



**T.C.
DÜZCE ÜNİVERSİTESİ
LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ**

**FARKLI TİPTEKİ FOTOVOLTAİK SİSTEMLERİN GÜÇ
ÜRETİMLERİNİN ANALİZİ VE YAPAY ZEKAYA DAYALI
TAHMINİ**

TUĞBA ÖZDEMİR ALİ

**DOKTORA TEZİ
FİZİK ANABİLİM DALI
DOKTORA PROGRAMI**

**DANIŞMAN
PROF. DR. ÖZGE TÜZÜN ÖZMEN**

DÜZCE, 2022

T.C.
DÜZCE ÜNİVERSİTESİ
LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ

FARKLI TİPTEKİ FOTOVOLTAİK SİSTEMLERİN GÜÇ
ÜRETİMLERİNİN ANALİZİ VE YAPAY ZEKAYA DAYALI
TAHMİNİ

Tuğba Özdemir Ali tarafından hazırlanan tez çalışması aşağıdaki jüri tarafından Düzce Üniversitesi Lisansüstü Eğitim Enstitüsü Fizik Anabilim Dalı'nda **DOKTORA TEZİ** olarak kabul edilmiştir.

Tez Danışmanı

Prof. Dr. Özge Tüzün Özmen
İzmir Bakırçay Üniversitesi

Eş Danışman

Doç. Dr. Serhat Duman
Bandırma Onyedli Eylül Üniversitesi

Jüri Üyeleri

Prof. Dr. Özge Tüzün Özmen
İzmir Bakırçay Üniversitesi

Prof. Dr. Uğur Güvenç
Düzce Üniversitesi

Prof. Dr. Yusuf Sönmez
Gazi Üniversitesi

Prof. Dr. Kadir Gökşen
Düzce Üniversitesi

Dr. Öğr. Üyesi Aliye Kahyaoğlu
Düzce Üniversitesi

Tez Savunma Tarihi: 01/09/2022

BEYAN

Bu tez çalışmasının kendi çalışmam olduğunu, tezin planlanmasından yazımına kadar bütün aşamalarda etik dışı davranışımın olmadığını, bu tezdeki bütün bilgileri akademik ve etik kurallar içinde elde ettiğimi, bu tez çalışmasıyla elde edilmeyen bütün bilgi ve yorumlara kaynak gösterdiğimi ve bu kaynakları da kaynaklar listesine aldığımı, yine bu tezin çalışılması ve yazımı sırasında patent ve telif haklarını ihlal edici bir davranışımın olmadığını beyan ederim.

1 Eylül 2022

Tuğba ÖZDEMİR ALİ

TEŞEKKÜR

Doktora eğitimim boyunca her türlü destek ve katkıda bulunan tez çalışmam sırasında karşılaştığım her zorlukta tecrübesi ve bilgi birikimi ile her daim yanımda olup yardımlarını benden esirgemeyen saygıdeğer danışman hocam Prof. Dr. Özge Tüzün Özmen'e sonsuz teşekkürlerimi sunarım.

Tez çalışmam boyunca değerli katkılarını ve desteklerini benden hiç esirgemeyen eş danışmanım Doç. Dr. Serhat Duman'a en içten teşekkürlerimi sunarım. TÜBİTAK projesi kapsamında, Amerika'da bulunduğum süre ve sonrasında çalışmama katkılarından dolayı Louisville Üniversitesindeki danışmanım Prof. Dr. Jacek M. Zurada'ya teşekkürlerimi sunarım. Tez izleme komitesindeki değerleri hocalarım Prof. Dr. Uğur Güvenç ve Prof. Dr. Yusuf Sönmez'e, tez savunma jüri üyelerime ve Prof. Dr. Kadir Gökşen'e tezime değerli katkılarından dolayı sonsuz teşekkürlerimi sunarım. Düzce Üniversitesi Fizik Bölüm Başkanı sayın Prof. Dr. Oğuz Köysal'a doktora eğitim sürecindeki tüm desteklerinden ötürü teşekkürlerimi sunarım.

Ayrıca doktora çalışmamda yurtdışında olduğum süre boyunca, benim işlerimi kolaylaştıran, Düzce Üniversitesi Lisansüstü Eğitim Enstitüsünün değerli sekreteri Selim Güven'e, çok değerli memurları; Ayşe Topaloğlu, Hayrettin Bekleviç ve Rasim Ongun'a en içten teşekkürlerimi sunarım. Doktora çalışmam boyunca destek olan, laboratuvarında sabahladığım zamanlarda konumu hiç bilmediği halde benimle birlikte sabahlayan, beni yalnız bırakmayan değerli dostum Yasemin Keskin'e, yaptığım çalışmaları, sunumları ve projelerimi benim için tekrar tekrar okuyup bana destek olan kıymetli arkadaşım Nihal Eser'e, motivasyonumu kaybettiğimde beni motive edip cesaretlendiren kardeşim Büşra Özdemir başta olmak üzere, değerli arkadaşlarım; Pınar Yılmaz, Dr. Gülnur Önsal, Dr. H. Muzaffer Şağban, Elif Karabekiroğlu, ve Tülay Aksun'a teşekkür ederim.

Doktora çalışmam ve tüm eğitim hayatım boyunca her zaman yanımda olan, bana her konuda destek olan sevgili anneme ve babama, özellikle çalışmamın programlama kısmı ile ilgili yardımlarını ve desteğini esirgemeyen sevgili eşim M. Tarek Ali'ye, beni her daim neşelendiren, yüzümü güldüren sevgili yeğenlerim Ebubekir Talha ve Gökem Bera'ya teşekkürlerimi sunarım.

1 Eylül 2022

Tuğba ÖZDEMİR ALİ

İÇİNDEKİLER

Sayfa No

ŞEKİL LİSTESİ.....	vii
ÇİZELGE LİSTESİ	ix
KISALTMALAR.....	x
SİMGELER	xii
ÖZET	xiii
ABSTRACT	xiv
EXTENDED ABSTRACT	xv
1. GİRİŞ.....	20
2. FOTOVOLTAİK SİSTEMLER.....	28
2.1. FOTOVOLTAİK ENERJİ.....	29
2.2. FOTOVOLTAİK SİSTEMLERİN ÇALIŞMA PRENSİBİ	30
2.2.1. Bir Fotovoltaik Hücrelerin Çalışma İlkesi.....	30
2.3. SİLİSYUM FOTOVOLTAİK PANELLER	31
2.3.1. Monokristal Silisyum Fotovoltaik Panel.....	31
2.3.2. Polikristal Silisyum Fotovoltaik Panel	32
2.3.3. Amorf Silisyum Fotovoltaik Panel	33
3. DÜBİT'in ÇATISINDA BULUNAN FOTOVOLTAİK PANELLER VE PANELLERİN ANALİZİNDE KULLANILAN PARAMETRELER.....	35
3.1. DÜBİT'İN ÇATISINA KURULAN FOTOVOLTAİK PANELLERİN GENEL ÖZELLİKLERİ.....	35
3.2. FOTOVOLTAİK PANEL VERİLERİNİN TEORİK HESAPLAMALARI.	39
3.2.1. Işınım ve Sıcaklık.....	41
3.2.2. Spesifik Verim Faktörü (η_f).....	42
3.2.3. Verim (η)	42
3.2.4. Performans Oranı (PR)	43
4. DÜBİT ÇATISINDA KURULU BULUNAN FOTOVOLTAİK PANELLERİN ANALİZLERİ.....	44
4.1.1. Işınım Analizi.....	44
4.1.2. Sıcaklık Analizi	45
4.1.3. Enerji Analizi.....	46
4.1.4. Verim Analizi.....	47
4.1.5. Performans Analizi.....	49
4.1.6. Yaz Ayları Sıcaklık-Verim ve Işınım-Verim Kıyaslaması.....	51
4.1.7. Yaz Ayları Sıcaklık-Performans ve Işınım-Performans Kıyaslaması.....	52
4.2. 2014-2019 YILLARI KIŞ AYLARI ANALİZİ	53

4.2.1. Işınım Analizi.....	54
4.2.2. Sıcaklık Analizi	55
4.2.3. Enerji Analizi.....	55
4.2.4. Verim Analizi.....	57
4.2.5. Performans Analizi	59
4.2.6. Sıcaklık-Verim ve Sıcaklık-Performans Kıyaslaması.....	60
5. FOTOVOLTAİK Hücrelerinin yapay zekaya dayalı ışınlm tahmini ve uzun-kısa Süreli Bellek (LSTM) modeli ile kıyaslaması....	64
5.1. YAPAY SİNİR AĞLARI (YSA)	64
5.2. FOTOVOLTAİK SİSTEMLERDE YAPAY ZEKA KULLANIMI	66
5.3. DÜZCE ÜNİVERSİTESİ FOTOVOLTAİK PANELLERDEN YAPAY ZEKA İÇİN VERİ SETİ OLUŞTURMA	69
5.3.1. Düzce Üniversitesi Fotovoltaik Panel Verilerin Yapay Zeka İçin Kullanımı	70
5.3.2. Meteoroloji Genel Müdürlüğünden Elde Edilen Verilerin Kullanımı....	71
5.4. YAPAY ZEKA MODELLERİ TEORİK HESAPLAR.....	73
5.4.1. Geleneksel Yapay Sinir Ağları (YSA) ve Çok Katmanlı Algılayıcılar (MLP).....	73
5.4.2. Tekrarlayan Sinir Ağları (RNN)	74
5.4.3. Uzun-Kısa Süreli Bellek (LSTM)	75
5.4.4. Aktivasyon Fonksiyonları.....	77
5.5. IŞINIM TAHMİNİ İÇİN YAPAY ZEKA VE DERİN ÖĞRENME (LSTM) MODELLERİ	79
5.5.1. YSA ve LSTM Modelleri İçin Deneysel Çalışma.....	79
5.5.1.1. YSA Modeli.....	80
5.5.1.2. LSTM Modeli.....	82
5.5.2. Hata Hesapları.....	82
5.5.2.1. MSE (Ortalama kare hata).....	83
5.5.2.2. MAE (Ortalama mutlak hata).....	83
5.5.2.3. RMSE (Kök ortalama kare hata).....	83
5.5.2.4. R ² (Belirlilik katsayısı).....	84
5.5.3. Modellerin Başlıca Deneysel Sonuçları ve Hata Kıyaslamaları	84
5.6. IŞINIM TAHMİNİ İÇİN YSA VE LSTM MODELLERİ KİYASLAMA	86
6. SONUÇLAR VE ÖNERİLER.....	90
6.1. DÜBİT FOTOVOLTAİK PANELLERİN ANALİZ SONUÇLARI	90
6.1.1. Fotovoltaik Panellerin Yaz Ayları Analiz Sonuçları	90
6.1.2. Fotovoltaik Panellerin Kış Ayları Analiz Sonuçları	91
6.2. FOTOVOLTAİK PANELLERİN DÜZCE ŞEHİRİ İÇİN YAPAY ZEKAYA DAYALI IŞINIM MİKTARI TAHMİN SONUÇLARI.....	92
7. KAYNAKLAR	94
8. EKLER	104
8.1. EK 1: PREPROCESSİNG	104
8.2. EK 2: VERİ TEMEL EĞİTİM	106
8.3. EK 3: LSTM EĞİTİM.....	110
ÖZGEÇMİŞ.....	114

ŞEKİL LİSTESİ

	Sayfa No
Şekil 1.1. Türkiye Güneş Enerjisi Potansiyel Atlası (GEPA) [7].....	22
Şekil 2.1. Fotovoltaik hücrelerinden fotovoltaik modül, fotovoltaik panel ve fotovoltaik dizin elde edilmesi.	28
Şekil 2.2. Bir p-n eklemnin çalışma prensibi.	30
Şekil 2.3. Fotovoltaik hücrenin katmanları.	31
Şekil 2.4. Monokristal silisyum atomik yapısı [39].....	32
Şekil 2.5. Polikristal silisyum atomik yapısı [41].....	33
Şekil 2.6. Amorf silisyum atomik yapısı [39].	33
Şekil 2.7. Fotovoltaik panellerin NREL verimlilik karşılaştırılması [43].....	34
Şekil 3.1. Düzce il haritası.	35
Şekil 3.2. DÜBİT'in çatısında kurulu bulunan ve toplam 7,5 kW kurulu güce sahip olan (a) mono-Si, (b) poli-Si ve (c) a-Si fotovoltaik paneller.	36
Şekil 3.3. DÜBİT çatısına kurulan fotovoltaik panellerinin şema ile gösterimi.	38
Şekil 3.4. Fotovoltaik paneller için kullanılan üç adet invertör cihazı (kırmızı cihaz) ve kontrol cihazları (siyah cihaz).....	38
Şekil 3.5. Fotovoltaik hücrenin eşdeğer devresi [48].	39
Şekil 3.6. Bir fotovoltaik hücrenin (a) ışınlıma bağlı $I-V$, (b) sıcaklığa bağlı $I-V$ ve (c) sıcaklığa bağlı $P-V$ karakteristiği [50].	40
Şekil 4.1. Günlük ortalama toplam ışınlım miktarının yaz ayları bazında yıllık kıyaslaması.	45
Şekil 4.2. 2014-2019 yılları yaz ayları ortam sıcaklığı kıyaslaması.....	45
Şekil 4.3. Fotovoltaik panellerin (a) 2014, (b) 2015, (c) 2016, (d) 2017, (e) 2018 ve (f) 2019 yaz ayları için ürettiği günlük ortalama enerji miktarı.....	47
Şekil 4.4. Fotovoltaik panellerin yaz ayları yüzde verimlerinin yıllara göre; (a) 2014, (b) 2015, (c) 2016, (d) 2017, (e) 2018 ve (f) 2019 gösterimi.	48
Şekil 4.5. Üç farklı tipteki fotovoltaik panelin yıllara göre yaz ayları performans oranlarının gösterimi; (a) 2014, (b) 2015, (c) 2016, (d) 2017, (e) 2018 ve (f) 2019.....	50
Şekil 4.6. 2014-2019 yılları yaz ayları günlük ortalama sıcaklığın fotovoltaik panellerin yüzde verimleriyle karşılaştırılması.....	51
Şekil 4.7. 2014-2019 yılları yaz ayları günlük ortam sıcaklığının yıllara ve fotovoltaik panellerinin performans oranına göre dağılımı.	52
Şekil 4.8. 2014-2019 yılları yaz ayları günlük ortalama toplam ışınlım miktarının yıllara ve fotovoltaik panellerinin performansına göre dağılımı.	53
Şekil 4.9. Fotovoltaik panellerin kış ayları için ışınlım miktarının dağılımı.	54
Şekil 4.10. Fotovoltaik panellerin kış ayları için ortalama çevre sıcaklığı.	55
Şekil 4.11. Fotovoltaik panellerin kış aylarında ürettikleri ortalama enerji miktarları: (a) 2014, (b) 2015, (c) 2016, (d) 2017, (e) 2018 ve (f) 2019 yılları için.....	56
Şekil 4.12. Fotovoltaik panellerin yıllara göre kış ayları verimlerinin oranlarının gösterimi; (a) 2014, (b) 2015, (c) 2016, (d) 2017, (e) 2018 ve (f) 2019.	58
Şekil 4.13. Fotovoltaik panellerin yıllara göre kış ayları performans oranlarının gösterimi; (a) 2014, (b) 2015, (c) 2016, (d) 2017, (e) 2018 ve (f) 2019.	60
Şekil 4.14. Fotovoltaik panellerin yüzde verimi ile 2014-2019 yılları kış ayları günlük ortalama sıcaklığının karşılaştırılması.	61

Şekil 4.15. Fotovoltaik panellerin performansı ile günlük ortalama sıcaklığının 2014-2019 yılları kış ayları için karşılaştırılması.	62
Şekil 4.16. Fotovoltaik panellerin yüzde performansı ile günlük toplam ışıınım miktarının 2014-2019 yılları kış ayları için karşılaştırılması.	63
Şekil 5.1. İnsan beynindeki bir sinir hücresi.	65
Şekil 5.2. Yapay sinir ağlarındaki temel nöron yapısı.	65
Şekil 5.3. Tek çıkışlı çok katmanlı algılayıcı.	73
Şekil 5.4. Tekrarlayan sinir ağının (RNN) temel gösterimi.	75
Şekil 5.5. LSTM’de tekrarlayan katmanlar ve kapılar.	76
Şekil 5.6. Herhangi bir t zamanında, uzun- kısa süreli bellek (LSTM) yapısı.	77
Şekil 5.7. Aktivasyon fonksiyonu ile yapay sinir ağlarının yapısı.	78
Şekil 5.8. YSA modeli.	81
Şekil 5.9. YSA modeli için hata fonksiyonu (loss function).	86
Şekil 5.10. LSTM modeli için eğitim ve test verilerinin hata fonksiyonu (loss function).	87
Şekil 5.11. LSTM modelinin ışıınım tahmini, mavi renk tahmini, kırmızı renk ise gerçek değerleri gösteriyor.	88

ÇİZELGE LİSTESİ

	<u>Sayfa No</u>
Çizelge 3.1. STK’da mono-Si, poli-Si ve a-Si panellerinin elektriksel veri bilgileri.....	37
Çizelge 4.1. DÜBİT çatısındaki mono-Si, poli-Si ve a-Si fotovoltaiik panellerinin 2014-2019 yaz ayları için yıllık ortalama yüzde verimleri.	48
Çizelge 4.2. DUBİT çatısındaki mono-Si, poli-Si, a-Si fotovoltaiik panellerinin yaz ayları için yıllık ortalama performans oranları.	50
Çizelge 4.3. DUBİT fotovoltaiik panellerinin verimlerinin kış ayları için yıllık ortalama yüzdeleri.....	58
Çizelge 4.4. DÜBİT fotovoltaiik panellerinin performanslarının kış ayları için yıllık ortalama yüzdeleri.....	60
Çizelge 5.1. DÜBİT çatısındaki fotovoltaiik panellerden her 5 dakikada bir kaydedilen veriler.	71
Çizelge 5.2. Düzce Meteoroloji Müdürlüğü’nden alınan meteorolojik verilerden günlük ortalama bulutluluk örneği (sayılar ortalama bulutluluk oranını göstermektedir).....	72
Çizelge 5.3. YSA modelinin hiper-parametreleri.....	81
Çizelge 5.4. LSTM modelinin hiper-parametreleri.	82
Çizelge 5.5. Modellerin hata fonskiyonu deneysel örnekler.....	84
Çizelge 5.6. Hata analizleri.	85
Çizelge 5.7. 500 Epoch ile modellerin hata fonskiyonu kıyaslaması.....	87
Çizelge 5.8. YSA modelinin literatür ile karşılaştırılması.	89

KISALTMALAR

ALADIN	Sayısal hava tahmin modeli
AM	Hava kütlesi (Air Mass)
a-Si	Amorf silisyum
a-Si/ μ c-Si	Amorf silisyum ve mikro kristal silisyum tandem yapılı
ARMA/ANN	Yapay zekada doğrusal filtreleme modelleri
AU	Astronomik birim
BiLSTM	Çift yönlü uzun kısa süreli bellek
BNN	Bayesian sinir ağı
CdTe	Kadmiyum tellür
CH ₄	Metan
CIS	Bakır indiyum selenit
CLSTM	Evrişimli uzun kısa süreli bellek
CNN	Evrişimsel sinir ağı
CO	Karbon monoksit
CO ₂	Karbondioksit
COP21	Birleşmiş Milletler İklim Değişikliği Konferansı
CSD	Klasik mevsimsel ayrışma tekniği
DC	Doğru akım
DL	Derin öğrenme
DNN	Derin sinir ağları
DÜBİT	Düzce Üniversitesi Bilimsel ve Teknolojik Araştırmalar Uygulama ve Araştırma Merkezi
Elastik Net.	Elastik net regresyon
FNN	İleri beslemeli sinir ağları
FV	Fotovoltaik
G	Işınım
GCPV	Şebekeye bağlı fotovoltaik santralleri
GEPA	Türkiye güneş enerjisi potansiyel atlası
GPU	Grafik işleme birimleri
GFF	Genelleştirilmiş ileri besleme
GSR	Küresel güneş ışınım miktarını
LASSO	Lasso regresyon
LR	Linear regresyon
LSTM	Uzun-kısa süreli bellek
MAE	Ortalama mutlak hata
MAPE	Ortalama mutlak yüzde hatası
MLP	Çok katmanlı algılayıcı
Mono-Si	Mono (tek) kristalli silisyum
MSE	Ortalama kare hatası
<i>MW</i>	Mega Watt
N ₂ O	Diazotoksit
NOMADS	Ulusal Okyanus ve Atmosfer İdaresi-Ulusal Operasyonel Model Arşivi ve Dağıtım Sistemi
NREL	Amerika'nın Ulusal Yenilenebilir Enerji Laboratuvarı
O ₃	Ozon
Poli-Si	Polikristal silisyum

PVPS	Fotovoltaik güç sistemini
PVsyst	Solar sistem simülasyon programı
PV/T	Fotovoltaik termal
R ²	Belirlilik katsayısı
RR	Ridge regresyon
RMSE	Kök ortalama kare hata
RNN	Tekrarlayan sinir ağı
SAM	System advisor model yazılım Programı
SI	Uluslararası Birim Sistemi
STK	Standart test koşulları
SVR	Destek vektör regresyonu
UNEP	United Nations Environment Programme
YSA	Yapay sinir ağı
WRF	Hava durumu araştırması ve tahmini



SİMGELER

$\hat{A}$ °C	Ortalama sıcaklık
b	Sapma vektörüdür
b_i	Bias
$E_{AC,d}(kWh)$	Panel sisteminden elde edilen günlük enerjiyi
$E_{sys,ins}(kWh)$	Panelin sisteme verdiği anlık gücü
$f(.)$	Aktivasyon fonksiyonu
$G_{opt}(Wh/m^2)$	STK altında $1m^2$ alana gelen ışıınım enerjisini
h_t	Herhangi bir t anında gizli katman
$h_{(t-1)}$	Herhangi t anının bir önceki adımındaki gizli katman
I	Akım
I_{D_1}	Diyot akımı
I_0	Diyot ters doyma akımı
I_{PV}	Fotoakımı
I_T	Yüzeye düşen toplam ışıınım miktarıdır
J	Joule
k_B	Boltzman sabiti ($1.381 \times 10^{-23} J/K$)
kW	Kilowatt
n	İdealite faktörünü
N	Toplam örnek sayısına
η	Yüzde verim
P	Güç
$P_{max,STC}(kW)$	STK’da panellerin kurulum özelliklerinden elde edilen güç
PR	Performans oranı
R_p	Panellerin verimini etkileyen paralel bağlı direnç
R_s	Panellerin verimini etkileyen seri bağlı direnç
q	Elektron yükü ($1.602 \times 10^{-19} C$),
σ	Sigmoid aktivasyon fonksiyonudur
T	Kelvin cinsinden mutlak sıcaklığı
T_c	Çevre sıcaklığı
V	Voltaj
Y_f	Spesifik verim faktörü
Y_{fa}	Amorf-Si için spesifik verim faktörü
Y_{fm}	Mono-Si spesifik verim faktörü
Y_{fp}	Poli-Si spesifik verim faktörü
Y_R	Toplam ışıınımın normalize halidir
x_i	Giriş verileri
$\bar{x}_i$	Gözlemlenen değerin ortalaması
x'_i	Tahmin edilen değeri
x_t	Herhangi bir t anında giriş verileri
W	Watt
w_i	YSA’da nörona olan her bağlantının ağırlığını
W_h	Gizli katman ağırlık matrisleri
W_x	Giriş ağırlık matrisi
W_y	Çıkış ağırlık matrisleri
y_t	Herhangi bir t anında çıkış verileri

ÖZET

FARKLI TİPTEKİ FOTOVOLTAİK SİSTEMLERİN GÜÇ ÜRETİMLERİNİN ANALİZİ VE YAPAY ZEKAYA DAYALI TAHMİNİ

Tuğba ÖZDEMİR ALİ

Düzce Üniversitesi

Lisansüstü Eğitim Enstitüsü, Fizik Anabilim Dalı

Doktora Tezi

Danışman: Prof. Dr. Özge TÜZÜN ÖZMEN

Eylül 2022, 113 sayfa

Modern dünyanın vazgeçilmezi haline gelen teknolojik gelişmeler, insanoğlunu tamamen enerjiye bağımlı hale getirmiştir. Artan bu enerji ihtiyacının büyük bir çoğunluğu günümüzde fosil yakıtlardan karşılanmaktadır. Fosil yakıt kaynaklarının sınırlı olması, çevreye olumsuz etkileri ve pahalı olmaları fosil yakıtlara alternatif olarak temiz enerji kaynaklarına yönelik kullanımı ve araştırmaları son yıllarda oldukça arttırmıştır. Bu noktada, yenilenebilir, çevre dostu ve temiz enerji kaynağı olan güneşten elektrik enerji üretmek başta ülkemiz olmak üzere tüm dünyada yatırımların arttırdığı bir konudur. Yenilenebilir enerji kaynakları ile ilgili çalışmalara katkı sağlamak ve aynı zamanda güneş enerjisinden elektrik üretiminde bölgede referans olacak çalışmalar yapmak amacıyla 2013 yılında Düzce Üniversitesi Bilimsel ve Teknolojik Araştırma ve Uygulama Merkezi (DÜBİT)'in çatısına toplam 7,5 *kW* kurulu güce sahip ve her biri 2,5 *kW* gücünde; amorf silisyum (a-Si), polikristal silisyum (poli-Si) ve mono kristal silisyum (mono-Si) fotovoltaik paneller kurulmuştur. Bu tez çalışmasında, DÜBİT'in çatısında bulunan üç farklı tipteki fotovoltaik panellerin, 2014-2019 yılları arası için mevsimlere ve yıllara göre verim ve performans analizleri yapılmıştır. Diğer yandan, 2014-2018 yılları arasındaki DÜBİT'in çatısında kurulu bulunan üç farklı tipteki fotovoltaik panel verileri ile birlikte meteorolojiden alınan bağıl nem, bulutluluk ve güneşlenme süresi gibi meteorolojik veriler de kullanılarak bir veri seti oluşturulmuştur. Oluşturulan veri seti, Düzce için güneş ışınım miktarının tahmin etmek amacıyla, yapay zekaya dayalı klasik yapay sinir ağı (YSA) ve Uzun-Kısa Süreli Bellek (LSTM) derin öğrenme modelleri geliştirilmiştir.

Anahtar sözcükler: Fotovoltaik paneller, Verim, Performans analizi, YSA, LSTM.

ABSTRACT

ANALYSIS OF POWER GENERATION AND ARTIFICIAL INTELLIGENCE BASED PREDICTION OF DIFFERENT TYPES OF PHOTOVOLTAIC SYSTEMS

Tuğba ÖZDEMİR ALİ

Düzce University

Graduate School of Natural and Applied Sciences, Department of Physic

Doctoral Thesis

Supervisor: Prof. Dr. Özge TÜZÜN ÖZMEN

September 2022, 113 pages

Technological developments, which have become indispensable in the modern world, have made human beings completely dependent on energy. Most of this increasing energy need is met by fossil fuels today. The limited use of fossil fuel sources, their negative effects on the environment and their expensiveness have increased the use and research of clean energy sources as an alternative to fossil fuels in recent years. At this point, generating electricity from the sun, which is a renewable, environmentally friendly and clean energy source, is an issue where investments are increasing all over the world, especially in our country. In 2013, Düzce University Scientific and Technological Research and Application Center (DÜBIT) has a total installed power of 7.5 kW, each of which has 2 with a power of .5 kW; amorphous silicon (a-Si), polycrystalline silicon (poly-Si) and monocrystalline silicon (mono-Si) photovoltaic panels were installed. In this thesis, efficiency and performance analyzes of three different types of photovoltaic panels on the roof of DÜBIT, according to seasons and years, for the years 2014-2019 were made. On the other hand, a data set was created by using the data of three different types of photovoltaic panels installed on the roof of DÜBIT between the years 2014-2018, as well as meteorological data such as relative humidity, cloudiness and sunshine duration from meteorology. Classical artificial neural network (ANN) and Long-Short-Term Memory (LSTM) deep learning models based on artificial intelligence have been developed to predict the amount of solar radiation for Düzce.

Keywords: Photovoltaic panels, Efficiency, Performance analyzes, ANN, LSTM.

EXTENDED ABSTRACT

ANALYSIS OF POWER GENERATION AND ARTIFICIAL INTELLIGENCE BASED PREDICTION OF DIFFERENT TYPES OF PHOTOVOLTAIC SYSTEMS

Tuğba ÖZDEMİR ALİ

Düzce University

Graduate School of Natural and Applied Sciences, Department of Physics

Doctoral Thesis

Supervisor: Prof. Dr. Özge TÜZÜN ÖZMEN

September 2022, 113 pages

1. INTRODUCTION

Solar energy is an energy based on photoelectric effect, which converts sunlight into electrical energy. It is a type of renewable, endless, and clean energy that can be produced in photovoltaic plants. Photovoltaic panels are obtained using semiconductor materials, which can be made of monocrystalline silicon (mono-Si), polycrystalline silicon (poly-Si), amorphous silicon (a-Si) or other thin-film silicon. The efficiency of photovoltaic panels is a measure of the amount of solar radiation that falls on the surface area of a photovoltaic panel and is converted into electricity. To determine photovoltaic panel efficiency, panels have been tested in the laboratory at standard test conditions (STC). STC is defined as being a solar irradiance amount of 1000 W/m^2 at temperature of 25°C and the photovoltaic panels with a sea level air mass (AM) of 1.5. Basically, mono-Si, poly-Si, and a-Si photovoltaic panels are used the most common types of photovoltaic panels in marketing. Mono-Si photovoltaic panels also called single-crystalline cells usually have the highest efficiency and power capacity out of all types of solar panels. The efficiency rates of mono-Si photovoltaic panels can reach above 24%, especially with the newest manufacturing ones. Poly-Si photovoltaic panels known as single-crystalline cells have slightly less efficient than mono-Si photovoltaic panels. Due to the fact that the silicon is grown as a block of crystals, not as a single cell, the efficiency is around 18%. Thin-film photovoltaics are made by covering one or more thin layers of photovoltaics material on materials such as glass, plastic, or metal. Production of thin film solar panels is less complex, flexible, light, and low cost. Therefore, the efficiency of thin film solar panels is lower than the others, their efficiency of about 15%. The efficiency and capacity

of photovoltaic panels do not only depend on the semiconductor structure of solar panels, but also depend on solar radiation amounts that are, in turn, affected by easily measurable atmospheric parameters such as average relative humidity, sunshine time, solar radiations and cloudiness. Therefore, it analyzed data from three kinds of solar panels at the University of Düzce Scientific and Technological Research and Application Center in Düzce in Turkey for the efficiency, performance, and prediction of solar radiation amounts of photovoltaic panels in this work. The motivation behind the proposed study was the irregularity of energy delivery in Düzce city in Turkey, which may exist in similar cities around the world. It was utilized both photovoltaic historical data, which was collected from the city of Düzce in Turkey for the period between 2014 to 2018, as well as the daily meteorological data for the same period. In the proposed study, a deep ANN and an LSTM models are compared in terms of predicting the solar radiation in the city of Düzce in Turkey on daily basis. It was performed hyperparameter optimization at predefined hyperparameter values for both the net-works, ANN and LSTM. Selecting a deep learning architecture to perform an accurate prediction of the solar radiation amount is crucial for the system operators to reduce costs and uncertainties.

2. MATERIAL AND METHODS

The solar data, which were utilized in the current study, were collected from three different types of grid-connected photovoltaic panels. The photovoltaic panels were installed on the top roof of the University of Düzce Scientific and Technological Research and Application Center (DÜBİT) in 2013 in Turkey. The geographic location of the center panel is $40^{\circ}54'14.7''$ N and $31^{\circ}10'56.7''$ E. Accordingly the daily, monthly and annual energy outputs of the panels were calculated by means of mono-Si (2.35 kW), poly-Si (2.64 kW), a-Si (2.40 kW), three different types of photovoltaic panels which were established at roof of DÜBIT in 2013. 24 thin-film panels (a-Si), each with 100W photovoltaic panel power and total 2400W output power, 11 poly-Si panels, each with 240W photovoltaic panel power and total 2640W output power and 10 mono-Si panels, each with 235W photovoltaic panel power and total 2350W output power were placed on the roof of DÜBIT. In addition, the output powers produced from solar panel systems were recorded at 5-minute intervals continuously. A total of 7.39 kW output power was recorded for each panel. Average temperature, radiation amount, panels powers, and average atmospheric temperature were recorded for all panels and were examined between 2014 and 2019. Performance Ratio (PR), solar radiations, the efficiency of panel

types, and average atmospheric temperature were compared for the summer and winter seasons. On the other hand, for every day, there are 288 rows of data and 6 columns (3 columns denote the output power for each panel type (kWh), 1 column denotes average atmospheric temperature ($\hat{A}$ °C), 1 column denotes radiation amount (W/m^2), and 1 column denotes panel temperature ($\hat{A}$ °C). Rows are indexed with the time of acquisition. Moreover, meteorological data were recorded on daily basis. Thus, for every 288 rows of panels' data, there is a corresponding row of meteorological data. Meteorological data acquired were as follow: daily average relative humidity, daily sunshine time, and daily average cloudiness. Meteorological data were recorded by the Ministry of Metrology in Turkey. The rationale behind using the meteorological data is to include any factor that might be affecting the radiation amount detected by the panels. Python 3.7 and pandas were utilized for data cleaning and manipulation. Therefore, photovoltaic data was split into three sets: (i) training set (from January 2014 to December 2017), (ii) validation set (from January 2018 to June 2018), and (iii) testing set (July 2018 to December 2018). Data (Feature) matrix was created by concatenating the daily meteorological data to the data acquired from the photovoltaic panels. Artificial neural network (ANN) and Long-Short term Memory (LSTM) network were utilized to predict the future radiation. Data corresponding to 60 minutes time-interval was averaged and recorded as a single observation. Every single observation of the aggregated dataset was used to predict the radiation after 48 hours. ANN model for prediction of radiation amounts. Deep ANN was utilized with a structure of 1 input layer of size 8, 2 hidden layers each of size 50, and a single output layer with size 1. Therefore, we utilized only one row to predict the following 48th row. Hyperparameter optimization using random grid search was performed on the batch size and the learning rate. Stochastic gradient descent (SGD) was utilized as the optimizing parameter for the deep ANN. Mean squared error (MSE) was utilized as the loss functions. LSTM is an advanced RNN used to specify which feature should be memorized or forgotten when the network is being trained. Therefore, given a sufficient history of features and solar radiation, the LSTM can determine the required history for each feature to provide an accurate solar radiation estimation. In the proposed LSTM/DNN model, we allowed the LSTM to access up to 30 h in the past in order to predict the solar radiation after 48 h.

3. RESULTS AND DISCUSSIONS

In the results of the summer months of 2014-2019 of photovoltaic, it was calculated that 2015 was the most productive year in all respects. The total average value of the radiation amount was obtained as 202.16 kWh/m². In order of performance in 2015; a-Si is 78.6%, pc-Si panel is 80.4% and mc-Si panel is 87.6%. The values of efficiency for each photovoltaic panel; respectively, 4.8% for a-Si, 10.9% for poly-Si and 12.29% for mono-Si. In addition, the annual average energy produced by the a-Si photovoltaic panel was 12.19 kW, the poly-Si panel 12.47 kW and the annual average energy produced by the mono-Si panel 13.26 kW. In terms of the winter season of 2014-2019 (november-february), the year of the high efficiency of the photovoltaic panels was determined as 2018. The efficiency of a-Si, poly-Si, and mono-Si solar panels were founded as 4.90%, 11.46 %, and 14.53 %, respectively. In addition, it was the year 2018 had a superior performance ratio of photovoltaic panels. It was determined that the performance ratio of photovoltaic panels was measured at a-Si 71.2%, poly-Si 81.5% and mono-Si 99.3%.

Loss function with 500 epochs, batch size of 256 was used for this ANN model. The minimum training MSE and minimum testing MSE were 0.0762 and 0.0775, respectively, for the ANN model. The optimum parameters selected for the ANN model were batch size 256 and learning rate 0.01. The training and testing of data with the LSTM model for 500 epochs. the LSTM model, the minimum training MSE and minimum testing MSE were 0.0049 and 0.0080, respectively. The optimum parameters selected for the ANN model were batch size 256 and past days of 15 h. Using MSE to calculate the error/loss of the two models, it was found that LSTM improves the results about 18 times in case of training, and about 9 times in case of testing. Since LSTM successfully outperformed ANN by utilizing the data from the previous 15 h, LSTM was the chosen model to test on the 4th year testing data. The prediction performed using the LSTM trained model on 175 days of the 4th year as-signed for testing the trained model. Number of days are shown on the horizontal axis versus the normalized solar radiation on the vertical axis. We calculated the coefficient of determination, R^2 , along with the MSE for the testing results. R^2 was found to be 0.9365 and MSE was 0.01.

4. CONCLUSION AND OUTLOOK

Photovoltaic panels data established on the roof of DÜBİT for 6 years between 2014-2019 were analyzed and determined solar radiations, efficiency and performance of photovoltaic panels according to specific climate conditions. Two sections in this study show that a reference work for comparison of the efficiency and performance values of

three different types of photovoltaic panels (mono-Si, poly-Si and a-Si) for cities or countries similar to Düzce.

Data were collected for the years between 2014 and 2018 on a daily basis with a 5-min interval. The first model was an ANN model which is frequently used for solar prediction according to the literature. The second model was LSTM which is based on RNNs and is getting more utilization in time series forecasting studies. In the proposed study, we demonstrate the feasibility of accurately predicting solar radiation after 24 h if 15 h of PV historical data along with one previous day of meteorological data are provided to the LSTM. The ability of the LSTM to utilize the historical values of the features allows it to outperform other deep learning models in time series applications. Moreover, we conducted a comparison between our results and similar work in the literature in terms of many error metrics.



1. GİRİŞ

21. yüzyılda teknolojinin hızla ilerlemesi enerji ihtiyacını önemli ölçüde arttırmıştır. Günlük hayatımızın vazgeçilmez parçası haline gelen teknolojik cihazlar insanların enerjiye bağımlılığını oldukça arttırmıştır. Diğer yandan, yüzyıllardır kullanılan ve klasik enerji kaynağı olarak bilinen fosil yakıtlarından (petrol, doğal gaz ve kömür vb.) enerji üretimi hem ekonomik sebeplerden hem de fosil yakıt rezervlerinin gün geçtikçe tükenmekte olması bakımından dezavantajlı hale gelmiştir [1], [2]. Bununla birlikte fosil yakıtlar enerji elde etmek amacıyla yakıldıklarında çevreye karbondioksit (CO_2), metan (CH_4), diazotoksit (N_2O), ozon (O_3) ve karbon monoksit (CO) gibi gazlar yayılmaya başlamasıyla atmosfer sıcaklığı artmakta ve bunun sonucunda küresel ısınma olmaktadır [1], [2]. Fosil yakıtların enerji talebini karşılamadaki rolü aynı şekilde devam ederse, endüstriyel CO_2 emisyonunun 2035 yılına kadar 35 GT seviyesine ulaşacağı ve bunun sonucunda atmosfer sıcaklığının $3,6^\circ\text{C}$ artacağı öngörülmektedir [2], [3]. Tüm bu sebeplerden dolayı ülke liderleri tarafından enerji konusunda yeni yol haritası çizilmiş ve fosil yakıtların kullanımının 2040 yılına kadar kademeli olarak azaltılması hedeflenmiştir [3]. Bu çalışmalar kapsamında küresel ısınma tehlikesine karşı, 196 ülkenin liderleri, Birleşmiş Milletler İklim Değişikliği Konferansında (United Nations Climate Change Conference (COP21)) bir araya gelip küresel ısınmayı 2°C 'nin altında tutmak için 2012 yılında anlaşma imzalamışlardır [3], [4]. Bu anlaşmanın temel amacı, ülkelerin enerji üretim ve tüketimleri sırasında, atmosfere salınan, iklim değişikliğine neden olan sera gazlarının kullanımını sınırlandırmaktır. Paris Antlaşması olarak bilinen bu anlaşma sayesinde 21. yüzyılın ikinci yarısında küresel ısınmada önemli miktarda düşüş beklenmektedir [4]. Tüm bu nedenlerden dolayı, enerji ihtiyacını karşılamak için fosil yakıtlara alternatif olabilecek temiz ve tükenmez enerji kaynakları konusundaki çalışmalar büyük önem kazanmıştır. .

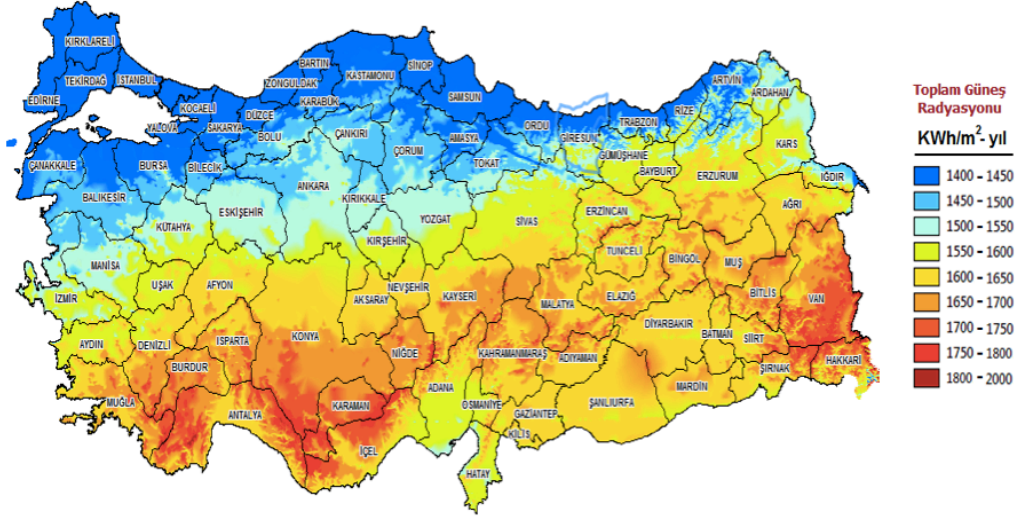
21. yüzyılın en önemli başlıklarından birisi yenilenebilir enerji kaynaklarının geliştirilmesi ve yaygınlaştırılmasıdır. Bu bağlamda, ülkeler büyük bütçelerle yenilenebilir enerji yatırımları yapmaktadırlar. Frankfurt Finans ve Yönetim Okulu (Frankfurt School of Finance & Management GmbH) ve Birleşmiş Milletler Çevre Programı (UNEP (United Nations Environment Programme)) ortak hazırladığı 2020 yılı

raporuna göre; yenilebilir enerjiye yatırımları önemli ölçüde artmış olup büyük hidroelektrik santralleri hariç yenilenebilir enerjiye 2019 yılında 282,2 milyar dolarlık yatırım yapılmıştır [5], [6].

Türkiye’deki durum incelendiğinde ise ülkemizdeki nüfusun yoğun bir şekilde artması ve teknolojinin günlük hayatımızın vazgeçilmez bir parçası olması sebebiyle ülkemizde de elektrik enerjine olan ihtiyaçta her yıl oldukça artmaktadır. Artan enerji ihtiyacı ve azalan fosil yakıt kaynakları dolayısıyla ülkemizde de özellikle son yıllarda yenilenebilir enerji kaynakları alanında ciddi yatırım ve çalışmalar yapılmaktadır [7]. Yenilenebilir enerji kaynakları alanında yapılan yatırımlar sonucu 2021 yılında ülkemizdeki elektrik üretiminin %16,8’i hidrolik enerjiden, %9,4’ü rüzgardan, %4’ü güneşten, %3,2’si jeotermal enerjiden ve %2,4’ü diğer kaynaklardan elde edildiği resmi kaynaklardan görülmektedir [7]. Bununla birlikte, Enerji Bakanlığının son resmi kayıtlarında, 2022 yılı Haziran ayı sonu itibarıyla ülkemiz, elektrik enerjisi kurulu gücü 101.518 *MW*’a ulaşmıştır [7]. Yine bakanlık verilerine göre 2022 yılı haziran ayı sonu itibarıyla ülkemizin kurulu güç kaynaklarının %31,1’i hidrolik enerji, %24,9’u doğal gaz, %20,8’i kömür, %10,8’i rüzgâr, %8,4’ü güneş, %1,7’si jeotermal ve %2,4’ü ise diğer kaynaklar şeklinde dağılım göstermektedir [7]. Yenilenebilir enerji kaynaklarının kurulu gücündeki bu artış sayesinde ülkemizde yenilenebilir enerjiden elektrik enerjisi üretim santrali sayısı (lisanssız santraller dâhil) 2022 yılı Haziran ayı sonu itibarıyla 749 adedi hidroelektrik, 356 adedi rüzgâr, 63 adedi jeotermal, 8.792 adedi güneş, 486 adedi ise diğer kaynaklı santrallerdir [7].

En yaygın yenilenebilir enerji kaynakları hidroelektrik, güneş, rüzgâr ve jeotermal olmakla birlikte bu yenilenebilir enerji kaynakları arasında güneş enerjisi çevre dostu, ekonomik, kolay kurulabilir ve uzun ömürlü olması bakımından enerji üretimde ön sıralarda yer almaktadır. Bununla birlikte, ülkemizin coğrafik konumu nedeniyle Avrupa ülkeleri ve kuzey ülkeler ile kıyaslandığında güneş enerjiden daha çok faydalanabilecek kapasitededir. Enerji Bakanlığı’nın verilerine göre ülkemizde ortalama yıllık toplam güneşlenme süresi 2741,07 *saat/yıl*, ortalama günlük toplam güneşlenme süresi 7,50 *saat/gün*, ortalama yıllık toplam ışıınım şiddeti 1527,46 *kWh/m² -yıl* ve ortalama günlük toplam ışıınım şiddeti 4,18 *kWh/m²-gün*’dür [7].

Şekil 1.1’de ülkemizin Türkiye Güneş Enerjisi Potansiyel Atlası (GEPA) resmi sayfasında sunulan güneş enerjisi haritası verilmiştir [7].



Şekil 1.1. Türkiye Güneş Enerjisi Potansiyel Atlası (GEPA) [7].

Güneş enerjisine artan taleple birlikte güneş enerjisinden elektrik enerjisi üretimin sağlayan fotovoltaik sistemlere ait teknolojilerin gelişip yaygınlaşmasına, fotovoltaik panel üreten firmaların artmasına ve fotovoltaik panellerde kullanılacak ucuz ve verimli farklı malzemelerin kullanımına yol açmıştır. Fotovoltaik sistemlerin kurulumunda ve kullanımında bir çok avantajının bulunmasının yanında piyasadaki sistemlerin mevcudiyetindeki sınırlamalar, yüksek başlangıç maliyeti, nispeten geniş bir kurulum alanına ihtiyaç duyulması, çevresel ve coğrafik koşulların önemi gibi bazı dezavantajları vardır [8], [9]. Fakat ülkemizin coğrafik konumu, fotovoltaik panellerinin hücre verimliliğinin arttırılmasına yönelik çalışmalar ve diğer bilimsel çalışmaların katkıları ile bu dezavantajların büyük çoğunluğu günümüzde avantaja dönüştürülebilmektedir. Bu tez çalışmasında, mevsimsel ve iklimsel faktörlerin farklı malzemeler kullanılarak üretilen fotovoltaik paneller üzerine etkilerinin incelenmesi hedeflenmektedir [8], [9].

1.1. AMAÇ VE KAPSAM

Fotovoltaik panel sistemlerin performans ve verimleri, elektriksel parametreler (akım, voltaj, invertör, sıcaklık katsayısı gibi) ve çevresel parametreler (ışınım miktarı, hava sıcaklığı, nem, rüzgar hızı gibi) olmak üzere farklı parametrelere bağlıdır [10], [11]. Bu durumda fotovoltaik sistemlerin kurulumun gerçekleştiği bölgenin çevre şartları panellerin çalışma prensibini doğrudan etkilemektedir. Elektriksel parametreler ise hem fotovoltaik panelin üretildiği yarıiletken malzemeye hem de çevresel faktörlere göre değişim göstermektedir [10], [11].

Hem temiz enerji kaynaklarından üretilen elektriğin içinde bulunan cihazlarda kullanılması hem de Düzce yöresine gelecekte kurulacak fotovoltaik sistemlere referans olması amacıyla Düzce Üniversitesi bünyesinde bulunan Bilimsel ve Teknolojik Araştırmalar Uygulama ve Araştırma Merkezi (DÜBİT)' in çatısına 2013 yılında amorf silisyum (a-Si), polikristal silisyum (poli-Si) ve tek kristalli silisyum (mono-Si) olmak üzere üç farklı tipte toplam kurulu gücü 7,5 kW olan güneş panelleri kurulmuştur. Kurulan tesiste fotovoltaik panellerin gerilim değerine karşılık sıcaklık, nem, ışıınım miktarı, rüzgar hızı, panellerin açısı gibi çevresel faktörler günün her dakikasında (günlük, haftalık, aylık ve yıllık olarak) data-loggerlar tarafından kayıt altında tutulmaktadır.

Bu tez çalışmasında, DÜBİT'in çatısına kurulan ve her biri 2,5 kW güce sahip üç farklı tipte bulunan fotovoltaik panellerin performans ve verim analizleri 2014-2019 yılları arasında yaz ve kış ayları için detaylı olarak incelenmiştir. Bununla birlikte, bu tez çalışmasında, ışıınım miktarını tahmin etmek için yapay zekaya dayalı modeller geliştirilmiş olup, bu modeller için ise 2014-2018 yılları, yani 5 yıllık veriler ile birlikte Türkiye Meteoroloji Genel Müdürlüğü'nden alınan meteorolojik veriler kullanılmıştır. Fotovoltaik panellerden elde edilen veriler; panellerin gücü, ışıınım miktarı, ortam sıcaklığı ve panellerin sıcaklığı şeklindedir. Meteorolojiden alınan veriler ise; Düzce için nispi nem miktarı, güneşlenme süresi, atmosfer basıncı, bulutluluk süresi şeklindedir. Elde edilen veriler kullanılarak panellerin verim ve performans analizleri günlük, haftalık, aylık ve yıllık olarak yapılmıştır. Performans ve güç değerleri hesaplanarak yıllık kıyaslaması yapılmıştır. Ayrıca ışıınım miktarı tahmini için yapay zekaya dayalı iki farklı model geliştirilmiştir.

Tezin amacı, farklı türdeki fotovoltaik panellerin verim ve performans analizlerini Düzce şehri için hesaplamak, mevsimlere bağlı olarak performanslarını analiz etmek, yıllar içindeki değişimlerini karşılaştırmak ve panel çalışmalarında yapay zeka modelleri geliştirip kullanarak ışıınım miktarını Düzce için tahmin etmektir. Ayrıca Düzce'ye benzer şehir ve yerleşim yerleri için örnek bir çalışma sunmak ve ülkemizdeki güneş enerjisi çalışmalarına katkı sağlamaktır.

1.2. LİTERATÜR ÖZETİ

Tezin konusu kapsamında literatürden örnek alınan çalışmalar, iki ayrı grupta incelenmiştir. Birincisi fotovoltaik panellerinin performans ve verimliliklerinin analizleri için yapılan çalışmalar, ikicisi grupta ise fotovoltaik panellerin analizinde yapay zekaya kullanımına yönelik çalışmalardır. İkinci kısım için ayrıntılı bilgiler ve literatür örnekleri Bölüm 5’te verilmiştir.

D. Micheli vd. [12], İtalya’nın Trieste şehrinde ve Area Science Park Consortium’a iki farklı binanın çatısına kurdukları fotovoltaik sistemleri farklı markalardan temin etmişlerdir. Ayrıca farklı boyut, farklı eğim ve yönelimlerde kurmuşlardır. Verileri her 15 dakikada bir görüntülü sistemler ile kayıt edecek şekilde ayarlamışlardır. Çalışmanın coğrafi konumları için “Photovoltaic Geographical Information System”e göre konumlandırılmıştır. Kurulan panellerin optimum eğim açısı 350’dir, bununla birlikte bir bina çatısı için genellikle 100’lik eğim açısı, diğeri için 300’lik eğim açısı ile kurulum tercih edilmiştir. yapılmıştır. Fotovoltaik modüllerinin gerçek performanslarını ayırmak için sadece akım ve gerilim değerleri dikkate alınmıştır. Veriler ise 15 Ekim 2011’den 14 Ekim 2014’e kadarlık süreyi kapsamaktadır. Çalışmanın amacı ise fotovoltaik sistemlerinin enerji performanslarının belirlenmesidir [12].

Cañete vd. [13], bu çalışmada, a-Si, amorf silisyum ve mikro kristal silisyum tandem yapılı (a-Si/ μ c-Si) fotovoltaik panel, kadmiyum tellür (CdTe) ve poli-Si fotovoltaik panelleri olmak üzere dört farklı panellerin dış koşullar altında performanslarının analizini yapmışlardır. Çalışmada, panellerin akım-voltaj (I-V) eğrileri hesaplamışlar ve bir yıllık sürede performanslarını Güney İspanya için kıyaslamışlardır [13].

T. Minemoto vd. [14], 5kW kapasiteli mono-Si fotovoltaik modüller ile 2 kW kapasiteli a-Si fotovoltaik modüller kullanılarak Tokyo’da, bu fotovoltaik panellerin dış ortamdaki performanslarına solar spektrumun yani spektral ışıyım dağılımının etkisi analiz edilmiştir [14].

J. H. So vd. [15], 3 kW’lık şebekeye bağlı mono-Si ve poli-Si fotovoltaik panelleri kullanılarak Kore’de bir yıllık veriler kullanılarak, meteorolojik şartlar altında fotovoltaik panellerinin çalışmasını ve performansını analiz etmişlerdir. Ayrıca performanslarını

PVsyst programı kullanarak simülasyonla tahmin edip gerçek değerleriyle karşılaştıran çalışma ortaya koymuşlardır [15].

Ali Tahri vd. [16], yaptıkları çalışmanın amacı ise; iki farklı panel çeşidini yani (a-Si:H/ μ c-Si:H (Amorf silisyum mikromorf ve bakır indiyum selenit (CIS)) Cezayir'in Saide şehri iklim koşullarındaki çalışma ve performans analizlerini değerlendirmektir. Bu bölge yarı kurak iklime sahip bir bölgedir ve paneller $34^{\circ} 49' 60''$ kuzey ve boylam $0^{\circ} 9'$ doğuda konumlandırılmıştır. Ayrıca paneller için standart şartlar baz alınmıştır (G (ışınım) = 1000 W/m^2 , AM (air mass) 1.5 G, T_c (Çevre sıcaklığı) = 25°C). Panellerden elde edilen veriler 10 dakikada bir kayıt edilmiştir bununla birlikte meteorolojik veriler için ise, günlük-yıllık ortalama ve standart sapma değerleri için günün güneşli saatlerindeki kaydedilen veriler kullanılmıştır [16].

Y. Su vd. [17], Solar fotovoltaik sistemlerinin çıkış gücü ve enerji verimliliğini tahmin eden, gerçek zamanlı bir tahmin modeli geliştirmişlerdir. Geliştirdikleri modeller şebekeye bağlıdır ve aylık-yıllık çıkış gücü tahmini şeklindedir. Bu modellerin temeli Gauss denklemlerine dayanmaktadır. Ayrıca kullandıkları verileri, gününün belirli saatlerinde yani sabah 9 ile öğleden sonra 4 arasındaki veriler olarak almışlardır [17].

M. Malvoni vd. [18], İtalya'nın güneyinde Monteroni kasabasına kurulmuş olan toplam 960 kWp gücündeki fotovoltaik tesisinin, Mart 2012'den Eylül 2015'e kadar 43 ay boyunca kaydedilen verileri analiz edilmiştir. Verilerin uzun dönemde performans ve verimliliklerini ayrıca verim kayıplarını ve performans düşüşünü incelemişlerdir. Verilerin hesaplanmasında üç farklı program kullanılmıştır. System Advisor Model (SAM) modeli performans ve finans için kullanılmıştır ve verilerin hepsi (yıllık verileri, finans verilerini, invertör data verilerini, fotovoltaik modül verilerini ve fotovoltaik sistemin performans model verileri gibi) bu programda toplanmıştır. Diğer program ise; PVsyst şebekeye bağlı pompalama ve DC şebekeli fotovoltaik sistem için bir yazılım analizi programıdır. Çalışma ile iklim değişikliği, çevre sıcaklığı, ışıınım miktarı ve fotovoltaik panellerin performans parametreleri arasındaki ilişki açıklanmıştır. fotovoltaik sistem çalışmalarında lineer regresyon ve CSD (klasik mevsimsel ayrışma tekniği) metodu uygulamaları incelenmiştir [18].

A. J. Carr vd. [19], batı Avustralya'nın Perth şehrine kurulan beş farklı fotovoltaik panelin performans analizleri aylık ve yıllık olarak hesaplanmıştır. Fotovoltaik panellerinin performansları kıyaslanmış, ayrıca I-V karakteristik ve maksimum güç hesaplanmıştır [19].

N. Katsumata vd. [20], ışıınım, sıcaklık ve solar spektral dağılım gibi çevresel faktörlerin fotovoltaik panelleri üzerine etkisini araştırmışlardır. Çalışma Japonya'nın Kasatsu şehrinde 4 farklı panelin üç yıllık verileri kullanılarak yapılmıştır [20].

1.3. TEZİN YAPISI

Fotovoltaik paneller çevresel koşullara doğrudan bağlı oldukları için kurulu bulundukları yerleşim yerleri panellerin verim ve performansları açısından önemlidir. Fotovoltaik panellerden elde edilen elektrik enerjisi miktarı; ışıınım miktarı, atmosferik sıcaklık, nispi nem, bulutluluk süresi, günlük güneşlenme süresi, karlı veya yağmurlu gün sayısı gibi atmosferik ve meteorolojik değişkenlere bağlıdır. Fotovoltaik panelleri üreten şirketler her bir panel türüne göre, ürettikleri fotovoltaik panellerin elektriksel ve fiziksel özelliklerini belirlerler. Elektriksel özelliklerinde, ilişkin akım-gerilim (I-V) ve güç-gerilim (P-V) karakteristiklerini, standart test koşulları (STK) olarak kabul edilen değerler; ışıınım: $1000W/m^2$, sıcaklık: $25^{\circ}C$, AM = 1.5 üretici firmalar tarafından belirtilir. Fakat fotovoltaik paneller kullanıldıkları yerleşim yerlerine göre, doğrusal olmayan yarı iletken yapılarından kaynaklı olarak farklı karakteristik özellikler gösterebilmektedirler [16]- [20]. Bununla birlikte, fosil kaynakların tükenmesi ve çevreye hayli zararlı olması nedeniyle, güneş enerjisi kullanımına yönelik çalışmalar arttırılmaktadır. Bu kapsamda, meteorolojik konumunun el verdiği ölçüde, farklı farklı yerleşim yerlerinde fotovoltaik panellerin çalışması teşvik edilip, geliştirilmeye yönelik çalışmalar yapılmalıdır.

Bu tezde, yenilenebilir enerji kaynakları arasında en önemli alana sahip olan güneş panellerinden elde edilen enerjinin, Düzce gibi meteorolojik konum itibarıyla, genellikle kapalı ve yağmurlu hava koşulları olan şehirlerde, fotovoltaik sistemlerin performans ve verim açısından işleyişini araştırmak amaçlanmıştır. Özellikle küresel ısınmanın arttığı günümüz koşullarında, panellerden faydalanma oranını ya da daha etkin faydalanmak için geliştiren yapay zeka modelleri ile, güneş enerjisinde Düzce gibi şehirlere yol haritası olması amaçlanmıştır.

Çalışmada, coğrafi konum itibariyle, yağışlı, ılıman atmosferik koşullara sahip olan Düzce şehrine, Düzce Üniversitesi bünyesinde, 2013 yılında fotovoltaik paneller kurulmuştur. Amaç Düzce Üniversitesi öğrencilerinin, Düzce gibi meteorolojik şartlara sahip şehirlerde, üç farklı (a-Si, mono-Si ve poli-Si) türde güneş panellerinin çalıştığını deneysel olarak gözlemlemek, panellerin verim ve performans değerlerini analiz edip literatüre kazandırmaktır. Paneller sabit fotovoltaik panellerdir. Kurulum şartları ve ayrıntıları panellerin analizi ve teorik hesaplarının anlatıldığı bölüm 4'te detaylı olarak sunulmuştur.

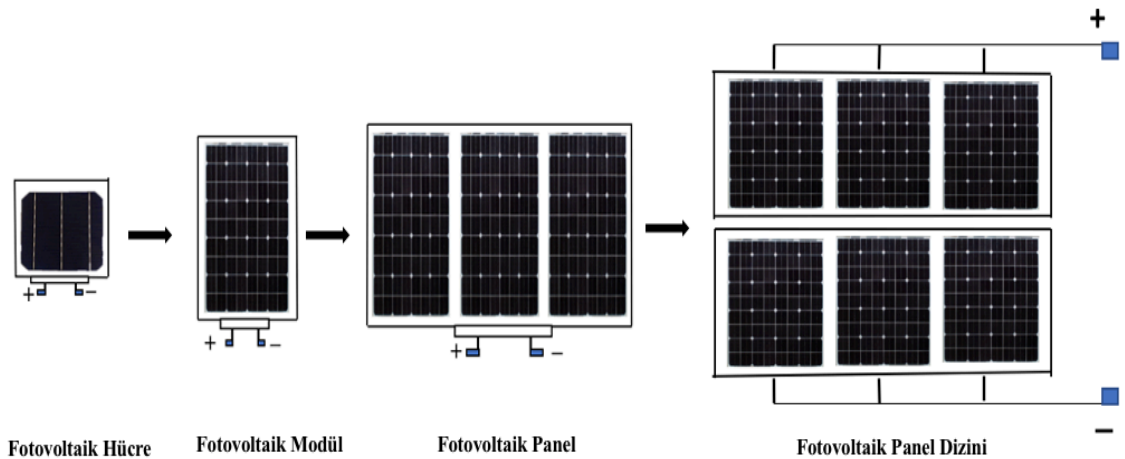
Akademik araştırma amacıyla 2013 yılında Düzce Üniversitesine kurulan panellerin, deneysel çalışmalarda kullanmak için tüm veri kaydetme sistemi dahil olmak üzere, deneysel çalışmaya ihtiyaç duyulabilecek her türlü donanım ile kurulmuştur. Bu bağlamda, tez çalışmasında kullanılan veriler; her bir panelin ayrı ayrı güç değerleri, ışıyım miktarı, çevre sıcaklığı, panel sıcaklığı olmak üzere tüm değerler veri kaydediciler tarafından 2013 yılından beri kaydedilmiştir. Ayrıca Meteoroloji Genel Müdürlüğü'nden alınan, nispi nem, bulutluluk süresi, günlük güneşlenme süresi gibi veriler de bu çalışmada kullanılmıştır. Elde edilen bu geniş aralıklı veri seti ile, yapay zeka kullanılarak modeller geliştirip Düzce için ışıyım tahmini yapılmıştır.

2. FOTOVOLTAİK SİSTEMLER

Fotovoltaik sistemler, güneş ışığından doğrudan elektrik enerji elde etmek için tasarlanan bir yarıiletken teknolojisidir. Genellikle silisyum, germanyum, selenyum, bakır, arsenik, tellür gibi elementlerin saf yada katkılı şekilde kullanılması sonucu elde edilir. İlk kez Fransız Fizikçi Henri Becquerel tarafından 1839 yılında keşfedilen fotovoltaik sistemler, temelinde fotoelektrik olay ile açıklanır [21], [22].

Fotovoltaik sistemler diğer bir ifadeyle, güneşten gelen ışınların (fotonların) fotovoltaik malzemeler aracılığıyla elektrik enerjisine dönüşmesi prensibiyle çalışan bir enerji sistemidir [23], [24].

Fotovoltaik sistemler, “güneş hücresi” adı verilen fotovoltaik hücrelerin bir araya gelmesiyle oluşur. Çünkü bir fotovoltaik hücresinden elde edilen çıkış gerilim değeri yaklaşık 0,5- 0,8 Volt, çıkış gücü ise 2-3 *Watt* değerindedir [21]- [24], [25], [26]. Bu da gösterir ki tek bir güneş hücresi gerekli olan elektrik enerjisi için yeterli değildir. Bu yüzden fotovoltaik sistemler modüllerden oluşmaktadır. Fotovoltaik sistemlerinin verimleri ve performansları, güneş hücrelerinin olduğu malzemelere, hücrelerin paralel yada seri bağlanmasına bağlıdır [21]- [26]. Bu sayede de fotovoltaik modülleri oluşur. Fotovoltaik modülleri genellikle 36 ya da 72 tane fotovoltaik hücresinin bir araya gelmesiyle oluşur [21]- [26].



Şekil 2.1. Fotovoltaik hücrelerinden fotovoltaik modül, fotovoltaik panel ve fotovoltaik dizin elde edilmesi.

Şekil 2.1’de fotovoltaik hücrelerin seri ve paralel bağlanması sonucunda, fotovoltaik modülün, fotovoltaik panelin ve fotovoltaik dizinin elde edilmesi gösterilmiştir.

Fotovoltaik sistemler doğrudan hava sıcaklığına, güneş ışınım miktarına, nispi nem ve rüzgar hızı gibi çevresel faktörlere de doğrudan bağlıdır [25], [26], [27]. Tüm bu nedenler göz önüne alındığında, fotovoltaik sistemlerin kurulumu aşamasında, seçilen panel malzemeleri ve hangi çevre koşulları altında kullanılacağına dikkat edilmelidir [22], [26], [27].

2.1. FOTOVOLTAİK ENERJİ

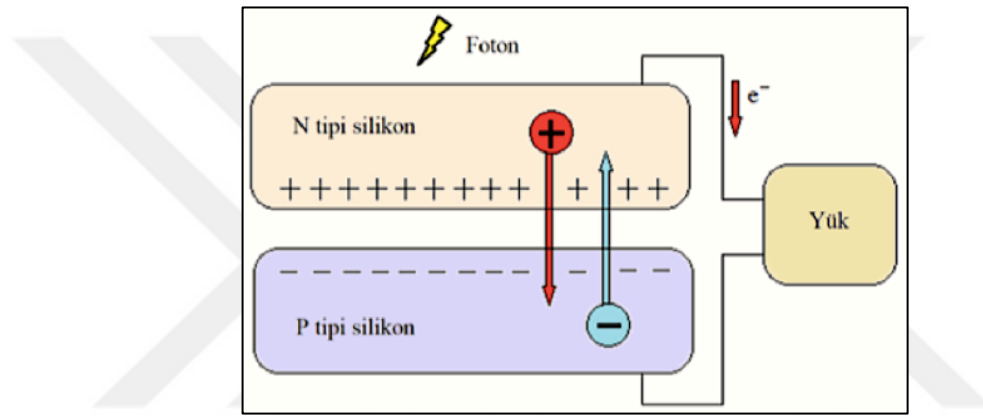
Doğası gereği fotoelektrik olaya çok benzeyen fotovoltaik olay, ışığa maruz kaldığında bir malzemede bir elektriksel potansiyel farkı (voltaj) oluşmasına neden olan bir fiziksel olaydır. Güneş enerjisinden elektrik enerjisi üretiminde, yarıiletken malzemeler üzerindeki fotovoltaik etki, fotovoltaik pillerinin akım üreten cihazlar olarak kullanılmasını sağlamaktır [21]- [28]. Fotoelektrik olay ile temel farkı ise; fotoelektrik olay metal malzemelerden fotonlar ile elektronları tamamen sökerken, fotovoltaik olayda ise ışık kaynağından gelen fotonlar elektronları malzemeden (yarıiletken) tamamen sökmez. Sadece elektronları atomik yörüngelerinin dışına çıkarıp fakat malzemenin içinde serbestçe hareket etmesini sağlar [21]- [28].

Işığın sadece bir elektromanyetik dalga olmadığını aynı zamanda maddeyle etkileşirken parçacık özelliği gösterir. Yani fotonlar elektromanyetik ışınımın parçacık temsilidir ve elektromanyetik radyasyonun enerjini fotonlar iletir [29]. Fotonlar fotoelektrik olayda da ifade edildiği gibi $E=h\nu$ enerjisini taşırlar ve bu enerjiyi maddelere iletirler. Fotovoltaik enerji üretilmesi için foton taşıdığı enerjiyi yarıiletken bir malzemeye aktarır [28]- [29].

2.2. FOTOVOLTAİK SİSTEMLERİN ÇALIŞMA PRENSİBİ

2.2.1. Bir Fotovoltaik Hücrelerin Çalışma İlkesi

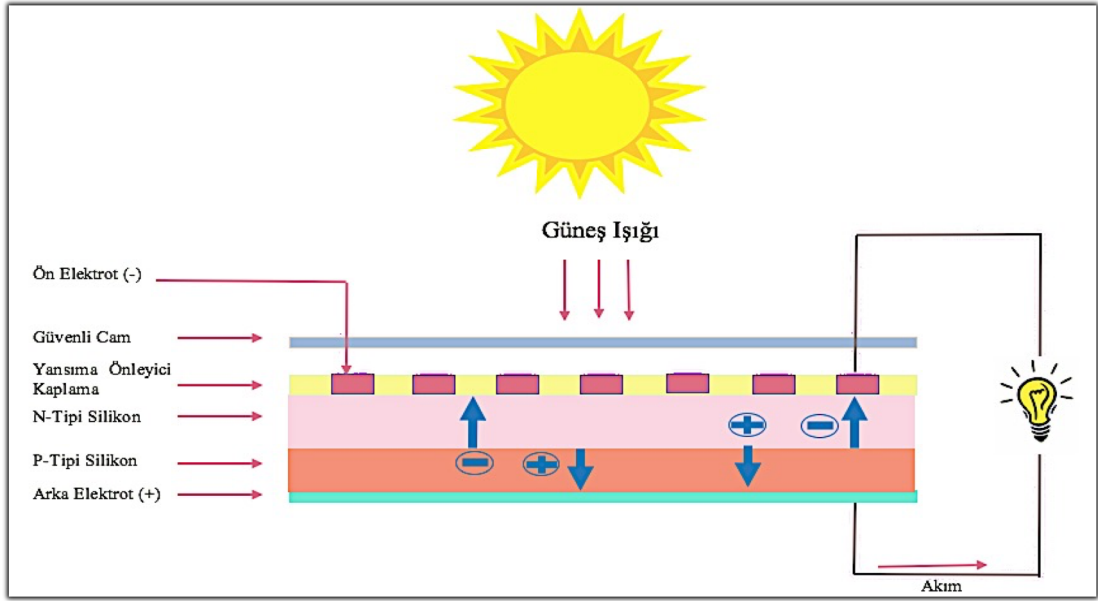
Bir yarı iletken malzeme p-n eklem olarak adlandırılan p ve n tipi katkılanmış iki yarıiletkenin bir araya gelmesiyle oluşur [30], [31]. Elektronların iletim bandında fazla olan malzemelere, yani atomun son yörüngesinde elektronun fazla olduğu yarıiletkenlere n-tipi yarıiletken, atomların son yörüngesinde boşlukların fazla olduğu, elektron almaya istekli atomlardan oluşan malzemelere p-tipi yarıiletken denir [31], [32]. Şekil 2.2’de bir p-n eklem olan yani fotovoltaik hücrenin çalışma gösterilmiştir.



Şekil 2.2. Bir p-n eklemnin çalışma prensibi.

Şekil 2.2’de görüldüğü gibi, güneşten gelen fotonlar n-tipi bölgede fazla olan (iletime katılmaya hazır) elektronlar kopar ve boşluğu fazla olan p-tipi bölgeye doğru hareket eder. Bu hareket elektron-hole çifti oluşmasına neden olur [31], [32], [33].

P ve n bölgelerinin her ikisinde de, elektronun az olması ya da çok olması, her iki tarafta da elektrik alan oluşmasına neden olur. Oluşan bu elektrik alan aracılığıyla birbirinden ayrılan elektron-boşluk çiftleri, fotovoltaik hücrenin kontak uçları arasında bir çıkış gücü oluşturur [21]- [33].



Şekil 2.3. Fotovoltaik hücrenin katmanları.

Şekil 2.3'te bir güneş hücresinin farklı işlevleri olan katmanlardan oluştuğu görülmektedir. Seçilen malzemeye göre üretilebilen fotovoltaik hücreleri, sağlamlıkları açısından en üst katmanın cam ile kaplı olduğu şekilden görülmektedir [31], [32], [33].

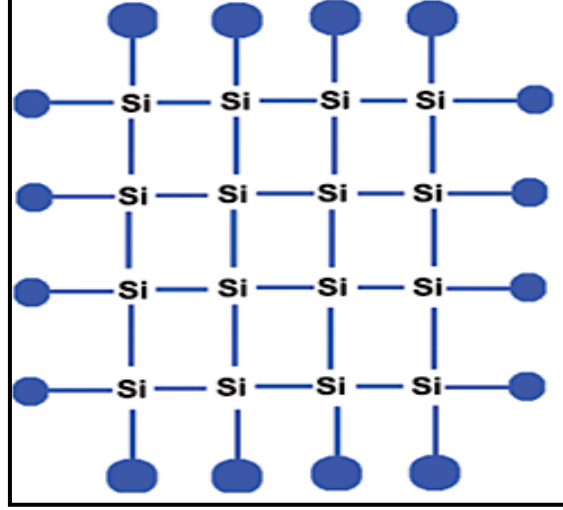
2.3. SİLİSYUM FOTOVOLTAİK PANELLER

Yukarıda bahsedildiği gibi fotovoltaik hücrelerden elektrik enerjisi üretimi fotovoltaik hücrede kullanılan yarıiletken teknolojisine doğrudan bağlıdır [31]- [34], [35]. Kolay üretim teknikleri, nispeten daha ucuz üretim maliyetleri ve yüksek elektriksel özellikleri dolayısıyla silisyum temelli fotovoltaik teknolojiler günümüzde en çok tercih edilen panel malzemesidir [31]- [35]. Günümüzde silisyum teknolojisi kullanılarak üretilen fotovoltaik paneller mono-Si, poli-Si ve a-Si malzemeler kullanılarak üretilen fotovoltaik panellerdir [31]- [36].

2.3.1. Monokristal Silisyum

Monokristal güneş panelleri, aynı zamanda tek kristalli hücreler olarak da adlandırılır [37]. Mono-Si paneller yüksek saflıkta tek kristal silisyum formundan yapılır ve bu da güneş ışığının enerjiye dönüştürülmesi söz konusu olduğunda, mono-Si panelleri en verimli malzeme haline getirir [37], [38]. Bunun nedeni, mono-Si fotovoltaik paneller tek kristalden oluştuğu için yapısındaki elektronların kolay hareketi sonucu daha iyi elektrik

akışı sağlamalarıdır. Ayrıca koyu siyah renkleri ve sekizgen şekilde kesik kenarları ile diğer panellerden daha kolay tanınırlar [37]- [39].

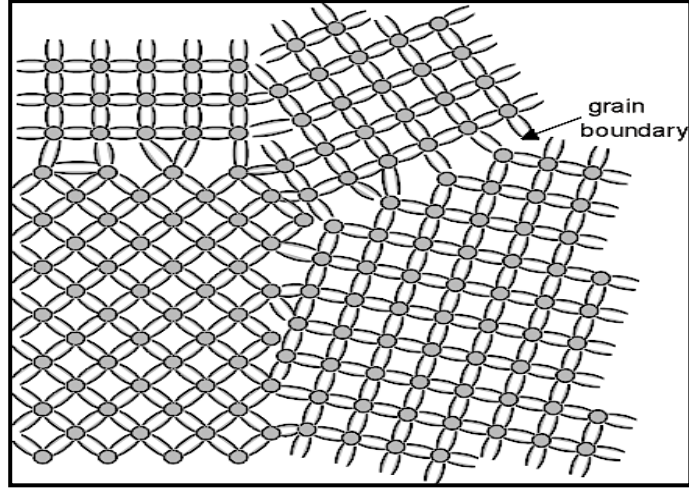


Şekil 2.4. Monokristal silisyum atomik yapısı [39].

Şekil 2.4'te mono-Si malzemenin atomik yapısı gösterilmiştir. Silisyum fotovoltaik paneller arasında en yüksek verime ve güç kapasitesine sahip olan Mono-Si panellerin verimlilikleri günümüzde %22-27 arasındadır [38], [39]. 25 yıl kullanım garantisi verilen mono-Si paneller, silisyum panellerin arasında maliyeti en yüksek olan panellerdir. Bunun başlıca nedeni, yüksek oranda saf kristal yapıları ve dört tarafın her birinin özel olarak kesilmesidir. Kesim dolayısıyla oldukça fazla miktarda atıkla sonuçlanır bu durum da maliyetin artmasına neden olur [37]- [39].

2.3.2. Polikristal Silisyum

Polikristal güneş panelleri, saf silisyumdan elde edilir. Poli-Si fotovoltaik paneller mono-Si'un aksine, tek bir silisyum yerine farklı silisyum kristallerinin bir araya gelmesiyle oluşturulur [39], [40]. Mono-Si ve poli-Si güneş hücre üretimi arasındaki bu fark için, silisyum saflaştırıldıktan sonra, külçeyi homojen bir silindirik kristal (Czochralski Süreci) yapmak için yavaşça çekmek yerine, erimiş silisyumu soğumaya ve parçalanmaya bırakılması sonucu poli-si elde edilir [40], [41].

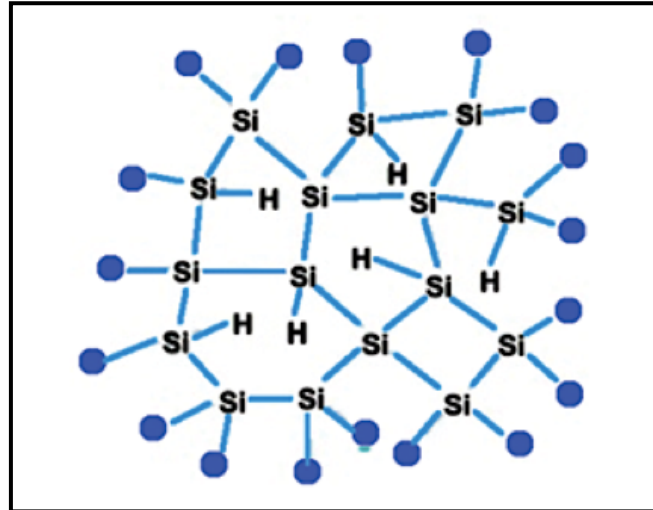


Şekil 2.5. Polikristal silisyum atomik yapısı [41].

Şekil 2.5’te poli-Si malzemenin atomik yapısı sunulmuştur [41]. Ayrıca verimlilik olarak da günümüzde %13-20 arasında verimle çalışmaktadırlar [39]- [41].

2.3.3. Amorf Silisyum

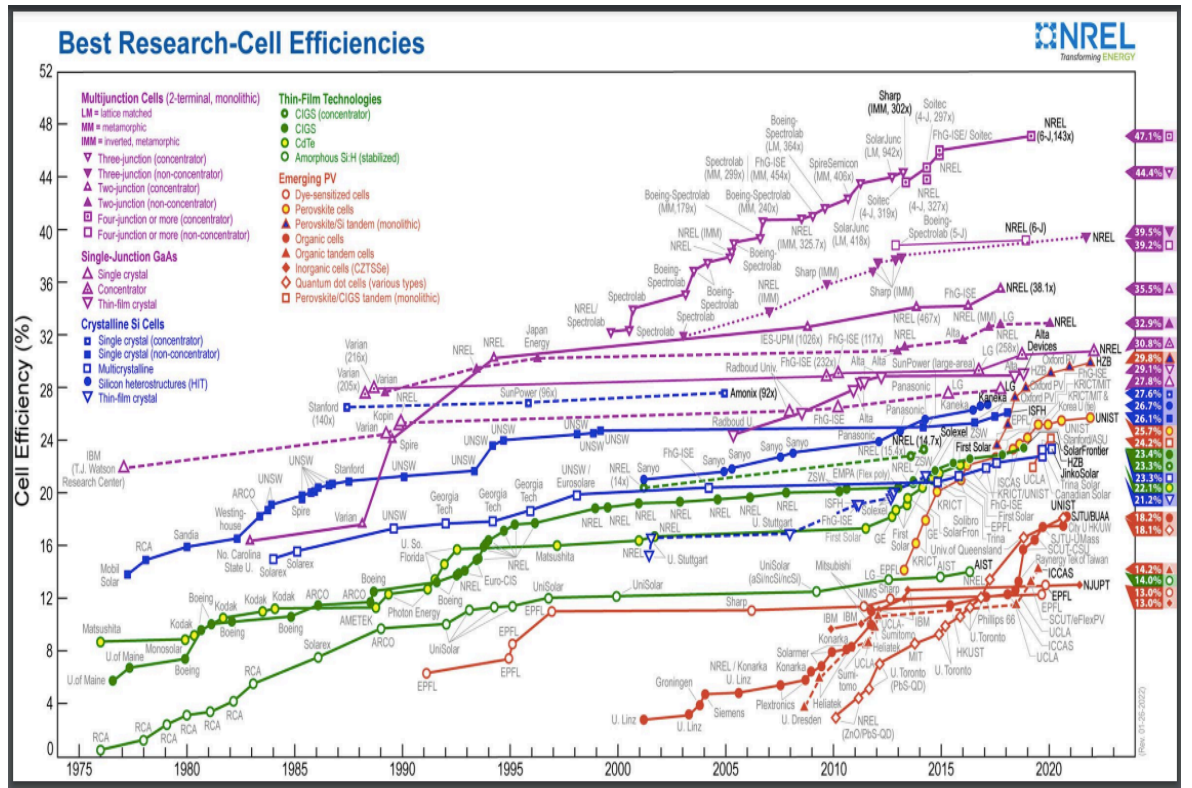
‘Amorf’ kelime anlamı tam olarak ‘şekilsiz’ demektir. Yarıiletken silisyumun kristal olmayan formudur. Güneş ışığını yüksek soğurma kapasitesine sahip yani görünür spektrumda ($380nm-740nm$) enerji üretebilir [39], [42]. İç mekanlarda, zayıf ışık altında tam güçte çalışma özellikleri vardır, bununla birlikte ucuz olmaları dolayısıyla hesap makineleri ve saatler gibi küçük elektronik cihazları şarj etmek için kullanılırlar [39]- [42].



Şekil 2.6. Amorf silisyum atomik yapısı [39].

Şekil 2.6’da amorf silisyumun düzensiz atomik yapısı gösterilmektedir. Amorf silisyum, en önemli ince film çeşitlerinden biridir, basit bir tasarıma sahip olması sebebiyle cam ve plastik gibi birçok yapının üzerine yerleştirilebilir [39]- [42]. Maksimum %13 verimliliğe sahip olması bakımından diğer silisyum fotovoltaik panellerin verimleri ile karşılaştırıldığında en düşük verimliliğe sahiptir [39]- [42].

Amerika’nın Ulusal Yenilenebilir Enerji Laboratuvarı (National Renewable Energy Laboratory (NREL)) tarafından fotovoltaik panellerin yüzde verimlilikleri Şekil 2.7’de verilmiştir [43].



Şekil 2.7. Fotovoltaik panellerin NREL verimlilik karşılaştırılması [43].

Şekil 2.7’de 1975’den 2022 yılına kadar kullanılan fotovoltaik panellerin yüzde verimleri sunulmaktadır [43].

Şekil 2.7’de görüldüğü üzere gelişen teknoloji ile birlikte fotovoltaik panellerin çeşitliliği de artmıştır. Piyasada kullandığımız mono-Si, poli-Si ve a-Si panellerinden çok daha verimli paneller bulunmaktadır. Fakat üretim koşullarının zorluğu ve kullanılan malzemelerin maliyetinin çok yüksek olması dolayısıyla günümüzde başlıca tercih edilen fotovoltaik paneller mono-Si, poli-Si ve a-Si olarak yerini korumaktadır [31]- [43].

3. DÜBİT'İN ÇATISINDA BULUNAN FOTOVOLTAİK PANELLER VE PANELLERİN ANALİZİNDE KULLANILAN PARAMETRELER

3.1. DÜBİT'İN ÇATISINA KURULAN FOTOVOLTAİK PANELLERİN GENEL ÖZELLİKLERİ

Düzce ili $40^{\circ} 50' 19.5''N$ kuzey, $31^{\circ} 09' 45.1''E$ doğu boylamında yer almaktadır. Türkiye'nin Karadeniz Bölgesi'nin Batı Karadeniz Bölümü'nde yer alan Düzce, toplam $739,1 \text{ km}^2$ yüzölçümüne sahiptir. Düzce'nin doğusunda Zonguldak ve Bolu, güneyinde Bolu, batısında ise Sakarya şehirleri bulunmaktadır. Kuzeyinde Karadeniz'e kıyısı yaklaşık 30 km kıyısı vardır. Karadeniz'e kıyısı olması nedeniyle fazla sert olmayan ve nemli iklim etkisi altındadır [44], [45].

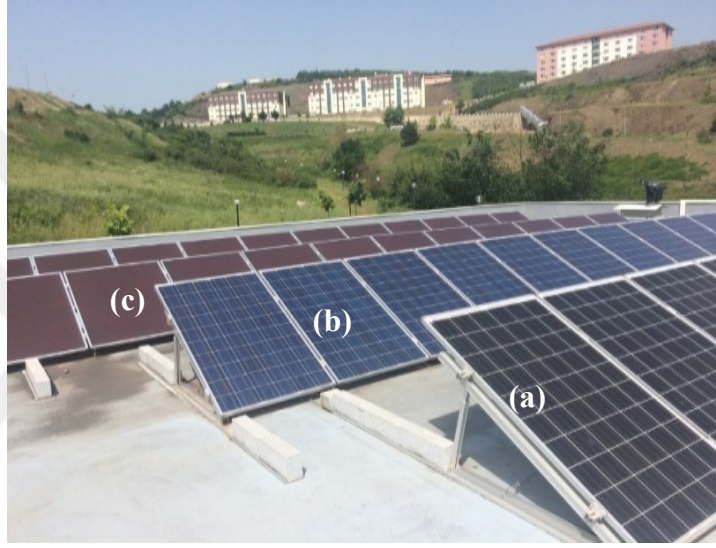


Şekil 3.1.Düzce il haritası.

Şekil 3.1'de Düzce'nin harikası sunulmuştur. Türkiye'nin enerji tüketiminde % 0,42'lik paya sahip olan Düzce şehri, yıllık elektrik tüketimi $837,616 \text{ MWh}$ değerine tekabül etmektedir [7], [44], [45]. Düzce coğrafi konum olarak, Şekil 1.1'de verilen GEPA raporundaki haritaya göre, Türkiye'nin güneş enerji üretiminde mavi (güneş enerjisine az uygun bölge)'de yer alır [7], [44], [45].

Düzce, Türkiye'nin en az güneş ışığı alan bölgesinde bulunmasına rağmen güneş enerjisi özellikle su ısıtmada yaygın olarak kullanılmaktadır. Son yıllarda ise fotovoltaik panellerden elektrik enerjisi üretmeye yönelik teşvikler ve çalışmalar yapılmaktadır [7]-[45].

Panellerin verimlerinin analizi için ve üç farklı tipteki panellerin yıllara göre performanslarının nasıl etkilendiğini gözlemlemek amacıyla DÜBİT'in çatısına toplam 7,5 kW kurulu güce sahip her biri 2,5 kW gücünde mono-Si, poli-Si ve a-Si fotovoltaik paneller Ekim 2013'de kurulmuş (Şekil 3.2).



Şekil 3.2. DÜBİT'in çatısında kurulu bulunan ve toplam 7,5 kW kurulu güce sahip olan (a) mono-Si, (b) poli-Si ve (c) a-Si fotovoltaik paneller.

Farklı tipteki bu fotovoltaik panellerden elde edilen veriler, panellerin DÜBİT'in çatısına kurulumunun yapıldığı Ekim 2013'den beri Sunny webbox cihazı aracılığıyla 5'er dakikalık periyotlarla kaydedilmektedir. Merkezi bir iletişim ara yüzü olan Sunny webbox cihazı fotovoltaik sistemlere bağlıdır. Bilgisayarlara kablo ile bağlanabilen Sunny webbox, bağlı olduğu her cihazın tüm verilerini toplar, belgeler ve fotovoltaik sistemin sürekli ve düzenli izlenmesini sağlar. Veriler grafiksel olarak tutulur ve hafıza kartı tarafından kaydedilir. Veriler, "Flashview sunum yazılımı" kullanılarak ile görüntülenebilir. Ayrıca Sunny webbox cihazı, -25°C ile $+50^{\circ}\text{C}$ arasında çalışabilmektedir ve verileri depolama kapasitesi 2 GB'dir.

DÜBİT'in çatısına kurulan panellerden mono-Si fotovoltaik panel Şekil 3.2 (a)olarak 'Symphony Energy SE-S235' kullanılmıştır. Mono-Si güneş panellerinin boyutları 1636 mm x 982 mm x 35 mm olup kütlesi 19 kg'dır. Her biri 235 W güce sahip mono-Si güneş

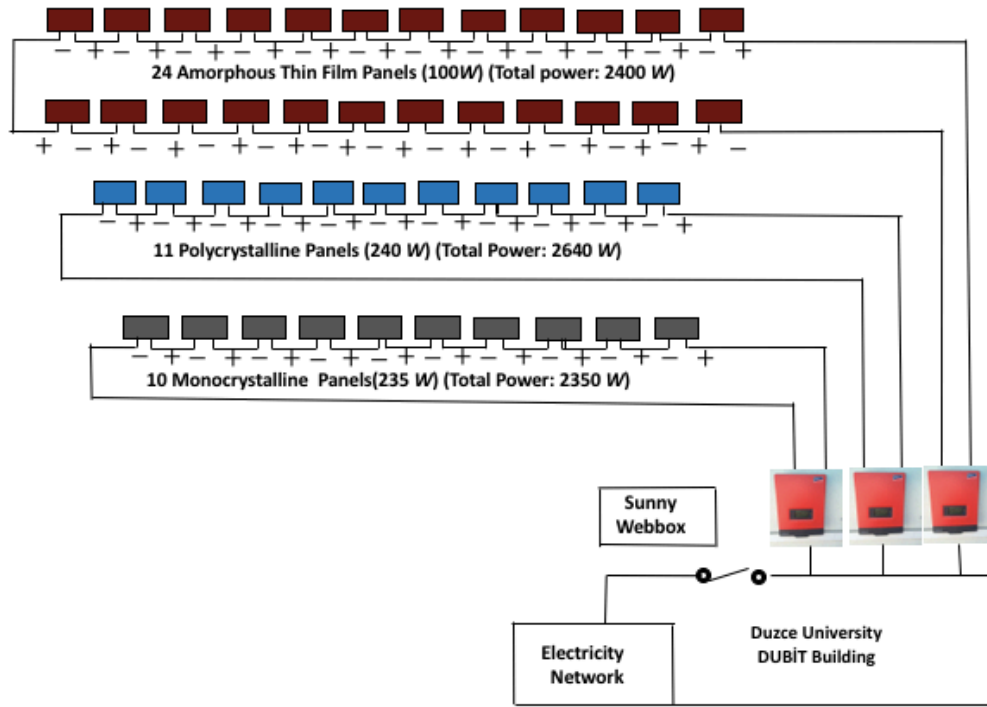
panellerinden DÜBİT'in çatısına 10 adet kurulmuş olup 10 tane mono-Si güneş panelleri için toplam $16,065 m^2$ yüzey alanı kullanılmıştır. Şekil 3.2 (b)'de gösterilen poli-Si güneş panelleri 'Symphony Energy Se-M240' dir. Bu güneş panellerinin her birinin kütlesi 19 kg ve boyutları $1605 mm \times 986 mm \times 38 mm$ şeklindedir. Poli-Si güneş panellerinin çatı üzerindeki toplam yüzey alanı $17.408 m^2$ olup her birinin gücü $240 W$ 'tır. Üçüncü çeşit olarak kullanılan fotovoltaik panel ise Şekil 3.2 (c)'de gösterildiği üzere a-Si olup bu paneller 'Mitsubishi MA100T2' markadır. Her bir a-Si güneş panelinin kütlesi 21 kg olup boyutları $1414 mm \times 1114 mm \times 35 mm$ şeklindedir. A-Si fotovoltaik panellerin her biri 100 W gücüne sahip olmakla birlikte çatı üzerinde toplam $37,804 m^2$ yüzey alanına kurulmuşlardır.

Bu tez çalışmasında kullanılan 3 farklı çeşit fotovoltaik panelinin elektriksel verilerinin değerleri Çizelge 3.1'de verilmiştir. Bu değerler STK değerleri olarak kabul edilen ortamlarda ölçülmüştür.

Çizelge 3.1. STK'da mono-Si, poli-Si ve a-Si panellerinin elektriksel veri bilgileri.

	Mitsubishi MA100T2	Senfoni Enerjisi Se-M240	Senfoni Enerjisi SE-S235
Parametreler	a-Si	poli-Si	mono-Si
STC Güç Derecesi P_{mp} (W)	100 W	240 W	235 W
Maksimum Güçte Voltaj V_{mp} (V)	108 V	30.0 V	30.7 V
Maksimum Güçte Akım I_{mp} (A)	0.93 A	8.01 A	7.65 A
Açık Devre Voltajı V_{OC} (V)	141 V	36.6 V	37.3 V
Kısa Devre Akımı I_{SC} (A)	1.17 A	8.71 A	8.22 A
V_{OC} 'in Sıcaklık Katsayısı	-0.32 %/ °C	-0.35 %/ °C	-0.34 %/ °C
I_{SC} 'in Sıcaklık Katsayısı	0.14 %/ °C	0.06 %/ °C	0.03 %/ °C
Panel Verimliliği (η) (%)	6.2 %	14.9 %	14.6 %

Kullanılan 10 adet mono-Si panelleri seri bağlanarak DÜBİT'in çatısına tek sıra şeklinde yerleştirilmiştir. 11 adet poli-Si güneş panelleri de seri bağlanarak tek sıra olarak yerleştirilirken 24 adet seri bağlı a-Si fotovoltaik panelleri ise çift sıra olacak şekilde DÜBİT'in çatısına yerleştirilmiştir. DÜBİT çatısına kurulan fotovoltaik panellerin kurulum şeması Şekil 3.3'te gösterilmektedir.



Şekil 3.3. DÜBİT çatısına kurulan fotovoltaik panellerinin şema ile gösterimi.

Şekil 3.3'te verilen şemada görüldüğü gibi, mono-Si ve poli-Si panelleri Şekil 3.3'te gösterilen invertöre seri bağlanarak tek sıra halinde yerleştirilmiştir. Çift sıra halinde kurulu olan mono-Si, poli-Si ve a-Si paneller invertörlere seri olarak bağlanmıştır. Diğer yandan, panellerin ortam sıcaklığı, rüzgar hızı, metrekare başına düşen ışınım miktarı TFA 35.1077 meteorolojik istasyon cihazı ile ölçülmektedir.



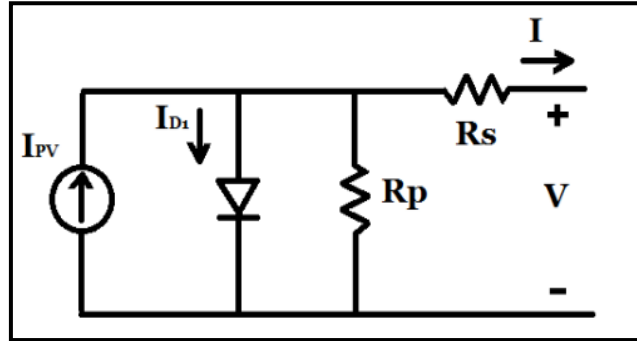
Şekil 3.4. Fotovoltaik paneller için kullanılan üç adet invertör cihazı (kırmızı cihaz) ve kontrol cihazları (siyah cihaz).

DÜBİT'in çatısına kurulan fotovoltaik panellerden elde edilen enerjiler 5'er dakikalık periyotlarla bilgisayara bağlı data-logger aracılığı ile Ekim 2013'den günümüze kadar kaydedilmiş olup elde edilen bu veriler sayesinde panellerin performans analizleri ayrıntılı olarak incelenmiştir.

3.2. FOTOVOLTAİK PANEL VERİLERİNİN TEORİK HESAPLAMALARI

Günümüzde fotovoltaik sistemlerle ilgili yapılan çalışmaların çoğu fotovoltaik panellerin verim ve performansını arttırmaya yöneliktir. Özellikle Düzce gibi genellikle bulutlu ve yağışlı şehirler için bu tarz çalışmalar, temiz enerji kaynaklarının kullanımını yaygınlaştırma doğrultusunda bir hayli önemlidir.

Bu bağlamda, fotovoltaik hücrelerin elektriksel özellikleri kullanılarak verim ve performans analizleri yapılmaktadır. Bu bağlamda p-n diyot özelliği gösteren fotovoltaik hücreler, Şekil 3.5'te gösterilen elektrik devresi ile ifade edilir [46], [47].



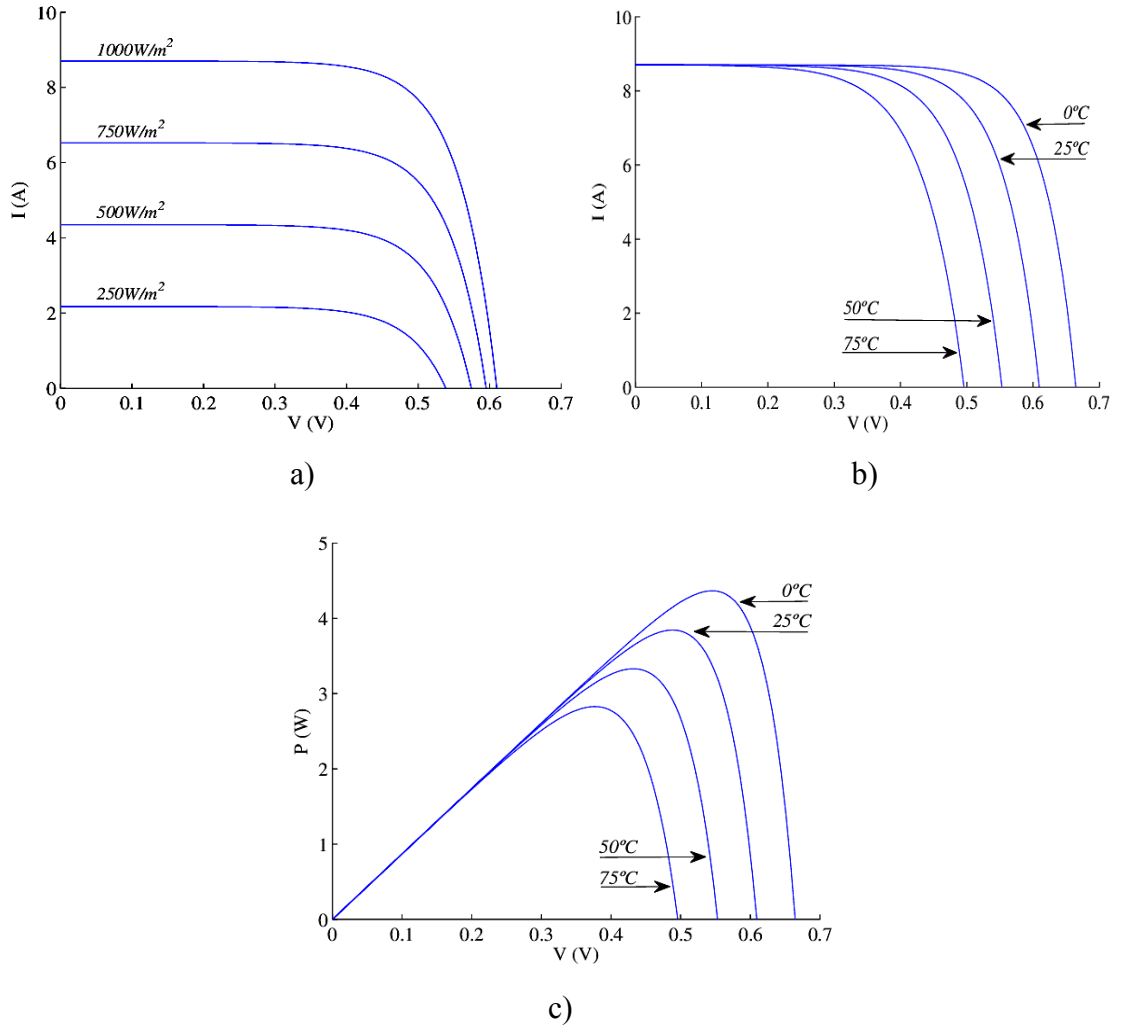
Şekil 3.5. Fotovoltaik hücrenin eşdeğer devresi [48].

Şekil 3.5'te görülen fotovoltaik hücre devresi, bir tane akım kaynağı, akım kaynağına bağlı bir diyot ve seri bağlı dirençler ile temsil edilmektedir. Burada, R_s ve R_p fotovoltaik panellerin verimini etkileyen seri ve paralel bağlı dirençleri göstermektedir. I_{PV} , fotoakımı, I_{D1} ise diyot akımını göstermektedir. Ayrıca matematiksel olarak fotovoltaik hücrenin eş değer devresi, Ohm ve Kirchhoff yasası kullanılarak çözümlendiğinde, devreden geçen akım olarak elde edilir [46]- [49].

$$I = I_{PV} - I_0 \left\{ e^{\frac{qV}{nk_B T}} - 1 \right\} - \frac{V + IR_S}{R_p} \quad (3.1)$$

Denklem (3.1)'de, görülen I ; yük direnci üzerinden geçen akımı, I_0 ; diyot ters doyma akımı, q ; elektron yükü ($1.602 \times 10^{-19} C$), V ; gerilim, k_B ; Boltzman sabiti ($1.381 \times 10^{-23} J/K$), n ; idealite faktörünü, T , Kelvin cinsinden mutlak sıcaklığı ifade etmektedir [46]-[49].

Şekil 3.5'teki fotovoltaik hücrenin eşdeğer devresi ve Denklem (3.1) kullanılarak hesaplanan, fotovoltaik hücrenin $I-V$ (akım-gerilim) ve $P-V$ (güç-gerilim) karakteristiği Şekil 3.6'daki gibidir [46]- [50].



Şekil 3.6. Bir fotovoltaik hücrenin (a) ışınımına bağlı $I-V$, (b) sıcaklığa bağlı $I-V$ ve (c) sıcaklığa bağlı $P-V$ karakteristiği [50].

Şekil 3.6’da fotovoltaik bir hücrenin $I-V$, $P-V$ karakteristik eğrileri sıcaklık ve ışıma bağlı olarak verilmiştir.

Kurulumu yapılan fotovoltaik panellerin ışıma, verim ve performanslarını hesaplamak için yukarıda bahsedilen fotovoltaik bir hücrenin eşdeğer devre analizleri ile birlikte bir takım matematiksel hesaplar yapılmış olup panellerin sırasıyla ışıma, verim ve performanslarının teorik hesaplamaları aşağıda gösterilmiştir.

3.2.1. Işıma ve Sıcaklık

Fotovoltaik panellerin çalışma prensipleri, doğrudan panellerin verim ve performansını etkileyen ışıma ve sıcaklık gibi çevresel faktörlere bağlıdır [51], [52]. Bu nedenle, Fotovoltaik sistemlerin, güvenli ve verimli çalışabilmesi için sıcaklık ve ışıma miktarı için belli standartlar temel alınmaktadır. Fotovoltaik paneller için standart test koşulları (1000 W/m^2) altında, yani fotovoltaik panele ışıma uygulandığında, 1 m^2 ’lik alanda panelin ürettiği güç ile belirtilmektedir [9], [52]- [53].

İşıma ve sıcaklığın önemi ise, fotovoltaik panellerin verim ve performansını etkileyen temel parametreler olmalarıdır. Öncelikle, fotovoltaik panellerin performans ve verimlerini analiz etmek için toplam ışımanın normalize hali (Y_R) kullanılmaktadır [13], [52]- [54].

$$Y_R = \frac{G_{opt}(Wh/m^2)}{1000 (W/m^2)} \quad (3.2)$$

Fotovoltaik panellerinin Y_R değerini bulmak için, Denklem (3.2) de görüldüğü gibi, günlük ışıma miktarı hesaplanarak 1000’e bölünür ve kW’a çevrilir [52], [54]. Y_R ; saatlik, günlük, aylık ve yıllık periyotlarda hesaplanabilse de, belirli bir periyotta toplam ışımanın panel yüzeyinin birim alanına oranının STK’daki ışıma hızına oranı olarak ifade edilebilir. $G_{opt}(Wh/m^2)$, STK altında birim alana yansıyan ışıma enerjisini temsil eder ve 1000 W/m^2 ’dir [52], [54].

$$I_T = Y_R \cdot \text{Yüzey Alanı} \quad (3.3)$$

Burada, I_T , yüzeye düşen toplam ışıma miktarıdır, Y_R , toplam ışımanın normalize halidir, [13], [54], [55], Düzce ilinin 2014-2019 yılları yaz ayları için günlük ortalama toplam ışıma miktarı Denklem (3.3) kullanılarak hesaplanmıştır.

3.2.2. Spesifik Verim Faktörü (Y_f)

Yenilenebilir enerjide, fotovoltaik sistemlerin kullanımının günümüzde oldukça yaygın olması fotovoltaik panellerin verim ve performanslarının artmasına yönelik çalışmalar ile doğru orantılıdır. Düzce Üniversitesi bünyesindeki üç farklı tipteki fotovoltaik panellerin verim ve performans analizleri panellerin kurulum özellikleri kullanılarak yapılmıştır. Spesifik verim faktörü, Y_f , normalleştirilmiş güç üretim sistemini gösterir. Fotovoltaik paneller tarafından üretilen AC gücünün, STK kapsamında firmanın katalog verilerini üreten fotovoltaik panellerin toplam gücüne oranıdır [47]- [55].

$$Y_f = \frac{E_{AC,d}(kWh)}{P_{max,STC}(kW)} \quad (3.4)$$

Denklem (3.4)'te; Y_f , normalleştirilmiş güç üretim sistemini, $E_{AC,d}(kWh)$, panel sisteminden elde edilen günlük enerjiyi, $P_{max,STC}(kW)$, STK'da panellerin kurulum özelliklerinden elde edilen güç miktarını ifade eder [47]- [55].

Her bir panel türü için ayrı ayrı panellerin referans verimleri hesaplanmıştır.

$$Y_{fa} = \frac{kW}{2,4} \text{ (Amorf – Silisyum)} \quad (3.5)$$

$$Y_{fp} = \frac{kW}{2,4} \text{ (Poli – Silisyum)} \quad (3.6)$$

$$Y_{fm} = \frac{kW}{2,35} \text{ (Mono – Silisyum)} \quad (3.7)$$

3.2.3. Verim (η)

Fotovoltaik panel verimliliği temel olarak panel yüzey alanı tarafından soğurulan ışınımın ne kadarının elektrik enerjisine dönüştürülebileceğinin bir göstergesidir. Anlık sistem verimliliği, fotovoltaik sistemin ürettiği enerjinin panellerin yüzeyine gelen ışınım miktarına oranı olarak hesaplanır. Fotovoltaik verimliliği anlık, saatlik, günlük, aylık ve yıllık periyotlarda hesaplanabilir [47]- [55].

Verimi hesaplariken;

$$\eta_{sys,ins}(\%) = \frac{E_{sys,ins}(kWh)}{A(m^2) \cdot G_{opt} \frac{kWh}{m^2}} \times 100 \quad (3.8)$$

Burada; $E_{sys,ins}(kWh)$, panelin sisteme verdiği anlık gücü gösterir. A , kurulu FV panellerinin toplam yüzey alanlarını ifade eder. $G_{opt}(Wh/m^2)$, STK altında birim alana yansıyan ışınım enerjisini temsil eder ve $1000 W/m^2$ 'dir.

3.2.4. Performans Oranı (PR)

Fotovoltaik sisteminin yüzeyine gelen ışınım miktarı göz önüne alındığında, şebekeye sağlanan enerjinin yüzdesini ifade etmek için kullanılan boyutsuz parametredir PR olarak ifade edilir. Farklı bölgelerde ve farklı zamanlarda fotovoltaik sistemlerinin performanslarını karşılaştırmak ve değerlendirmek için kullanılır. PR, daha kapsayıcı bir hesabı kapsamasına rağmen, Y_f 'nin, Y_R 'ye oranı olarak ifade edilebilir [47]- [55].

$$PR = \frac{Y_f}{Y_R} \quad (3.9)$$

Denklem (3.9)'da görüldüğü gibi, PR performans oranı, Y_f spesifik verim faktörü, Y_R 'ye referans verim faktörü olarak temsil edilir [47]- [56].

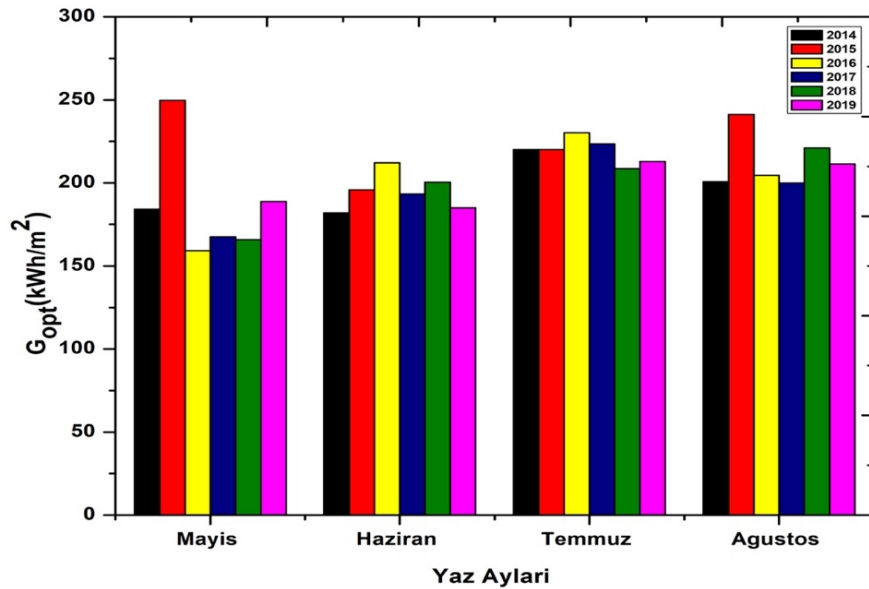
4. DÜBİT ÇATISINDA KURULU BULUNAN FOTOVOLTAİK PANELLERİN ANALİZLERİ

4.1. 2014-2019 YILLARI YAZ AYLARI ANALİZİ

Sunulan tez çalışmasında DÜBİT'in çatısında bulunan üç farklı tipteki fotovoltaik panellerin 2014-2019 yılları yaz ayları (mayıs, haziran, temmuz ve ağustos) arasındaki enerji, performans ve verimleri incelenmiştir. Yaz ayları olarak mayıs, haziran, temmuz ve ağustos aylarının seçilmesinin nedeni, Düzce şehrinin coğrafik ve meteorolojik koşulları sebebiyledir. Karadeniz bölgesi şehri olan Düzce'nin güneş ışığından en çok faydalandığı dönemler, yılın mayıs-ağustos ayları aralığındadır. Bu nedenle, DÜBİT çatısındaki fotovoltaik panellerin yaz ayları verim ve performans analizleri mayıs-ağustos ayları ele alınarak bu bölümde sunulmuştur.

4.1.1. Işınım Analizi

Fotovoltaik panellerinin verim ve performansını doğrudan etkileyen ışıınım miktarının Düzce için 6 yıllık ortalaması, verilerin hesaplanması sonucu $199,18 \text{ kWh/m}^2$ olarak bulunmuştur. Fotovoltaik panellerin çıkış gücü ışıınım miktarına ve ortam sıcaklığına doğrudan bağlıdır. Bu bölümde söz konusu olan yılların yaz aylarının kıyaslaması yapılmıştır. Şekil 4.1'de ışıınım miktarı yıllara göre kıyaslanması sunulmaktadır.

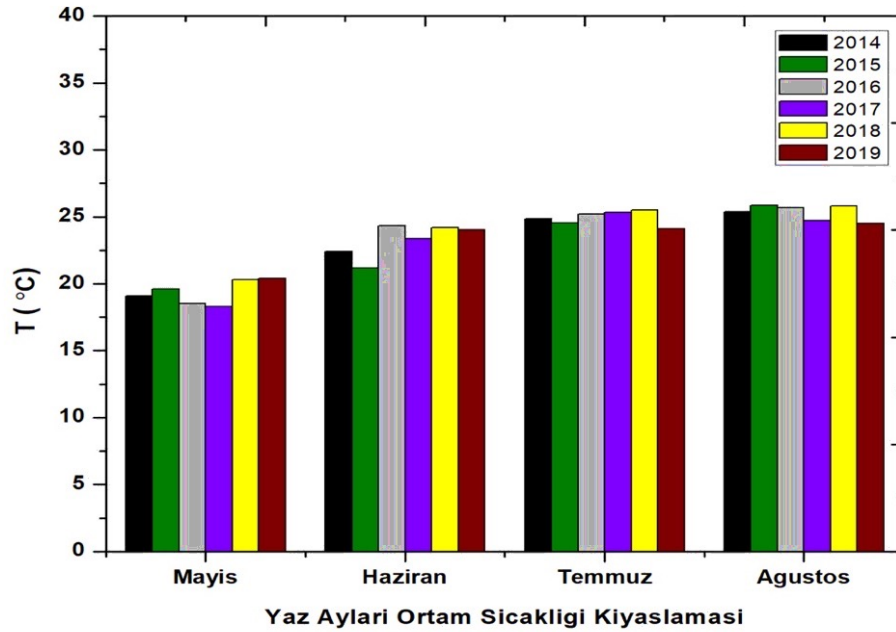


Şekil 4.1. Günlük ortalama toplam ışıınım miktarının yaz ayları bazında yıllık kıyaslaması.

Şekil 4.1'e bakıldığında, 2015 yılı mayıs ayı günlük ortalama toplam ışıınım miktarının diğer yıllardan daha fazla olduğu görülmektedir. 2015 yılında ışıınım miktarı yaz ayları için toplam ortalama değeri 202,16 kWh/m² karşılık gelmektedir. Toplam ışıınım miktarının en düşük olduğu yıl ise 196,16 kWh/m² değeri ile 2017 yılı olduğu görülmektedir.

4.1.2. Sıcaklık Analizi

Düzce şehri günlük ve yıllık sıcaklık değışim farkının çok olduğu tipik bir Batı Karadeniz şehri olduğu için, sıcaklık değışimleri panellerin çalışması açısından ciddi önem taşımaktadır. Bu bağlamda, Şekil 4.2'da, Düzce için ortam sıcaklığının yaz ayları ortalamaları hesaplanarak 2014-2019 arası yıllara göre kıyaslaması gösterilmiştir.

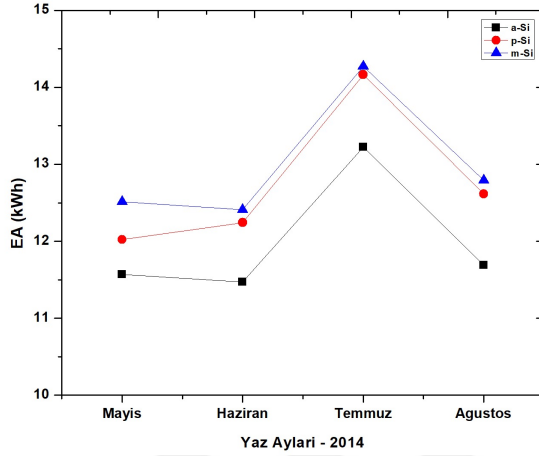


Şekil 4.2. 2014-2019 yılları yaz ayları ortam sıcaklığı kıyaslaması.

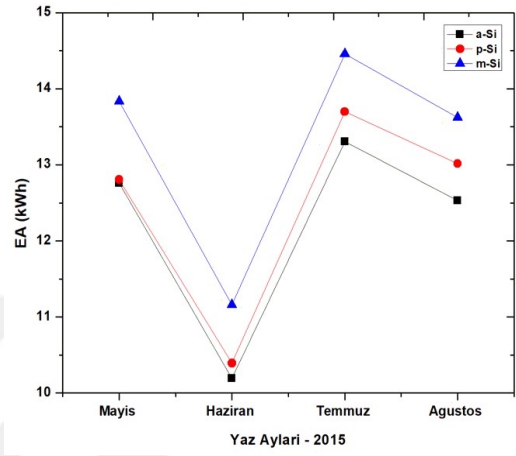
Şekil 4.2'da görüldüğü üzere TFA 35.1077 cihazı ile ölçülen ortam sıcaklığı, 6 yıl için de 22,93°C ile 23,94°C arasında değışmektedir. Yaz ayları ortam sıcaklığının en yüksek olduğu yıl ise 23,5°C ile 2018 yılı olduğu görülmektedir.

4.1.3. Enerji Analizi

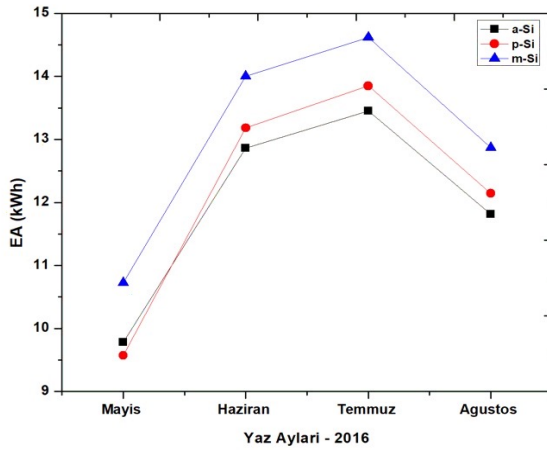
DÜBİT çatısında bulunan fotovoltaik panellerin; üretilen ortalama enerji değerleri, ışınlım miktarı, ortam sıcaklığı, panel sıcaklığı gibi verileri her 5 dakikada bir data-loggerlar tarafından kaydediliyor olup kaydedilen bu değerlerden günlük üretilen ortalama enerji miktarının yıllara, aylara ve panel tipine göre kıyaslamaları Şekil 4.3'te gösterilmiştir.



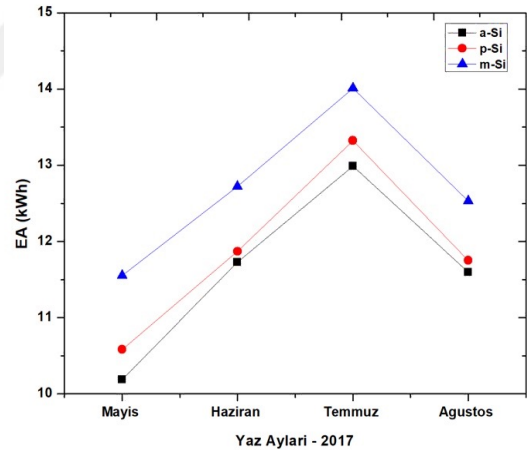
a)



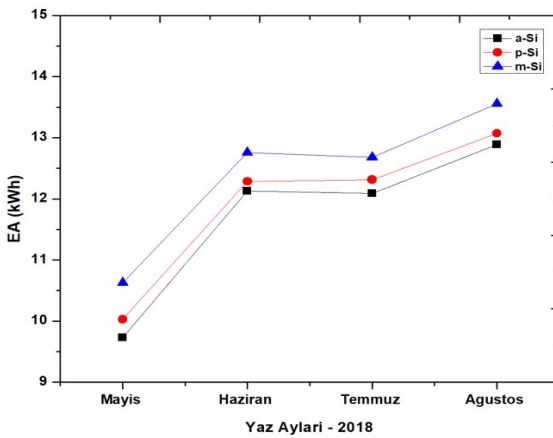
b)



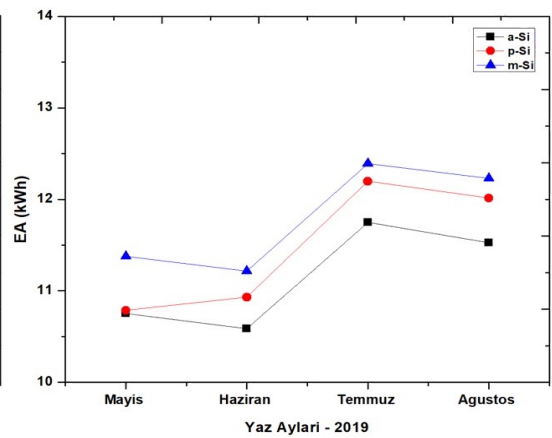
c)



d)



e)



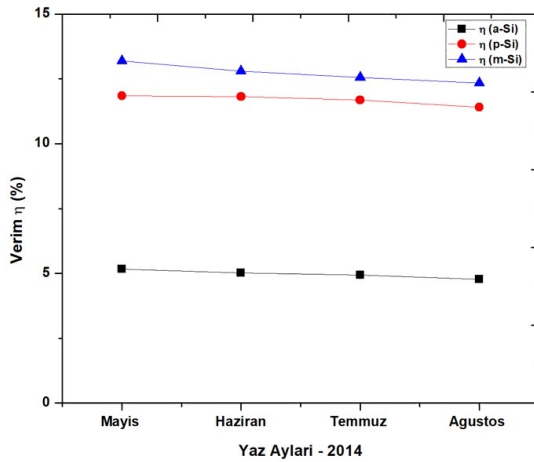
f)

Şekil 4.3. Fotovoltaik panellerin (a) 2014, (b) 2015, (c) 2016, (d) 2017, (e) 2018 ve (f) 2019 yaz ayları için ürettiği günlük ortalama enerji miktarı.

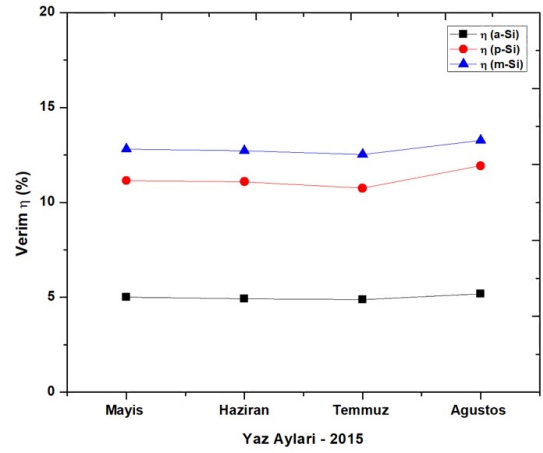
Şekil 4.3 (a), (b), (c), (d), (e) ve (f)'de DÜBİT çatısında bulunan 3 farklı tipteki fotovoltaik panellerden üretilen günlük ortalama enerji miktarı yaz ayları baz alınarak hesaplanmış olup 2014- 2019 yılları arasındaki her yıl için ayrı ayrı panellerin ürettiği enerji yaz ayları ortalaması gösterilmiştir. Analizi yapılan fotovoltaik panellerin ürettiği enerji miktarına bakıldığında, panellerin enerjisinin en yüksek olduğu yıl 2015 yılı olduğu görülmüştür. Panellerden a-Si fotovoltaik panelinin 2014-2019 yılları arası mayıs-ağustos ayları arasında ürettiği ortalama enerji 12,19 *kWh*, poli-Si panelin ürettiği enerji 12,47 *kWh* ve mono-Si panelin ürettiği yıllık ortalama enerji ise 13,26 *kWh* olarak hesaplandı.

4.1.4. Verim Analizi

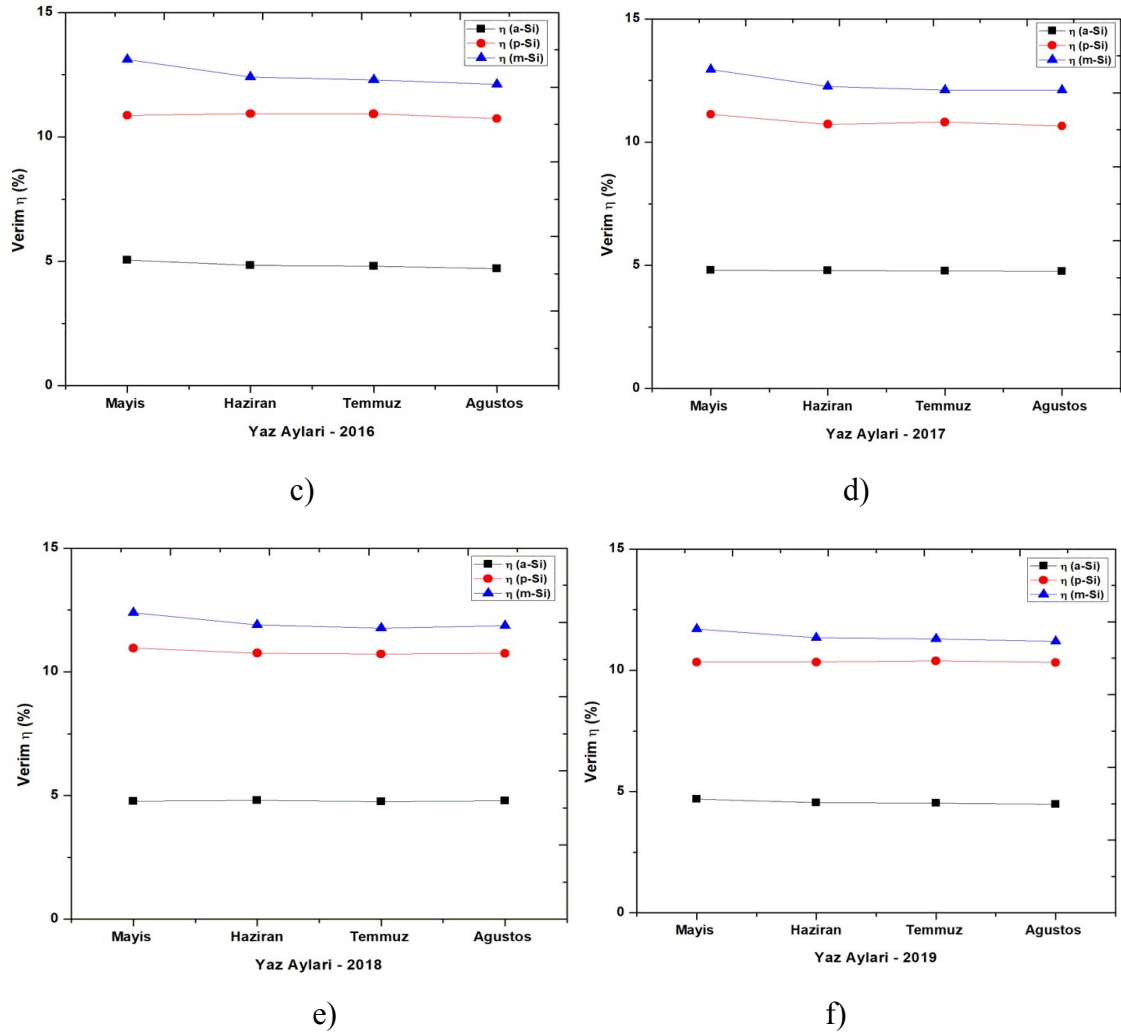
Yapılan çalışmada, Bölüm 3' te verilen panellerin verimleri için kullanılan teorik hesaplar kullanılarak fotovoltaik panellerin 2014-2019 yıllarının yaz aylarındaki verim değerleri sıcaklık ve toplam ışınımına göre değerlendirilmiş olup kıyaslamalı olarak Şekil 4.4'te verilmiştir.



a)



b)



Şekil 4.4. Fotovoltaik panellerin yaz ayları yüzde verimlerinin yıllara göre; (a) 2014, (b) 2015, (c) 2016, (d) 2017, (e) 2018 ve (f) 2019 gösterimi.

Şekil 4.4'te görüldüğü üzere her bir tip panelin yüzde verimleri 2014-2019 arasındaki 6 yıl için birbirine oldukça yakın değerler göstermektedir. Bununla birlikte, literatürde yapılan [12]- [19], [55], çalışmalar ile benzer olarak, DÜBİT'in çatısında kurulu bulunan her biri yaklaşık 2,5 kW kurulu güce sahip mono-Si, poli-Si ve a-Si fotovoltaik panellerin arasında en yüksek verimliliğe sahip güneş paneli, ölçüm yapılan aylardan ve yıllardan bağımsız olarak mono-Si fotovoltaik panel olduğu bulunmuştur. Ayrıca Çizelge 4.1'de fotovoltaik panellerin yaz ayları için yıllık ortalama verimleri her üç panel tipi için ayrı ayrı listelenmiştir.

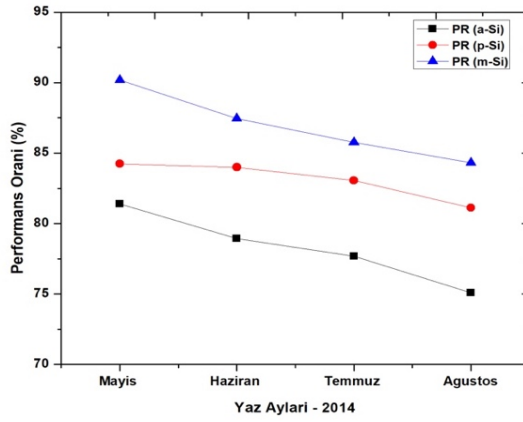
Çizelge 4.1. DÜBİT çatısındaki mono-Si, poli-Si ve a-Si fotovoltaik panellerinin 2014-2019 yaz ayları için yıllık ortalama yüzde verimleri.

Yıl	a-Si için yıllık ortalama (%)	poli-Si için yıllık ortalama (%)	mono-Si için yıllık ortalama (%)
2014	4,96	11,6	12,7
2015	4,99	11,2	12,8
2016	4,84	10,9	12,4
2017	4,77	10,7	12,3
2018	4,78	10,7	11,9
2019	4,55	10,3	11,3

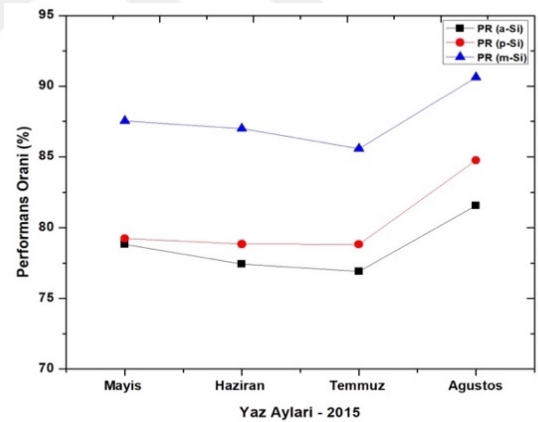
Çizelge 4.1’de görüldüğü gibi fotovoltaik panellerin tümü için panel tipinden bağımsız olarak 2015 yılında panel verimlerinin diğer yıllardan daha yüksek olduğu görülmektedir.

4.1.5. Performans Analizi

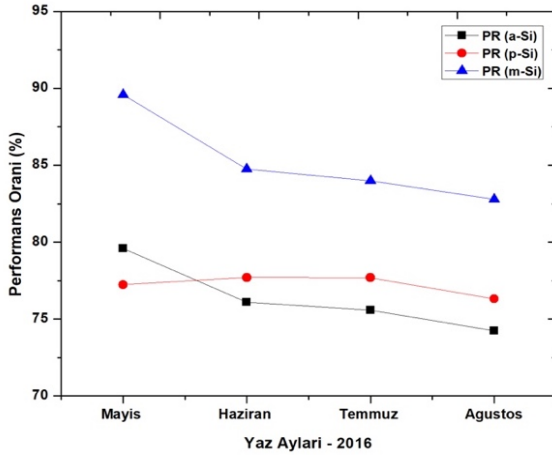
Bu tez çalışmasında ele alınan 2014-2019 yılları arasındaki yaz ayları için fotovoltaik panellerin performans değerleri Denklem (3.9) ile hesaplanmış olup Şekil 4.5’te yıllara ve panellere göre kıyaslamalı olarak gösterilmiştir.



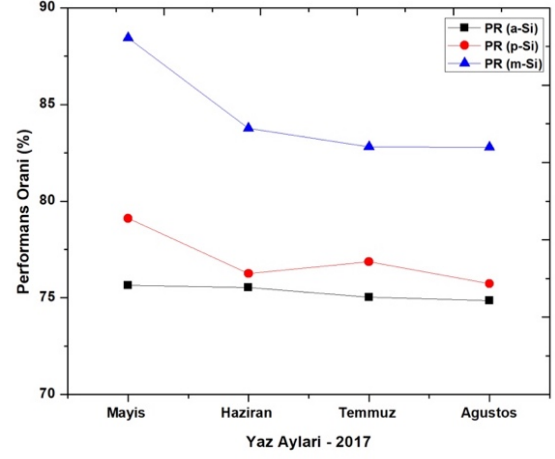
a)



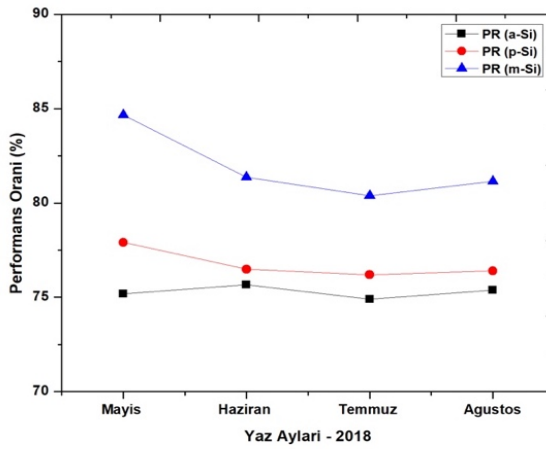
b)



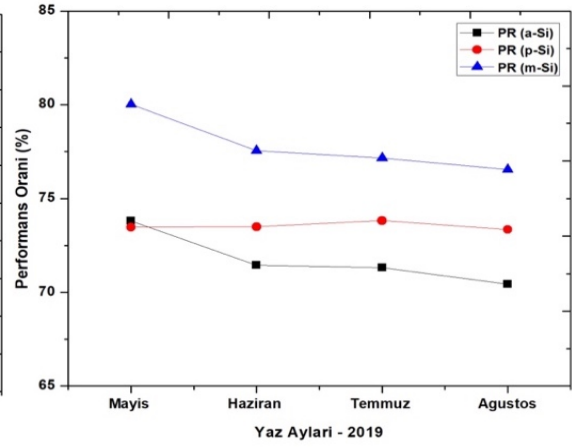
c)



d)



e)



f)

Şekil 4.5. Üç farklı tipteki fotovoltaik panelin yıllara göre yaz ayları performans oranlarının gösterimi; (a) 2014, (b) 2015, (c) 2016, (d) 2017, (e) 2018 ve (f) 2019.

Şekil 4.5'te görüldüğü üzere yapılan analizlerde fotovoltaik panellerin yaz ayları için ortalama yıllık performans değerleri mono-Si % 84,0, poli-Si için % 78,0 ve a-Si için % 75,9 olarak hesaplanmıştır.

Çizelge 4.2. DUBİT çatısındaki mono-Si, poli-Si, a-Si fotovoltaik panellerinin yaz ayları için yıllık ortalama performans oranları.

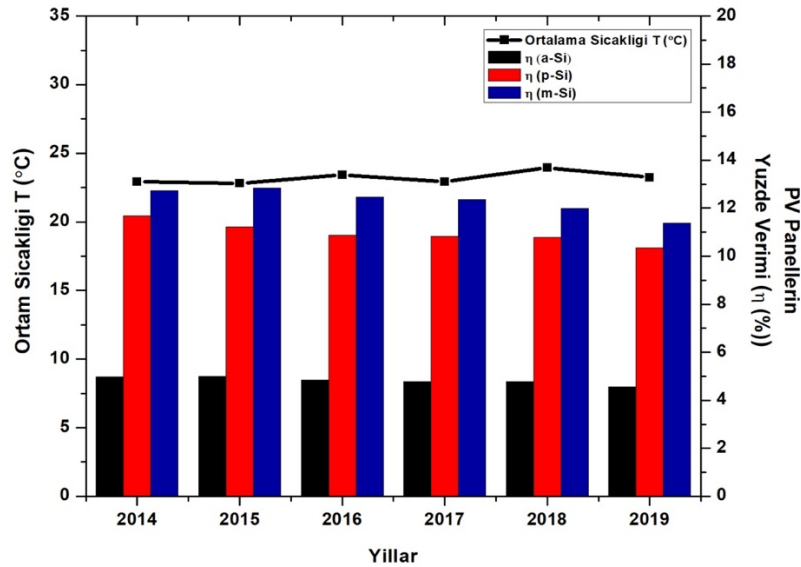
	Fotovoltaik Paneller		
Yaz Ayları Yıllık Ortalama	a-Si (%)	poli-Si (%)	mono-Si (%)
2014	78,2	83,1	86,9
2015	78,6	80,4	87,6

2016	76,3	77,2	85,2
2017	75,2	76,9	84,4
2018	75,3	76,7	81,8
2019	71,7	73,5	77,8

Çizelge 4.2’de açıkça belirtildiği gibi fotovoltaiik panellerin tümü için panel tipinden bağımsız olarak 2015 yılında en yüksek performansı gösterdiği görülmektedir. Bununla birlikte, Şekil 4.5’teki grafiklerden ve Çizelge 4.2’den detaylı olarak görüldüğü gibi fotovoltaiik paneller arasında performansı en yüksek olan panel mono-Si fotovoltaiik paneldir.

4.1.6. Yaz Ayları Sıcaklık-Verim ve Işınım-Verim Kıyaslaması

Ülkemizin coğrafik konumu sayesinde genel olarak ortam sıcaklığı fotovoltaiik panellerin verimli çalışmasına uygundur. Düzce ise ülkemizin en çok yağış alan bölgesinde bulunan bir şehir olup Düzce’nin yaz aylarındaki günlük ortam sıcaklığının panellerin verimleri üzerindeki etkisi bu tez çalışmayla incelenmiştir. Bu bağlamda, Şekil 4.6’da 2014-2019 yılları yaz ayları günlük ortalama sıcaklık ve fotovoltaiik panellerin yüzde verimleriyle karşılaştırılması verilmiştir.

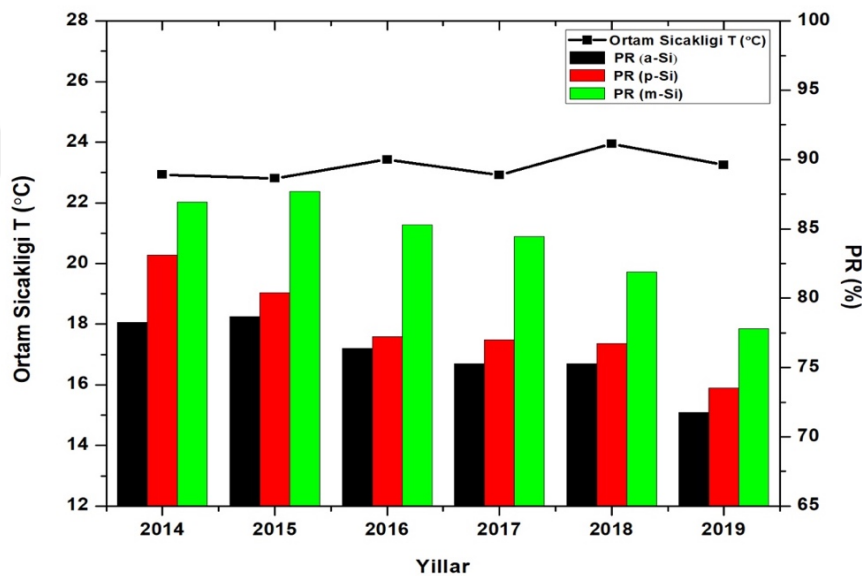


Şekil 4.6. 2014-2019 yılları yaz ayları günlük ortalama sıcaklığın fotovoltaiik panellerin yüzde verimleriyle karşılaştırılması.

Şekil 4.6’da görüldüğü üzere Düzce ili için yaz ayları ortam sıcaklığı günlük ortalaması yaklaşık 25°C olup fotovoltaik panellerin analizlerinden elde edilen verilerin ortalama verim değerleri ise mono-Si için % 12,29, poli-Si için % 10,9 ve a-Si için % 4,8, şeklinde hesaplanmıştır. Ayrıca analizde elde edilen ve yukarıda belirtilen sıcaklık değeri, yaz ayları ortam sıcaklığının günlük ortalaması, fotovoltaik panellerinin verimliliklerinin en yüksek olarak çalıştığı STK’ya uymaktadır. Şekil 4.6’dan görüldüğü gibi, fotovoltaik panellerinin verimi sıcaklığa bağlı olarak gösterildiğinde Düzce ilinin yaz aylarındaki ortalama sıcaklığı fotovoltaik panellerin verimleri için oldukça uygundur.

4.1.7. Yaz Ayları Sıcaklık-Performans ve Işınım-Performans Kıyaslaması

Tezin bu kısmında, 2014-2019 yılları arasında yaz aylarında fotovoltaik panellerin performanslarının sıcaklık ve ışınım ile kıyaslamaları incelenmiştir. İlk olarak Şekil 4.7’de görüldüğü gibi ortam sıcaklığının panellerin yüzde performansına olan etkisi ele alınmıştır.

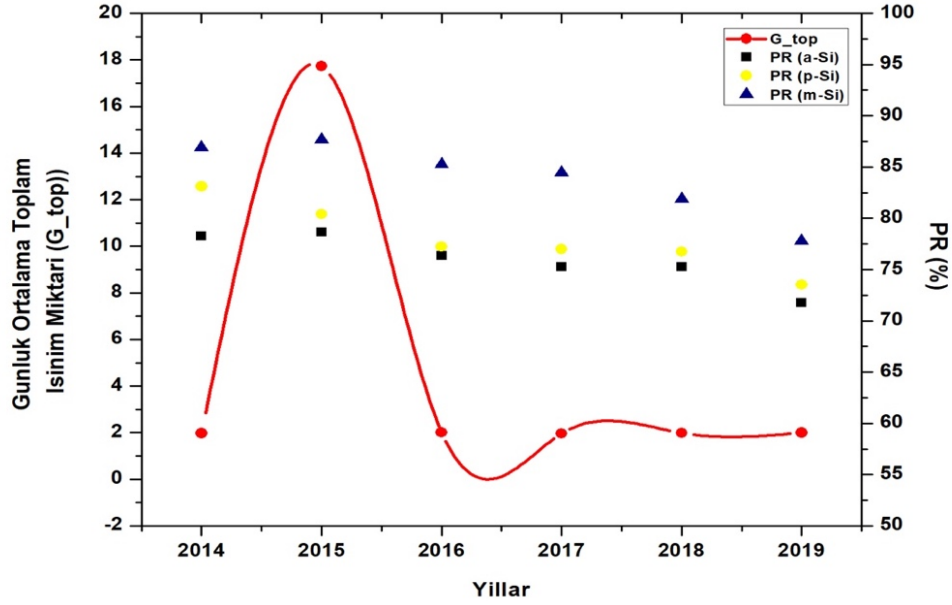


Şekil 4.7. 2014-2019 yılları yaz ayları günlük ortam sıcaklığının yıllara ve fotovoltaik panellerinin performans oranına göre dağılımı.

Şekil 4.7’de Düzce için ortam sıcaklığının, yıllara ve fotovoltaik panellerin performansına göre dağılımı gösterilmiş olup mono-Si fotovoltaik panelin performansının tüm yıllar için en yüksek performans gösterdiği ve Düzce yaz koşulları altında, yaklaşık olarak % 75 ile % 85 arası bir performans gösterdiği görülmektedir. Özellikle 2015 yılında yaklaşık

olarak tüm paneller için performansın yüksek olduğu ve mono-Si için % 87 performans ile çalıştığı görülmektedir.

Şekil 4.8’de ise fotovoltaik panellerin performansına ışınımın etkisi incelenmiştir.



Şekil 4.8. 2014-2019 yılları yaz ayları günlük ortalama toplam ışınım miktarının yıllara ve fotovoltaik panellerinin performansına göre dağılımı.

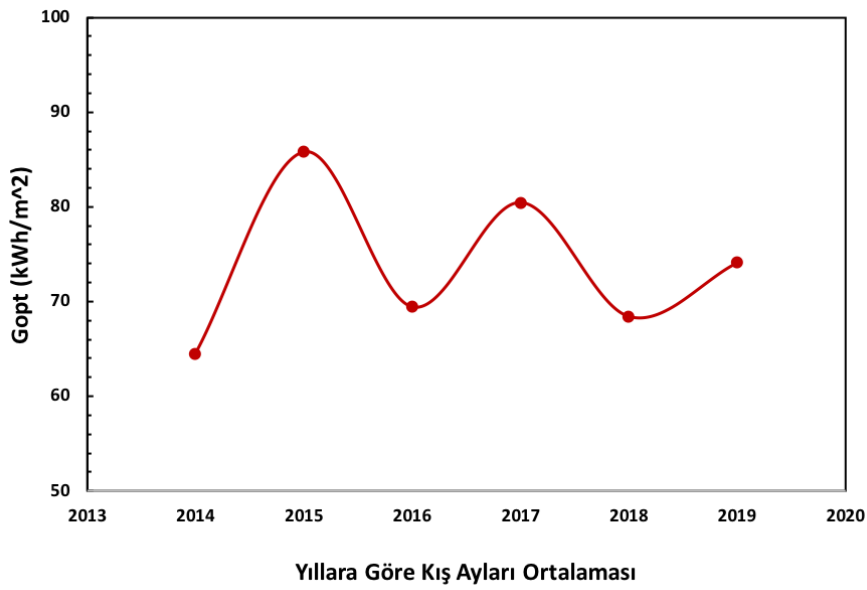
Şekil 4.8’de yaz ayları için günlük ortalama ışınım miktarının yıllara ve fotovoltaik panellerin performansına göre dağılımı verilmiş olup yüksek ışınım altında en iyi performans gösteren fotovoltaik panelin mono-Si olduğu görülmektedir. 2015 yılında, Düzce için maksimum ışınım altında, mono-Si panelin yaklaşık olarak % 85 performans ile çalıştığı bulunmuştur.

4.2. 2014-2019 YILLARI KIŞ AYLARI ANALİZİ

Tez çalışmasının bu kısmında DÜBİT’in çatısında bulunan üç farklı tipteki fotovoltaik panellerin 2014-2019 yılları arasındaki kış ayları (kasım, aralık, ocak ve şubat) koşullarındaki enerji, performans ve verimleri incelenmiştir. Tipik bir Karadeniz bölgesi şehri olan Düzce, genellikle bulutlu ve yağışlı bir şehir olmakla birlikte şehre düşen yağış miktarı oldukça fazladır. Kış ayları olarak, özellikle Düzce ilinin en çok yağış aldığı, karlı ve bulutlu olduğu kasım, aralık, ocak ve şubat ayları seçilmiştir. Bunun nedeni, fotovoltaik panellerin kış ayı performansları yapılaraktan özellikle fazla yağış alan şehir ve ülkeler için bir örnek çalışma olmasıdır.

4.2.1. Işınım Analizi

Kış aylarında genellikle yoğun sis ve yağış altında olan Düzce ili için, ışıınım miktarının paneller üzerindeki etkisini incelemek oldukça önemlidir. Bu bağlamda, 2014-2019 yılları kış ayları için panellerin günlük ortalama ışıınım miktarı Denklem (3.2) ve Denklem (3.3) kullanılarak hesaplanmıştır. Düzce için 2014 yılından 2020 yılına kadar ortalama ışıınım miktarının dağılımı kış ayları için Şekil 4.9'da verilmiştir. Çalışma kasım, aralık, ocak ve şubat ayları için olduğundan, şekildeki dalgalanmanın panellerin üzerinin kar ile kaplı olduğunda oluştuğu tespit edilmiştir.

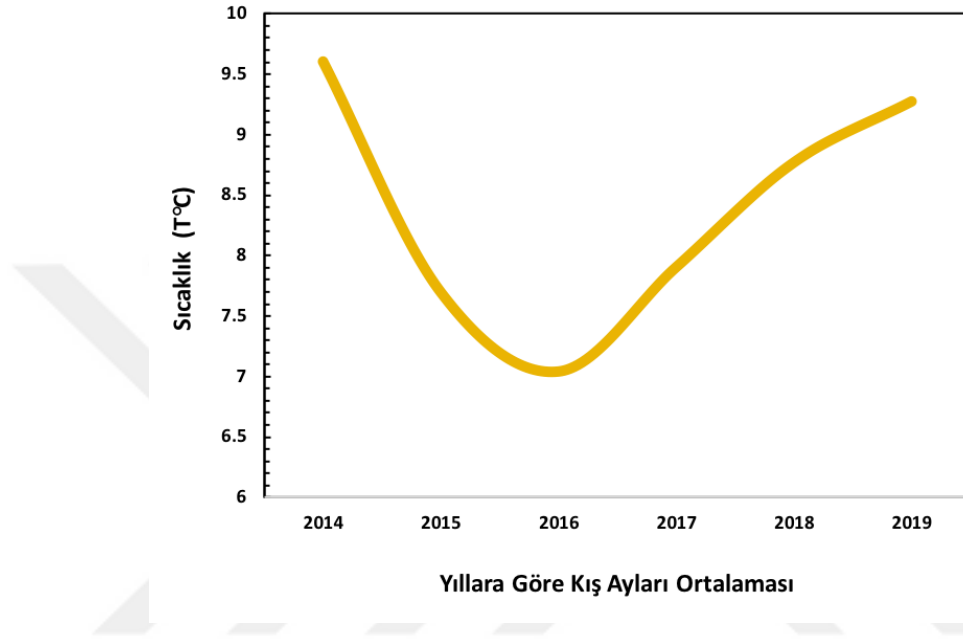


Şekil 4.9. Fotovoltaik panellerin kış ayları için ışıınım miktarının dağılımı.

Şekil 4.9'da verilen fotovoltaik panellerin kış ayları için ışıınım miktarının dağılımı göz önüne alındığında, 2014-2019 kış ayları boyunca, paneller ortalama 72,29 kWh/m² ışıınıma maruz kalmıştır. Düzce şehrinin konumu itibariyle güneşlenme süresi düşünüldüğünde, bu miktar güneş enerjisinden yararlanmak adına gayet umut vericidir. Şekil 4.9'da, 2015 yılında ışıınım miktarı 85,80 kWh/m² olup 2015 yılı 2014-2019 yıllarındaki kış ayları arasında en yüksek ışıınıma sahip yıl olduğu görülmektedir. ışıınım miktarının en düşük olduğu yıl ise 59,42 kWh/m² değeri ile 2018 yılı kışı olduğu belirlenmiştir.

4.2.2. Sıcaklık Analizi

Düzce gibi, yaz ayları dahi yağışlı geçen, nemli, hava sıcaklığı genellikle 0°C'nin üzerinde olan şehirler için referans bir çalışma olması açısından tez çalışmasının bu kısmında Düzce ilinin kış aylarında panellerin ortam sıcaklığı incelenmiştir. Şekil 4.10'da 2014-2019 yılları arasındaki kış aylarının çevre sıcaklığı dağılımı verilmiştir.

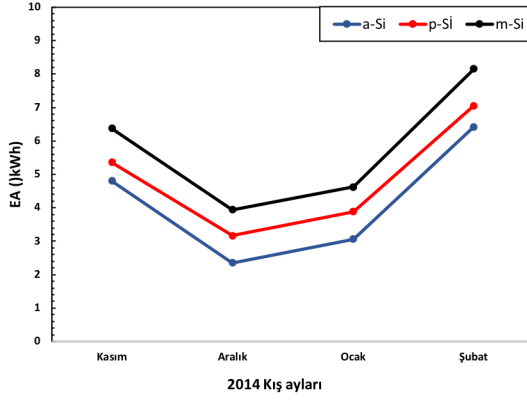


Şekil 4.10. Fotovoltaik panellerin kış ayları için ortalama çevre sıcaklığı.

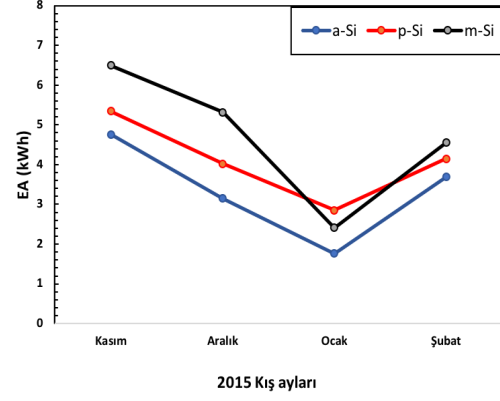
Düzce şehri için yapılan çalışmada, altı yılın kış ayları için ortalama çevre sıcaklığının analizi Şekil 4.10'daki gibi olup en düşük sıcaklık ortalama 7,05°C ile 2016 yılının kış ayları için ölçülmüştür.

4.2.3. Enerji Analizi

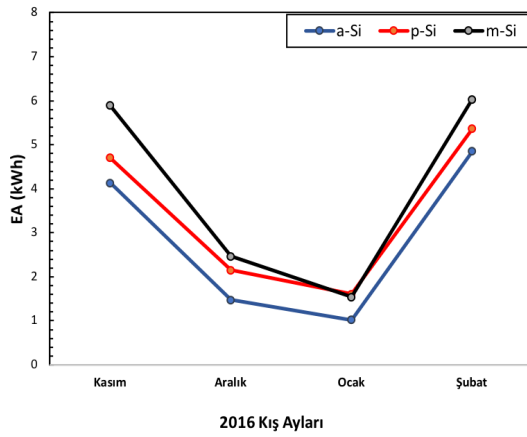
DÜBİT'in çatısında kurulu bulunan mono-Si, poli-Si ve a-Si fotovoltaik panellerin 2014-2019 yılları kış aylarında ürettikleri ortalama enerji miktarları her bir panel tipi için Şekil 4.11'de verilmiştir.



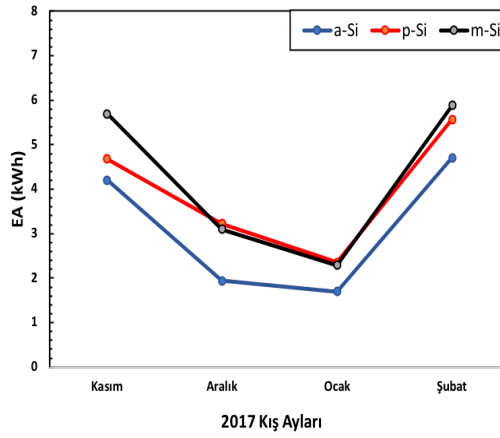
a)



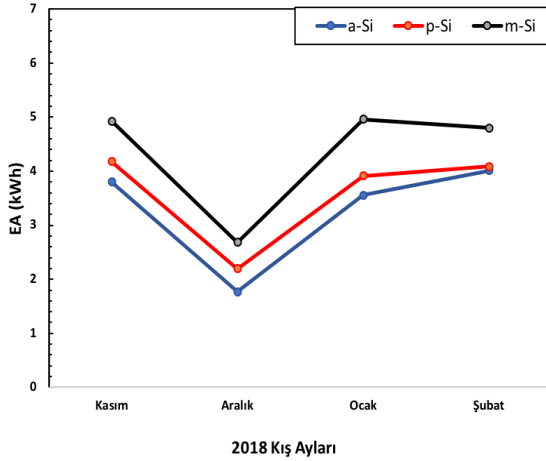
b)



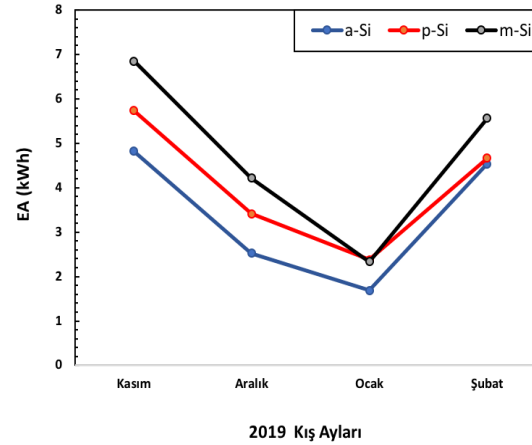
c)



d)



e)



f)

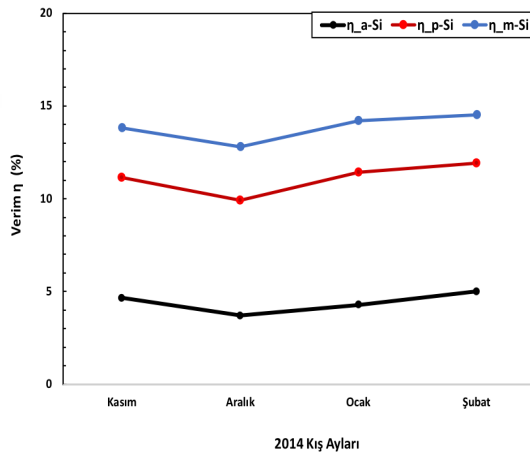
Şekil 4.11. Fotovoltaik panellerin kış aylarında ürettikleri ortalama enerji miktarları: (a) 2014, (b) 2015, (c) 2016, (d) 2017, (e) 2018 ve (f) 2019 yılları için.

Şekil 4.11 (a), (b), (c), (d), (e) ve (f)'te belirtildiği üzere fotovoltaik panellerin 2014-2019 yıllarında kasım-şubat ayları arasında ürettiği ortalama enerji mono-Si paneller için 4,63

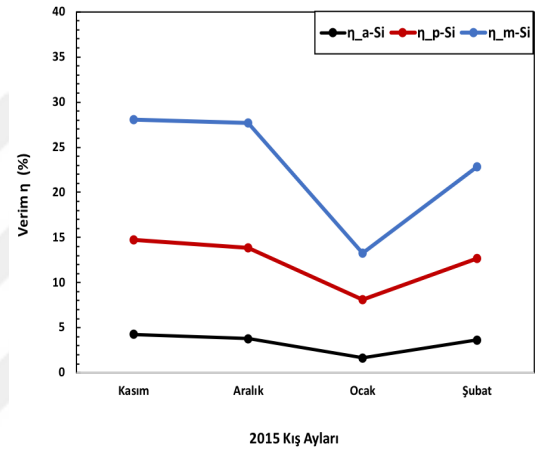
kWh, poli-Si paneller için 4,00 kWh ve a-Si paneller için 3,36 kWh olarak ölçülmüştür. Bu sonuçlara göre en fazla enerjiyi mono-Si fotovoltaik paneller üretirken, en az enerjiyi ise a-Si fotovoltaik paneller üretmiştir. Bu durum beklenen bir sonuç olmakla birlikte, literatür ile uyumludur.

4.2.4. Verim Analizi

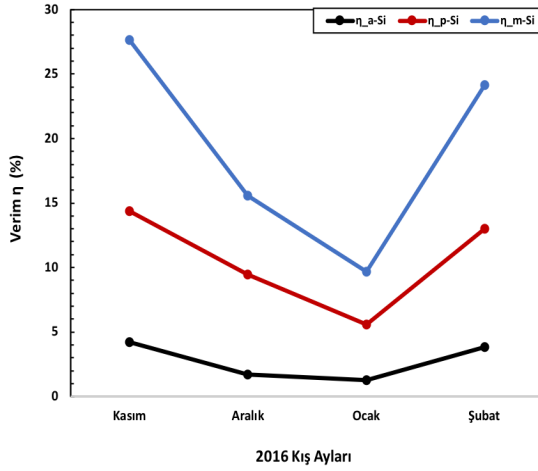
Fotovoltaik panellerin kış ayları için verimlerinin analizleri, Denklem (3.2), (3.3), (3.4), (3.5) ve (3.6) kullanılarak hesaplanmış olup Şekil 4.12'de kıyaslamalı olarak gösterilmiştir.



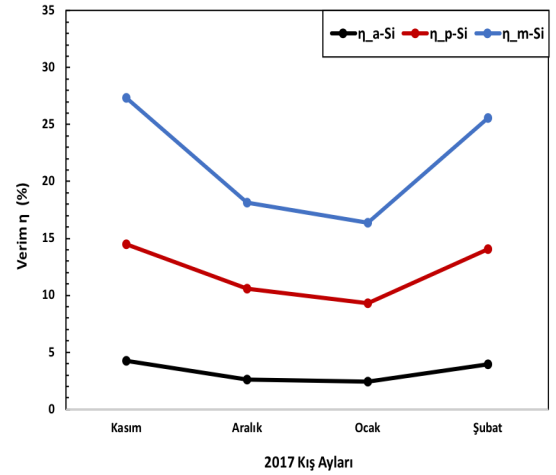
a)



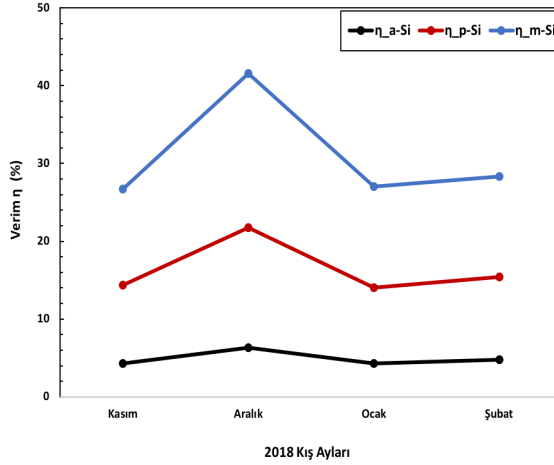
b)



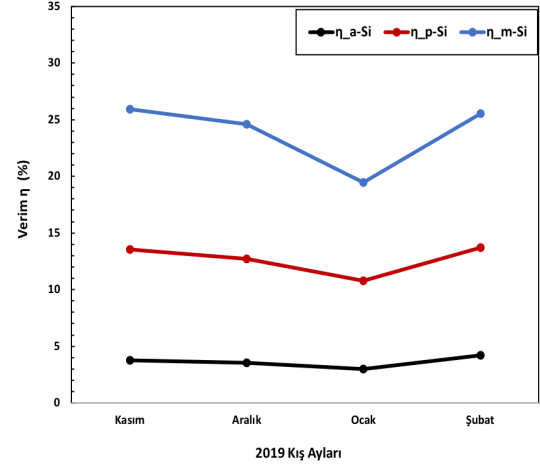
c)



d)



e)



f)

Şekil 4.12. Fotovoltaik panellerin yıllara göre kış ayları verimlerinin oranlarının gösterimi; (a) 2014, (b) 2015, (c) 2016, (d) 2017, (e) 2018 ve (f) 2019.

Şekil 4.12’de görüldüğü üzere yapılan analizlerde fotovoltaik panellerin kış ayları için ortalama yıllık verim değerleri mono-Si için ise % 11,4, poli-Si için % 9,53 ve a-Si için % 3,72 olarak hesaplanmıştır.

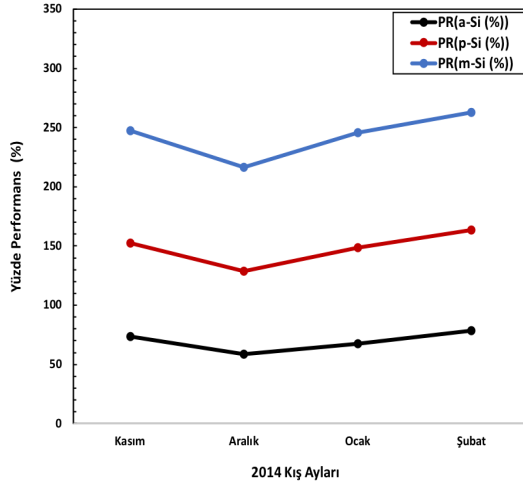
Çizelge 4.3. DUBİT fotovoltaik panellerinin verimlerinin kış ayları için yıllık ortalama yüzdeleri.

Yıl	a-Si için yıllık ortalama (%)	poli-Si için yıllık ortalama (%)	mono-Si için yıllık ortalama (%)
2014	4,41	11,09	13,84
2015	3,34	9,00	10,58
2016	2,76	7,82	8,66
2017	3,31	8,79	9,74
2018	4,90	11,46	14,53
2019	3,62	9,06	11,19

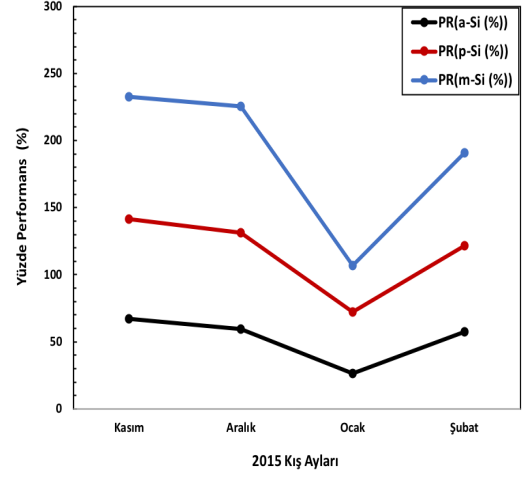
Çizelge 4.3’te açıkça belirtildiği gibi fotovoltaik panellerin tümü için panel tipinden bağımsız olarak 2015 yılında en yüksek fotovoltaik panel performansı elde edilmiştir. Bununla birlikte, Şekil 4.12’deki grafiklerden ve Çizelge 4.3’ten detaylı olarak görüldüğü gibi fotovoltaik paneller arasında kış ayları için de en yüksek verime sahip olan panel mono-Si fotovoltaik paneldir.

4.2.5. Performans Analizi

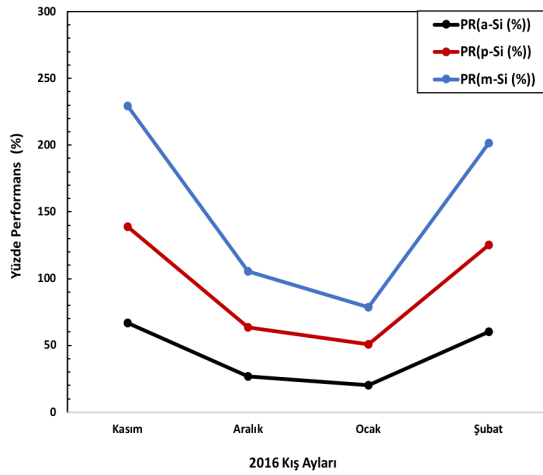
Fotovoltaik panellerin kış ayları analizlerine bakıldığında, performans değerleri ele alınan altı yıl için ayrı ayrı hesaplanmıştır ve Şekil 4.13'te kıyaslamalı olarak verilmiştir.



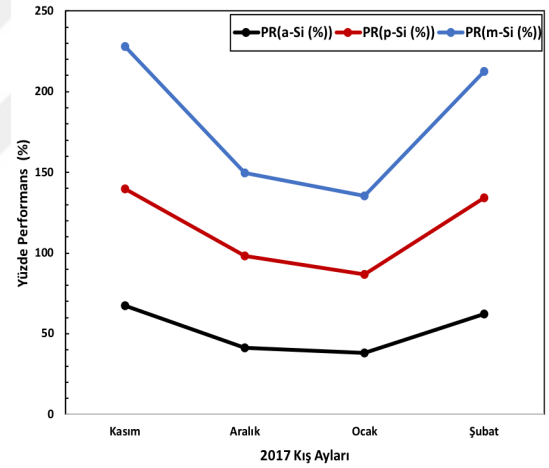
a)



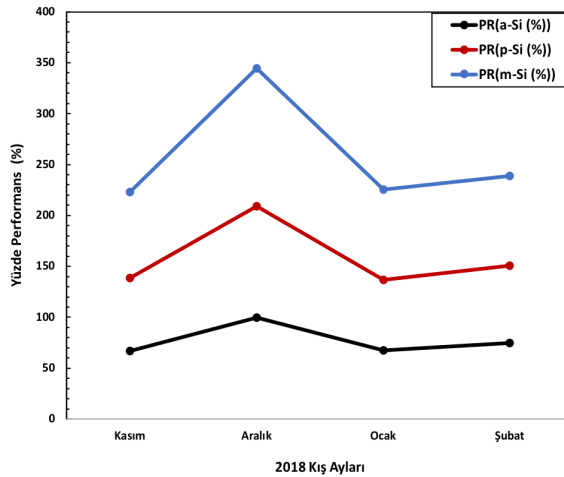
b)



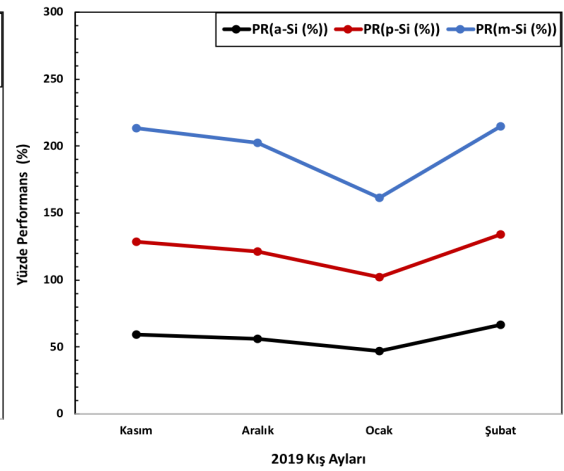
c)



d)



2018 Kış Ayları



2019 Kış Ayları

e)

f)

Şekil 4.13. Fotovoltaik panellerin yıllara göre kış ayları performans oranlarının gösterimi; (a) 2014, (b) 2015, (c) 2016, (d) 2017, (e) 2018 ve (f) 2019.

Şekil 4.13'te görüldüğü üzere yapılan analizlerde fotovoltaik panellerin kış ayları için ortalama yıllık performans değerleri mono-Si için % 78, poli-Si için % 67 ve a-Si için % 58,6 olarak hesaplanmıştır. Diğer yandan, fotovoltaik panellerin performans oranları yıllara ve panel tiplerine göre değerleri Çizelge 4.4'te ayrıntılı olarak verilmiştir.

Çizelge 4.4. DÜBİT fotovoltaik panellerinin performanslarının kış ayları için yıllık ortalama yüzdeleri.

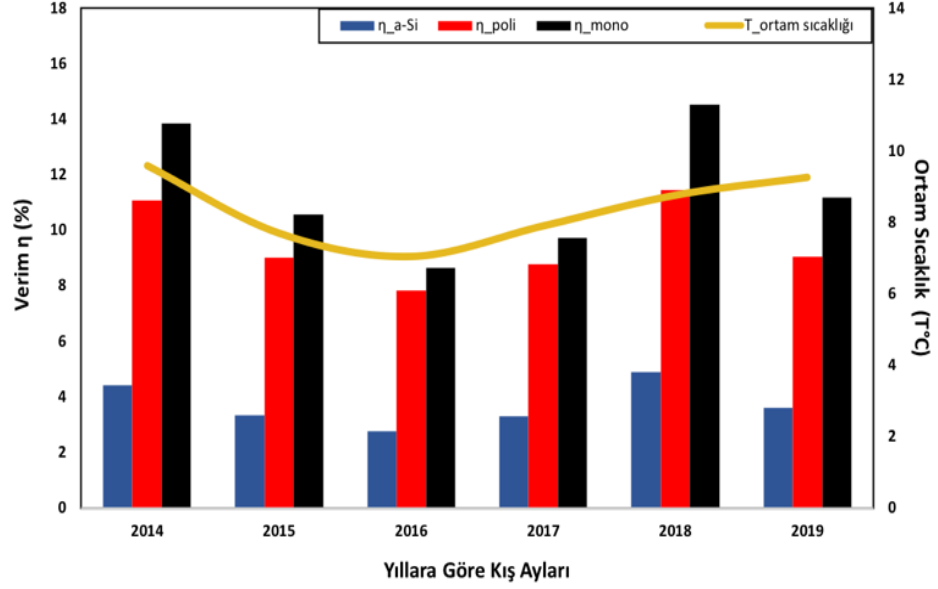
	Fotovoltaik Paneller		
Yaz Ayları Yıllık Ortalama	a-Si (%)	poli-Si (%)	mono-Si (%)
2014	69,5	78,8	94,6
2015	52,6	64,0	72,3
2016	43,6	50,9	59,2
2017	52,2	62,4	66,6
2018	77,1	81,5	99,3
2019	57,1	64,4	76,4

Çizelge 4.4'te açıkça belirtildiği gibi fotovoltaik panellerin tümü için performanslarının en yüksek olduğu yıl 2018 yılı olduğu görülmektedir. Bu sonucun fotovoltaik panellerin kış ayları verim değerleriyle birebir uyduğu görülmektedir.

4.2.6. Sıcaklık-Verim ve Sıcaklık-Performans Kıyaslaması

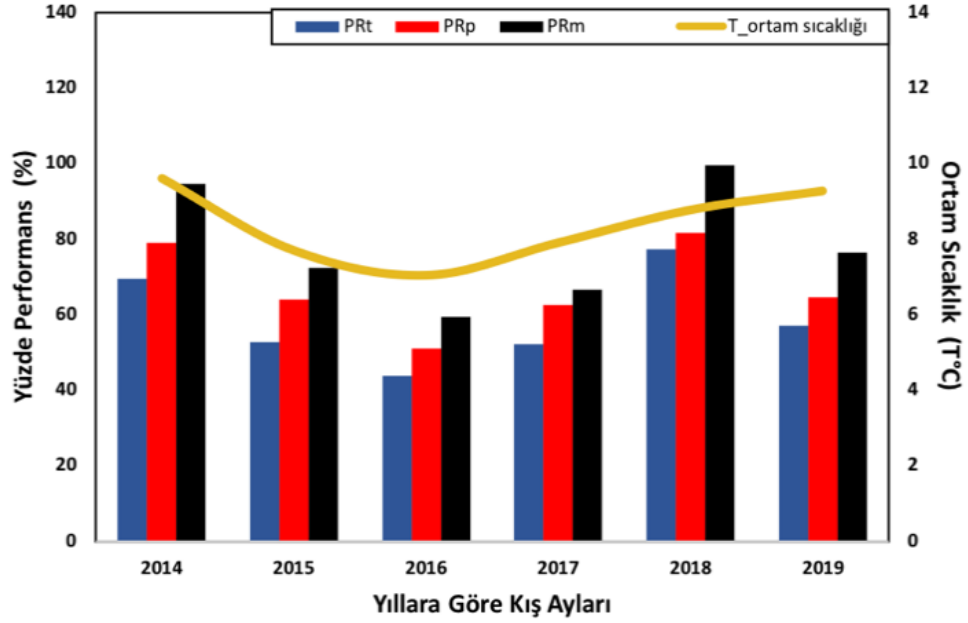
Farklı tipteki fotovoltaik paneller farklı ortam koşullarında analiz edildiği için tez çalışmasının bu kısmında kış ayları boyunca panellerin maruz kaldığı ortam sıcaklığında, panellerin performans verimlerinin kıyaslaması yapılmıştır.

Şekil 4.14’de her üç tipteki panelin verimlerinin, yıllara göre değişimi gösterilmiştir. Diğer yanda, fotovoltaik panellerin performansı ile günlük ortalama sıcaklığının 2014-2019 yılları kış ayları için karşılaştırılması ise Şekil 4.14’te verilmiştir.



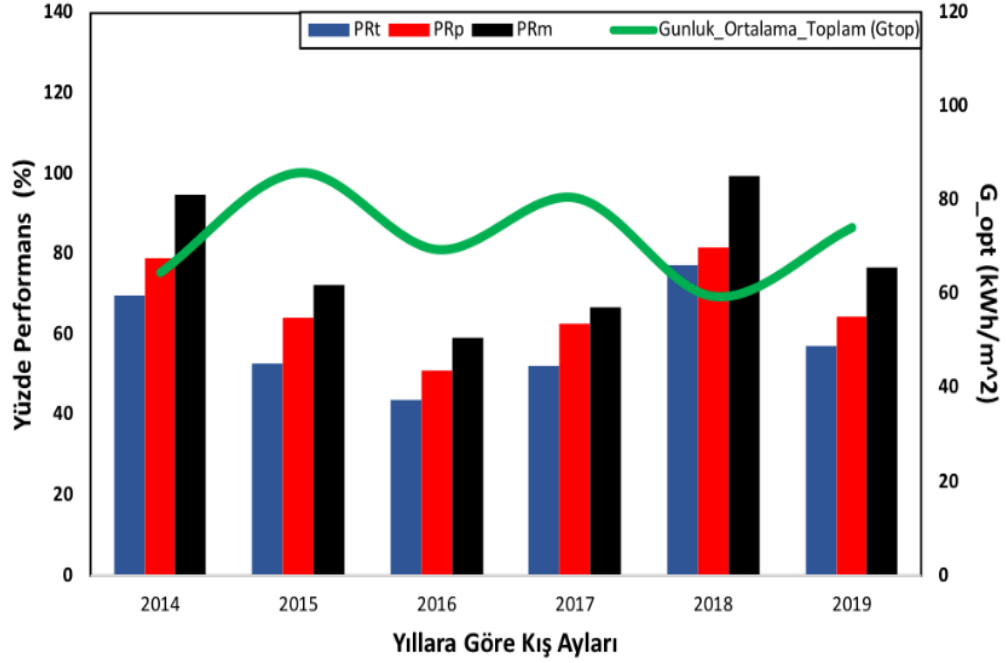
Şekil 4.14. Fotovoltaik panellerin yüzde verimi ile 2014-2019 yılları kış ayları günlük ortalama sıcaklığının karşılaştırılması.

Şekil 4.14’de görüldüğü gibi, kış ayları boyunca sıcaklık değişimi ile panellerin verimleri doğru orantılıdır. Analizi yapılan yılların kış ayları için, genel toplam ortalama sıcaklık 8,38°C’dir. Ayrıca fotovoltaik panellerin ele alınan kasım-şubat kış ayları için altı yıllık ortalama verimleri mono-Si için ise % 11,42, poli-Si için % 9,54 ve a-Si için % 3,72 olarak hesaplanmıştır.



Şekil 4.15. Fotovoltaik panellerin performansı ile günlük ortalama sıcaklığının 2014-2019 yılları kış ayları için karşılaştırılması.

Şekil 4.15'te panellerin performans ve ortam sıcaklığı değerlerinin doğru orantılı olduğu görülmektedir. Günlük ortam sıcaklığının en düşük olduğu yıl 2016 olup 2016 yılı için panellerin performans değerleri mono-Si için % 59,2, poli-Si için % 50,9 ve a-Si için % 43,6 olarak ölçülmüştür. Sıcaklığın en yüksek olduğu yıllar, yaklaşık olarak hesaplandığında 2014, 2018 ve 2019 yıllarının birbirlerine yakın değerler aldığı görülmektedir. Yaklaşık aynı sıcaklıkta olan bu üç yılın görüldüğü gibi performans değerleri farklıdır. Bu durumun iki nedeni vardır: birinci nedeni, ışıınım miktarının 2018 yılında daha yüksek olmasıdır (Şekil 4.9'a bakıldığında bunu görmek mümkündür). İkinci nedeni ise, 2014 ve 2019 yıllarının kasım-şubat aylarında panellerin üzerinin, 2018 yılından daha uzun süre karla kaplı kalmış olma ihtimalidir. Bu nedenler göz önüne alındığında sıcaklığın 2018 yılı performans değerlerini olumlu etkileme nedeni anlaşılmaktadır.



Şekil 4.16. Fotovoltaik panellerin yüzde performansı ile günlük toplam ışıınım miktarının 2014-2019 yılları kış ayları için karşılaştırılması.

Şekil 4.16’da kış ayları için günlük ortalama ışıınım miktarının yıllara ve fotovoltaik panellerin performansına göre dağılımı verilmiştir. Şekil 4.16’nın yukarıda verilen analizlerin sonuçları ile uyumlu olduğu görülmektedir. Analizlere bakıldığında, 2018 yılı diğer yıllara kıyasla, ışıınım ve sıcaklıktan en çok faydalanılan yıl olmuştur. Şekil 4.15 ve Şekil 4.16’dan anlaşıldığı gibi, DÜBİT çatısındaki fotovoltaik panellerin 2018 yılındaki performans değerleri mono-Si %99,3, poli-Si %81,5 ve a-Si %77,1 olarak hesaplanmıştır.

5. FOTOVOLTAİK HÜCRELERİNİN YAPAY ZEKAYA DAYALI IŞINIM TAHMİNİ VE UZUN-KISA SÜRELİ BELLEK (LSTM) MODELİ İLE KIYASLAMASI

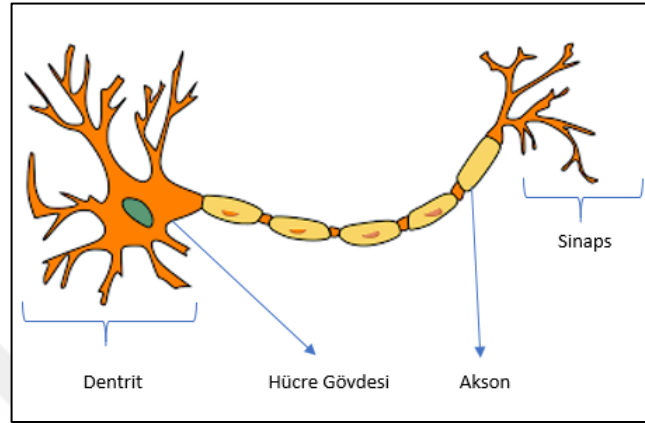
Fotovoltaik panellerin kullanımı çevresel faktörlere bağlı olduğu için, hava koşullarının kararsızlığı ve güneş radyasyonu, fotovoltaik paneller tarafından üretilen gücün kararsızlığına yol açar, bu da şebekeye bağlı fotovoltaik panellerin kontrolünde ve çalışmasında birçok soruna neden olur [56]-[59]. Kararsızlık problemlerini çözmek için araştırmacılar, geçmiş verilere ve meteorolojik verilere dayalı olarak fotovoltaik panellerin çıkış gücünü tahmin etmek için yöntemler geliştirmektedir [60], [61]. Son zamanlarda, fotovoltaik panellerinin çıkış gücünü tahmin etme ve iyileştirmek için yapay zekalardan faydalanma yoluna gidilmiştir. Nitekim yapay sinir ağları (YSA) olarak adlandırılan yapay zeka çalışmaları radyasyon miktarı, güneş enerjisi ve ortam sıcaklığı parametrelerinin tahmin edilmesi gibi problemleri çözmek için de kullanılmaktadır. Ayrıca, YSA'lar karmaşık sistemlerin modellenmesi, tanımlanması, optimizasyonu, tahmini ve kontrolü için tercih edilen insan biyolojik beyin yapısını taklit eden çok başarılı bir bilgisayar programıdır [61], [62].

5.1. YAPAY SİNİR AĞLARI (YSA)

Yapay sinir ağları (YSA), temel olarak insan beyin yapısından esinlenerek geliştirilmiş bir algoritmadır [60], [61], [63] [64], [65]. 1943 yılında, insan beyinde iletimi sağlayan sinir hücrelerinin, nöronların, çalışma prensibi makinelerle adapte edilirse, bilgisayarlarda öğrenebilir mi, düşüncesi üzerine, nöroloji uzmanı Warren McCulloch ve matematikçi Walter Pitts tarafından geliştirilmiştir [65]-[68].

Yapay sinir ağlarını anlamak için önce insan beyninin çalışma prensibini anlayarak başlamakta fayda var [67]-[69]. İnsan beyni, bilgiyi elektrik sinyalleri şeklinde işleyen milyonlarca nöronlardan meydana gelir [65]- [68]. Bir nöron ise dendrit, hücre gövdesi ve akson olmak üzere üç temel kısımdan oluşur. Sinaps olarak adlandırılan boşluklar ise kimyasal ve elektriksel iletim için gerekli olan nörotransmitter maddeler (sodyum, potasyum, kalsiyum ve klor gibi iyonlar) içerir [65]- [69]. Dendritler aracılığıyla gelen sinyali

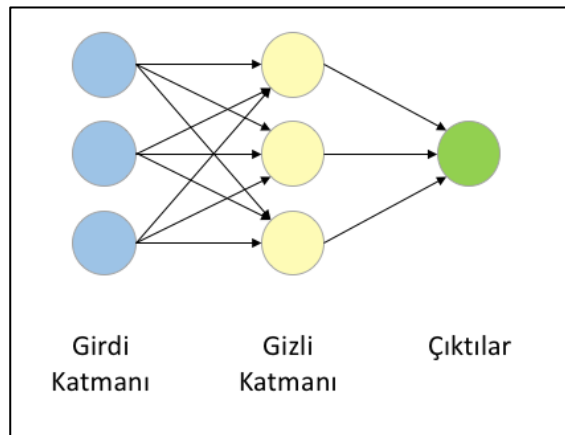
(uyarıyı) alan sinir hücresi, hücre gövdesi ve aksonlar yoluyla sinyali sinaps boşluğuna iletir. Gelen sinyal sinaps boşluğundaki maddeler vasıtasıyla elektriksel ve kimyasal iletim ile bir diğer sinir hücresine iletilir [65]- [69]. Biz farkında olmadan, beynimizde gerçekleşen bu muazzam çalışma Şekil 7.1’de tek bir tanesi sunulan, nöronlar aracılığı ile olmaktadır.



Şekil 5.1. İnsan beynindeki bir sinir hücresi.

Şekil 5.1’de insan beyninde milyonlarca bulunan, hem kimyasal hem elektriksel iletimi sağlayan bir sinir hücresi görülmektedir.

Bahsedildiği gibi insan beyin yapısı, beynin bilgi işlem prensibi ve sinir sisteminin çalışması esas alınarak tasarlanan yapay sinir ağları, biyolojik sinir ağlarının kendi içinde kurduğu etkileşimin bilgisayar dünyasındaki modellemesidir [70]-[73]. Şekil 5.2’de, yapay zeka ve robotik dünyada kabul gören en temel yapay sinir ağı modeli gösterilmektedir.



Şekil 5.2. Yapay sinir ağlarındaki temel nöron yapısı.

Şekil 5.2'deki gibi insanların beyin sinir hücrelerinin birbirleriyle etkileşimi esas alınarak ortaya çıkan yapay zekanın çalışma prensimi gösterilmiştir. Sinir hücreleri yani nöronlar, dışarıdan aldıkları uyarıları, çeşitli şekiller ile birbirlerine bağlayarak ağlar oluştururlar. Bu ağlar, makinalara öğrenme, hafızada tutma, tahmin etme gibi yetenekler kazandırmak için tasarlanmaktadır [65]- [68] , [70]- [73].

5.2. FOTOVOLTAİK SİSTEMLERDE YAPAY ZEKA KULLANIMI

Fotovoltaik sistemlerde YSA kullanımına bakıldığında, özellikle son yıllarda akademik dünyada bir hayli popüler olduğu görülmektedir. Yaptığımız çalışmaya ilham veren birkaç bilimsel makale örneğini; verilerin toplandığı şehirler, araştırmanın amacı, verilerin elde edildiği tarih, araştırma amacına ulaşmak için kullanılan modeller ve son olarak her bir modelin performansına dikkat ederek örnek olması adına eklenmiştir.

A. Mellit vd. [74] İtalya'nın Trieste şehrinde, şebekeye bağlı fotovoltaik santralleri (GCPV) kullanarak 24 saat boyunca güneş ışınım miktarını YSA kullanarak tahmin eden çalışma sunmuşlardır. Işınım miktarı için 1 Temmuz 2008'den 23 Mayıs 2009'a kadar olan zaman dilimini, hava sıcaklığı verileri için ise 23 Kasım 2009'dan 24 Ocak 2010'a kadarlık süreyi veri olarak kullanmışlardır. Korelasyon katsayısı güneşli günler için %98-99 ve bulutlu günler için %94-96 elde etmişlerdir [74].

C. Voyant vd. [75] çalışmalarında, Akdeniz bölgesindeki Ajaccio, Bastia, Montpellier, Marsilya ve Nice olarak bilinen beş farklı yerleşim yerini saatlik ışınım tahmini için seçmişlerdir. Verilerini, Ekim 2002'den Aralık 2008'e kadar sürede saatlik veri olarak kullanmışlar ve Fransız meteoroloji kurumundan temin etmişlerdir. Küresel güneş radyasyonunu yani ışınım miktarını, iki farklı YSA modeliyle tahmin etmişlerdir. Biri ARMA/ANN hibrit model diğeri ise sayısal hava tahmin modeli olan (ALADIN)'dir. Hibrit model MLP/ARMA için nRMSE % 14.9, sayısal hava tahmin modeli için ise % 26.2 olarak hesaplanmıştır [75].

Sözen vd. [76], Türkiye'de 2000-2002 yılları arasında on yedi meteoroloji istasyonundan veri toplanmıştır. Güneş ışınım miktarını tahmin etmek için YSA modellerini kullandılar ve giriş parametreleri olarak da coğrafi koordinatları (enlem, boylam ve yükseklik), meteorolojik verileri (güneş ışığı süresi ve ortalama sıcaklık) seçmişlerdir. 17 meteoroloji

istasyonun 11'ini sinir ağılarını eğitmek için, diğer 6 istasyonu ise test için kullanmışlardır. MAPE (ortalama mutlak yüzde hatası) %6.735'ten az, test istasyonları için R^2 yaklaşık %99.893 bulunmuştur [76].

A. Mellit vd. [77], Güney Cezayir'de Tahifet şehrinde, kurulu olan fotovoltaik güç sisteminin (PVPS) günlük elektrik üretimini tahmin etmek için YSA ve tekrarlayan sinir ağıları (RNN) olmak üzere iki model geliştirdiler. Ölçülen hava verileri (küresel radyasyon ve hava sıcaklığı) ve elektrik sinyallerinin (voltaj ve akım) çıkışı, bir veri toplama sistemi yardımıyla 1992'den 1997'ye kadar Cezayir'deki PVPS istasyonunda kayıtlı olan verilerdi. Sonuçları, MAPE %5.5'in altında, korelasyon katsayısı %95 ile %97 arasında elde ettiler [77].

J. M. S. de Araujo [78], saatlik ışıınım tahmini için iki model sundu: (i) Hava Durumu Araştırması ve Tahmini (WRF) orta ölçekli modeli ve (ii) saatlik ışıınım tahmini için LSTM modeli. LSTM için 1 Ocak 2014'ten 31 Aralık 2016'ya kadar olan üç yıllık ışıınım verilerini kullandı. WRF için ise, Ulusal Okyanus ve Atmosfer İdaresi-Ulusal Operasyonel Model Arşivi ve Dağıtım Sistemi (NOMADS)'nin web sitesinden elde ettiği verileri kullanmıştır. LSTM algoritması, WRF modeli 210 Wm^{-2} değere kıyasla 310 W m^{-2} daha yüksek sonuç verdi. Ayrıca, nRMSE hata metriği için LSTM'nin %28'ine kıyasla WRF hatası %19 daha düşüktü olarak sunulmuştur [78].

A. Alzahrani vd. [79], derin sinir ağıları (DNN) modelleri kullanarak güneş ışıınımını tahmin eden modeller sundular. Yazarlar Kanada'nın doğal kaynaklarından gelen verileri kullandılar. Ve bu veriler, Kanada'nın doğal kaynaklarından yani meteorolojik kayıt istasyonlarından dört gün boyunca kaydedildi. Kullandıkları DNN modelleri sırasıyla; LSTM, destek vektör regresyonu (SVR) ve ileri beslemeli sinir ağıları (FNN) olarak bilinmektedir. RMSE sonuçları; LSTM = 0.086, SVR = 0.11 ve FNN = 0.16 olarak, MBE sonuçları sırasıyla LSTM = 0,004, SVR = 0,0042 ve FNN = 0,005 olarak belirtilmiştir [79].

A. Rai vd. [80], farklı iklim bölgelerinden üç farklı coğrafi bölge seçmişler. Ara dönem ışıınım miktarı tahmini için iki farklı model geliştirmişler. İlk model bir evrişimsel sinir ağı (CNN), ikincisi ise çift yönlü uzun kısa süreli bellek (BiLSTM) tabanlı hibrit derin öğrenme (DL) modeli olarak adlandırılan yapay zeka modelleridir. Veriler, 2014-2015

yılları arasında farklı iklim bölgelerinden elde edilmiş. Elde ettikleri CNN-BiLSTM için R^2 ve MAE değerleri sırasıyla 0.924 ve 0.0397 olarak bulunmuştur [80].

J.H. Yousif vd. [81], fotovoltaik termal (PV/T) enerjiyi tahmin etmek için farklı bir derin öğrenme tekniği önerdi. Önerdikleri YSA modelleri; Bayesian sinir ağı (BNN), RNN, Genelleştirilmiş ileri besleme (GFF), MLP ve LSTM olmak üzere beş tanedir. Veriler, farklı enlem ve iklimlere sahip yerler için 2008-2017 yılları arasında alınmıştır. MAPE, MSE, RMSE, MBE, MPE, R^2 gibi hata sonuçlarını çalışmalarında detaylı olarak verdiler [81].

Y. Jung vd. [82], yaptıkları çalışmada, fotovoltaik panellerden elde edilen gücü Güney Kore için tahmin etmeyi amaçlamışlardır. Çalışmada, 164 farklı fotovoltaik enerji santrallerinden elde edilen fotovoltaik güç verileri kullanılmıştır. Söz konusu fotovoltaik santrallerdeki veriler 63 ay boyunca kaydedildikten sonra YSA için kullanılmıştır. Kullandıkları model RNN-LSTM'dir ve fotovoltaik panellerin çıkış gücü tahmininde RMSE ve MAPE değerleri sırasıyla; %7.416 , %10.805 hesaplanmıştır [82].

M. Mishra vd. [83], Dalgacık Dönüşümü (WT) tabanlı bir derin öğrenme modeli oluşturdular. Yazarlar, zaman aralıklarını (1 gün, 15 gün, 30 gün, 60 gün ilerisi tahmini) kullanarak kısa vadeli bir fotovoltaik güç çıkışı tahmin etmeyi amaçladılar. Şubat 2016–Ağustos 2017 ve Eylül 2017–Ekim 2017 arasında fotovoltaik panellerden aldıkları güç verilerini kullandılar. Ayrıca önerilen modeli Linear Regresyon (LR), Ridge Regresyon (RR), Lasso Regresyon (LASSO) ve Elastik Net Regresyon (Elastik Net.) gibi diğer tahmin modelleriyle karşılaştırdılar. RMSE, MAE, MAPE, R^2 gibi hata fonksiyonlarını da makalede detaylı sundular [83].

S. Ghimire vd. [84], yarım saatlik küresel güneş ışıınım miktarını (Global Solar Radiation (GSR)) tahmin etmek için bir Evrişimli Uzun Kısa Süreli Bellek (CLSTM) sinir ağı hibrit modeli önerdi ve Evrişimli Sinir Ağları (CNN), LSTM gibi standart modellerle karşılaştırıldı. Yarım saatlik GSR CLTSM modeli 1 Gün, 1 Hafta, 2 Hafta ve 1 Ay gibi çeşitli zaman aralıkları kullanılarak test edildi. Ayrıca Avustralya'da yapılan çalışmada, veri seti olarak 1 Ocak 2006'dan 31 Ağustos 2018'e kadar olan veriler seçildi [84].

D. Lee vd. [85], Güney Kore'nin Gumi şehrinde, kurulu bulunan fotovoltaik panellerinin çıkış gücünü tahmin etmek için üç farklı derin öğrenme modeli oluşturmuşlardır. Veriler Gumi şehrindeki fotovoltaik tesisten 39 aylık (1 Haziran 2013'ten 31 Ağustos 2016'ya

kadar) süre boyunca kayıtlı olan fotovoltaik panellerin güç çıkışı verileridir. Modeller, biri geleneksel YSA diğer ikisi derin öğrenmeye dayalı DNN ve LSTM modelleri karşılaştırıldı. LSTM tabanlı model, ortalama mutlak hata açısından geleneksel istatistiksel modellere kıyasla %50'den fazla daha iyi performans gösterdiği çalışmada sunulmuştur [85].

Z. Pang vd. [86], Amerika'nın Alabama eyaletinde Tuscaloosa'da, güneş ışınımını tahmin etmek için YSA ve RNN modelleri geliştirdiler. Veriler Amerika Birleşik Devletleri'ndeki hava durumu istasyonundan temin edildi ve sadece meteorolojik veriler kullanıldı. Çalışmada her iki model için de RMSE ve NMBE hata sonuçlarını verildi [86].

5.3. DÜZCE ÜNİVERSİTESİ FOTOVOLTAİK PANELLERDEN YAPAY ZEKA İÇİN VERİ SETİ OLUŞTURMA

Tez çalışmasının bu bölümünde, fotovoltaik panelleri doğrudan etkileyen çevresel koşulların tahmini üzerine yapay zekaya dayalı iki model geliştirildi. YSA ve LSTM olarak adlandırılan modellere düzenli olmayan veriler için kullanılan modeller oldukları için, uzun bir literatür araştırması sonucu karar verildi. Veriler, hem Düzce Üniversitesi DÜBİT çatısında kurulu bulunan ve tez çalışması için kullanılan fotovoltaik panellerden hem de Düzce Meteoroloji Müdürlüğünden elde edildi. Geliştirilen modeller ile Düzce için ışınım tahmini yapıldı. Her iki veri türü için 2014-2018 yılları arasındaki veriler seçildi. Verilerin, University of Louisville, J.B. Speed School of Engineering fakültesi, Electrical and Computer Engineering bölümünde Prof. Dr. Jacek Zurada'da laboratuvarındaki süper bilgisayarlar kullanılarak deneyleri yapıldı. Düzce hava koşulları ve fotovoltaik panel verileri için en uygun sonuçlar elde edildi.

Yukarıda bahsedilen literatür incelemesine dayanarak, güneş ışınımı tahmin etmek için ya fotovoltaik panel verileri ya da meteorolojik verilerden elde edilen verilerin kullanıldığını gördük. Her iki verinin kullanıldığı çok az çalışma olduğunu araştırmalarımız sonucu gözlemledik. Işınım ve güç tahminlerinde, uzun dönem hafıza sorunu açısından en etkili tekniğin derin öğrenme teknikleri ile olduğu araştırmalarımız sonucu ulaştığımız bilgilerdir [74]- [88].

Bu nedenle, deneyimizi Düzce şehri koşulları için karşılaştırma yapabilmek adına geleneksel yapay sinir ağları ve derin öğrenme modellerine dayalı olarak tasarladık. Önerdiğimiz çalışmanın ardındaki motivasyonumuz, Türkiye'nin Düzce şehrinin sahip

olduğu, meteorolojik ve fotovoltaik panellerin üretim gücündeki düzensizliğin, dünyadaki benzer şehirlere de örnek olmasıdır. Bu bağlamda, 2014-2018 dönemini kapsayan dört yıllık veriler, Düzce şehrinin Düzce üniversitesi bünyesinde bulunan DÜBİT çatısındaki fotovoltaik panellerden ve Düzce Meteoroloji Müdürlüğünden temin edilmiştir ve bu çalışmada kullanılmıştır.

Sunulan çalışmada, Türkiye'nin Düzce kentindeki güneş ışınlamını günlük olarak tahmin etme düşüncesiyle derin bir YSA ve bir LSTM olmak üzere iki modeli geliştirilmiştir ve birbiri içinde karşılaştırılması yapılmıştır. Güneş ışınlam miktarının doğru bir tahminini gerçekleştirmek için bir derin öğrenme mimarisi seçmek, sistem operatörlerinin maliyetleri ve belirsizlikleri azaltması için çok önemlidir [74]- [88]. Bu sebeple, hem YSA hem de LSTM modelleri için önceden tanımlanmış hiper-parametre değerlerinde, hiper-parametre optimizasyonu gerçekleştirdik.

Sunulan tez çalışmasının temel katkıları şu şekilde özetlenebilir: (i) Literatürdeki en yaygın YSA ve derin öğrenme modellerinin performansları arasında bir karşılaştırma yapmak, (ii) Düzce şehrinde güneş ışınlamını doğru bir şekilde tahmin etmek için bir iki model (YSA ve LSTM) oluşturmak. (iii) Dünyadaki benzer koşullar altındaki daha fazla şehirlere örnek olabilecek potansiyele sahip bir çalışma yapmak ve (iv) sonuçlarımız arasında ortalama kare hatasını (MSE), belirlilik katsayısı (R^2), kök ortalama kare hata (RMSE - root mean square error), Ortalama mutlak hata (MAE – mean absolute error) metriklerini hesaplayarak literatüre katkıda bulunmak hedeflenmiştir.

5.3.1. Düzce Üniversitesi Fotovoltaik Panel Verilerin Yapay Zeka İçin Kullanımı

Yapay zeka için geliştirilen modellerde tezin 4. bölümünde fiziksel ve elektriksel özellikleri ayrıntıyla verilen fotovoltaik panellerden elde edilen veriler kullanılmıştır. Düzce Üniversitesi DÜBİT çatısında bulunan paneller, daha önce belirtildiği gibi, 2013 yılından itibaren panellerin ürettiği verileri her 5 dakikada bir kaydedilmektedir (Ayrıntı için 4. Bölüm Bakınız). Çizelge 5.1’de, üç farklı tür fotovoltaik panellerden kaydedilen veriler için örnek sunulmuştur.

Çizelge 5.1. DÜBİT çatısındaki fotovoltaik panellerden her 5 dakikada bir kaydedilen veriler.

Tarih dd.MM.yyyy HH:mm	P ₁ A-Si (kWh)	P ₂ Poli-Si (kWh)	P ₃ Mono-Si (kWh)	Ortalama Atmosfer Sıcaklığı ($\bar{A}$ °C)	Işınım Miktarı (W/m ²)	Panel Sıcaklığı ($\hat{A}$ °C)
01.01.2014 11:50	454,81	600,56	613,59	7,40	55,00	7,70
01.01.2014 11:55	454,82	600,57	613,60	7,40	56,00	7,70
01.01.2014 12:00	454,83	600,58	613,61	7,40	56,00	7,70
01.01.2014 12:05	454,84	600,58	613,62	7,40	54,00	7,60
01.01.2014 12:10	454,84	600,59	613,62	7,50	53,00	7,60
01.01.2014 12:15	454,85	600,60	613,63	7,50	53,00	7,70
01.01.2014 12:20	454,86	600,61	613,64	7,50	56,00	7,70
01.01.2014 12:25	454,87	600,62	613,65	7,60	56,00	7,80
01.01.2014 12:30	454,88	600,62	613,65	7,50	56,00	7,80

Çizelge 5.1'deki örnekten görüldüğü gibi, her gün için 288 satırdan, 6 sütundan oluşan veriler kaydedilmektedir. İlk sütun tarihi, sonraki 3 sütun panellerin türünü (P₁, P₂ ve P₃) ve her bir panel için çıkış gücünü (*kWh*), bir sütun atmosferik çevre sıcaklığının ortalamasını ($\bar{A}$ °C), sonraki sütun ortalama ışıınım miktarını (W/m²) ve en son sütun da panellerin sıcaklığını ($\hat{A}$ °C) gösterir. Satırların ise, her 5 dakikada bir alınan veriye göre değerleri ifade eder [87]. Orijinal veriler Excel sayfaları olarak kaydedilmiştir, hava koşullarındaki ani değişimler yüzünden bazı verilerde kopukluk olduğu görüldüğünden veriler önce Python 3.7 ve Pandas programları kullanılarak temizlenmiştir. Ayrıca fotovoltaik verilerin günlük ortalaması alınarak, meteorolojik veriler ile uyumlu hale getirilmiştir ve modelleme için hazırlanmıştır.

5.3.2. Meteoroloji Genel Müdürlüğünden Elde Edilen Verilerin Kullanımı

Fotovoltaik panellerden elde edilen verilerin dışında, Ankara Meteoroloji Genel Müdürlüğünün izni ile, Düzce Meteoroloji Müdürlüğünden 2014-2018 yıllarını kapsayan

4 yıllık meteorolojik veriler temin edilmiştir. Meteorolojik veriler günlük olarak kaydedilmiş olduğu için her 288 satırlık panel verisi için bir ilgili meteorolojik veri satırı karşılık gelecek şekilde, fotovoltaik veriler düzenlenmiştir. Meteoroloji Müdürlüğünden elde edilen veriler: günlük ortalama bağıl nem, günlük güneşlenme süresi ve günlük ortalama bulutluluk şeklindedir. Çizelge 5.2’de meteorolojik verilere örnek olması açısından 10 günlük bir bölüm sunulmuştur.

Çizelge 5.2. Düzce Meteoroloji Müdürlüğü’nden alınan meteorolojik verilerden günlük ortalama bulutluluk örneği (sayılar ortalama bulutluluk oranını göstermektedir).

AYLAR												
Günler	Oca.	Şub.	Mar.	Nis.	May.	Haz.	Tem.	Ağu.	Eyl.	Eki.	Kas.	Ara.
1	8,0	7,0	6,4	1,5	4,6	6,2	4,4	2,5	5,0	1,2	7,0	7,7
2	7,0	1,1	6,9	4,4	5,2	5,8	4,1	5,2	3,8	2,9	7,0	7,0
3	7,0	0,0	5,9	4,3	4,2	6,0	5,3	6,8	5,4	5,7	3,7	6,5
4	6,4	3,1	6,7	2,7	6,1	6,0	6,1	5,2	4,7	7,0	0,8	6,3
5	4,6	0,7	4,6	5,7	6,3	7,0	4,0	4,3	6,8	5,5	1,9	7,2
6	5,4	0,9	4,3	5,8	6,8	7,0	0,6	1,9	6,3	6,7	0,8	6,4
7	3,6	0,2	3,8	5,3	5,4	6,3	1,1	6,1	3,8	3,8	0,5	6,2
8	0,0	0,6	7,9	6,8	6,7	6,3	1,6	5,6	5,4	3,0	3,0	6,4
9	7,6	5,7	8,0	0,8	6,8	4,9	0,0	5,8	4,6	6,6	5,4	6,8
10	8,6	6,4	8,0	1,2	6,6	3,0	1,9	2,7	5,0	4,8	5,9	6,8

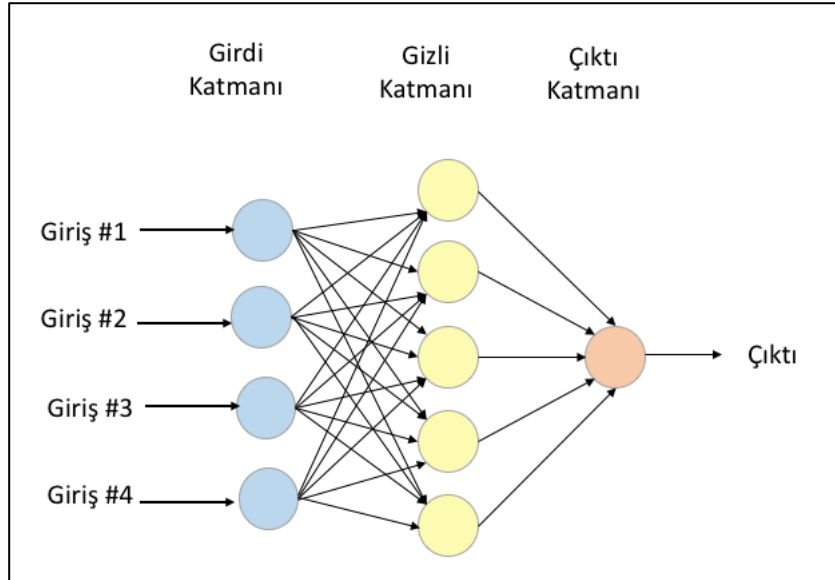
Çizelge 5.2’de Düzce Meteoroloji Müdürlüğünden 2014-2018 yıllarındaki meteorolojik verilerin 10 günlük bir örneğini göstermektedir. Satırlar günleri, sütunlar ayları temsil eder ve her hücredeki değerler, o ayın o gündeki ortalama bulutluluğunu temsil eder. Düzce 12 aylık günlük ortalama bulutluluk verileri bu şekilde 4 yıl için elde edilmiştir. Ayrıca benzer şekilde, günlük ortalama bağıl nem, günlük güneşlenme süresi de veri setinde kullanılmıştır. Meteorolojik verilerin kullanılmasının arkasındaki mantık, fotovoltaik paneller verilerine karşın, ışınım miktarını etkileyebilecek tüm parametreleri göz önünde bulundurmaktır [89].

5.4. YAPAY ZEKA MODELLERİ TEORİK HESAPLAR

Bilindiği üzere en temel yapay zekalar doğrusal problemleri çözmekte hayli başarılı olurken, doğrusal olmayan problemleri çözmekte başarılı olamamaktaydı. Yapay zekanın öğrenebilmesi için, daha karmaşık verileri öğrenebilmesi ve doğrusal olmayan problemleri çözebilmesi için çok katmanlı algılayıcılar ve tekrarlayan sinir ağları gibi bir çok model geliştirilmiştir [68], [87], [90], [91]. Bu bölümde, geleneksel çok katmanlı derin YSA ya da çok katmanlı algılayıcı (MLP), tekrarlayan sinir ağı (RNN) ve Uzun-kısa süreli bellek (LSTM) gibi güneş ışıını tahmininde yaygın olarak kullanılan ve doğrusal olmayan problemlerde çok daha iyi sonuçlar veren yapay zeka modelleri sunulmuştur.

5.4.1. Geleneksel Yapay Sinir Ağları (YSA) ve Çok Katmanlı Algılayıcılar (MLP)

Çok katmanlı algılayıcı (MLP), 1958 yılında Rosenblatt tarafından temel sinir ağı türü olarak tanıtılmıştır ve bir dizi algılayıcıdan oluşur [68], [91], [92]. Verileri almak için bir girdi katmanı, birden fazla gizli katman ve çıktı değerini belirleyen ve tahmin eden bir çıktı katmanı bulunmaktadır. Tek katmanlı algılayıcılardan farklı olarak doğrusal olmayan problemlerin çözümünde kullanılırlar [68], [87], [88], [93], [94], Şekil 5.3'te tek çıkışlı MLP şekli gösterilmiştir.



Şekil 5.3. Tek çıkışlı çok katmanlı algılayıcı.

Şekil 5.3'te görüldüğü gibi, her nöron birbiriyle bağlantılıdır ve yaptığı iş ise; bağlı olduğu önceki nöronların değerlerini toplamak yani şekilde görülen 4 adet giriş nöronlarının değerlerini toplayıp, bağlı olduğu bir sonraki sütun olan gizli katmana bağlamaktır [68], [87], [88], [93], [94].

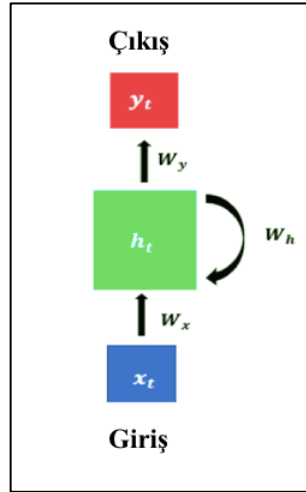
Denklem (5.1)'de, tek bir algılayıcı veya nöronun çıktısını hesaplamak için kullanılan MLP denklemi sunulmuştur .

$$output = f \left(\sum_i^{inputs} (x_i \cdot w_i + b_i) \right) \quad (5.1)$$

burada x_i giriş verileri, w_i yapay sinir ağlarının nörona olan her bağlantının ağırlığını temsil eder, b_i bias (yanlılık)'tır ve $f(.)$ aktivasyon fonksiyonudur, örneğin, tanh ve reLu MLP'de en çok kullanılan aktivasyon fonksiyonlarıdır [68], [87], [88], [93], [94].

5.4.2. Tekrarlayan Sinir Ağları (RNN)

Tekrarlayan sinir ağları (RNN), bir veya daha fazla geri besleme döngüsünden oluşan geleneksel bir sinir ağıdır [95]- [98]. 1990 yılında Jeff Elman tarafından tasarlanan bu sinir ağı, girişleri işlemek için giriş belleklerini kullanma yeteneğine sahiptir [87], [95]- [98]. Daha basit ifade etmek gerekirse, bir kitap okurken, sayfanın sonunda anladıklarımız, okuduğumuz son kelimeden önceki tüm diğer kelimelerin hafızamızda kalmasıyla mümkün olur. RNN, geçmiş adımları hatırlayabildiği için yapay zeka türleri arasında başarılı olmuştur [95]- [99]. Geleneksel sinir ağlarında tüm girdi ve çıktılar birbirinden bağımsız olarak çalıştığı kabul edilir. Bu nedenle geleneksel yapay zeka türlerinde girdiler ve çıktılar birbirlerinden bağımsız çalışır [95]- [100]. Yani her çıktının bir önceki adıma bağlı olmadığını ve ağa geri beslenmediği anlamına gelir; ancak, RNN'ler söz konusu olduğunda, çıktılar bir önceki adıma bağlı ilerlerler, gelecekteki kararlarda dikkate alınacak girdi ile yeniden beslenebilir [87], [95]- [100]. RNN'lerin temel mimarisi Şekil 5.4'te gösterilmektedir [87], [100].



Şekil 5.4. Tekrarlayan sinir ağının (RNN) temel gösterimi.

Şekil 5.4'te, girişler (x_t), gizli katman (h_t) ve çıkış katmanı ise (y_t) ile gösterilmiştir. Ayrıca W_x , W_y , ve W_h değerleri ise ağırlık matrisleri olarak ifade edilmektedir. Aşağıdaki denklemler de aynı değerler kullanılarak Şekil 5.4 formüle edilmiştir. RNN için en önemli kısmı, isteğe bağlı boyutlara da sahip olabilen bir vektör olan gizli katman (h_t)'lardır [87], [95]- [100].

$$h_t = F_w(h_{t-1}, x_t) \quad (5.2)$$

$$h_t = \tanh(W_h h_{t-1} + W_x x_t) \quad (5.3)$$

$$y_t = W_y h_t \quad (5.4)$$

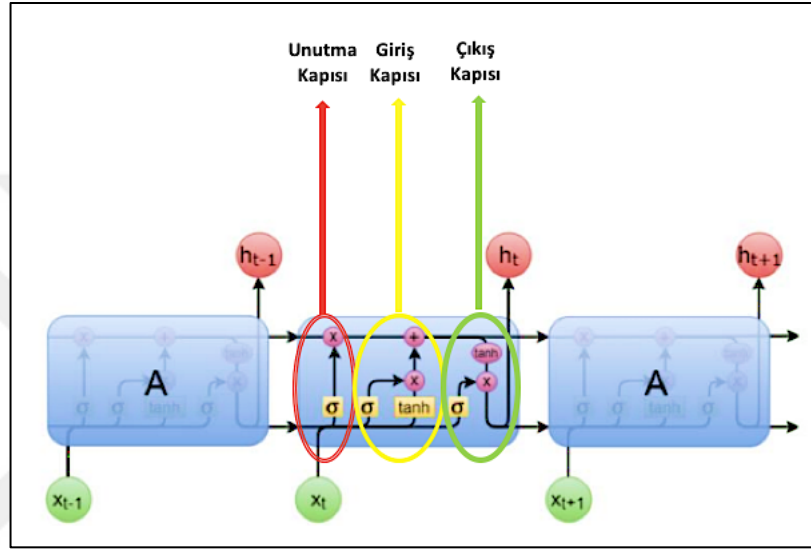
Ayrıca Şekil 5.4 , Denklem (5.2), (5.3) ve (5.4) arasındaki ilişkiyi gösterir. Denklem (5.2)'de F_w , aktivasyon fonksiyonunu ifade eder. Burada $h_{(t-1)}$, fonksiyonlarda gizli katmanın bir önceki adımından bilgi içerir [87], [95]- [100].

5.4.3. Uzun-Kısa Süreli Bellek (LSTM)

Uzun- kısa süreli bellek (LSTM), RNN'lerin uzun vadeli hafıza gerektiren problemlerde başarısız olması sonucu ortaya atılmıştır [99], [101], [102]. Tüm RNN'ler Şekil 5.5'te de görüldüğü gibi sıralı hücrelerden oluşur ve tek aktivasyon fonksiyonu (örneğin tanh fonksiyonu) katmanı içerirler. Ancak LSTM'ler farklı olarak, birbirine bağlı zincirler halinde dört aktivasyon fonksiyonlu katmanlardan oluşabilirler [99], [100]- [102].

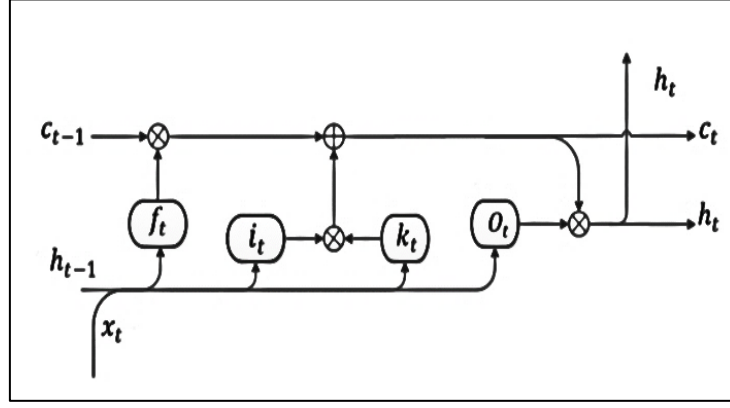
LSTM, RNN mimarisine dayanan ve RNN belleğini genişletmek için tasarlanmış bir modeldir [95], [99]- [101]. Bu bellek, keyfi bir süre boyunca bilgi depolama yeteneğine

sahiptir. Nöronun belleğine giren-çıkan bilgi akışını kontrol etmek ve tahmin yapmak için, LSTM giriş, çıkış ve unutma kapısı olmak üzere üç kapıdan oluşur [95], [99]- [102]. Bu üç kapı, giriş nöronuyla aynı girişi alır ve bu sayede kısa süreli hafıza sorunu çözülerek eski veriler bu ağlar boyunca iletilir. Ayrıca, bu ağ boyunca taşınan bilgiler söz konusu kapılar aracılığıyla belirlenir ve her kapının bir aktivasyon fonksiyonu vardır [95], [99]- [101], [103]. Genellikle giriş, çıkış ve unutma kapısında, gelen verilerin 0 ve 1 aralığına sıkışmasını sağlayan sigmoid aktivasyon fonksiyonu tercih edilir [95]- [99], [100]- [103].



Şekil 5.5. LSTM’de tekrarlayan katmanlar ve kapılar.

Şekil 5.5’te, LSTM’de veri akışı ve söz konusu kapılar sunulmuştur. Veri akışı ok yönünde, soldan sağa doğru gerçekleşmektedir. Kapılar olarak gösterilen, kırmızı renk unutma kapısı, sarı renk giriş kapısı ve yeşil renkte çıkış kapısını göstermektedir. Model üzerinde görülün “kapılar”, gelen bilginin gerekli yada gereksiz olduğunu anlama, bilgi eklemek yada çıkarmak yeteneğine sahip olma özelliği vardır [95]- [99], [103]. Ayrıca Şekil 5.5’te, “ σ ” ile ifade edilen sigmoid aktivasyon fonksiyonudur ve hangi bilginin geçip hangi bilginin geçemeyeceğini belirler. Sigmoid fonksiyonun “0” olduğunda; “bilgi gereksiz unut”, anlamına gelirken “1” olduğunda ise; “bu bilgi işe yarar tut” anlamına gelmektedir [95]- [99], [100]- [103].



Şekil 5.6. Herhangi bir t zamanında, uzun- kısa süreli bellek (LSTM) yapısı.

Matematiksel olarak, LSTM ifade etmek gerekirse, Şekil 5.6’da, t zamanında LSTM'nin figürasyonunu göstermektedir [95]- [102]. Gelen bir verinin LSTM’de işleyişini aşağıdaki denklemler ile ifade edilir [100]- [103].

$$f_t = g(W_f x_t + U_f h_{t-1} + b_f), \quad (5.5)$$

$$i_t = g(W_i x_t + U_i h_{t-1} + b_i) \quad (5.6)$$

$$k_t = \tanh(W_k x_t + U_k h_{t-1} + b_k), \quad (5.7)$$

$$c_t = f_t c_{t-1} + i_t k_t \quad (5.8)$$

$$o_t = g(W_o x_t + U_o h_{t-1} + b_o), \quad (5.9)$$

$$h_t = o_t \tanh(c_t), \quad (5.10)$$

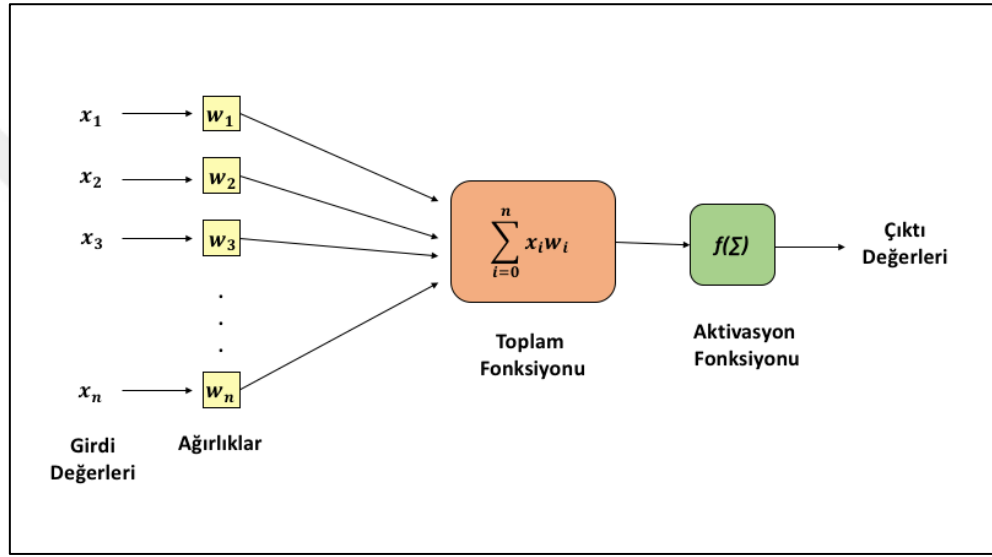
Yukarıdaki Denklem (5.5) ile (5.10) arasında görülen ifadeler t zamanındadır, burada x_t , t anında giriş vektörüdür ve g , bir aktivasyon işlevidir (sigmoid, tanh veya ReLU biri olabilir). W ve U , ağırlık matrisleridir ve b , sapma vektörüdür. h_t ve c_t , t zamanında çıktı ve hücre durum vektörüdür. Burada, f_t eski bilgileri hatırlamak için kullanılmış ve yeni bilgileri almak için kullanılmıştır [87], [95]- [103].

5.4.4. Aktivasyon Fonksiyonları

Aktivasyon fonksiyonu, katmanlar arasındaki nöronların iletimini kolaylaştırmak için kullanılır. Gelen nöronun iletimi için bir eşik değeri belirler, buna ihtiyaç duyulmasının nedeni gelen bilginin $(-\infty, +\infty)$ arasında olma ihtimalidir [104] - [106].

Aktivasyon fonksiyonları, daha çok YSA'nın doğrusal olmayan davranışı için kullanılır [107], [108]. Sonuç olarak, aktivasyon fonksiyonları YSA'nın genel performansını artırır ve aktivasyon fonksiyonunun davranışına bağlı olarak ona doğrusal olmayan bir davranış ekler. Bu nedenle, YSA üzerinde aktivasyon fonksiyonları uygulanmazsa, YSA genellikle sınırlı performansa sahiptir ve doğrusal bir regresyon modeli gibi davranır [104]- [108].

Şekil 5.7'de, x = girişler, w = ağırlıklar, $f(\Sigma)$ = aktivasyon fonksiyonları ve y = çıkışlar olmak üzere aktivasyon fonksiyonunun temel yapısını göstermektedir.



Şekil 5.7. Aktivasyon fonksiyonu ile yapay sinir ağlarının yapısı.

YSA'da en yaygın kullanılan aktivasyon fonksiyonları hiperbolik tanjant fonksiyonu, sigmoid fonksiyonu, doğrusal fonksiyon, ReLU (düzeltilmiş doğrusal birim) fonksiyonu, sızdıran-ReLU fonksiyonu, softmax fonksiyonu ve swish (kendinden kapılı) aktivasyon fonksiyonudur [104]- [108].

Bu çalışmada, önerilen ANN ve DNN modellerimiz için aktivasyon fonksiyonu olarak hiperbolik tanjant fonksiyonunu (tanh) kullanılmıştır. Giriş ve gizli katmanlar için tanh fonksiyonu kullanılır.

Hiperbolik tanjant fonksiyonunda (-1, 1)

$$f(x) = \tanh(x) = \frac{(e^x - e^{-x})}{(e^x + e^{-x})} \quad (5.11)$$

Bununla birlikte, negatif olmayan bir güneş ışınlamı tahmin değeri sağlamak için, çıkış katmanında doğrultulmuş doğrusal birim (ReLU) aktivasyon fonksiyonu kullanılmıştır. [87], [104]- [108].

ReLU (düzeltilmiş doğrusal birim) işlevi $[0, \infty)$

$$f(x) = \begin{cases} 0 & \text{for } x < 0 \\ x & \text{for } x \geq 0 \end{cases} \quad (5.12)$$

5.5. IŞINIM TAHMİNİ İÇİN YAPAY ZEKA VE DERİN ÖĞRENME (LSTM) MODELLERİ

5.5.1. YSA ve LSTM Modelleri İçin DeneySEL Çalışma

Tez çalışmasının bu bölümünde, üçüncü bölümünde verilen üç farklı tipteki panellerin tüm verileri ve ilave olarak meteorolojik veriler birlikte kullanılmıştır. Paneller, gün boyunca, yani gün doğumundan gün batımına kadar verileri kaydeder. Gün batımından gün doğumuna kadar panel çıkış güçleri hakkında herhangi bir bilgi kayıt edilememiştir; ancak, ortam sıcaklığı ve panellerin ortalama sıcaklıkları hakkında hala verilerimiz mevcuttur. Bu nedenle, verilerimizdeki bilgileri en üst düzeye çıkarmak için, kış ve yaz arasında değişen ve gün batımı ile gün doğumu arasındaki süre filtrelenmiştir. Bulutluluk süresi, bağıl nem ve güneşlenme süresinden oluşan meteorolojik verileri panellerin verilerine eklenmiştir. Meteorolojik veriler günde bir örnek olarak kaydedilirken, panellerin verileri her 5 dakikada bir kaydedilmektedir. Bu nedenle, her panelin veri dosyası için üç yeni sütun oluşturulmuş ve o sütunlara, o panelin veri dosyasındaki n (satır/giriş sayısı) olmak üzere, n kez tekrarlayarak o güne ait meteorolojik değerleri atanmıştır. Bu sayede güneş panelleri verileri ile meteorolojik veriler arasında bir bağlantı kurulmuştur. Karşılaştırmanın daha sağlıklı yapılabilmesi için iki modelde de aynı epochs sayılarını ve batch boyutu kullanılmıştır.

Bu bağlamda, çalışmada günlük güneş ışınlamını tahmin etmek için derin YSA ve LSTM kullanılmıştır. Kullanılan modellerin her ikisi içinde aynı giriş parametreleri seçilmiştir. Bu giriş parametreleri; panellerin her biri için ayrı ayrı güç değerleri (a-si fotovoltaiik paneli gücü kWh cinsinden, mono-si fotovoltaiik paneli gücü kWh cinsinden, poli-si fotovoltaiik paneli gücü kWh cinsinden), ortalama atmosfer sıcaklığı $^{\circ}C$ cinsinden,

ortalama panel sıcaklığı °C cinsinden, günlük ortalama bulutluluk, günlük ortalama bağıl nem (%), günlük güneşlenme süresi (saat cinsinden) olmak üzere sekiz tane giriş parametreleri belirlenmiştir. Çıkış parametresi olarak ışıınım miktarı (W/m^2) tahmin edilmiştir.

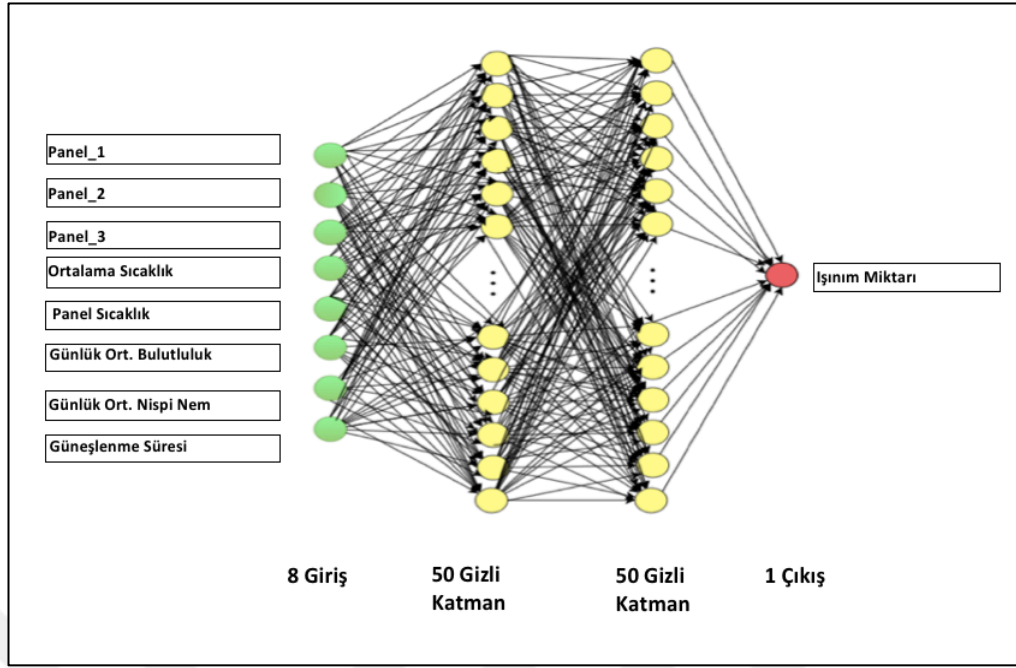
Önerilen çalışmada, 2014-2018 yıllarını kapsayan dört yıllık veriler kullanılmıştır. Veriler, eğitim verileri için 3 yıl ve test verileri için 1 yıl olarak ayrılmıştır. Sonuçlar için, her modelin ortalama kare hatası (MSE) hesaplanmıştır. Eğitim seti, her iki model için de bir eğitim ve doğrulama setine bölünmüştür. Sonunda, oluşturan çalışmada, iki eğitilmiş model ve test seti kullanılarak değerlendirilmesi yapılmıştır. 3 yıllık veriler üzerinde eğitilmiş modelin, daha sonra 4. yıl boyunca aynı hata aralığında tahmin yapmak için kullanılıp kullanılmayacağı tahmin edilmiştir.

Ayrıca, her iki model için de günlük meteorolojik verilerle fotovoltaik panellerden elde edilen veriler birleştirilmiştir. Paneller tarafından elde edilen verileri korumak için, her bir günlük meteorolojik değeri o güne karşılık gelen panellerin ürettiği verilerinin kayıtlı olduğu her satır değeri için tekrarlama sağlanmıştır.

Kullanılan verileri açıklarken, verilerin satır ve sütun halinde düzenlendiğinden bahsedilmiştir. Burada verilerin bulunduğu her 12 satırın ortalamasını aldık (=60 dakika) ve takip eden 48 satırın güneş ışıınım miktarını tahmin ederek (=48 saat sonra güneş ışıınım miktarını tahmin ederek) toplanan verileri kullanılarak her iki modeli de eğittik. Daha sonra veriler 0 ile 1 arasında normalize edilerek, veriler öğrenme süreci için kullanılmıştır.

5.5.1.1. YSA Modeli

Yukarıda detaylı anlatıldığı gibi, Şekil 5.8'de oluşturulan YSA modelinin görüntüsü sunulmaktadır. Süper bilgisayarlar ile yapılan deneyler sonucunda, veri setinde hedeflenen 48 satırın güneş ışıınımı tahmini için, şekildeki gizli katman sayısına karar verilmiştir.



Şekil 5.8. YSA modeli.

Şekil 5.8’de gösterildiği gibi, ısıtım miktarlarının tahmini için oluşturulan derin YSA modelinde, 8 tane giriş parametresi, her biri 50 boyutunda olan 2 gizli katman ve 1 boyutunda tek bir çıkış katmanından oluşan bir yapı ile kullanılmıştır.

Buna ek olarak, Şekil 5.8’deki YSA modeli için *tanh* aktivasyon fonksiyonu kullanılmıştır. Batch boyutu (batch size) ve öğrenme oranı (the learning rate) üzerinde rastgele bir ızgara araması (a random grid search) kullanılarak hiper-parametre optimizasyonu yapılmıştır.

Derin YSA modeli için optimizasyon parametresi olarak stokastik gradyan inişi (stochastic gradient descent (SGD)) kullanılmıştır. Hiper-parametrelerin aralıkları aşağıdaki Çizelge 5.3’te verilmiştir.

Çizelge 5.3. YSA modelinin hiper-parametreleri.

Epochs	500
Batch boyutu (Batch size)	16, 32, 64, 128, 256, 512, 1024
Öğrenme Oranı (Learning Rate (LR))	[0.0005. 0.05] basamakla 0.005

Çizelge 5.3'te derin YSA modeli için kullanılan ve deneysel sonuçlar içinde en iyileri olan hiper-parametreler gösterilmiştir.

5.5.1.2. LSTM Modeli

LSTM, ağ eğitilirken hangi özelliğin hafızaya alınması veya unutulması gerektiğini belirtmek için kullanılan gelişmiş bir RNN'dir. Bu nedenle, yeterli bir özellik ve güneş ışınlam miktarı geçmiş verildiğinde, LSTM doğru ışınlam miktarının tahminini sağlamak için her bir özellik gerekli geçmiş belirleyebilir.

Önerilen LSTM/DNN modelinde, 48 saat sonra güneş ışınlamını tahmin etmek için LSTM'nin modelinin geçmişte 30 saate kadar güneş ışınlam miktarını kullanması sağlanmıştır. Çizelge 5.4'te gösterildiği gibi, bir ızgara araması (a random grid search) kullanılarak hiper-parametre optimizasyonu yapılmıştır.

Çizelge 5.4. LSTM modelinin hiper-parametreleri.

Epochs	500
Batch boyutu (Batch size)	16, 32, 64, 128, 256, 512, 1024
n	1, 2, 5, 10, 15, 20, 30 h

Çizelge 5.4'de hiper-parametreleri verilen LSTM modelinin kayıp fonksiyonu (loss function) olarak ortalama kare hatası (MSE) kullanılmıştır ve LSTM modelini eğitmek için Keras kullanılmıştır.

5.5.2. Hata Hesapları

Tahmine dayalı çalışmalarda, modellerin tahmin edebilme performansları çeşitli hesaplamalarla ölçülmektedir. Modelin hata değeri ne kadar düşük ise doğru tahmin etme başarısı o derece yüksektir [109], [110]. Referans yöntemlerin ve farklı yaklaşımların performansını ölçmek için çeşitli hata ölçü metrikleri YSA'lar için kullanılmaktadır. Bu tez çalışmasında, ortalama kare hatasını (MSE), belirlilik katsayısı (R^2), kök ortalama kare hata (RMSE - root mean square error), ortalama mutlak hata (MAE – mean absolute error) gibi hata ölçü metrikleri eğitim hatalarını hesaplamak için kullanılmıştır [109], [110], [111].

5.5.2.1. MSE (Ortalama kare hata)

Adından da anlaşıldığı gibi, gözlemlenen değerler ile tahmin edilen değerlerin arasındaki kare farkının ortalamasının bir ölçüsüdür. MSE, regresyon için kayıp fonksiyonları söz konusu olduğunda tercih edilir. Bunun nedeni, çoğu değişkenin bir Gauss dağılımına göre modellenebilmesidir. Yapay zekada, tahmin edebilme performansını ölçer ve MSE'nin daima pozitif değerli olması sonucu, değer ne kadar sıfıra yakınsa tahmin o kadar iyi tahmin performansı gösterdiği şeklinde yorumlanır [109], [110], [111].

$$MSE(x', x) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x'_i - x_i)^2 \quad (5.13)$$

Burada kullanılan hata değerleri formüllerinde, x_i gözlemlenen değeri, x'_i tahmin edilen değeri ve N ise toplam örnek sayısına karşılık gelmektedir.

5.5.2.2. MAE (Ortalama mutlak hata)

Ortalama mutlak hata ise, tahminler ile gerçek gözlemler arasındaki mutlak farkların toplamının ortalaması olarak ölçülür. MSE gibi, bu da yönünü dikkate almadan hatanın büyüklüğünü ölçer. MSE'den farklı olarak MAE, gradyanları hesaplamak için doğrusal programlama gibi daha karmaşık araçlara ihtiyaç duyar. Ayrıca MAE, kare kullanmadığı için aykırı değerlere karşı daha dayanıklıdır. Bunun nedeni, MAE aykırı değerlerin yönünü (gerçekçi olmayan yüksek pozitif veya negatif değerler) hesaba katmadığı için kullanımı daha idealdir.

$$MAE(x', x) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x'_i - x_i| \quad (5.14)$$

Burada kullanılan hata değerleri formüllerinde, x_i gözlemlenen değeri, x'_i tahmin edilen değeri ve N ise toplam örnek sayısına karşılık gelmektedir.

5.5.2.3. RMSE (Kök ortalama kare hata)

RMSE, bir yapay zeka modelinde, tahmin edilen değerlerin, bir veri kümesindeki gözlenen değerlerden ortalama olarak ne kadar uzakta olduğunu bulmamızı sağlayan metriktir. Ayrıca tahmin edilen hataların standart sapmasını açıklamaya yarar ve RMSE ne kadar düşükse, model bir veri kümesine o kadar iyi uymaktadır [110], [112].

$$RMSE(x', x) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x'_i - x_i)^2} \quad (5.15)$$

Burada kullanılan hata değerleri formüllerinde, x_i gözlemlenen değeri, x'_i tahmin edilen değeri ve N ise toplam örnek sayısına karşılık gelmektedir.

5.5.2.4. R^2 (Belirlilik katsayısı)

Belirlilik katsayısı (R^2), lineer regresyon modeli tarafından açıklanan bağımlı değişkendeki varyansın oranını temsil eder. Bu değer, 0 ile 1 arasındadır ve yüzde olarak yorumlanır. R^2 değeri ne kadar yüksekse, model bir veri kümesine o kadar iyi uymaktadır [113], [114].

$$R^2 = 1 - \frac{\sum (x'_i - x_i)^2}{\sum (x'_i - \bar{x}_i)^2} \quad (5.16)$$

Burada kullanılan hata değerleri formüllerinde, x_i gözlemlenen değeri, x'_i tahmin edilen değeri, $\bar{x}_i$ gözlemlenen değerlerin ortalaması ve N ise toplam örnek sayısına karşılık gelmektedir [113], [114].

5.5.3. Modellerin Başlıca Deneysel Sonuçları ve Hata Kıyaslamaları

Oluşturulan YSA ve LSTM modellerinden en iyi tahmin sonucunu elde etmek için farklı hiper-parametreler ile deneyler yapılmıştır. Deneyler, Louisville Üniversitesi sayısal zeka laboratuvarında (Computational Intelligence Lab.) GPU (grafik işleme birimleri) derin öğrenme istasyonundaki süper bilgisayar ile yapılmıştır.

Çizelge 5.5. Modellerin hata fonksiyonu deneysel örnekler.

	Epochs	Batch Size	Aktivasyon Fonksiyonu	Gizli Katman	MSE	MAE	RMSE
Run 1	40	6	Sigmoid	1	0,0403	0,1675	0,2008
Run 8	30	10	Sigmoid	1	0,0410	0,1686	0,2026
Run 9	30	10	Sigmoid	5	0,0415	0,1707	0,2038
Run 4	40	8	Sigmoid	2	0,0406	0,1682	0,2016

Run 2	30	6	Relu	1	0,0415	0,1694	0,2036
Run 3	40	6	Relu	2	0,0410	0,1685	0,2024
Run 5	60	8	Relu	3	0,0404	0,1667	0,1997
Run 6	100	8	Relu	3	0,0388	0,1628	0,1971
Run 7	100	16	Relu	8	0,0397	0,1653	0,1993
Run 10	500	256	Relu	9	0,0049	0,0541	0,0703

Çizelge 5.5’te sunulan değerler, LSTM modelinin farklı hiper-parametreler kullanılarak yapılan bazı deneysel sonuçları göstermektedir. Burada örnek teşkil etmesi açısından on tane sonuç gösterilmiştir. Sonuçlara bakıldığında en ideal sonucun “Run 10” olarak ifade edilen deneysel sonuç olduğu anlaşılmaktadır.

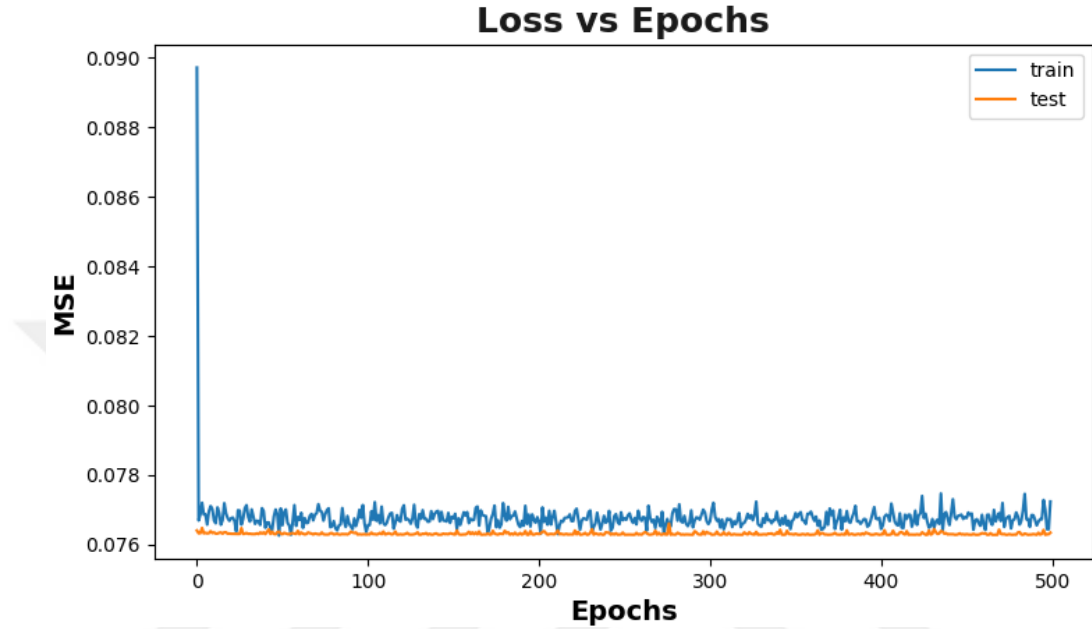
Çizelge 5.6. Hata analizleri.

	MSE	RMSE	MAE
Maksimum	0,0415	0,1707	0,2038
Minimum	0,0049	0,0541	0,0703
Ortalama	0,03697	0,15618	0,18812
Standart Sapma	0,0112	0,0359	0,0414

Çizelge 5.6’da ise verilen örnek çalışmaların hata analizlerinin karşılaştırılması verilmiştir. Yapılan deney sonuçları arasındaki farkın nedeni, sinir ağının ağırlıklarının eğitim sürecinden önce rastgele başlatılmasından kaynaklanmaktadır. Bununla birlikte, tüm hata sonuçlar 0,04 standart sapma içinde olduğu görülmektedir.

5.6. IŞINIM TAHMİNİ İÇİN YSA VE LSTM MODELLERİ KIYASLAMA

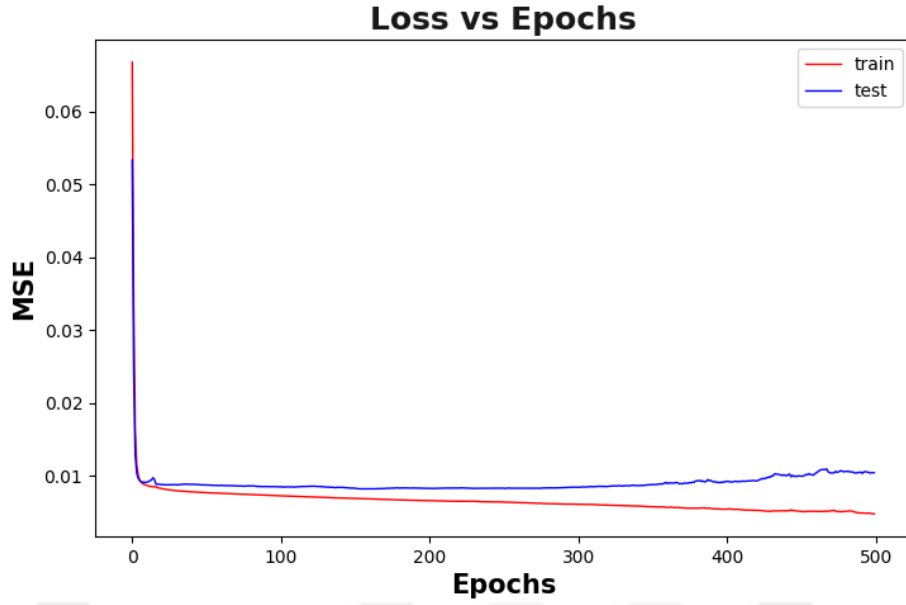
Geliştirilen modellerin eğitim ve test sonucu Şekil 5.9'da gösterilmiştir. Şekil 5.9'daki YSA modeli için, 500 epochs, 256 batch boyutu kullanılarak hata fonksiyon grafiği deney sonucu elde edilmiştir.



Şekil 5.9. YSA modeli için hata fonksiyonu (loss function).

Şekil 5.9'da gösterildiği gibi, YSA modeli için MSE minimum eğitim ve MSE minimum test sonucu sırasıyla 0,0762 ve 0,0775 olarak elde edilmiştir. Ayrıca, YSA modeli için seçilen optimum parametreler, batch boyutu (batch size) 256 ve öğrenme oranı (learning rate) 0,01 olarak seçilmiştir.

Şekil 5.10'da, 500 epochs'lu LSTM modelinin eğitim ve test verileri sunulmuştur.



Şekil 5.10. LSTM modeli için eğitim ve test verilerinin hata fonksiyonu (loss function).

Şekil 5.10’da gösterildiği gibi, MSE minimum eğitim ve test verileri sırasıyla 0,0049 ve 0,0080 olarak elde edilmiştir. LSTM modeli için ise seçilen optimum parametreler, batch boyutu (batch size) 256 ve geçmişten 15 saatlik zaman dilimi alınmıştır.

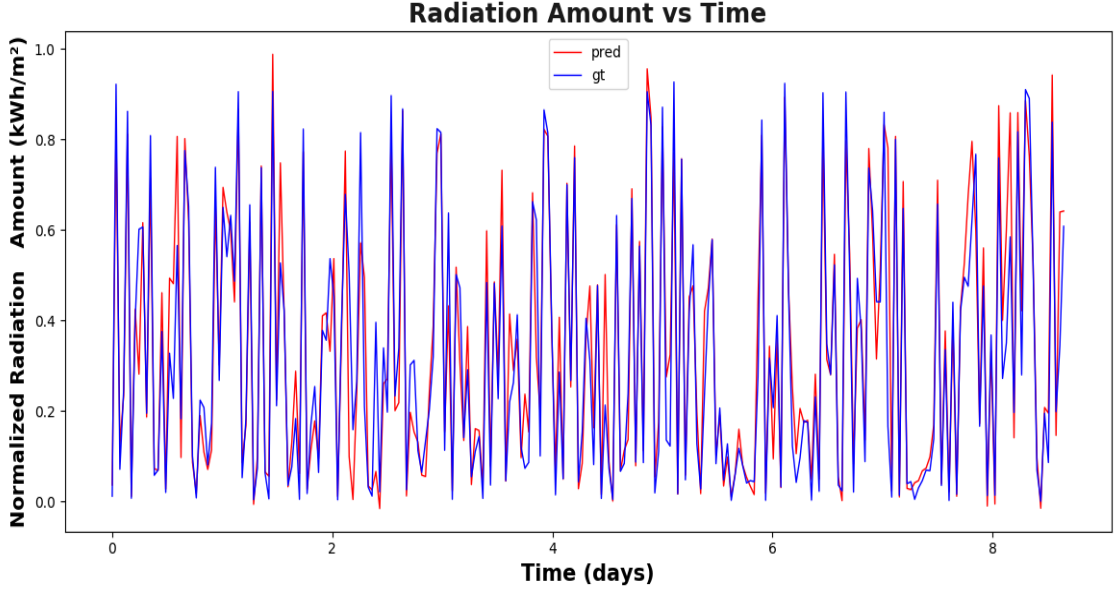
İki modelin hata/kayıplarını fonksiyonlarını (loss function) hesaplamak için MSE kullanıldı. LSTM modelinin sonuçları eğitim durumunda yaklaşık 18 kat daha ve test durumunda ise yaklaşık 9 kat iyileştirdiği saptanmıştır.

LSTM modeli, önceki 15 saatin verilerini kullanarak YSA’dan daha başarılı bir şekilde ve çok daha iyi performans gösterdiğinden, test verilerinin 4. Yılı için verileri test etmek üzere seçilen model LSTM olmuştur.

Çizelge 5.7. 500 Epoch ile modellerin hata fonksiyonu kıyaslaması.

METHOD	MSE	
YSA Modeli	Minimum eğitim kayıp (training loss)	0,0762
	Minimum test kayıp (testing loss)	0,0775
LSTM Modeli (Deep Learning)	Minimum eğitim kayıp (training loss)	0,0049
	Minimum test kayıp (testing loss)	0,0080

Şekil 5.11’de, eğitilmiş modelin test edilmesi için atanan 4. yılın 175 gününde LSTM eğitilmiş model kullanılarak gerçekleştirilen tahminin bir örneğini göstermektedir. Dikey ekseninde normalize edilmiş güneş radyasyonuna karşı yatay ekseninde gün sayısı gösterilir.



Şekil 5.11. LSTM modelinin ışıınım tahmini, mavi renk tahmini, kırmızı renk ise gerçek değerleri gösteriyor.

Şekil 5.11’de görüldüğü gibi, LSTM modelinde, test verileri olarak seçilen 175 gün, tahmin sonuçları mavi renk ile, gerçek veriler ise kırmızı renk ile ifade edilmiştir.

Test sonuçları için, hata fonksiyonlarından MSE ile birlikte R^2 ’yi hesapladık. R^2 değeri 0,9365 ve MSE değeri 0,01 olarak elde edilmiştir. Sonuçlarımızın önemini göstermek için, çalışmamıza benzer çalışmalardan olan M. Mishra [83] ve U. Agbulut [115], iki makaleyi bu bölümde sonuçlarımız ile karşılaştırdık. Bu çalışmalardan U. Agbulut [115], Türkiye’deki dört farklı şehir için derin öğrenme modellerini kullanarak güneş ışıınımını tahmin etmiştir. Bizim çalışmamızla karşılaştırmak için dört şehirdeki metrik sonuçlarının değerlerinin ortalamasını aldık. M. Mishra [83], günlük tahminleri gerçekleştirmek ve LSTM modelini eğitmek için meteorolojik verilerle birlikte Urbana Champaign’deki Illinois Üniversitesi’nde bulunan fotovoltaik panellerin kayıtlı verilerinin güneş ışıınımı çıktısı üzerinde dalgacık dönüşümünü kullanmıştır. Modellerini 18 aylık verileri kullanarak eğittiler ve bir ayı test verileri olarak ayırdılar. Ayrıca, 1 gün öncesi için saatlik tahminler yaptıkları görüşmüştür [83], [115]. Yazarlar, farklı ML modellerinin performansını LSTM ile karşılaştırmışlardır. Biz de kendi çalışmamızda

bulgularımıza benzer şekilde, LSTM modelinin diğer modellerden daha iyi performans gösterdiğini, Düzce şartları altında da görmüş olduk [115].

Çizelge 5.8’de, modelimizin literatürdeki örnek olabilecek iki çalışma ile karşılaştırılması görülmektedir.

Çizelge 5.8. YSA modelinin literatür ile karşılaştırılması.

Metric	[83]	[115]	Sunulan Çalışma
R^2	0,916	0,426	0,93
RMSE	2,138	0,011	0,089
MSE	0,3874	NA	0,009
MAE	1,781	0,074	0,17

Çizelge 5.8’de görüldüğü gibi, çalışmamızın YSA modeli benzer çalışmalar ile karşılaştırılmıştır ve sonuçların literatür ile uyumlu performans sağladığı gösterilmiştir. R^2 açısından diğer modellerden daha iyi performans göstermemize rağmen, M. Mishra [83] ve U. Agbulut [115], RMSE ve MAE açısından daha iyi sonuçlar elde etmişlerdir. Referans gösterilen çalışmaların diğer üç metrikte daha yüksek performans göstermesinin nedenini, saatlik tahmin yapmalarına ve test verileri olarak sadece bir aylık periyodu seçmelerinden kaynaklı olduğunu ve bu tez çalışmasında, oluşturulan modeller bir yıllık veriler üzerinden eğitilerek bir sonraki günün verilerinin tahminini gerçekleştirilmiştir.

6. SONUÇLAR VE ÖNERİLER

6.1. DÜBİT FOTOVOLTAİK PANELLERİN ANALİZ SONUÇLARI

6.1.1. Fotovoltaik Panellerin Yaz Ayları Analiz Sonuçları

Sunulan çalışmada, DÜBİT çatısında bulunan üç farklı tip (a-Si, poli-Si, mono-Si) fotovoltaik panellerin; ortalama enerji değerleri, ışıyım miktarları, ortam sıcaklıkları, panel sıcaklıkları, verimleri ve performansları için 5 dakikada bir data-logger tarafından kaydedilen veriler kullanılmıştır. Kullanılan veriler, 2014'den yılından 2019 yılı da dahil olmak üzere toplam 6 yıllık fotovoltaik panellerden elde edilmiştir. Analizi yapılan panellerin ortam sıcaklığı TFA 35.1077 cihazı ile ölçülmüştür ve tüm yıllar için ortalama günlük sıcaklık 22,93°C ile 23,94°C arasında değiştiği hesaplanmıştır.

Yapılan analizler sonucunda, fotovoltaik panellerin ışıyım miktarının toplam ortalama değeri en yüksek 2015 yılında ve 202,16 kWh/m² olarak hesaplanmıştır. Toplam ışıyım miktarının en düşük olduğu yıl ise 196,16 kWh/m² değeri ile 2017 yılı olduğu yapılan çalışmada görülmektedir.

Panellerin ürettiği enerji miktarlarına bakıldığında, fotovoltaik panellerin enerjisinin en yüksek olduğu yıl 2015 yılı olduğu görülmektedir. 2015 yılında, a-Si fotovoltaik panelinin yıllık ürettiği ortalama enerji 12,19 kW, poli-Si panelinin 12,47 kW ve mono-Si panelinin ürettiği yıllık ortalama enerji ise 13,26 kW olarak ölçülmüştür.

Bunun yanı sıra, fotovoltaik panellerin verimlerinin yıllık ortalama değerlerinin ölçümü sonucu sırasıyla, a-Si için % 4,8, poli-Si için % 10,9 ve mono-Si %12,29 şeklinde hesaplanmıştır. Panellerin en verimli olduğu yılın yine 2015 yılı olduğu hesaplamalar sonucunda gözlemlenmiştir. 2015 yılı için a-Si fotovoltaik panelinin verimi % 4,99, poli-Si panelinin verimi % 11,2 ve mono-Si panelinin verimi de %12,8 olarak hesaplanmıştır.

Fotovoltaik panellerin performans oranları kıyaslandığında ise yine 2015 yılında her üç panelinde performansı diğer yıllara göre daha yüksek olduğu görülmüştür. Panellerin 2015 yılı performansı sırasıyla; a-Si % 78,6, poli-Si paneli % 80,4 ve mono-Si paneli % 87,6 olarak elde edilmiştir.

Yapılan hesaplar ve analizler sonucuna göre fotovoltaiik panellerinin enerjileri, verimleri ve performansları kıyaslandığında 2015 yılı panellerin değeri diğeri yıllara kıyasla daha yüksektir. Bunun nedeninin giderek artan atmosfer sıcaklığı, iklim değışikliği ve küresel ısınma olduğu söylenebilir. Fakat yapılan çalışmada 6 yıl içinde verim, performans ve üretilen enerji değeri birbirine yakındır. Üç farklı fotovoltaiik panel içinden, Düzce için de en verimli fotovoltaiik panelin mono-Si paneli olduğu sonucuna varılmıştır. En düşük verime, performansa ve enerjiye sahip panelin ise, a-Si bu çalışmayla da görölmektedir.

6.1.2. Fotovoltaiik Panellerin Kış Ayları Analiz Sonuçları

Bu çalışmada, Düzce Üniversitesi bünyesinde bulunan DÜBİT çatısında kurulu olan üç farklı tip (mono-Si, poli-Si, a-Si) fotovoltaiik panellerin analizi yapılmıştır. Panellerin ortalama enerji değeri, ışı nım miktarları, ortam sıcaklıkları, panel sıcaklıkları, verimleri ve performansları 2014-2019 yılları kış ayları (kasım-şubat) için değeriendirilmiştir. Çalışma için, özellikle bu aylarının (kasım, aralık, ocak ve şubat) seçilmesinin nedeni, Düzce ili için, genellikle kar yağışlı, kapalı ve yağmurlu geçmesidir. Amacımız bu tür hava koşullarında, fotovoltaiik panellerin performans ve verim değerielerini gözlemlemektir. Bununla birlikte, fotovoltaiik panellerin verim ve performans değeriendirme çalışmalarında, benzer özelliklere sahip şehirler ve ülkeler için örnek bir çalışma olması hedeflenmiştir.

Kasım-şubat aylarında seçilen altı yılın toplam günlük ortalama sıcaklığı 8,383°C olarak hesaplanmıştır. Sıcaklık değeri her yıl için yaklaşık olarak aynı olmakla birlikte 1-2 °C'lik değışim olduğu görölmektedir. Örneğin altı yıl içinde kasım-şubat aylarında en düşük sıcaklık değeri 7,0447°C ile 2016 yılı olduğu görölmektedir.

Sıcaklığın yanı sıra, altı yılın kasım-şubat ayları boyunca fotovoltaiik panellerin ışı nım miktarına bakıldığında, toplam ışı nım miktarının 72,2888 kWh/m² olduğu hesaplanmıştır. 2015 yılında ışı nım miktarının 85,8035 kWh/m² değeri ile ele alınan yılların kış ayları için en yüksek ışı nıma sahip yıl olduğu, 2014 yılında ise, 64,5179 kWh/m² ışı nımın değeri ile en düşük yıl olduğu sonucu elde edilmiştir.

Her bir panelin ürettiği enerjiyi karşılaştırmak istersek; 2014-2019 yıllarında toplam üretilen enerji ortalamaları sırasıyla; a-Si paneli için 3,363 kWh, poli-Si panelinin 4,001 kWh ve mono-Si panelinin ürettiği enerji ise 4,628 kWh olarak hesaplanmıştır.

Kullanılan fotovoltaik panellerin verimlerine bakıldığında, panellerin türlerine göre toplam üretilen enerji miktarı ile uyumlu sonucu görmek mümkündür. Altı yıllık kasım-şubat ayları boyunca panellerin yüzde verimlerinin ortalama değerlerinin toplamı mono-Si % 11,42, poli-Si için % 9,54 ve a-Si için % 3,72 olarak hesaplanmıştır. Kış ayları için panellerin veriminin en yüksek olduğu yıl ise 2018 yılı olduğu tespit edilmiştir ve paneller; mono-Si panelinin verimi ise % 14,53, poli-Si panelinin verimi % 11,46 ve a-Si verimi % 4,90 olarak elde edilmiştir.

Paneller için altı yılın kış ayları boyunca toplam ortalama performanslarına bakıldığında, mono-Si için % 78,10, poli-Si için % 67,05 ve a-Si için % 58,72 olarak hesaplanmıştır. 2018 yılının verimde olduğu gibi, fotovoltaik panellerin performansı içinde en yüksek yıl olduğu sonucuna varılmıştır. 2018 yılının paneller için performans değerlerini ifade edecek olursak, mono-Si % 99,3, poli-Si % 81,5 ve a-Si % 71,2 olarak ölçülmüştür.

Sonuç olarak, üç farklı tip fotovoltaik panelin ışınlam, toplam enerji, verim ve performans değerleri 2014-2019 yılları kış ayları için karşılaştırıldığında, en yüksek verim ve performansın meteorolojik şartlar dolayısıyla 2018 yılında elde edildiği bulunmuştur.

Diğer yandan, yapılan tüm analizler ışığında, ele alınan üç farklı tip fotovoltaik panel içerisinde kış aylarının oldukça yağışlı ve bulutlu geçtiği Düzce ili için üretilen enerji miktarı, verimlilik ve performans açısından en yüksek olan panel mono-Si fotovoltaik panel iken, en düşük olan ise a-Si paneldir. Elde edilen tüm sonuçlar, kış ayları yağışlı ve soğuk, güneşli gün sayısı az olan şehirler ve ülkeler için üç farklı tip (mono-Si, poli-Si ve a-Si) fotovoltaik panelin verim ve performans değerlerinin kıyaslanması için bir referans çalışma olma niteliğindedir.

6.2. FOTOVOLTAİK PANELLERİN DÜZCE ŞEHİRİ İÇİN YAPAY ZEKAYA DAYALI IŞINIM MİKTARI TAHMİN SONUÇLARI

Tez çalışmasının beşinci bölümünde, sunulmuş olan bilimsel çalışma için, fotovoltaik panel verilerini, yukarıda detaylı açıklandığı gibi, Düzce Üniversitesi bünyesinde bulunan merkezi laboratuvarlarından DUBİT binasının çatısında 2013 yılında deneysel çalışma amaçlı kurulmuş olan, panellerden elde edilmiştir. Fotovoltaik paneller mono-Si, poli-Si ve a-Si olmak üzere üç farklı türde bulunmaktadır. Bunun yanı sıra, Düzce Meteoroloji

Müdürlüğünden elde edilen veriler de bu tez çalışmasında kullanılmıştır. Her iki çeşit veriyi, 2014-2018 yıllarını kapsayan 4 yıllık veri olarak seçtik.

Düzce için güneş ışıınım miktarını doğru tahmin etmek için geliştirdiğimiz YSA ve LSTM modellerinde bu verileri eğittik. Orijinal fotovoltatik panel verileri 2014-2018 yılları arasında 5 dakika aralıklarla günlük olarak toplanmıştır. Meteorolojik veriler ise günlük ortalama değer olarak temin edilmiştir. Her iki veri türünü birlikte kullanabilmek için, veri seti oluştururken gerekli düzenlemeleri pyhton ve keras kullanarak yapılmıştır. İlk model, literatüre göre güneş ışıınım tahmini için sıklıkla kullanılan bir YSA modelidir.

İkinci model, RNN'lere dayanan ve zaman serisi tahmin çalışmalarında daha fazla kullanılan LSTM modeli olarak seçilmiştir. Sunulan tez çalışmasında, LSTM modelinde, bir önceki günün meteorolojik verileriyle birlikte 15 saatlik geçmiş günün fotovoltatik verileri sağlandığında, 24 saat sonra güneş ışıınım miktarının doğru bir şekilde tahmin etmenin fizibilitesini gösterdik.

LSTM modeli, geçmişe dayalı değerleri kullanma yeteneği ve zaman serisi uygulamalarında diğer derin öğrenme modellerinden daha iyi performans gösterme özelliğine sahiptir. Ayrıca bu bilgileri teyit etmek için, sonuçlarımızı literatürde sunulmuş olan benzer çalışmalar ile hata metrikleri açısından karşılaştırdık.

Sunulan tez çalışmasının iki ana sınırlaması bulunmaktadır, ilki; modellerin fotovoltatik veriler ve meteorolojik veriler açısından, Türkiye'de yalnızca Düzce ilinden toplanmış ve eğitilmiş olması. İkincisi ise Düzce gibi yılın çoğunda yağışlı ve yağmurlu şehirlerde panellerin maruz kaldığı ışıınım miktarının düzensiz ve düşük olmasıdır.

Gelecekte yapılması planlanan çalışmalar için, farklı yerleşim yerlerinde güneş ışıınım miktarını tahmin edebilmek üzere eğitilmiş yapay zeka modelleri, özellikle LSTM modelini genelleştirip mümkünse Türkiye'nin ya da dünyanın farklı yerleşim yerleri için yapılması planlanmaktadır.

7. KAYNAKLAR

- [1] W. Fulkerson, R. R. Judkins, and M. K. Sanghvi, “Energy from fossil fuels,” *Scientific American*, cilt 263, s. 3, Special Issue: Energy for Planet Earth, ss. 128–135, 1990.
- [2] G. Akin, "Küresel ısınma, nedenleri ve sonuçları", Ankara Üniversitesi Dil ve Tarih-Coğrafya Fakültesi Dergisi, cilt 46, s. 2, Art. no. 2, ss. 2, 2017.
- [3] SK. A. Shezan et al., “Performance analysis of an off-grid wind-PV (photovoltaic)-diesel-battery hybrid energy system feasible for remote areas,” *Journal of Cleaner Production*, cilt 125, ss. 121–132, 2016.
- [4] J. Antonanzas, N. Osorio, R. Escobar, R. Urraca, F. J. Martinez-de-Pison, and F. Antonanzas-Torres, “Review of photovoltaic power forecasting,” *Solar Energy*, cilt 136, ss. 78–111, 2016.
- [5] FS-UNEP Centre, UNEP Collaborating Centre for Climate & Sustainable Energy Finance is a strategic cooperation between the Frankfurt School of Finance, 10 Haziran 2020. [Çevrimiçi]: <https://www.fs-unep-centre.org/global-trends-in-renewable-energy-investment-2020/>. [Erişim: 17 Ağustos 2021].
- [6] L. Szabó, “The history of using solar energy,” in *2017 International Conference on Modern Power Systems (MPS)*, ss. 1–8, 2017.
- [7] T.C. Enerji ve Tabii Kaynaklar Bakanlığı “Elektrik” *T.C. Enerji ve Tabii Kaynaklar Bakanlığı*, Haziran 21, 2022. [Çevrimiçi]: <https://enerji.gov.tr/bilgi-merkezi-enerji-elektrik> (Erişim: 01 Ağustos 2022).
- [8] J. Mundo-Hernández, B. de Celis Alonso, J. Hernández-Álvarez, and B. de Celis-Carrillo, “An overview of solar photovoltaic energy in Mexico and Germany,” *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, cilt 31, ss. 639–649, 2014.
- [9] P. G. V. Sampaio and M. O. A. González, “Photovoltaic solar energy: Conceptual framework,” *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, cilt. 74, ss. 590–601, 2017.
- [10] A. Shahsavari and M. Akbari, “Potential of solar energy in developing countries for reducing energy-related emissions,” *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, cilt 90, ss. 275–291, 2018.
- [11] A. F. Husain, W. Z. W. Hasan, S. Shafie, M. N. Hamidon, and S. S. Pandey, “A review of transparent solar photovoltaic technologies,” *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, cilt 94, ss. 779–791, 2018.

- [12] D. Micheli, S. Alessandrini, R. Radu, and I. Casula, "Analysis of the outdoor performance and efficiency of two grid connected photovoltaic systems in northern Italy," *Energy Conversion and Management*, cilt 80, ss. 436–445, 2014.
- [13] C. Cañete, J. Carretero, and M. Sidrach-de-Cardona, "Energy performance of different photovoltaic module technologies under outdoor conditions," *Energy*, cilt 65, ss. 295–302, 2014.
- [14] T. Minemoto, Y. Nakada, H. Takahashi, and H. Takakura, "Uniqueness verification of solar spectrum index of average photon energy for evaluating outdoor performance of photovoltaic modules," *Solar Energy*, cilt. 83, s. 8, ss. 1294–1299, 2009.
- [15] J. H. So, Y. S. Jung, G. J. Yu, J. Y. Choi, and J. H. Choi, "Performance results and analysis of 3kW grid-connected PV systems," *Renewable Energy*, cilt. 32, s. 11, ss. 1858–1872, 2007.
- [16] A. Tahri, S. Silvestre, F. Tahri, S. Benlebna, and A. Chouder, "Analysis of thin film photovoltaic modules under outdoor long term exposure in semi-arid climate conditions," *Solar Energy*, cilt. 157, ss. 587–595, 2017.
- [17] Y. Su, L.-C. Chan, L. Shu, and K.-L. Tsui, "Real-time prediction models for output power and efficiency of grid-connected solar photovoltaic systems," *Applied Energy*, cilt. 93, ss. 319–326, May 2012.
- [18] M. Malvoni, A. Leggieri, G. Maggiotto, P. M. Congedo, and M. G. De Giorgi, "Long term performance, losses and efficiency analysis of a 960kWp photovoltaic system in the Mediterranean climate," *Energy Conversion and Management*, cilt 145, ss. 169–181, 2017.
- [19] A.J. Carr and T. L. Pryor, "A comparison of the performance of different PV module types in temperate climates," *Solar Energy*, cilt 76, s. 1, ss. 285–294, 2004.
- [20] N. Katsumata, Y. Nakada, T. Minemoto, and H. Takakura, "Estimation of irradiance and outdoor performance of photovoltaic modules by meteorological data," *Solar Energy Materials and Solar Cells*, cilt. 95, s. 1, ss. 199–202, 2011.
- [21] M. Y. Zargar, M.-D. Mufti, and S. A. Lone, "Modelling and control of wind solar hybrid system using energy storage system," in *2016 International Conference on Computing, Communication and Automation (ICCCA)*, ss. 965–970, 2016.
- [22] J. A. Ramos Hernanz, J. J. Campayo Martín, I. Zamora Belver, J. Larrañaga Lesaka, E. Zulueta Guerrero, and E. Puelles Pérez, "Modelling of Photovoltaic Module," *REPQJ*, cilt 1, s. 08, ss. 1186–1190, 2010.
- [23] V. V. Tyagi, N. A. A. Rahim, N. A. Rahim, and J. A. /L. Selvaraj, "Progress in solar PV technology: Research and achievement," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, cilt. 20, ss. 443–461, 2013.

- [24] A.A. F. Husain, W. Z. W. Hasan, S. Shafie, M. N. Hamidon, and S. S. Pandey, “A review of transparent solar photovoltaic technologies,” *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, cilt. 94, ss. 779–791, 2018.
- [25] F. F. Muhammad *et al.*, “Employment of single-diode model to elucidate the variations in photovoltaic parameters under different electrical and thermal conditions,” *Plos One*, cilt 12, s. 8, ss. e0182925, 2017.
- [26] Z. Ahmad, F. Touati, F. F. Muhammad, M. A. Najeeb, and R. A. Shakoar, “Effect of ambient temperature on the efficiency of the PCPDTBT: PC71BM BHJ solar cells,” *Appl. Phys. A*, cilt 123, s. 7, ss. 486, 2017.
- [27] J. Mundo-Hernández, B. de Celis Alonso, J. Hernández-Álvarez, and B. de Celis-Carrillo, “An overview of solar photovoltaic energy in Mexico and Germany. Renewable and sustainable energy reviews,” cilt 31, ss. 639-649, 2014.
- [28] U. D. Library, “2. Photovoltaic Effect,” UC Davis University of California, 6 Jul 2021.Çevrimiçi:[https://eng.libretexts.org/Bookshelves/Materials_Science/Supplemental_Modules_\(Materials_Science\)/Solar_Basics/A_Introductory_Physics_for_Solar_Application/I_Atoms_and_Materials/2_Photovoltaic_Effect#:~:text=While%20the%20photoelectric%20effect%20involves,flow%20freely%20through%20the%20material](https://eng.libretexts.org/Bookshelves/Materials_Science/Supplemental_Modules_(Materials_Science)/Solar_Basics/A_Introductory_Physics_for_Solar_Application/I_Atoms_and_Materials/2_Photovoltaic_Effect#:~:text=While%20the%20photoelectric%20effect%20involves,flow%20freely%20through%20the%20material). [Erişim: 17 Ocak 2021].
- [29] H. H. Öztürk, “Güneş enerjisinden fotovoltaik yöntemle elektrik üretiminde güç dönüşüm verimi ve etkili etmenler” Elektrik Tesisat Ulusal Kongre ve Sergisi Bildirileri, Adana, 2017.
- [30] B. von Roedern, “Photovoltaic Materials, Physics of,” in *Encyclopedia of Energy*, C. J. Cleveland, Ed. New York: Elsevier, ss. 47–59, 2004.
- [31] S. R. Saini, S. L. Meena, and R. C. Meena, “Studies of Surfactant in Photogalvanic Cell for Solar Energy Conversion and Storage,” *ACES*, cilt 07, s. 02, ss. 125–136, 2017.
- [32] W. Shockley and H. J. Queisser, “Detailed Balance Limit of Efficiency of p-n Junction Solar Cells,” *Journal of Applied Physics*, cilt. 32, s. 3, ss. 510–519, 1961.
- [33] Massi Pavan, A. Mellit, and D. De Pieri, “The effect of soiling on energy production for large-scale photovoltaic plants,” *Solar Energy*, cilt. 85, s. 5, ss. 1128–1136, 2011.
- [34] K. Mertens, Photovoltaics, *Fundamentals, Technology and Practice*, Chichester, West Sussex, UK: Wiley, 2014.
- [35] “Silicon Solar Cells.” Çevrimiçi: <https://www.greenmatch.co.uk/solar-energy/solar-panels/photovoltaic-cells/silicon> (Erişim: 15 Eylül 2022).
- [36] D. Shi, Z. Guo, and N. Bedford, “10 - Nanoenergy Materials,” in *Nanomaterials and Devices*, Eds. Oxford: William Andrew Publishing, ss. 255–291, 2015.

- [37] Monocrystalline vs. Polycrystalline Solar Panels (What's Best?), *EcoWatch*. <https://www.ecowatch.com/solar/monocrystalline-vs-polycrystalline> (Eriřim:15, Eylöl, 2022).
- [38] T. Minemoto, Y. Nakada, H. Takahashi, and H. Takakura, "Uniqueness verification of solar spectrum index of average photon energy for evaluating outdoor performance of photovoltaic modules," *Solar Energy*, cilt. 83, s. 8, ss. 1294–1299, 2009.
- [39] M. Moreno *et al.*, Amorphous, Polymorphous, and Microcrystalline Silicon Thin Films Deposited by Plasma at Low Temperatures. IntechOpen, 2016.
- [40] Y. Yang, A. Yu, B. Hsu, W. Hsu, A. Yang, and C. Lan, "Development of high-performance multicrystalline silicon for photovoltaic industry," *Prog. Photovolt: Res. Appl.*, cilt 23, s. 3, ss. 340–351, 2015.
- [41] "Polycrystalline Silicon Manufacturing: Charging Material for Solar Cells." <https://www.energytrend.com/research/20111117-2472.html> (Eriřim: 15, Eylöl, 2022).
- [42] A. E. Dixon, A. F. Janzen and R. K. Swartman, Eds. Pergamon "16 - Photovoltaic Energy Conversion: Theory, Present And Future Solar Cells," in *Solar Energy Conversion II*, , ss. 243–259, 1981.
- [43] NREL, News Release: NREL Creates Highest Efficiency 1-Sun Solar Cell." <https://www.nrel.gov/news/press/2022/nrel-creates-highest-efficiency-1-sun-solar-cell.html> (Eriřim: 15, Eylöl, 2022).
- [44] Düzce Hakkında - Düzce Ticaret Borsası," *Düzce Ticaret Borsası*, 2021. <https://www.duzcetb.org.tr/icerik/duzce-hakkinda> (Eriřim: 01, Ağustos, 2022).
- [45] Düzce Coğrafya ve İklim, Düzce İl Kùltür ve Turizm Müdürlüğü - T.C. Kùltür ve Turizm Bakanlığı," *Düzce İl Kùltür ve Turizm Müdürlüğü*. <https://duzce.ktb.gov.tr/> (Eriřim: 01, Ağustos, 2022).
- [46] A. řentürk, "Fotovoltaik modüllerin akım-gerilim eğrilerinin simölasyonunda kullanılacak olan yöntemin seçimi," *Balıkesir Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi*, cilt. 20, sayı 1, 2018.
- [47] H. R. Ozcalik, S. Yilmaz, And E. Kilic, "Güneř Pilinin Bir Diyotlu Eřdeęer Devre Yardımıyla Matematiksel Modelinin Çıkartılması ve Parametrelerinin İncelenmesi," *Kahramanmarař Sütçü İmam Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi*, cilt. 16, s. 1, ss. 23–29, 2013.
- [48] O. Kırıcıoğlu ve A. B. Yıldız. "Fotovoltaik panelin tek diyotlu eřdeęer devresine ait büyük sinyal analizi." *TMMOB Elektrik Mühendisleri Odası Enerji Verimlilięi ve Kalitesi Sempozyumu*, ss 4, 2015.
- [49] A. Yavuz, D. Bařol, M. M. Ertay, and İ. Yücedaę, "Güneř Pili Modelleri Eğitim Seti," *İleri Teknoloji Bilimleri Dergisi*, cilt. 2, s. 2, Art. ss. 2, 2013.

- [50] E. Rodrigues, R. Melicio, V. M. F. Mendes, and J. Catalão, “Simulation of a solar cell considering single-diode equivalent circuit mode,” *Renewable Energy and Power Quality Journal*, ss. 369–373, 2011.
- [51] Y. S. Isler and M. Salihmuhsin, “Güneş Enerjisi Santrallerinde Sehpa Seçiminin Performansa Etkisinin Analiz Edilmesi Ve Sıcaklık Etkisi,” *El-Cezeri*, cilt. 6, s. 1, Art. ss. 1, 2019.
- [52] E. Elibol, Ö. T. Özmen, N. Tutkun, and O. Köysal, “Outdoor performance analysis of different PV panel types,” *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, cilt. 67, ss. 651–661, 2017.
- [53] S. Adak, H. Cangi, and A. S. Yilmaz, “Fotovoltaik Sistemin Çıkış Gücünün Sıcaklık ve Işımaya Bağlı Matematiksel Modellemesi ve Simülasyonu,” *International Journal of Engineering Research and Development*, cilt 11, s. 1, Art. ss. 1, 2019.
- [54] R. Garner, (2021, Apr. 05,). “Solar irradiance” *NASA*, [Çevrimiçi]:http://www.nasa.gov/mission_pages/sdo/science/solar-irradiance.html
- [55] Massi Pavan, A. Mellit, and D. De Pieri, “The effect of soiling on energy production for large-scale photovoltaic plants,” *Solar Energy*, cilt. 85, s. 5, ss. 1128–1136, 2011.
- [56] S. Ghazi and K. Ip, “The effect of weather conditions on the efficiency of PV panels in the southeast of UK,” *Renewable Energy*, cilt. 69, ss. 50–59, 2014.
- [57] M. Zeman and R. E. I. Schropp, “1.17 - Thin-Film Silicon PV Technology,” in *Comprehensive Renewable Energy*, A. Sayigh, Ed. Oxford: Elsevier , ss. 389–398, 2012.
- [58] H. Salimi, H. Ahmadi Danesh Ashtiani, A. Mirabdollah Lavasani, and R. Fazaeli, “Experimental analysis and modeling of weather condition effects on photovoltaic systems’ performance: Tehran case study,” *Energy Sources, Part A: Recovery, Utilization, and Environmental Effects*, cilt. 0, s. 0, ss. 1–13, 2020.
- [59] A.A. Hachicha, I. Al-Sawafta, and Z. Said, “Impact of dust on the performance of solar photovoltaic (PV) systems under United Arab Emirates weather conditions,” *Renewable Energy*, cilt. 141, ss. 287–297, 2019.
- [60] A. Mellit, Massi Pavan, and V. Lughi, “Short-term forecasting of power production in a large-scale photovoltaic plant,” *Solar Energy*, cilt. 105, ss. 401–413, 2014.
- [61] E. Ogliari, A. Dolara, G. Manzolini, and S. Leva, “Physical and hybrid methods comparison for the day ahead PV output power forecast,” *Renewable Energy*, cilt. 113, ss. 11–21, 2017.

- [62] M. Benganem, A. Mellit, and S. N. Alamri, “ANN-based modelling and estimation of daily global solar radiation data: A case study,” *Energy Conversion and Management*, cilt. 50, s. 7, ss. 1644–1655, 2009.
- [63] Purnasai Gudikandula, “A Beginner Intro to Neural Networks,” *Medium*, Mar. 24, 2019. <https://purnasaigudikandula.medium.com/a-beginner-intro-to-neural-networks-543267bda3c8> (Eriřim: 29, Haziran, 2022).
- [64] A. H. Elsheikh, S. W. Sharshir, M. Abd Elaziz, A. E. Kabeel, W. Guilan, and Z. Haiou, “Modeling of solar energy systems using artificial neural network: A comprehensive review,” *Solar Energy*, cilt. 180, ss. 622–639, 2019.
- [65] K. Jain, J. Mao, and K. M. Mohiuddin, “Artificial neural networks: a tutorial,” *Computer*, cilt. 29, s. 3, ss. 31–44, 1996.
- [66] Yegnanarayana, *Artificial Neural Networks*. PHI Learning Pvt. Ltd., 2009.
- [67] G. Zhang, B. Eddy Patuwo, and M. Y. Hu, “Forecasting with artificial neural networks.: The state of the art,” *International Journal of Forecasting*, cilt. 14, s. 1, ss. 35–62, 1998.
- [68] J. Zurada, *Introduction to artificial neural systems*. USA: West Publishing Co., 1992.
- [69] M. F. Keskenler and E. F. Keskenler, “Geçmiřten Günümüze Yapay Sinir Ağları ve Tarihçesi,” *Takvim-i Vekayi*, cilt. 5, s. 2, Art. ss. 2, 2017.
- [70] GTech, “Yapay Sinir Ağları ve Uygulamaları | GTech,” *G Teknoloji*, Feb. 09, 2021. <https://www.gtech.com.tr/yapay-sinir-aglari-ve-uygulamalari-1/> (Eriřim: 29, Haziran, 2022).
- [71] F. Filiz, “4.1.1 Yapay Sinir Ağları,” *Medium*, Aug. 19, 2017. <https://medium.com/@fahrettinf/4-1-1-yapay-sinir-a%C4%9Flar%C4%B1-86f0440f85c2> (Eriřim: 29, Haziran, 2022).
- [72] A. Arnx, “First neural network for beginners explained (with code),” *Medium*, Aug. 11, 2019. <https://towardsdatascience.com/first-neural-network-for-beginners-explained-with-code-4cf37e06eaf> (Eriřim: 29, Haziran, 2022).
- [73] S. Kumar Agrawal, “ANN for Data Science | Basics Of Artificial Neural Network,” *Analytics Vidhya*, Jul. 19, 2021. <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2021/07/understanding-the-basics-of-artificial-neural-network-ann/> (Eriřim: 06, Ağustos, 2022).
- [74] A. Mellit and A. M. Pavan, “A 24-h forecast of solar irradiance using artificial neural network: Application for performance prediction of a grid-connected PV plant at Trieste, Italy,” *Solar Energy*, cilt. 84, s. 5, ss. 807–821, 2010.

- [75] A.Voyant, M. Muselli, C. Paoli, and M.-L. Nivet, "Numerical weather prediction (NWP) and hybrid ARMA/ANN model to predict global radiation," *Energy*, cilt. 39, s. 1, ss. 341–355, 2012.
- [76] A. Sözen, E. Arcaklioğlu, and M. Özalp, "Estimation of solar potential in Turkey by artificial neural networks using meteorological and geographical data," *Energy Conversion and Management*, cilt. 45, s. 18, ss. 3033–3052, 2004.
- [77] A. Mellit and S. Shaari, "Recurrent neural network-based forecasting of the daily electricity generation of a Photovoltaic power system," *Ecological Vehicle and Renewable Energy (EVER)*, s. March, ss. 26–29, 2009.
- [78] J. M. S. de Araujo, "Performance comparison of solar radiation forecasting between WRF and LSTM in Gifu, Japan," *Environ. Res. Commun.*, cilt. 2, s. 4, ss. 045002, 2020.
- [79] A.Alzahrani, P. Shamsi, C. Dagli, and M. Ferdowsi, "Solar Irradiance Forecasting Using Deep Neural Networks," *Procedia Computer Science*, cilt. 114, ss. 304–313, 2017.
- [80] A.Rai, A. Shrivastava, and K. C. Jana, "A CNN-BiLSTM based deep learning model for mid-term solar radiation prediction," *International Transactions on Electrical Energy Systems*, cilt. 31, s. 9, ss. e12664, 2021.
- [81] J. H. Yousif, H. A. Kazem, N. N. Alattar, and I. I. Elhassan, "A comparison study based on artificial neural network for assessing PV/T solar energy production," *Case Studies in Thermal Engineering*, cilt. 13, ss. 100407, 2019.
- [82] Y. Jung, J. Jung, B. Kim, and S. Han, "Long short-term memory recurrent neural network for modeling temporal patterns in long-term power forecasting for solar PV facilities: Case study of South Korea," *Journal of Cleaner Production*, cilt. 250, ss. 119476, 2020.
- [83] M. Mishra, P. Byomakesha Dash, J. Nayak, B. Naik, and S. Kumar Swain, "Deep learning and wavelet transform integrated approach for short-term solar PV power prediction," *Measurement*, cilt. 166, ss. 108250, 2020.
- [84] S. Ghimire, R. C. Deo, N. Raj, and J. Mi, "Deep solar radiation forecasting with convolutional neural network and long short-term memory network algorithms," *Applied Energy*, cilt. 253, ss. 113541, 2019.
- [85] D. and K. Kim, "Recurrent Neural Network-Based Hourly Prediction of Photovoltaic Power Output Using Meteorological Information," *Energies*, cilt. 12, s. 2, Art. ss. 2, 2019.
- [86] Z. Pang, F. Niu, and Z. O'Neill, "Solar radiation prediction using recurrent neural network and artificial neural network: A case study with comparisons," *Renewable Energy*, cilt. 156, ss. 279–289, 2020.

- [87] İ. Kayri, “Güneş Panelleri İle Üretilen Enerjinin Ortam Bilgileri Kullanılarak Yapay Sinir Ağlarıyla Tahmini,” Doktora Tezi, Fırat Üniversitesi, Elazığ, Türkiye, 2017.
- [88] N. Zhou, N. Ren, J. Zhou, and C. Huang, “Prediction of remaining mileage of hydrogen energy vehicles based on LSTM,” in *2021 4th International Conference on Advanced Electronic Materials, Computers and Software Engineering (AEMCSE)*, ss. 749–753, 2021.
- [89] Ankara Meteoroloji Genel Müdürlüğü, <https://www.mgm.gov.tr/kurumsal/bolge-mudurleri.aspx> (accessed Jul. 30, 2022).
- [90] G. Ser and C. T. Bati, “Derin Sinir Ağları ile En İyi Modelin Belirlenmesi: Mantar Verileri Üzerine Keras Uygulaması,” *Yüzuncü Yıl University Journal of Agricultural Sciences*, cilt. 29, s. 3, Art. ss. 3, 2019.
- [91] E. Öztemel, *Yapay Sinir Ağları*, 3. Basım. İstanbul, Türkiye: Papatya Yayıncılık, 2012.
- [92] A. Gensler, J. Henze, B. Sick, and N. Raabe, “Deep Learning for solar power forecasting — An approach using AutoEncoder and LSTM Neural Networks,” in *2016 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC)*, ss. 002858–002865, 2016.
- [93] K. Bakirci, “Models of solar radiation with hours of bright sunshine: A review,” *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, cilt 13, s. 9, ss. 2580–2588, 2009.
- [94] Y. Chen, M. Lin, R. Yu, and T. Wang, “Research on Simulation and State Prediction of Nuclear Power System Based on LSTM Neural Network,” *Science and Technology of Nuclear Installations*, cilt. 2021, ss. e8839867, 2021.
- [95] I. Goodfellow, Y. Bengio, and A. Courville, *Deep Learning*, MIT Press, USA, 2016.
- [96] P. Rodriguez, J. Wiles, and J. L. Elman, “A Recurrent Neural Network that Learns to Count,” *Connection Science*, cilt. 11, s. 1, ss. 5–40, 1999.
- [97] J. Chung, C. Gulcehre, K. Cho, and Y. Bengio, “Empirical Evaluation of Gated Recurrent Neural Networks on Sequence Modeling,” arXiv, 11, 2014.
- [98] Z. C. Lipton, J. Berkowitz, and C. Elkan, “A Critical Review of Recurrent Neural Networks for Sequence Learning,” *Cornell University*, cilt 4, 2015.
- [99] O. Akköse, “Uzun-Kısa Vadeli Bellek(LSTM),” *Deep Learning Türkiye*, Mar. 24, 2021. <https://medium.com/deep-learning-turkiye/uzun-k%C4%B1sa-vadeli-bellek-lstm-b018c07174a3> (Erişim: 31, Haziran, 2022).
- [100] T. Mikolov, “Recurrent neural network based language model,” *Johns Hopkins University*, ss. 24, 2010.
- [101] S. Hochreiter and J. Schmidhuber, “Long Short-Term Memory,” *Neural Computation*, cilt. 9, s. 8, ss. 1735–1780, 1997.

- [102] A. Sherstinsky, “Fundamentals of Recurrent Neural Network (RNN) and Long Short-Term Memory (LSTM) network,” *Physica D: Nonlinear Phenomena*, cilt 404, ss. 132306, 2020.
- [103] S. Ghimire, R. C. Deo, N. Raj, and J. Mi, “Deep solar radiation forecasting with convolutional neural network and long short-term memory network algorithms,” *Applied Energy*, cilt 253, ss. 113541, 2019.
- [104] P. Ramachandran, B. Zoph, and Q. V. Le, “Searching for Activation Functions,” Oct. 2017), Available: <http://arxiv.org/abs/1710.05941>. (Erişim: 31, Haziran, 2022).
- [105] Y. LeCun, Y. Bengio, and G. Hinton, “Deep learning,” *Nature*, cilt 521, s 7553, Art. ss. 7553, 2015.
- [106] H. Kutlu, Biyoistatistik Temelli Bilimsel Araştırmalarda Derin Öğrenme Uygulamaları, Yüksek Lisans Tezi, Yakındoğu Üniversitesi, Sağlık Bilimleri Enstitüsü, Lefkoşa, Kıbrıs, 2018.
- [107] S. Sharma, S. Sharma, and A. Athaiya, “Activation Functions In Neural Networks,” *IJEAST*, cilt 04, s. 12, ss. 310–316, 2020.
- [108] C. Nwankpa, W. Ijomah, A. Gachagan, and S. Marshall, “Activation Functions: Comparison of trends in Practice and Research for Deep Learning,” arXiv, Nov. 2018.
- [109] R. Parmar, “Common Loss functions in machine learning,” *Medium*, Sep. 02, 2018. <https://towardsdatascience.com/common-loss-functions-in-machine-learning-46af0ffc4d23> (Erişim: 01, Ağustos, 2022).
- [110] Y. E. Kıymaz, “Güneş Enerjisi Santrallerinde Derin Öğrenme Kullanılarak Elektrik Üretimi Tahmininin Yapılması,” Yüksek Lisans Tezi, Necmettin Erbakan Üniversitesi, Konya, Türkiye, 2020.
- [111] P. Saravanan, “Understanding Loss Functions in Machine Learning,” *Engineering Education (EngEd) Program Section*, Feb. 15, 2021. <https://www.section.io/engineering-education/understanding-loss-functions-in-machine-learning/> (Erişim: 01, Ağustos, 2022).
- [112] Zach, “RMSE vs. R-Squared: Which Metric Should You Use?,” *Statology*, Jun. 22, 2021. <https://www.statology.org/rmse-vs-r-squared/> (Erişim: 01, Ağustos, 2022).
- [113] A. Chugh, “MAE, MSE, RMSE, Coefficient of Determination, Adjusted R Squared — Which Metric is Better?,” *Analytics Vidhya*, Mar. 16, 2022. <https://medium.com/analytics-vidhya/mae-mse-rmse-coefficient-of-determination-adjusted-r-squared-which-metric-is-better-cd0326a5697e> (Erişim: 01, Ağustos, 2022).
- [114] DataTechNotes, “Regression Model Accuracy (MAE, MSE, RMSE, R-squared) Check in R,” *DataTechNotes*, 2019.

<https://www.datatechnotes.com/2019/02/regression-model-accuracy-mae-mse-rmse.html> (Eriřim: 01, Ađustos, 2022).

- [115]Ü. Ađbulut, A. E. Gürel, and Y. Biçen, “Prediction of daily global solar radiation using different machine learning algorithms: Evaluation and comparison,” *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, cilt. 135, ss. 110114, 2021.

8. EKLER

8.1. EK 1: PREPROCESSING

```
import pandas as pd
import glob
import os
import xlrd
import numpy as np

data_new = []

filenames = glob.glob('/home/tugba/Dropbox/Data/solar/2014_2016/**/*.*xls',
recursive=True)
for filename in sorted(filenames):
    # print(filename)
    data = pd.read_excel(open(filename, 'rb'), sheetname=0)
    data.columns = ["Dates", "P_1", "P_2", "P_3", "A_T", "Rd", "P_T"]
    # data.columns = data.columns.replace(' ', '')
    data_new.append(data)

filenames = glob.glob('/home/tugba/Dropbox/Data/solar/2017/**/*.*csv',
recursive=True)
for filename in sorted(filenames):
    # print(filename)
    data = pd.read_csv(filename, sep=',', error_bad_lines=True)
    data.columns = data.columns.str.replace(' ', '')
    data.columns = data.columns.str.replace(',', '')
    data_new.append(data)

data_all = pd.concat(data_new, ignore_index=True, axis=0)
data_all = data_all.fillna(0)

date_time_split = data_all['Dates'].str.split(' ').values

cols = ['A_T', 'P_1', 'P_2', 'P_3', 'P_T', 'Rd']
for col in cols:
    p_3 = []
    p_3_split = data_all[col].str.split(',').values
    for i in range(len(data_all)):
        try:
            p_3.append(p_3_split[i][0]+p_3_split[i][1])

        except:
            p_3.append('0')
    data_all[col] = pd.Series(p_3, index=data_all.index)
# data_all.drop('Unnamed: 7', inplace=True, axis=1)
```

```

# print(data_all.tail(5))

data_all = data_all.set_index(pd.DatetimeIndex(data_all['Dates']))
data_all.drop('Dates', inplace=True, axis=1)
# print(data_all.head(5))

data_all.replace('-99999', 0, inplace=True)
data_all.replace(',', '', inplace=True)

cols = ['A_T', 'P_1', 'P_2', 'P_3', 'P_T', 'Rd']
for col in cols:
    data_all[col] = pd.to_numeric(data_all[col])

xx = 'D'
daily_summary = pd.DataFrame()
daily_summary['A_T'] = data_all.A_T.resample(xx).mean()
daily_summary['P_1'] = data_all.P_1.resample(xx).mean()
daily_summary['P_2'] = data_all.P_2.resample(xx).mean()
daily_summary['P_3'] = data_all.P_3.resample(xx).mean()
daily_summary['P_T'] = data_all.P_T.resample(xx).mean()
daily_summary['Rd'] = data_all.Rd.resample(xx).mean()

daily_summary = daily_summary.truncate(before='2014-01-01')

print(daily_summary.head(5))

data_DAC_2014_to_2017 = []
filenames =
glob.glob('/home/tugba/Dropbox/Data/solar/Met_data/DailyAverageCloudiness/**/*xlsx', recursive=True)
for filename in sorted(filenames):
    data = pd.read_excel(open(filename, 'rb'), sheetname=0)
    for column in data:
        data_DAC_2014_to_2017 = data_DAC_2014_to_2017 + data[column].tolist()
data_DAC_2014_to_2017 = [x for x in data_DAC_2014_to_2017 if str(x) != 'nan']

#####

data_DST_2014_to_2017 = []
filenames =
glob.glob('/home/tugba/Dropbox/Data/solar/Met_data/Daily_Sun_Time/**/*xlsx', recursive=True)
for filename in sorted(filenames):
    data = pd.read_excel(open(filename, 'rb'), sheetname=0)
    for column in data:
        data_DST_2014_to_2017 = data_DST_2014_to_2017 + data[column].tolist()
data_DST_2014_to_2017 = [x for x in data_DST_2014_to_2017 if str(x) != 'nan']

```

```
#####

data_DARH_2014_to_2017 = []
filenames =
glob.glob('/home/tugba/Dropbox/Data/solar/Met_data/Daily_Average_Relative_Humidi
ty/**/*.xlsx', recursive=True)
for filename in sorted(filenames):
    data = pd.read_excel(open(filename, 'rb'), sheetname=0)
    for column in data:
        data_DARH_2014_to_2017 = data_DARH_2014_to_2017 + data[column].tolist()
data_DARH_2014_to_2017 = [x for x in data_DARH_2014_to_2017 if str(x) != 'nan']

daily_summary['DAC'] = data_DAC_2014_to_2017
daily_summary['DST'] = data_DST_2014_to_2017
daily_summary['DARH'] = data_DARH_2014_to_2017

# daily_summary = daily_summary.replace('x', daily_summary.replace(['x'], [None]))
daily_summary = daily_summary.replace('x', np.nan)
print(daily_summary.head(5))
input('stop')
# print(daily_summary.tail(5))

daily_summary.to_csv('Cleaned_daily_data.csv', sep='\t')
```

8.2. EK 2: VERİ TEMEL EĞİTİM

```
import matplotlib
from matplotlib import pyplot
import pandas as pd
from pandas import DataFrame
from pandas import concat
from sklearn.preprocessing import LabelEncoder
from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler

from math import sqrt
from numpy import concatenate
from matplotlib import pyplot
from pandas import read_csv
from pandas import DataFrame
from pandas import concat
from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler
from sklearn.preprocessing import LabelEncoder
from sklearn.metrics import mean_squared_error
from keras.models import Sequential
from keras.layers import Dense
from keras.layers import LSTM
from keras.layers import Dropout
import numpy as np
matplotlib.use("TkAgg")
```

```

# convert series to supervised learning
def series_to_supervised(data, n_in=1, n_out=1, dropnan=True):
    n_vars = 1 if type(data) is list else data.shape[1]
    df = DataFrame(data)
    cols, names = list(), list()
    # input sequence (t-n, ... t-1)
    for i in range(n_in, 0, -1):
        cols.append(df.shift(i))
        names += [('var%d(t-%d)' % (j+1, i)) for j in range(n_vars)]
    # forecast sequence (t, t+1, ... t+n)
    for i in range(0, n_out):
        cols.append(df.shift(-i))
        if i == 0:
            names += [('var%d(t)' % (j+1)) for j in range(n_vars)]
        else:
            names += [('var%d(t+%d)' % (j+1, i)) for j in
range(n_vars)]
    # put it all together
    agg = concat(cols, axis=1)
    agg.columns = names
    # drop rows with NaN values
    if dropnan:
        agg.dropna(inplace=True)
    return agg

# load dataset
filename = 'Cleaned_daily_data'
dataset = pd.read_csv(filename, sep='\t', header=0, index_col=0)

cols = ['A_T', 'P_1', 'P_2', 'P_3', 'P_T', 'DAC', 'DST', 'DARH', 'Rd']

dataset = dataset[cols]

values = dataset.values
# ensure all data is float
values = values.astype('float32')
n_days = 2 ## max is 2 for now
use_met_data = True
num_of_hidden_lstm_layers = 9

print(dataset[:10])
reframed = series_to_supervised(values, n_days, 1)

n_features = 5

if n_days==1:
    colms = ['var1(t-1)', 'var2(t-1)', 'var3(t-1)', 'var4(t-1)', 'var5(t-1)', 'var9(t)']
    if use_met_data:
        n_features = 8

```

```

        cols = ['var1(t-1)', 'var2(t-1)', 'var3(t-1)', 'var4(t-1)', 'var5(t-1)',
'var6(t-1)', 'var7(t-1)', 'var8(t-1)', 'var9(t)']
    else:
        cols = ['var1(t-2)', 'var2(t-2)', 'var3(t-2)', 'var4(t-2)', 'var5(t-2)', 'var1(t-1)',
'var2(t-1)', 'var3(t-1)',
                'var4(t-1)', 'var5(t-1)', 'var9(t)']

    if use_met_data:
        n_features = 8
        cols = ['var1(t-2)', 'var2(t-2)', 'var3(t-2)', 'var4(t-2)', 'var5(t-2)',
'var6(t-2)', 'var7(t-2)', 'var8(t-2)',
                'var1(t-1)', 'var2(t-1)', 'var3(t-1)', 'var4(t-1)',
'var5(t-1)', 'var6(t-1)', 'var7(t-1)', 'var8(t-1)',
                'var9(t)']

reframed = reframed[cols]
print(reframed.head(5))

# normalize features
scaler = MinMaxScaler(feature_range=(0, 1))
reframed = scaler.fit_transform(reframed)

print(np.shape(reframed))
# print(reframed.head())

### Prepare data
# split into train and test sets
values = reframed
n_train_days = 365 * 3
train = values[:n_train_days, :]
test = values[n_train_days:, :]
# split into input and outputs
n_obs = n_train_days * n_features
train_X, train_y = train[:, :n_features*n_days], train[:, -1]
test_X, test_y = test[:, :n_features*n_days], test[:, -1]
print(train_X.shape, len(train_X), train_y.shape)
# reshape input to be 3D [samples, timesteps, features]
train_X = train_X.reshape((train_X.shape[0], n_days, n_features))
test_X = test_X.reshape((test_X.shape[0], n_days, n_features))
print(train_X.shape, train_y.shape, test_X.shape, test_y.shape)

# design network
model = Sequential()
if num_of_hidden_lstm_layers > 0:
    model.add(LSTM(300, return_sequences=True,
input_shape=(train_X.shape[1], train_X.shape[2]))) #100, 200
else:
    model.add(LSTM(150, input_shape=(train_X.shape[1], train_X.shape[2])))
for i in range(num_of_hidden_lstm_layers):
    if i < num_of_hidden_lstm_layers-1:
        model.add(LSTM(20, return_sequences=True)) # 10, 20

```

```

        else:
            model.add(LSTM(20)) # 10, 10
model.add(Dense(1, activation='relu'))
model.compile(loss='mse', optimizer='RMSProp', metrics=['mse', 'mse'])

#####

# fit network
history = model.fit(train_X, train_y, epochs=500, batch_size=200,
validation_data=(test_X, test_y), verbose=2, shuffle=False)
# plot history
print('Minimum mse: ', np.min(history.history['val_mse']))
print('Minimum mse epoch: ', np.argmax(history.history['val_mse'])+1)

pyplot.plot(history.history['mse'], label='train')
pyplot.plot(history.history['val_mse'], label='test')
pyplot.legend()
pyplot.xlabel("Epochs", color='black', fontsize=15, fontweight='bold')
pyplot.ylabel("MSE", color='black', fontsize=15, fontweight='bold')
pyplot.title("Loss vs Epochs", alpha=0.9, color='black', fontsize=18, fontweight='bold')
pyplot.show()

####

kk = 200
import numpy as np
test_X = test_X[:kk,:,:]
test_y = test_y[:kk]

yhat = model.predict(test_X)
test_X = test_X.reshape((test_X.shape[0], n_days*n_features))
# invert scaling for forecast
print(np.shape(test_X[:,-1]))
print(np.shape(yhat))

inv_yhat = concatenate((test[:kk, :-1], yhat), axis=1)
print(np.shape(inv_yhat))

inv_yhat = scaler.inverse_transform(inv_yhat)
inv_yhat = inv_yhat[:,-1]
# invert scaling for actual
test_y = test_y.reshape((len(test_y), 1))
inv_y = concatenate((test[:kk, :-1], test_y), axis=1)
inv_y = scaler.inverse_transform(inv_y)
inv_y = inv_y[:,-1]
# calculate RMSE
rmse = (sqrt(mean_squared_error(inv_y, inv_yhat))/np.mean(inv_y))*100
print('Test NRMSE(%): %.3f % rmse)

#####

```

```

pyplot.plot(inv_yhat, label='pred')
pyplot.plot(inv_y, label='gt')
pyplot.legend()
pyplot.xlabel("Time (days)", color='black', fontsize=15, fontweight='bold')
pyplot.ylabel("Radiation Amounts (kWh/m²)", color='black', fontsize=15,
fontweight='bold')
pyplot.title("Radiation Amounts - Time", alpha=0.9, color='black', fontsize=18,
fontweight='bold')
pyplot.show()

```

8.3. EK 3: LSTM EĞİTİM

```

import matplotlib
from matplotlib import pyplot
import pandas as pd
from pandas import DataFrame
from pandas import concat
from sklearn.preprocessing import LabelEncoder
from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler

from math import sqrt
from numpy import concatenate
from matplotlib import pyplot
from pandas import read_csv
from pandas import DataFrame
from pandas import concat
from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler
from sklearn.preprocessing import LabelEncoder
from sklearn.metrics import mean_squared_error
from keras.models import Sequential
from keras.layers import Dense
from keras.layers import LSTM
from keras.layers import Dropout
import numpy as np
matplotlib.use("TkAgg")

# convert series to supervised learning
def series_to_supervised(data, n_in=1, n_out=1, dropnan=True):
    n_vars = 1 if type(data) is list else data.shape[1]
    df = DataFrame(data)
    cols, names = list(), list()
    # input sequence (t-n, ... t-1)
    for i in range(n_in, 0, -1):
        cols.append(df.shift(i))
        names += [('var%d(t-%d)' % (j+1, i)) for j in range(n_vars)]
    # forecast sequence (t, t+1, ... t+n)

```

```

    for i in range(0, n_out):
        cols.append(df.shift(-i))
        if i == 0:
            names += [('var%d(t)' % (j+1)) for j in range(n_vars)]
        else:
            names += [('var%d(t+%d)' % (j+1, i)) for j in
range(n_vars)]
        # put it all together
        agg = concat(cols, axis=1)
        agg.columns = names
        # drop rows with NaN values
        if dropnan:
            agg.dropna(inplace=True)
    return agg

# load dataset
filename = 'Cleaned_daily_data'
dataset = pd.read_csv(filename, sep='\t', header=0, index_col=0)

cols = ['A_T', 'P_1', 'P_2', 'P_3', 'P_T', 'DAC', 'DST', 'DARH', 'Rd']

dataset = dataset[cols]

values = dataset.values
# ensure all data is float
values = values.astype('float32')
n_days = 2 ## max is 2 for now
use_met_data = True
num_of_hidden_lstm_layers = 9

print(dataset[:10])
reframed = series_to_supervised(values, n_days, 1)

n_features = 5

if n_days==1:
    cols = ['var1(t-1)', 'var2(t-1)', 'var3(t-1)', 'var4(t-1)', 'var5(t-1)', 'var9(t)']
    if use_met_data:
        n_features = 8
        cols = ['var1(t-1)', 'var2(t-1)', 'var3(t-1)', 'var4(t-1)', 'var5(t-1)',
'var6(t-1)', 'var7(t-1)', 'var8(t-1)', 'var9(t)']
    else:
        cols = ['var1(t-2)', 'var2(t-2)', 'var3(t-2)', 'var4(t-2)', 'var5(t-2)', 'var1(t-1)',
'var2(t-1)', 'var3(t-1)',
'var4(t-1)', 'var5(t-1)', 'var9(t)']
    if use_met_data:
        n_features = 8
        cols = ['var1(t-2)', 'var2(t-2)', 'var3(t-2)', 'var4(t-2)', 'var5(t-2)',
'var6(t-2)', 'var7(t-2)', 'var8(t-2)',

```

```

        'var1(t-1)', 'var2(t-1)', 'var3(t-1)', 'var4(t-1)',
'var5(t-1)', 'var6(t-1)', 'var7(t-1)', 'var8(t-1)',
        'var9(t)']

reframed = reframed[colsms]
print(reframed.head(5))

# normalize features
scaler = MinMaxScaler(feature_range=(0, 1))
reframed = scaler.fit_transform(reframed)

print(np.shape(reframed))
# print(reframed.head())

### Prepare data
# split into train and test sets
values = reframed
n_train_days = 365 * 3
train = values[:n_train_days, :]
test = values[n_train_days:, :]
# split into input and outputs
n_obs = n_train_days * n_features
train_X, train_y = train[:, :n_features*n_days], train[:, -1]
test_X, test_y = test[:, :n_features*n_days], test[:, -1]
print(train_X.shape, len(train_X), train_y.shape)
# reshape input to be 3D [samples, timesteps, features]
train_X = train_X.reshape((train_X.shape[0], n_days, n_features))
test_X = test_X.reshape((test_X.shape[0], n_days, n_features))
print(train_X.shape, train_y.shape, test_X.shape, test_y.shape)

# design network
model = Sequential()
if num_of_hidden_lstm_layers > 0:
    model.add(LSTM(300, return_sequences=True,
input_shape=(train_X.shape[1], train_X.shape[2]))) #100, 200
else:
    model.add(LSTM(150, input_shape=(train_X.shape[1], train_X.shape[2])))
for i in range(num_of_hidden_lstm_layers):
    if i < num_of_hidden_lstm_layers-1:
        model.add(LSTM(20, return_sequences=True)) # 10, 20
    else:
        model.add(LSTM(20)) # 10, 10
model.add(Dense(1, activation='relu'))
model.compile(loss='mse', optimizer='RMSProp', metrics=['mse', 'mse'])
#####
# fit network
history = model.fit(train_X, train_y, epochs=500, batch_size=200,
validation_data=(test_X, test_y), verbose=2, shuffle=False)
# plot history
print('Minimum mse: ', np.min(history.history['val_mse']))

```

```

print('Minimum mse epoch: ', np.argmin(history.history['val_mse'])+1)

pyplot.plot(history.history['mse'], label='train')
pyplot.plot(history.history['val_mse'], label='test')
pyplot.legend()
pyplot.xlabel("Epochs", color='black', fontsize=15, fontweight='bold')
pyplot.ylabel("MSE", color='black', fontsize=15, fontweight='bold')
pyplot.title("Loss vs Epochs", alpha=0.9, color='black', fontsize=18, fontweight='bold')
pyplot.show()

#####

kk = 200
import numpy as np
test_X = test_X[:kk,:,:]
test_y = test_y[:kk]

yhat = model.predict(test_X)
test_X = test_X.reshape((test_X.shape[0], n_days*n_features))
# invert scaling for forecast
print(np.shape(test_X[:, :-1]))
print(np.shape(yhat))

inv_yhat = concatenate((test[:kk, :-1], yhat), axis=1)
print(np.shape(inv_yhat))

inv_yhat = scaler.inverse_transform(inv_yhat)
inv_yhat = inv_yhat[:, :-1]
# invert scaling for actual
test_y = test_y.reshape((len(test_y), 1))
inv_y = concatenate((test[:kk, :-1], test_y), axis=1)
inv_y = scaler.inverse_transform(inv_y)
inv_y = inv_y[:, :-1]
# calculate RMSE
rmse = (sqrt(mean_squared_error(inv_y, inv_yhat))/np.mean(inv_y))*100
print("Test NRMSE(%): %.3f % rmse)

#####

pyplot.plot(inv_yhat, label='pred')
pyplot.plot(inv_y, label='gt')
pyplot.legend()
pyplot.xlabel("Time (days)", color='black', fontsize=15, fontweight='bold')
pyplot.ylabel("Radiation Amounts (kWh/m²)", color='black', fontsize=15,
fontweight='bold')
pyplot.title("Radiation Amounts - Time", alpha=0.9, color='black', fontsize=18,
fontweight='bold')
pyplot.show()

```

ÖZGEÇMİŞ

KİŞİSEL BİLGİLER

Adı Soyadı : Tuğba ÖZDEMİR ALİ
Yabancı Dili : İngilizce

ÖĞRENİM DURUMU

Derece	Alan	Okul/Üniversite	Mezuniyet Yılı
Doktora	Fizik	Düzce Üniversitesi	2022
Y. Lisans	Fizik	Uludağ Üniversitesi	2015
Lisans	Fizik	Dumlupınar Üniversitesi	2013
Lise		Düzce Yabancı Dil Ağırlıklı Lisesi	2007

YAYINLAR

- T. Özdemir**, F. Taher, B. O. Ayinde, J. M. Zurada, and O. Tuzun Ozmen, “Comparison of Feedforward Perceptron Network with LSTM for Solar Cell Radiation Prediction,” *Applied Sciences*, cilt. 12, s. 9, Art. ss. 9, 2022.
- T. Özdemir** and Ö. T. Özmen, “Farklı Tip Fotovoltaik Panellerin Kış Aylarındaki Işınım, Verim ve Performans Analizleri,” in *Natural and Technology Sciences*, İzmir, Türkiye: Duvar Kitapevi, ss. 262–281, 2022.
- T. Özdemir** and Ö. T. Özmen “Farklı Tipteki Fotovoltaik Panellerinin Düzce için 2014-2019 Yılları Arası Yaz Ayları Performans ve Verimlilik Analizi”, *Düzce Üniversitesi Bilim ve Teknoloji Dergisi* s. 10, 2022.

4. Ö. Uz, **T. Özdemir**, and Ö. Tüzün Özmen, "Estimating Energy Production of Solar Power Plant at the University of Bakırçay Using Artificial Neural Networks Based on Meteorological Conditions." *Artificial Intelligence Theory and Applications* 2, s. 1, ss. 27-40, 2022.
5. Ö. Uz, **T. Özdemir**, and Ö. Tüzün Özmen, Fotovoltaik Enerji Üretiminin Meteorolojik Şartlarla İlişkilendirilmesi: İzmir Bakırçay Üniversitesi Örneği. *Mehmet Akif Ersoy Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi*, s. 13(1), ss.49-62, 2022.
6. S.Karasu, **T. Özdemir**, H.M. Şağban, Ö.Tüzün Özmen, "Analysis of Electric and Dielectric Properties of Au/P3HT:PCBM/N-Si Schottky Barrier Diodes", International Conference on Condensed Matter and Materials Science (ICCM17), 11-15 October, Adana, Turkey, s. 132, 2017.
7. **T. Özdemir**, H. M. Şağban, Ö. Tüzün Özmen, "Performance Analysis of Monocrystalline, Polycrystalline, Amorphous Silicon Photovoltaic Panels in Düzce", 2nd International Energy and Engineering Conference 2017 (UEMK 2017), 12-13 October, Gaziantep, Turkey, ss. 778 , 2017.
8. Ö. Tüzün Özmen, H. M. Şağban, **T. Özdemir**, "Outdoor performance of three different photovoltaic (PV) on-grid panels in Düzce area from 2014 to 2016", 2nd International Conference on Material Science and Technology in Cappadocia (IMSTEC 2017), 11-13 October, Cappadocia, Nevsehir, Turkey, ss. 27, 2017.
9. H. M. Şağban, **T. Özdemir**, Ö. Tüzün Özmen, "Electrical and optical characteristics of Au/PTB7:PCBM/n-Si heterojunction Schottky barrier diode", 2nd International Conference on Material Science and Technology in Cappadocia (IMSTEC 2017), 11-13 October, Cappadocia, Nevsehir, Turkey, ss. 115, 2017.
10. Ö. Tüzün Özmen, A. Öztürk, H. M. Şağban, **T. Özdemir**, "Study on the Frequency and Voltage Dependent Capacitance and Conductance Characteristics of the Au/P3HT:F4-TCNQ/n-Si (MPS) Schottky barrier diodes", Turkish Physical Society 33rd International Physics Congress, 06-10 September, Bodrum, Turkey, ss. 521, 2017.
11. Ö. Tüzün Özmen, H. M. Şağban, **T. Özdemir**, "The Performance Comparison of Amorphous, Polycrystalline and Monocrystalline Silicon Solar Cells Between 2014 and 2015", 3rd International Conference on Computational and Experimental Science and Engineering (ICCESSEN 2016), 19-24 October, Antalya, Turkey, ss. 270, 2016.
12. **T. Özdemir**, H. M. Şağban, Ö. Tüzün Özmen, A.Öztürk, "Study on the Frequency and Voltage Dependent Dielectric Characteristics of the Au/P3HT:F4-TCNQ/n-Si Schottky Barrier Diode", 3rd

International Conference on Computational and Experimental Science and Engineering (ICCESEN 2016), 19-24 October, Antalya, Turkey, ss. 591, 2016.

