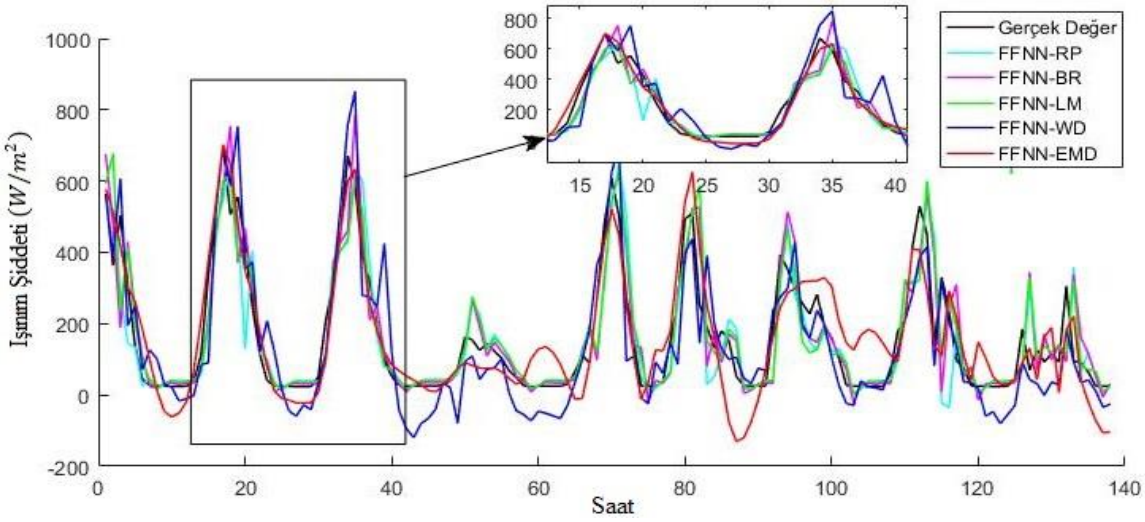
Gerçekte olması gereken çıkış ile EMD ve YSA (Hibrit) yöntemine göre elde edilen çıkış grafiği Şekil 6.9.' da verilmiştir.



Şekil 6.9. Gerçek değer ve FFNN_EMD tahminlerinin karşılaştırılması.

6.1.4. Genel Karşılaştırma ve Yorumlama

Bilecik ilinin Şubat ayına ait saatlik güneşlenme şiddetinin ve her bir çalışmadan elde edilen sonuçların grafikleri Şekil 6.10.' da verilmiştir.

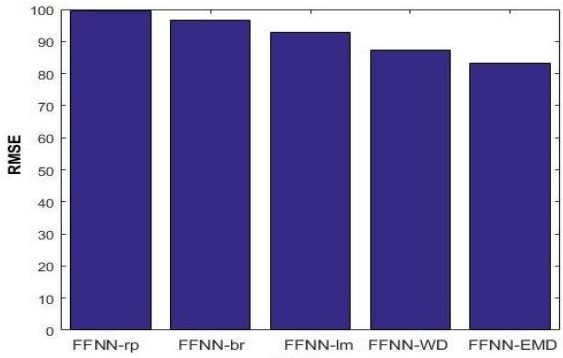


Şekil 6.10. Gerçek değer, FFNN, FFNN_WD, FFNN_EMD tahminlerinin karşılaştırılması.

Şubat ayı için gerçekleştirilen çalışma sonucunda elde edilmiş olan RMSE hata performans metriğinin tablosu ve grafiği sırasıyla Tablo 6.2. ve Şekil 6.11.'de verilmiştir. Bu değerlere göre çalışmanın eğitim algoritması belirleme bölümünde kullanılmakta olan FFNN-LM yaklaşımının, FFNN-BR ve FFNN-LM' ye göre daha iyi sonuç verdiği gözlemlenmiştir. Aynı zaman da FFNN-RP yaklaşımı 99,55 RMSE metriği değeri ile en kötü hata performans kriteri değerine sahip iken FFNN-EMD yaklaşımı 83,33 değeri ile en iyi sonucu vermiştir. Şubat ayı için FFNN-WD yaklaşımının FFNN-EMD yaklaşımına göre rekabetçi bir sonuca eriştiği gözlemlenmiştir.

Tablo 6.2. Şubat ayı RMSE hata performans metriği sonuçları.

	FFNN-RP	FFNN-BR	FFNN-LM	FFNN-WD	FFNN-EMD
RMSE	99,55	96,50	92,72	87,46	83,33



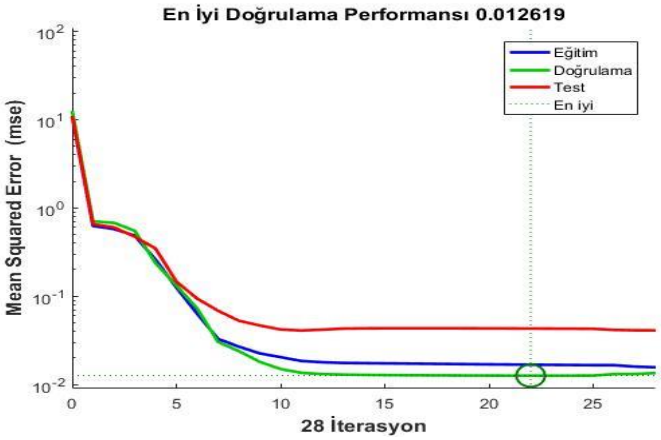
Şekil 6.11. Şubat ayı RMSE hata performans metriği grafiği.

6.2. Kasım Ayına Ait Güneş Işınımı Tahmini

6.2.1. Yapay Sinir Ağı ile Güneş Işınımı Tahmini

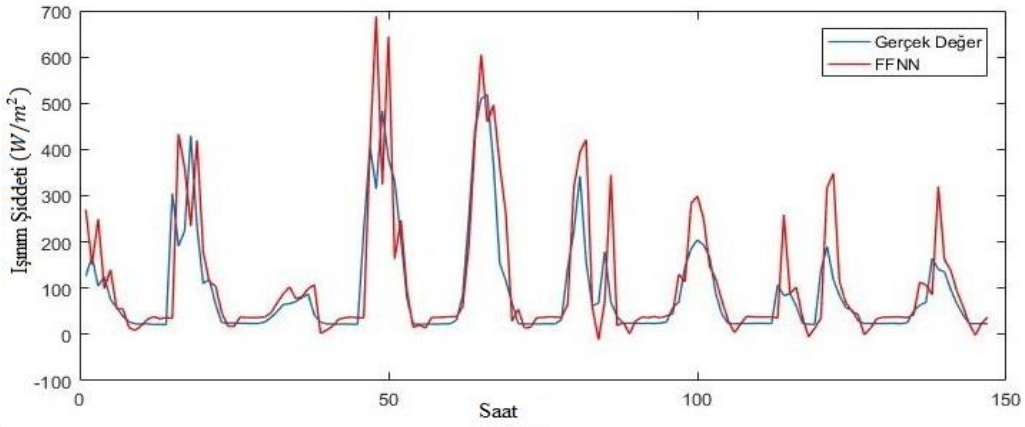
Bu aşamada, kasım ayı için saatlik güneş ışınım şiddeti tahmini yapılırken geçmiş ışınım değerlerinden yararlanılmıştır. Bu veriler ile YSA' da eğitilmiştir. İleri beslemeli yapay sinir ağını eğitmek için Levenberg-Marquardt (LM) eğitim algoritması kullanılmıştır. YSA modelimiz 3 giriş, biri 15 nöronlu diğeri 7 nöronlu olmak üzere 2 gizli katman ve 1 çıkıştan oluşmaktadır (Şekil 6.2). Saatlik ışınım şiddeti verilerimizin %70' i eğitim ve %30' u test olarak kullanılmıştır.

Eğitim, doğrulama ve test verilerine performans fonksiyonlarının değişimleri Şekil 6.12.' de verilmiştir.



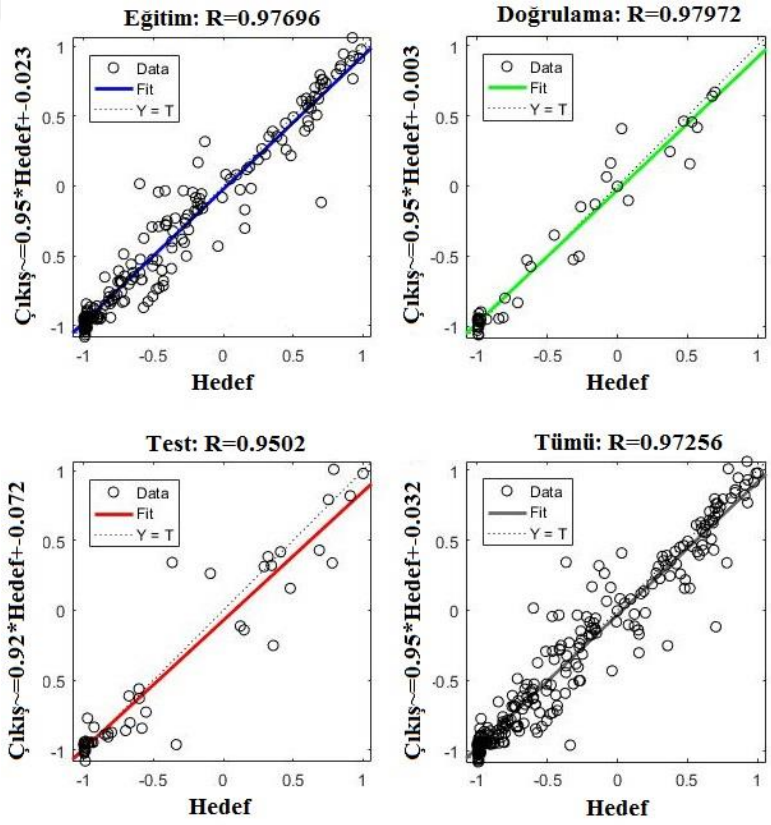
Şekil 6.12. FFNN performans fonksiyonlarının değişimi.

Bilecik ili Kasım ayı saatlik güneşlenme şiddetinin gerçekte olması gereken çıkış değerleri ile FFNN yöntemine göre elde edilen çıkış grafiğinin bir bölümü Şekil 6.13.' te verilmiştir.



Şekil 6.13. Gerçek değer ve FFNN tahminlerinin karşılaştırılması.

Modelleme performansının gösterilmesi için gerçekte olması gereken çıkış ile ileri beslemeli geri yayılımlı YSA çıkışının karşılaştırması için bütün verilerin sonuçlarına ait regresyon eğrileri Şekil 6.14.' te verilmiştir. Bu regresyon sonuçlarına göre ileri beslemeli geri yayılımlı çalışmanın gerçek veriye çok yakın değer aldığı görülmüştür.

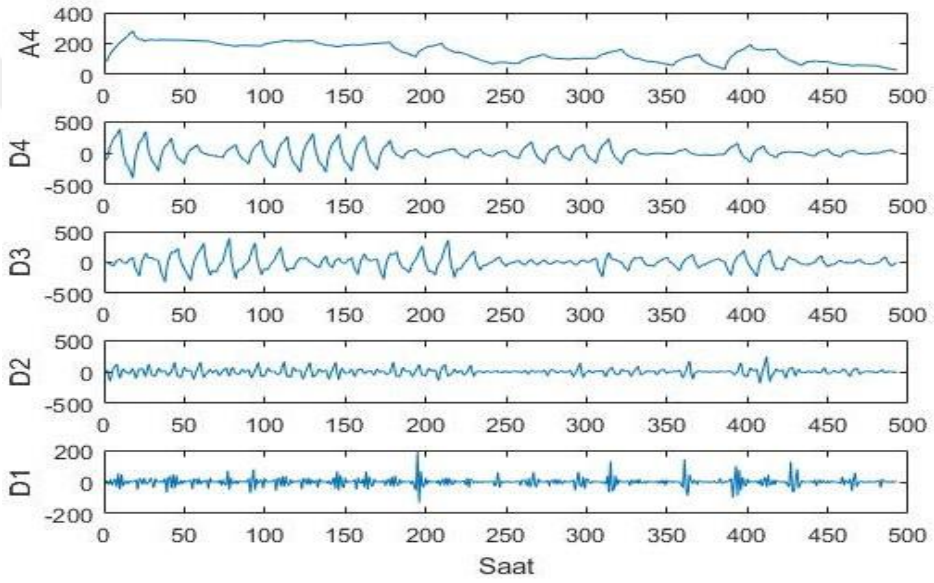


Şekil 6.14. FFNN regresyon eğrisi.

6.2.2. Dalgacık Ayrıştırma ve FFNN Yöntemleri ile Güneş Işınımı Tahmini

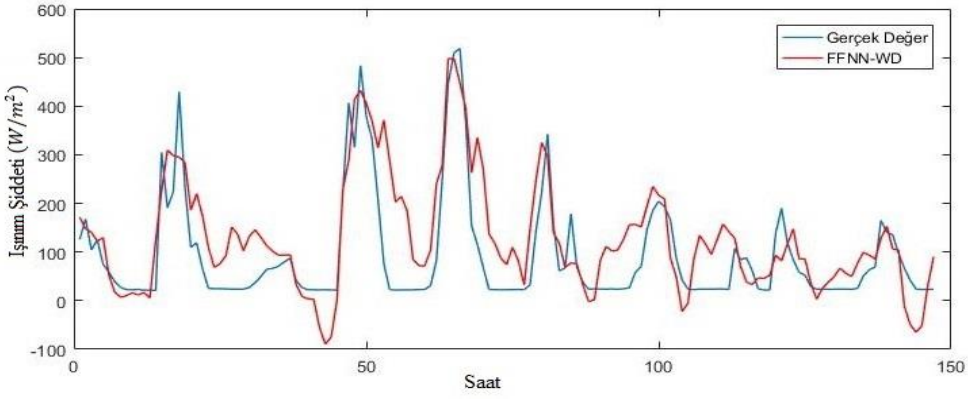
Bu aşamada, dalgacık ayrıştırma yöntemi kullanılarak alt sinyal bileşenlerine ayırılan veriler YSA' da eğitilmiştir. Daha sonra yapay sinir ağları sonucu elde edilen eğitilmiş tahmin verileri toplanmıştır ve bu veriler sadece YSA' nın kullanıldığı başka bir çalışmanın sonucu ile karşılaştırmalı olarak analiz edilmiştir. İleri beslemeli yapay sinir ağını eğitmek için Levenberg-Marquardt eğitim algoritması kullanılmıştır. Saatlik ışınım şiddeti verilerimizin %70' i eğitim ve %30' u test olarak kullanılmıştır.

Dalgacık ayrıştırması sonucu elde edilen A4 yaklaşımı ve D1, D2, D3, D4 detayları Şekil 6.15.' de verilmiştir.



Şekil 6.15. Dalgacık ayrıştırma sonucu yaklaşımlar ve detaylar.

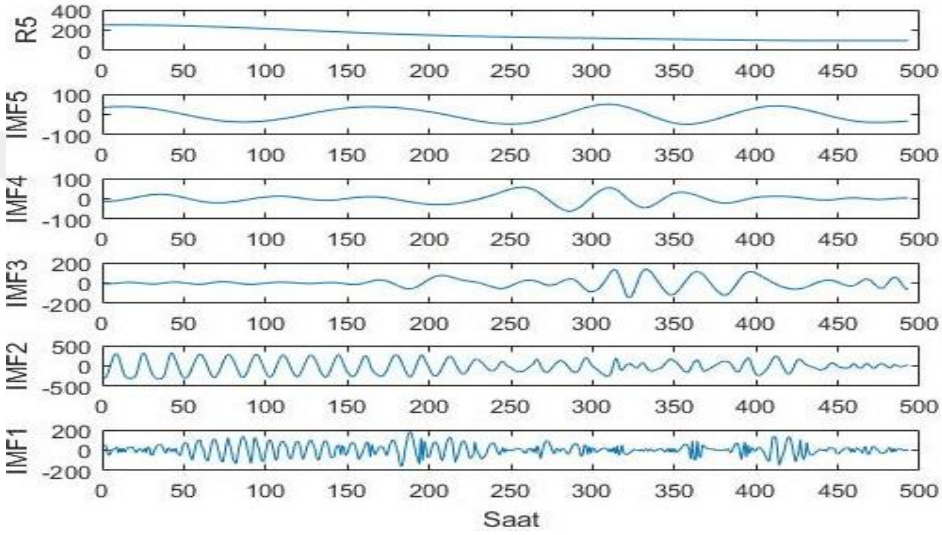
Gerçekte olması gereken çıkış ile Dalgacık ve YSA (Hibrit) yöntemine göre elde edilen çıkış grafiği Şekil 6.16.' da verilmiştir.



Şekil 6.16. Gerçek değer ve FFNN_WD tahminlerinin karşılaştırılması.

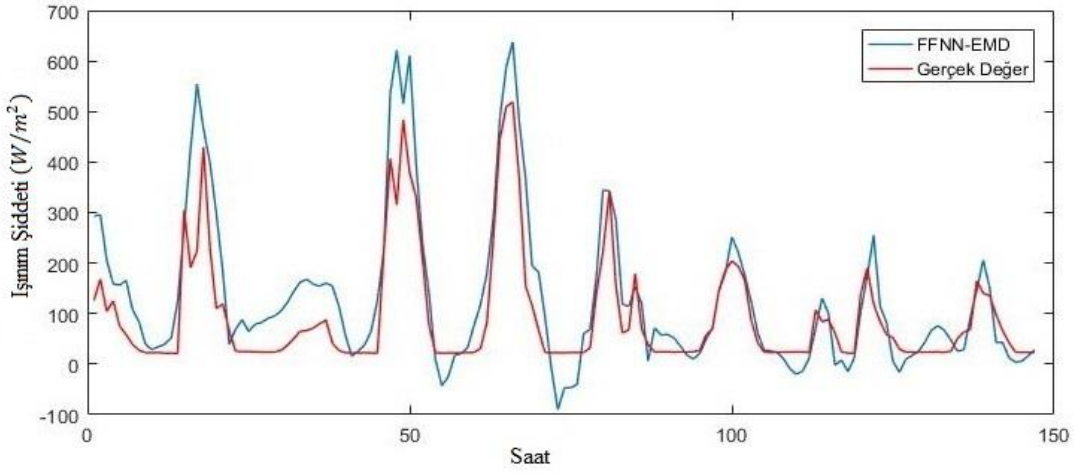
6.2.3. EMD Ayrıştırma ve YSA Yöntemleri ile Güneş Işınımı Tahmini

Bu aşamada, EMD yöntemi kullanılarak kasım ayı saatlik güneşlenme şiddeti verileri ayrıştırılmış ve her bir parça YSA' da eğitilmiştir. Daha sonra yapay sinir ağları sonucu elde edilen eğitilmiş tahmin verileri toplanmıştır ve bu veriler sadece YSA' nın kullanıldığı başka bir çalışmanın sonucu ile karşılaştırmalı olarak analiz edilmiştir. FFNN' yi eğitmek için Levenberg-Marquardt eğitim algoritması kullanılmıştır. Saatlik ışınım şiddeti verilerimizin %70' i eğitim ve %30' u test olarak kullanılmıştır. EMD ayrıştırması sonucu elde edilen IMF detayları Şekil 6.17.' de verilmiştir.



Şekil 6.17. Görgül kip ayrışımı sonucu öz kip fonksiyon değerleri.

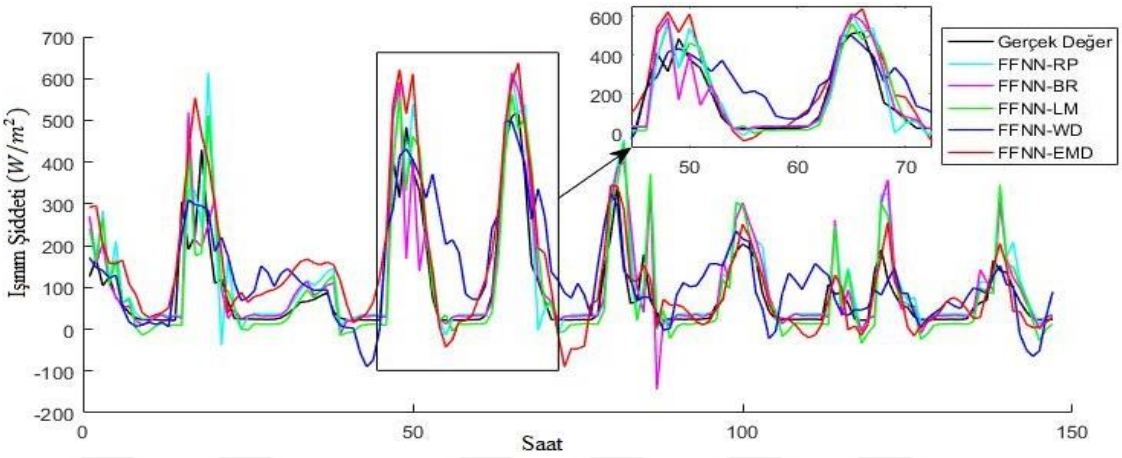
Gerçekte olması gereken çıkış ile EMD ve YSA (Hibrit) yöntemine göre elde edilen çıkış grafiği Şekil 6.18.' de verilmiştir.



Şekil 6.18. Gerçek değer ve FFNN_EMD tahminlerinin karşılaştırılması.

6.2.4. Genel Karşılaştırma ve Yorumlama

Bilecik ilinin Kasım ayına ait saatlik güneşlenme şiddetinin ve her 3 çalışmadan elde edilen sonuçların grafikleri Şekil 6.19.' da verilmiştir.

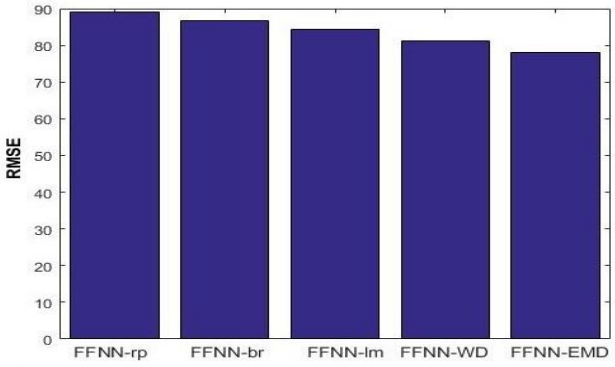


Şekil 6.19. Gerçek değer, FFNN, FFNN_WD, FFNN_EMD tahminlerinin karşılaştırılması.

Kasım ayı için gerçekleştirilen çalışma sonucunda elde edilmiş olan RMSE hata performans metriğinin tablosu ve grafiği sırasıyla Tablo 6.3. ve Şekil 6.20.'de verilmiştir. Bu değerlere göre çalışmanın eğitim algoritması belirleme bölümünde kullanılmakta olan FFNN-LM yaklaşımının, FFNN-BR ve FFNN-RP' ye göre daha iyi sonuç verdiği gözlemlenmiştir. Aynı zaman da FFNN-RP yaklaşımı 89.15 RMSE metriği değeri ile en kötü hata performans kriteri değerine sahip iken FFNN-EMD yaklaşımı 78.129 değeri ile en iyi sonucu vermiştir. Kasım ayı için FFNN-WD yaklaşımının FFNN-EMD yaklaşımına göre rekabetçi bir sonuca eriştiği gözlemlenmiştir.

Tablo 6.3. Kasım ayı RMSE hata performans metriği sonuçları.

	FFNN-RP	**FFNN-BR**	**FFNN-LM**	**FFNN-WD**	**FFNN-EMD**
RMSE	89,15	86,71	84,44	81,28	78,129



Şekil 6.20. Kasım ayı RMSE hata performans metriği grafiği.

7. SONUÇLAR VE ÖNERİLER

Günümüzde, sanayileşme ve teknolojinin hızla gelişmesi beraberinde enerji ihtiyacının giderek artmasını ve yenilenemeyen enerji kaynaklarının giderek tükenmesini sağlamaktadır. Bu durum gelecekte yenilenebilir enerji kaynaklarının kullanılmasını zorunlu hale getirmektedir. Dolaylı olarak diğer enerji türlerinin oluşmasına sebep olan güneş enerjisi, güvenilirliği, sürdürülebilirliği ve yüksek veriminden ötürü yenilenebilir enerji kaynakları arasında oldukça önemli bir yere sahiptir. Güneş enerjisi üzerine yapılan çalışmalarda, atmosfer dışına gelen güneş ışınımının iyi analiz edilmesinin son derece önemli olduğu görülmektedir.

Bu çalışmada, dalgacık ayrıştırma ve görgül kip ayrışımı yöntemleri yapay sinir ağları yöntemiyle birlikte kullanılarak hibrit çalışmalar gerçekleştirilmiştir. Veriler WD ve EMD yöntemleri kullanılarak ayrıştırılmış ve her iki yöntem içinde ayrıştırılan her bir parça ileri beslemeli geri yayılımlı yapay sinir ağlarında ayrı ayrı eğitilmiştir. Daha sonra elde edilen eğitilmiş tahmin verileri her iki yöntem içinde toplanmıştır ve bu veriler sadece FFNN' nın kullanıldığı başka bir çalışmanın sonucu ile karşılaştırmalı olarak analiz edilmiştir. Uygulamada, LM eğitim algoritmasının, BR ve RP eğitim algoritmaları ile karşılaştırılması sonucunda LM'nin daha iyi sonuç verdiği saptanmıştır ve hibrit çalışmalarda LM kullanılmıştır. Çalışma, aylık verilerin yıllık verilere oranla daha iyi sonuç vermesinden dolayı Şubat ve Kasım ayı için geliştirilmiştir. Şubat ayı için elde edilen sonuçlara göre, FFNN_EMD hibrit çalışmasının hata performans kriterleri RMSE metriğine bağlı olarak 83,33 bulunmuştur, FFNN_WD hibrit çalışmasının hata performans kriterleri RMSE metriğine bağlı olarak 87,46 bulunmuştur ve sadece yapay sinir ağı modelinin kullanıldığı çalışmanın hata performans kriterleri RMSE metriğine bağlı olarak 92,72 bulunmuştur. Kasım ayı için elde edilen sonuçlara göre, FFNN_EMD hibrit çalışmasının hata performans kriterleri RMSE metriğine bağlı olarak 78,129 bulunmuştur, FFNN_WD hibrit çalışmasının hata performans kriterleri RMSE metriğine bağlı olarak 81,28 bulunmuştur ve sadece yapay sinir ağı modelinin kullanıldığı çalışmanın hata performans kriterleri RMSE metriğine bağlı olarak 84,44 bulunmuştur. Yapılan çalışma sonucunda her iki ay içinde görgül kip ayrışımı ve yapay sinir ağlarının birlikte kullanıldığı hibrit (FFNN_EMD) çalışmanın daha iyi sonuç verildiği görülmüştür.

KAYNAKLAR

Ağaçbiçer, G. 2010. Yenilenebilir Enerji Kaynaklarının Türkiye Ekonomisine Katkısı ve Yapılan Swot Analizler. Yüksek Lisans Tezi, Çanakkale Onsekiz Mart Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, Çanakkale.

Ajder, A. 2011. Fotovoltaik Güneş Enerjisi Sistemleri İçin Optimum Eğim Açısının Hesaplanması. Doktora Tezi, Yıldız Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.

Altan, G., Yayık, A., Kutlu, Y., Yıldırım, S., & Yıldırım, E. 2014. Konjestif Kalp Yetmezliğinin Hilbert-Huang Dönüşüm ile Analizi. DEÜ Mühendislik Fakültesi Mühendislik Bilimleri Dergisi, 16 (48), 94-103.

Arık, A. 2016. Yenilenebilir Enerji Politikalarının Sürdürülebilirliği: AB Ülkeleri ve Türkiye Açısından Bir Değerlendirme. Yüksek Lisans Tezi, Ordu Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Ordu.

Arslan, E. & Solak, A. 2019. Türkiye' de Yenilenebilir Enerji Tüketiminin İthalat Üzerindeki Etkisi. OPUS Uluslararası Toplum Araştırmaları Dergisi, 10(17), 1380-1407.

Behrang, M., Assareh, E., Ghanbarzadeh, A., & Noghrehabadi, A. 2010. The potential of different artificial neural network (ANN) techniques in daily global solar radiation modeling based on meteorological data. Solar Enerji, 84(8), 1468–1480.

Ceylan, O. 2017. Fotovoltaik Programlarının Simülasyon Sonuçlarının Doğruluğunun İncelenmesi. Yüksek Lisans Tezi, Süleyman Demirel Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Isparta.

Çakar, T., & Özer, S. 2015. İmalat Sistemlerinin Tasarımında Nörotik Tavlama Benzetimi Yaklaşımının Kullanılması. Trakya Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi, 16 (1), 35-42.

Deniz, E., & Atik, K. 2007. Güneş Işınım Şiddeti Tahminlerinde Yapay Sinir Ağları Ve Regresyon Analiz Yöntemleri Kullanımının İncelenmesi. Isı Bilimi ve Tekniği Dergisi, 27(2), 15–20.

Diagne, M., David, M., Lauret, P., Boland, J., & Schmutz, N. 2013. Review of solar irradiance forecasting methods and a proposition for small-scale insular grids, Renew. Sustain, Energy Rev., 27, 65-76.

Durak, Z. 2012. Şehir İçi Ulaşımın İyileştirilmesi İçin Esnek Çalışma Saati Yaklaşımına Dayalı Olarak Geliştirilen Matematiksel Model ve Değişken Komşu Arama Algoritması. Yüksek Lisans Tezi, Pamukkale Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Denizli.

Elbi, M. D. 2013. Hılbert – Huang Dönüşümü ile Zaman Serilerindeki Gürültü Bileşenlerinin Ayrıştırılması. Yüksek Lisans Tezi, Pamukkale Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Denizli.

Elektrik Mühendisleri Odası (EMO) (2020). [Erişim: 28.11.2020, https://www.emo.org.tr/ekler/af99dbdeeac089e_ek.pdf?tipi=41&turu=X&sube=0]

Emel, G., & Taşkın, Ç. 2002. Genetik Algoritmalar ve Uygulama Alanları. Uludağ Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi, XXI (1), 129-152.

Ervural, B. Ç., Ervural, B., & Evren, R. 2016. Enerjide Optimizasyon Uygulamaları: Bir Literatür Araştırması. Ege Akademik Bakış, 16, 51- 70.

Feng, J. 2012. A new method for ionospheric short-term forecast using similar-day modeling. 10th International Symposium on Antennas, Propagation & EM Theory (ISAPE), 472–474.

Gangal, V. 2015. Kablosuz Algılayıcı Ağlarda Karınca Koloni Algoritmalı Rotalama ile Enerji Etkin Rotalamanın İncelenmesi. Yüksek Lisans Tezi, Karadeniz Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Trabzon.

Gençoğlu, E. 2015. Güneş Pili ile Çalışan Bir Su Pompalama Sisteminin Tasarımı ve Gerçekleştirilmesi. Yüksek Lisans Tezi, Fırat Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Elazığ.

Guermoui, M., Melgani, F., Gairaa, K., & Mekhalfi, M. H. 2020. A comprehensive review of hybrid models for solar radiation forecasting. Journal of Cleaner Production, 258, 120357.

Gül, M., & Çelik, E. 2017. ANFIS Kullanılarak Tunceli İli İçin Global Güneş Radyasyonu Tahmini. DÜMF, Mühendislik Dergisi, 8(4), 891–899.

Güleç, G. H., & Demirel, H. 2017. Meteorolojik Veriler Kullanılarak Kastamonu İli Güneşlenme Şiddetinin Yapay Sinir Ağları ile Tahmini. Technological Applied Sciences (NWSATAS), 12(3), 114-121.

Hocaoglu, F. O., Gerek, Ö. N., & Kurban, M. 2009. Novel Models For Hourly Solar Radiation Using A 2- D Approach. International Journal of Innovative Computing, Information and Control, 5(4), 855-864.

Hocaoglu, F. O., & Serttaş, F. 2017. A novel hybrid (Mycielski-Markov) model for hourly solar radiation forecasting. Renewable Energy, 108, 635-643.

Ji, W., & Chee, K. C. 2011. Prediction of hourly solar radiation using a novel hybrid model of ARMA and TDNN. Solar Energy, 85(5), 808–817.

Júnior, L. A. T., Souza, R. M. D., Menezes, M. L. D., Cassiano, K. M., Pessanha, J. F. M. & Souza, R.C. 2015. Artificial neural network and wavelet decomposition in the forecast of global horizontal solar radiation. Pesquisa Operacional, 35(1), 73-90.

Karadeniz, A., & Eker, M. K. 2016. Rüzgar ve Termik Santrallerden Oluşan Enerji Sistemlerinde Ekonomik Güç Dağılımının Big-Bang Big-Crunch, PSO ve IMO Algoritmaları ile İrdelenmesi. Politeknik Dergisi, 19 (3), 261-268.

Karagöl, E. T., & Kavaz, İ. 2017. Dünya ve Türkiye'de Yenilenebilir Enerji. Siyaset, Ekonomi ve Toplum Araştırmaları (SETA), Analiz, 197, 1-32.

Kaya, D., Dokur, E., & Kurban, M. 2018. Güneş Enerjisi Potansiyeli Belirlemede Kullanılan Yöntemlerin Analizi. VI. Ulusal Güneş ve Hidrojen Enerjisi Kongresi (UGHEK), 10-11 Mayıs, Eskişehir.

Kaya, D., Dokur, E., & Kurban, M. (2019a). Güneş Işınım Şiddetinin Tahmininde Dalgacık Ayrıştırma Yönteminin Kullanılmasının Analizi ve Uygulaması. 3. Uluslararası GAP Matematik Mühendislik, Fen ve Sağlık Bilimleri Kongresi, 29 Kasım-1 Aralık, Şanlıurfa, s. 760-763.

Kaya, D., Dokur, E., & Kurban, M. (2019b). Yüzeye Gelen Güneş Işınım Şiddetinin Eğime Bağlı Olarak Karşılaştırmalı Analizi. Uluslararası Mühendislik Doğal Bilimler ve Mimarlık Sempozyumu, ISENSA, 2-4 Mayıs, Kocaeli, s. 48-52.

Kaya, D., Dokur, E., & Kurban, M. (2019c). Güneş Işınım Şiddetinin Yapay Sinir Ağı Tabanlı Tahmini ve Bilecik İli Uygulaması. Uluslararası Mühendislik Doğal Bilimler ve Mimarlık Sempozyumu, ISENSA, 2-4 Mayıs, Kocaeli, s. 104-108.

Kaya, D., Dokur, E., & Kurban, M. (2019d). Farklı Eğitim Algoritmaları Kullanarak YSA Tabanlı Güneş Işınım Şiddetinin Tahmini ve Karşılaştırmalı Analizi. 3. Uluslararası GAP Matematik Mühendislik, Fen ve Sağlık Bilimleri Kongresi, 29 Kasım-1 Aralık, Şanlıurfa, s. 756-759.

Kılıç, H., Gümüş, B., & Yılmaz, M. 2016. Güneydoğu Anadolu Bölgesi İçin Global Güneş Işımasının ve Güneşlenme Süresinin İstatiksel Metodlar İle Tahmin Edilmesi ve Karşılaştırılması. Dicle Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, 7(1), 3-9.

Kisi, O. 2014. Modeling solar radiation of Mediterranean region in Turkey by usingfuzzy genetic approach. Energy, 64, 429–36.

Kocakuşak, R. 2018. Yenilenebilir Enerji Kaynaklarından Güneş Enerjisinin, Türkiye'deki Önemi ve GES Kurulum Araştırması. Yüksek Lisans Tezi, İstanbul Maltepe Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, İstanbul.

Koşma, E. B. 2018. Türkiye Genelinde Bahel Modeli ve Yapay Sinir Ağları ile Güneş Radyasyonu Tahmini. Yüksek Lisans Tezi, İstanbul Teknik Üniversitesi, Enerji Enstitüsü, İstanbul.

Küçük, M., & Ağıralioğlu, N. 2006. Dalgacık Dönüşüm Tekniği Kullanılarak Hidrolojik Akım Serilerinin Modellenmesi. İtüdergisi/D Mühendislik, 5(2), 69-80.

Mert, I. K. 2016. Güneş Enerjisinin Atıksu Arıtma Tesislerinde Enerji Kaynağı Olarak Kullanılması. Orman ve Su işleri Başkanlığı, Uzmanlık Tezi, Ankara.

Olcan, C. 2015. Güneş radyasyon tahmini için bulanık zaman serisi yöntemleri ve fotovoltaik sulama sistemi optimizasyonunda uygulanması. Doktora Tezi, İstanbul Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Endüstri Mühendisliği Anabilim Dalı, İstanbul.

Özek, E. 2009. Peyzaj Mimarisi Uygulamalarında Güneş Enerjisinin Kullanımının Değerlendirmesine Yönelik Bir Araştırma ve Yalova-Termal Yolu Örneği. Yüksek Lisans Tezi, İstanbul Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.

Özpınar, M. A. 2007. Yenilenebilir Enerji Santrallerinde Yapay Sinir Ağları Yöntemiyle Enerji Üretiminin Modellenmesi ve Planlanması. Doktora Tezi, Yıldız Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.

Partal, T. 2007. Türkiye Yağış Miktarlarının Yapay Sinir Ağları ve Dalgacık Dönüşümü Yöntemleri ile Tahmini. Doktora Tezi, İstanbul Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.

Partal, T., Kahya, E., & Cığızoğlu, K. 2008. Yağış Verilerinin Yapay Sinir Ağları ve Dalgacık Dönüşümü Yöntemleri ile Tahmini. İTÜDergisi/D Mühendislik, 7(3), 73-85.

Prasad, R., Ali, M., Kwan, P., & Khan, H. 2019. Designing a multi-stage multivariate empiricalmode decomposition coupled with ant colony optimization and random forestmodel to forecast monthly solar radiation. Applied Energy, 236, 778-792.

Ramedani, Z., Omid, M., & Keyhani, A. 2013. Modeling solar energy potential in a Tehran province using artificial neural networks. International Journal of Green Energy, 10 (4), 177-191.

Reglobal (2020). Global Trends in Renewable Energy Investment 2020. [Erişim: 01.12.2020, https://reglobal.co/global-trends-in-renewable-energy-investment-2020/]

Sayın, S. 2006. Yenilenebilir Enerjinin Ülkemiz Yapı Sektöründe Kullanımının Önemi ve Yapılarda Güneş Enerjisinden Yararlanma Olanakları. Yüksek Lisans Tezi, Selçuk Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Konya.

Serttaş, F. 2015. Güneş Işınım Şiddeti Tahminine Örüntü Tarama Tabanlı Yeni Bir Yaklaşım. Yüksek Lisans Tezi, Afyon Kocatepe Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Afyonkarahisar.

Sfetsos, A., & Coonick H. 2000. Univariate And Multivariate Forecasting of Hourly Solar Radiation with Artificial Intelligence Techniques. J. Solar Energy, 68(2), 169–178.

Şahan, M., & Okur, Y. 2016. Akdeniz Bölgesine Ait Meteorolojik Veriler Kullanılarak Yapay Sinir Ağları Yardımıyla Güneş Enerjisinin Tahmini. SDÜ, Fen Edebiyat Fakültesi Fen Dergisi, 11(1), 61-71.

Şarlak, N., & Güven, A. 2016. Global Güneş Radyasyon Tahmini: Gaziantep Uygulaması. Teknik Dergi, 27(3), 7561-7568.

Tosun, S., Öztürk, A., Demir, H., & Kuru, L. 2012. Kuru tip transformatörün tabu arama algoritması yöntemi ile ağırlık optimizasyonu. İleri Teknoloji Bilimleri Dergisi, 1 (1), 17-26.

Türkiye Elektrik İletim A. Ş. (TEİAŞ) (2020). Yük Tevzi Bilgi Sistemi. [Erişim: 02.12.2020, https://ytbsbilgi.teias.gov.tr/ytbsbilgi/frm_istatistikler.jsf]

Ulutaş, A., Çakmak, R., & Altaş, İ. H. 2018. Hourly solar irradiation prediction by artificial neural network based on similarity analysis of time series. 2018 Innovations in Intelligent Systems and Applications Conference (ASYU), 1-6.

Yeşilbudak, M., Çolak, M., & Bayındır, R. 2018. Ankara İlinin Uzun Dönem Global Güneş Işınım Şiddeti, Güneşlenme Süresi ve Hava Sıcaklığı Verilerinin Analizi ve Eğri Uydurma Metotlarıyla Modellenmesi. Gazi University Journal of Science, Part C, 6(1), 189-203.

Yılmaz, S., Hocaoğlu, F. O., & Kurban, M. 2017. Daily Solar Radiation Prediction Using Adaptive Fuzzy Rule Based Systems. JECET, 6(2), 184-198.

ÖZ GEÇMİŞ

KİŞİSEL BİLGİLER

Adı Soyadı : Dilan KAYA

Doğum Yeri ve Tarihi : Bingöl / 17.03.1995

E-Posta : kayadilan02@gmail.com

ORCID : 0000-0002-6885-1333

İŞ TECRÜBELERİ

02.05.2018 –	Bilecik Osmangazi Yapı Denetim Ltd. Şti., Kontrol Mühendisi
16.01.2017 – 07.02.2017	Serhat Mühendislik / Bursa, Stajyer
11.07.2016 – 05.08.2016	Fatih Mühendislik / Bingöl, Stajyer

ÖĞRENİM DURUMU

2018 – 2020 Bilecik Şeyh Edebali Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü –Enerji Sistemleri Mühendisliği (Örgün Öğretim) – Ortalama: 3.91

2013 – 2017 Bilecik Şeyh Edebali Üniversitesi Mühendislik Fakültesi – Elektrik/Elektronik Mühendisliği (Örgün Öğretim) – Ortalama: 3.38 – (Bölüm Birinciliği)

2009 – 2013 Yunus Emre Anadolu Lisesi– Bölüm: Fen – Ortalama: 84 /100

AKADEMİK ÇALIŞMALAR

Kaya, D., Dokur, E., & Kurban, M. 2018. Yüzey Tipine Göre Toplam Güneş Işınım Şiddeti Değişiminin Analizi. VI. Ulusal Güneş ve Hidrojen Enerjisi Kongresi (UGHEK), 10-11 Mayıs, Eskişehir.

Kaya, D., Dokur, E., & Kurban, M. 2018. Güneş Enerjisi Potansiyeli Belirlemede Kullanılan Yöntemlerin Analizi. VI. Ulusal Güneş ve Hidrojen Enerjisi Kongresi (UGHEK), 10-11 Mayıs, Eskişehir.

Kaya, D., Dokur, E., & Kurban, M. 2019. Güneş Işınım Şiddetinin Tahmininde Dalgacık Ayrıştırma Yönteminin Kullanılmasının Analizi ve Uygulaması. 3. Uluslararası GAP Matematik Mühendislik, Fen ve Sağlık Bilimleri Kongresi, 29 Kasım-1 Aralık, Şanlıurfa, s. 760-763.

Kaya, D., Dokur, E., & Kurban, M. 2019. Yüzeye Gelen Güneş Işınım Şiddetinin Eğime Bağlı Olarak Karşılaştırmalı Analizi. Uluslararası Mühendislik Doğal Bilimler ve Mimarlık Sempozyumu, ISENSA, 2-4 Mayıs, Kocaeli, s. 48-52.

Kaya, D., Dokur, E., & Kurban, M. 2019. Güneş Işınım Şiddetinin Yapay Sinir Ağı Tabanlı Tahmini ve Bilecik İli Uygulaması. Uluslararası Mühendislik Doğal Bilimler ve Mimarlık Sempozyumu, ISENSA, 2-4 Mayıs, Kocaeli, s. 104-108.

Kaya, D., Dokur, E., & Kurban, M. 2019. Farklı Eğitim Algoritmaları Kullanarak YSA Tabanlı Güneş Işınım Şiddetinin Tahmini ve Karşılaştırmalı Analizi. 3. Uluslararası GAP Matematik Mühendislik, Fen ve Sağlık Bilimleri Kongresi, 29 Kasım-1 Aralık, Şanlıurfa, s. 756-759.