

T.C.
BALIKESİR ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
MATEMATİK ANABİLİM DALI



**ÇOK DEĞİŞKENLİ ZAMAN SERİLERİNE DAYALI ÖZİNİTELİK ÇIKARIMI
İLE FOTOVOLTAİK GÜÇ TAHMİNİ İÇİN AÇIKLANABİLİR HİBRİT
TRANSFORMER MİMARİLERİNİN GELİŞTİRİLMESİ**

ÖZGE ÇELİK

DOKTORA TEZİ

Jüri Üyeleri : Prof. Dr. Sebahattin İKİKARDEŞ (Tez Danışmanı)
Dr. Öğr. Üyesi Kadriye Filiz BALBAL (Eş Danışman)
Prof. Dr. Fırat EVİRGEN
Prof. Dr. İbrahim KÜÇÜKKOÇ
Prof. Dr. Çağın KANDEMİR ÇAVAŞ
Prof. Dr. Emel KURUOĞLU KANDEMİR

BALIKESİR, ŞUBAT - 2026

ETİK BEYAN

Balıkesir Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Tez Yazım Kurallarına uygun olarak tarafımda hazırlanan “**Çok Değişkenli Zaman Serilerine Dayalı Öznitelik Çıkarımı ile Fotovoltaik Güç Tahmini için Açıklanabilir Hibrit Transformer Mimarilerinin Geliştirilmesi**” başlıklı tezde;

- Tüm bilgi ve belgeleri akademik kurallar çerçevesinde elde ettiğimi,
- Kullanılan veriler ve sonuçlarda herhangi bir değişiklik yapmadığımı,
- Tüm bilgi ve sonuçları bilimsel araştırma ve etik ilkelere uygun şekilde sunduğumu,
- Yararlandığım eserlere atıfta bulunarak kaynak gösterdiğimi,

beyan eder, aksinin ortaya çıkması durumunda her türlü yasal sonucu kabul ederim.

ÖZGE ÇELİK

**Bu tez çalışması Balıkesir Üniversitesi Bilimsel Araştırma Projeleri Birimi tarafından
2024/007 no'lu proje ile desteklenmiştir.**

ÖZET

ÇOK DEĞİŞKENLİ ZAMAN SERİLERİNE DAYALI ÖZİNİTELİK ÇIKARIMI İLE FOTOVOLTAİK GÜÇ TAHMİNİ İÇİN AÇIKLANABİLİR HİBRİT TRANSFORMER MİMARİLERİNİN GELİŞTİRİLMESİ

DOKTORA TEZİ

ÖZGE ÇELİK

BALIKESİR ÜNİVERSİTESİ FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

MATEMATİK ANABİLİM DALI

(TEZ DANIŞMANI: PROF. DR. SEBAHATTİN İKİKARDEŞ)
(EŞ DANIŞMAN: DR. ÖĞR. ÜYESİ KADRIYE FİLİZ BALBAL)
BALIKESİR, ŞUBAT - 2026

Fotovoltaik (FV) güç üretiminin doğru ve güvenilir bir şekilde tahmin edilmesi; şebeke kararlılığının sağlanması, enerji planlamasının optimize edilmesi ve yenilenebilir enerji kaynaklarının entegrasyonunun desteklenmesi açısından kritik öneme sahiptir. Bu çalışma, Türkiye, Manisa ili, Akhisar ilçesinde yer alan 100 kW kapasiteli, çatı tipi güneş enerjisi santralinden elde edilen gerçek saatlik üretim verilerini kullanarak bir saat sonrasına yönelik FV çıkışı tahmin etmek amacıyla modüler bir hibrit Transformer çerçevesi önermektedir. Zamansal özellik öğrenimini geliştirmek amacıyla, Vanilla Transformer kodlayıcısındaki standart ileri beslemeli katman, LSTM, GRU ve 1D-CNN olmak üzere üç alternatif dizi modelleme birimi ile değiştirilmiştir. Bu modüler kodlayıcı tasarımı, modelin hem uzun dönemli bağımlılıkları hem de yerel dinamik örüntüleri daha etkin bir şekilde yakalamasına olanak tanımaktadır. Her bir model, Bayesçi hiperparametre optimizasyonu ile ayarlanmış ve MSE, RMSE, MAE ve R^2 gibi yerleşik performans ölçütleri kullanılarak değerlendirilmiştir. Deneysel sonuçlar, 1D-CNN tabanlı hibrit modelin en yüksek tahmin doğruluğunu sağladığını, Vanilla Transformer'a kıyasla RMSE değerinde yaklaşık %15'e varan iyileşme elde ettiğini ve farklı hava koşulları altında daha kararlı R^2 değerleri sunduğunu göstermektedir.

Tahmin doğruluğuna ek olarak, çalışmada her bir modelin uygulanabilirliğini değerlendirmek amacıyla yorumlanabilirlik (SHAP analizi aracılığıyla), çıkarım süresi verimliliği ve GPU kullanım düzeyi de incelenmiştir. Elde edilen bulgular, önerilen modüler kodlayıcı yapısının hem tahmin performansını hem de hesaplama verimliliğini artırdığını ve gerçek Dünya FV tahmin uygulamaları için ölçeklenebilir bir çözüm sunduğunu ortaya koymaktadır.

Sonuç olarak, bu araştırma, Transformer mimarilerine zamansal modelleme birimlerinin entegre edilmesinin yenilenebilir enerji tahmin performansını iyileştirme ve modern güç sistemlerinde veri odaklı karar alma süreçlerini destekleme açısından önemli bir potansiyele sahip olduğunu vurgulamaktadır.

ANAHTAR KELİMELER: Bayesçi optimizasyon, derin öğrenme, fotovoltaik güneş enerji tahmini, GRU, hibrid Transformer, LSTM, yenilenebilir enerji, 1D-CNN

ABSTRACT

DEVELOPMENT OF EXPLAINABLE HYBRID TRANSFORMER ARCHITECTURES FOR PHOTOVOLTAIC POWER FORECASTING BASED ON MULTIVARIATE TIME-SERIES FEATURE EXTRACTION

PH.D THESIS

ÖZGE ÇELİK

BALIKESİR UNIVERSITY INSTITUTE OF SCIENCE
MATHEMATICS

(SUPERVISOR: PROF. DR. SEBAHATTİN İKİKARDEŞ)
(CO-SUPERVISOR: ASSIST. PROF. DR. KADRIYE FİLİZ BALBAL)
BALIKESİR, FEBRUARY - 2026

Accurate and reliable forecasting of photovoltaic (PV) power generation is essential for ensuring grid stability, optimizing energy scheduling, and supporting the integration of renewable resources. This study proposes a modular hybrid Transformer framework to predict one-hour-ahead PV output using real-world hourly production data collected from a 100 kW rooftop solar plant located in Akhisar, Manisa, Türkiye. To enhance temporal feature learning, the standard feed-forward layer in the vanilla Transformer encoder is replaced with three alternative sequence modeling units, including LSTM, GRU, and 1D-CNN. This modular encoder design enables the model to capture both long-range dependencies and local dynamic patterns more effectively. Each model is optimized through Bayesian hyperparameter tuning and evaluated using established metrics such as MSE, RMSE, MAE, and R^2 . Experimental results indicate that the 1D-CNN-based hybrid model provides the most accurate predictions, achieving up to approximately 15% RMSE improvement over the Vanilla Transformer and demonstrating more stable R^2 values across varying weather conditions.

In addition to predictive accuracy, the study also evaluates interpretability (via SHAP analysis), inference-time efficiency, and GPU utilization to assess the practical deployability of each model. Findings indicate that the proposed modular encoder structure enhances both forecasting performance and computational efficiency, offering a scalable solution for real-world PV forecasting applications.

Overall, this research highlights the potential of integrating temporal modeling units into Transformer architectures to improve renewable energy forecasting and support data-driven decision-making in modern power systems.

KEYWORDS: Bayesian optimization, deep learning, GRU, hybrid Transformer, LSTM, photovoltaic forecasting, renewable energy, 1D-CNN

İÇİNDEKİLER

Sayfa

ÖZET	i
ABSTRACT	ii
ŞEKİL LİSTESİ	v
TABLO LİSTESİ.....	vii
SEMBOL LİSTESİ	viii
ÖNSÖZ VE TEŞEKKÜR	ix
1. GİRİŞ.....	1
2. LİTERATÜR TARAMASI	5
2.1 Fotovoltaik Güç Tahmininde Veri Karakterizasyonu ve Problem Tanımı	6
2.2 Kısa Vadeli Fotovoltaik Güç Tahmininde Kullanılan Modellerin Evrimi	8
2.2.1 İstatistiksel ve klasik makine öğrenimi yaklaşımları	9
2.2.2 Tekrarlayan sinir ağları	11
2.2.3 Evrimsel ve hibrit derin öğrenme yapıları.....	13
2.2.4 Transformer tabanlı yaklaşımlar	14
2.3 Açıklanabilirlik (XAI) ve Ekonomik Etki Boyutu	16
2.4 Literatürdeki Boşluklar ve Bu Çalışmanın Konumlandırılması	18
3. MATERYAL VE YÖNTEM.....	21
3.1 Çalışma Sahası ve Veri Toplama.....	21
3.1.1 İnvörtör verilerinin temini	21
3.1.2 Meteorolojik verilerin temini ve keşif amaçlı veri analizinin yapılması	22
3.1.2.1 Aktüel basınç (hPa).....	25
3.1.2.2 Bulut taban yüksekliği (m)	26
3.1.2.3 Bulutluluk miktarı (okta).....	27
3.1.2.4 Güneşlenme süresi (saat)	29
3.1.2.5 Güneşlenme şiddeti (cal/cm ²).....	30
3.1.2.6 Toplam küresel güneş radyasyonu (W/m ²)	31
3.1.2.7 Nispi nem (%).....	31
3.1.2.8 Sıcaklık (°C).....	32
3.1.2.9 Rüzgâr yönü ve hızı	33
3.1.2.10 Yağış miktarı (mm = kg/m ²).....	34
3.2 Veri Ön İşleme ve Öznitelik Mühendisliği.....	36
3.2.1 Veri temizleme	36
3.2.1.1 Eksik gözlemlerin tamamlanması	36
3.2.1.2 Aykırı değerlerin tespiti ve çıkarılması	37
3.2.1.3 Yinelenen verilerin temizlenmesi	38
3.2.2 Öznitelik seçimi ve değişkenler arası ilişki analizi	38
3.2.2.1 Korelasyon analizi	38
3.2.2.2 Varyans enflasyon faktörü analizi	40
3.2.2.3 Mutual Information (MI)	42
3.2.2.4 Temel bileşenler analizi (Principal Component Analysis - PCA)	42
3.3 Veri Normalizasyonu ve Standardizasyon.....	43
3.3.1 Min-Max normalizasyonu	43
3.3.2 Standardizasyon	44
3.3.3 Zamana dayalı döngüsel öznitelikler.....	44
3.3.4 Veri seti bölme	46
3.3.5 Kullanılan programlama dilleri ve kütüphaneler	47
3.4 Model Yapıları ve Geliştirilmesi	48

İÇİNDEKİLER (devam)

Sayfa

3.4.1	Uzun Kısa Süreli Bellek (Long Short-Term Memory Networks - LSTM).....	49
3.4.2	Geçitli Tekrarlayan Birimler (Gated Recurrent Units –GRU).....	51
3.4.3	Tek Boyutlu Evrişimsel Sinir Ağları (One Dimension Convolutional Neural Networks – 1D-CNN)	53
3.4.4	Vanilla Transformer Modeli.....	54
3.4.5	Hibrit model yaklaşımı.....	58
3.4.6	Kayan pencere boyutu seçimi (Window size).....	59
3.4.7	Her bir modelin detaylı mimarisinin açıklanması.....	62
3.5	Değerlendirme Metrikleri	68
4.	TAHMİN SONUÇLARI VE PERFORMANS DEĞERLENDİRMESİ	71
4.1	Normalize Edilmiş Hata Oranları	73
4.2	Günlük Performans Analizleri	74
5.	TARTIŞMA VE AÇIKLANABİLİRLİK	79
5.1	Öznitelik Önem Analizleri.....	82
5.1.1	LSTM Hibrit modeli için öznitelik önemi.....	85
5.1.2	GRU Hibrit modeli için öznitelik önemi.....	85
5.1.3	1D-CNN Hibrit modeli için öznitelik önemi.....	86
5.2	Hesaplama Performansı Değerlendirmesi.....	89
5.3	Model Performansının Operasyonel ve Ekonomik Etkileri.....	91
6.	SONUÇ VE ÖNERİLER.....	93
	KAYNAKLAR.....	95
	EKLER.....	112
	ÖZGEÇMİŞ.....	154

ŞEKİL LİSTESİ

Sayfa

Şekil 1.1: IRENA planlanan enerji senaryosu.....	1
Şekil 2.1: Zaman serisi problemlerinde kullanılan başlıca yöntemler	5
Şekil 2.2: Türkiye veri kümeleri ile yapılan çalışmaların modellere göre dağılım haritası	19
Şekil 3.1: Güneş enerjisi potansiyel atlası.....	22
Şekil 3.2: Akhisar ilçesi aylık güneşlenme saatleri.....	23
Şekil 3.3: Akhisar ilçesi aylık güneş radyasyon miktarı.....	23
Şekil 3.4: Aktüel basınç dağılımı.....	26
Şekil 3.5: Aktüel basınç değişimi.....	26
Şekil 3.6: Bulut taban yüksekliği dağılım grafiği	27
Şekil 3.7: Bulutluluk miktarı yıllık değişim grafiği.....	28
Şekil 3.8: Bulutluluk miktarı dağılım grafiği.....	29
Şekil 3.9: Güneşlenme süresi dağılımı.....	29
Şekil 3.10: Yıl içindeki güneşlenme şiddeti değişimi.....	30
Şekil 3.11: Toplam küresel güneş radyasyonu yıllık değişim grafiği.....	31
Şekil 3.12: Nispi nem yıllık değişim grafiği	32
Şekil 3.13: Sıcaklık değişkeninin yıl boyunca değişimi	33
Şekil 3.14: Rüzgâr yönü ve hızı değişkenlerinin radar grafiği.....	35
Şekil 3.15: Yıllık yağış dağılımı grafiği.....	34
Şekil 3.16: Değişkenler arası korelasyon analizi ısı haritası.....	40
Şekil 3.17: Nihai veri kümesi değişkenleri ısı haritası.....	46
Şekil 3.18: Tekrarlanan sinir ağı hücre yapısı.....	49
Şekil 3.19: Uzun kısa süreli bellek hücre yapısı	49
Şekil 3.20: Geçitli tekrarlı üniteler hücre yapısı	53
Şekil 3.21: Bir boyutlu evrişimli sinir ağı mimarisi.....	54
Şekil 3.22: Vanilla transformer encoder-decoder mimarisi	55
Şekil 3.23: Çalışmanın metodolojik akış şeması	59
Şekil 3.24: FV üretim verilerinin ACF grafiği.....	60
Şekil 3.25: Kayan pencere boyut seçim grafiği	61
Şekil 3.26: Vanilla Encoder hiperparametre optimizasyon sonuçları.....	64
Şekil 3.27: LSTM Encoder hiperparametre optimizasyon sonuçları.....	64
Şekil 3.28: GRU encoder hiperparametre optimizasyon sonuçları.....	65
Şekil 3.29: CNN encoder hiperparametre optimizasyon sonuçları.....	65
Şekil 3.30: Eğitim süreci kayıp değişimleri	68
Şekil 4.1: Eğitim, doğrulama ve test kümelerinde model performansları	72
Şekil 4.2: Farklı günlere ait 24 saatlik performanslar	75
Şekil 4.3: Günlük R ² eğilimleri.....	78
Şekil 5.1: Modellerin hata otokorelasyon grafikleri	79
Şekil 5.2: Mutlak hata kutu grafikleri	80
Şekil 5.3: Modellerin çekirdek yoğunluk tahmin eğrileri ve hata histogramları	81
Şekil 5.4: Modellerin tahmin hata zaman serileri	81
Şekil 5.5: Permütasyon tabanlı öznelik dağılımı radar grafiği	82
Şekil 5.6: Gradyan tabanlı öznelik önem dağılımı radar grafiği.....	83
Şekil 5.7: Vanilla Transformer modeli SHAP analizi.....	84
Şekil 5.8: LSTM Hibrit modeli SHAP analizi	86
Şekil 5.9: GRU Hibrit modeli SHAP analizi	87
Şekil 5.10: 1D-CNN Hibrit modeli SHAP analizi	88

ŞEKİL LİSTESİ (devam)

	<u>Sayfa</u>
Şekil 5.11: Model performans değerlendirmesi	90
Şekil A.1: Fotovoltaik üretim tahmini bağlamsal zihin haritası	113
Şekil B.1: Günlük model performans grafikleri.....	126
Şekil C.1: Öznitelik önem analizleri.....	151

TABLO LİSTESİ

Sayfa

Tablo 2.1: Türkiye'deki kısa vadeli tahmin çalışmaları	7
Tablo 2.2: Fotovoltaik enerji üretim tahmininde veri ve tahmin boyutlarına göre literatür eğilimleri.....	8
Tablo 2.3: Kısa vadeli FV güç tahmininde kullanılan model yaklaşımlarının evrimi.....	9
Tablo 2.4: Açıklanabilirlik ve ekonomik boyut açısından FV güç tahmin çalışmalarının karşılaştırılması.....	18
Tablo 3.1: Manisa_sdf veri kümesinin ilk yedi satırı	24
Tablo 3.2: Varyans enflasyon faktörü sonuçları.....	41
Tablo 3.3: Bayeşçi Arama Kullanılarak Her Bir Model İçin Optimize Edilmiş Hiperparametreler	63
Tablo 3.4: Her bir model için eğitim parametreleri ve yapılandırmaları.....	66
Tablo 4.1: Modellerin karşılaştırmalı metrik performansları	71
Tablo 4.2: Test kümesindeki tüm günler için hesaplanan günlük metriklerin ortalama ve standart sapmaları	77
Tablo A.1: Kısa vadeli tahmin için kullanılan veri kümeleri	114
Tablo A.2: Kısa süreli tahmin modelleri	116
Tablo A.3: Açıklanabilirlik ve ekonomik etki bağlamında çalışmalar	121

SEMBOL LİSTESİ

<i>A</i>	: Alan (m ²)
<i>E</i>	: Enerji (kWh)
<i>G</i>	: Global güneş radyasyonu (W/m ²)
<i>I</i>	: Akım (A)
<i>P</i>	: Güç (W)
<i>T</i>	: Sıcaklık (°C)
<i>V</i>	: Gerilim (V)
Δ	: Değişim / fark
η	: Verim (%)
μ	: Aritmetik ortalama
σ	: Standart sapma

KISALTMA LİSTESİ

ACF	: Autocorrelation Function (Otokorelasyon Fonksiyonu)
CNN	: Convolutional Neural Network (Evrışimsel Sinir Ağı)
EDA	: Exploratory Data Analysis (Keşifsel Veri Analizi)
FV	: Fotovoltaik
GES	: Güneş Enerjisi Santrali
GRU	: Gated Recurrent Unit (Kapılı Yinelemeli Birim)
IEA	: International Energy Agency (Uluslararası Enerji Ajansı)
IQR	: Interquartile Range (Çeyrekler Arası Aralık)
IRENA	: International Renewable Energy Agency (Uluslararası Yenilebilir Enerji Ajansı)
LSTM	: Long Short-Term Memory (Uzun Kısa Süreli Bellek)
MAE	: Mean Absolute Error (Ortalama Mutlak Hata)
MI	: Mutual Information (Karşılıklı Bilgi)
ML	: Machine Learning (Makine Öğrenmesi)
MSE	: Mean Squared Error (Ortalama Kare Hata)
PCA	: Principal Component Analysis (Temel Bileşenler Analizi)
R²	: Coefficient of Determination (Belirleme Katsayısı)
RMSE	: Root Mean Square Error (Kök Ortalama Kare Hata)
SHAP	: SHapley Additive exPlanations (Toplamsal Shapley Açıklamaları)
VIF	: Variance Inflation Factor (Varyans Enflasyon Faktörü)
VoF	: Value of Forecasting (Tahminin Değeri)
XAI	: Explainable Artificial Intelligence (Açıklanabilir Yapay Zekâ)

ÖNSÖZ VE TEŞEKKÜR

Üniversite yıllarımdan bu yana akademik yolculuğumun her aşamasına tanıklık eden, bilgi ve deneyimiyle bana her zaman yol gösteren, yalnızca bir danışman değil aynı zamanda bir rehber olan tez danışmanım Prof. Dr. Sebahattin İKİKARDEŞ'e en içten teşekkürlerimi sunarım. Yıllar boyunca bana duyduğu güven ve verdiği destek, bu çalışmayı tamamlamamda en önemli motivasyon kaynaklarımdan biri olmuştur.

Doktora sürecimin son üç yılında birlikte yoğun şekilde çalıştığım, sayısız görüşme, uzun saatler süren sohbetler ve ortak projelerle tezimin şekillenmesinde büyük emeği bulunan eş danışmanım Dr. Öğr. Üyesi Kadriye Filiz BALBAL'a ayrıca ve özellikle teşekkür ederim. Akademik titizliği, yol gösterici eleştirileri ve her zaman ulaşılabilir olması, bu sürecin verimli ve öğretici geçmesini sağlamıştır.

Hayatım boyunca yanımda olan, sevgileri, sabırları ve inançlarıyla beni her koşulda destekleyen canım annem Hayriye ÇELİK'e, canım babam Halil ÇELİK'e ve biricik kardeşim Ezgi ÇELİK'e minnettirim. Bu zorlu süreçte anlayışları, destek ve varlıklarıyla bana güç verdikleri için canı gönülden teşekkür ederim.

Ayrıca doktora sürecimde desteğini esirgemeyen tüm hocalarıma, arkadaşlarıma ve emeği geçen herkese teşekkür ederim.

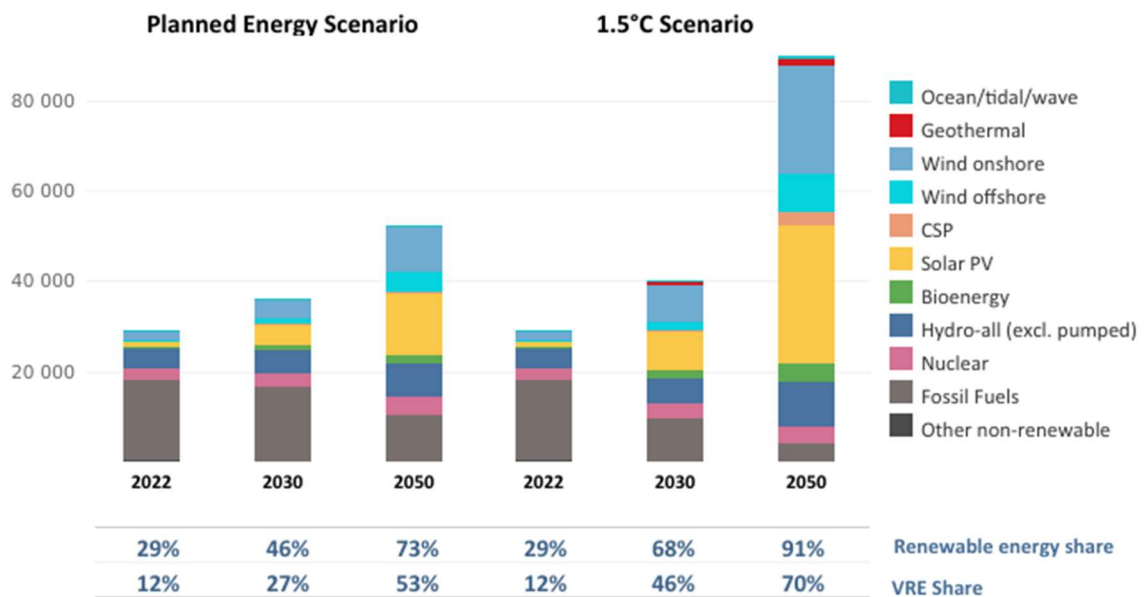
Balıkesir, 2026

Özge ÇELİK

1. GİRİŞ

Küresel enerji sistemi, artan nüfus, sanayileşme ve kentleşme ile birlikte giderek büyüyen enerji talebini karşılamak zorunda kalmaktadır. Uluslararası Enerji Ajansı tarafından yayımlanan Dünya Enerjisi Görünümü 2023 raporuna göre, küresel nüfusun 2050 yılına kadar yaklaşık 1,7 milyar artması beklenmekte olup, bu artışın özellikle 2030 sonrası dönemde enerji talebini önemli ölçüde artıracığı öngörülmektedir (World Energy Outlook 2023, 2023). Mevcut fosil yakıt temelli enerji üretim yapısının, artan sera gazı salımları ve çevresel etkiler nedeniyle sürdürülebilir olmadığı bilimsel olarak ortaya konmuştur. Bu bağlamda, küresel enerji talebinin karşılanmasında temiz, çevre dostu ve yenilenebilir enerji kaynaklarına geçiş zorunlu hâle gelmiştir (Kural and Aksoy, 2020).

Fosil yakıt kullanımının neden olduğu karbondioksit (CO₂) ve metan (CH₄) gibi sera gazı salımları, küresel ısınmanın temel sebepleri arasında yer almakta olup, bu durum iklim değişikliği ile mücadelede enerji sektörünü merkezi bir konuma taşımaktadır (Husein et al., 2024; Fthenakis et al., 2008). Uluslararası Yenilenebilir Enerji Ajansı tarafından yayımlanan senaryolara göre (IEA, 2023; IRENA, 2023), Şekil 1.1' e göre, 1,5 °C küresel ısınma hedefinin sağlanabilmesi için yenilenebilir enerji kaynaklarının küresel enerji üretimindeki payının 2030 yılına kadar %68'e, 2050 yılına kadar ise %91'e ulaşması gerekmektedir. Bu süreçte, temiz enerji yatırımlarının 2020 yılından itibaren yaklaşık %40 oranında artış gösterdiği raporlanmaktadır (IEA, 2023).



Şekil 1.1: IRENA planlanan enerji senaryosu

Yenilenebilir enerji kaynakları arasında fotovoltaik (FV) güneş enerjisi, temiz, bol ve maliyet etkin yapısı nedeniyle öne çıkmaktadır (Oyuncu ve Herdem, 2022). Son beş yılda küresel ölçekte yıllık güneş enerjisi kurulu güç artışı dört katına çıkarak yaklaşık 425 GW seviyesine ulaşmış; ancak net sıfır hedeflerine ulaşabilmek için yıllık eklenen kapasitenin 1.100 GW'ın üzerine çıkarılması gerektiği belirtilmiştir. Güneş enerjisinin üretim sürecinde sera gazı salımının oldukça düşük olması ve farklı ölçeklerde kolaylıkla uygulanabilmesi, bu enerji kaynağını enerji politikalarının merkezine yerleştirmiştir (Bakay and Ağbulut, 2020; Fthenakis et al., 2008).

Türkiye'nin coğrafi konumu, güneş enerjisinden elektrik üretimi açısından önemli bir potansiyel sunmaktadır (Şen, 2004; Melikoğlu, 2013). Enerji ve Tabii Kaynaklar Bakanlığı tarafından hazırlanan Türkiye Güneş Enerjisi Potansiyeli Atlası'na göre, Türkiye'nin yıllık ortalama toplam güneşlenme süresi 2.741 saat, yıllık ortalama toplam güneş ışınımı değeri ise 1.527,46 kWh/m² olarak hesaplanmıştır (GEPA, 2024). Bu değerler, Türkiye'nin Avrupa ülkelerine kıyasla daha yüksek bir güneş enerjisi potansiyeline sahip olduğunu göstermektedir. Artan enerji talebi, enerji bağımsızlığı hedefleri ve çatı tipi güneş enerjisi santrallerinin yaygınlaşması, FV sistemlerin güvenilir ve verimli bir şekilde işletilmesini zorunlu kılmaktadır.

Fotovoltaik enerji üretiminin şebekeye entegrasyonunda karşılaşılan en önemli sorunlardan biri, üretimin meteorolojik koşullara bağlı olarak dalgalı ve kesintili bir yapıya sahip olmasıdır (Hasan and Farhan, 2022). Güneş ışınımı, sıcaklık, nem, rüzgâr hızı ve bulutluluk gibi meteorolojik değişkenler, FV üretimini doğrudan etkilemekte ve saatlik üretim miktarlarında ani değişimlere neden olmaktadır (Ajith and Martínez-Ramón, 2023; Chaichan and Kazem, 2018). Bu durum, elektrik şebekesinde denge sorunları, rezerv planlama güçlükleri ve ekonomik kayıplar doğurabilmektedir (Andreopoulou et al., 2018). Özellikle kısa vadeli, bir saat sonrası üretim tahminleri; şebeke stabilitesinin korunması, enerji depolama sistemlerinin yönetimi ve operasyonel karar destek süreçleri açısından kritik bir gereklilik hâline gelmiştir (Chen et al., 2020).

Belirtilen bu özellikler nedeniyle FV enerji üretimi tahmini problemi, klasik regresyon problemlerinden ziyade; çok değişkenli, doğrusal olmayan ve zamana bağlı bir zaman serisi modelleme problemi olarak ele alınmaktadır (Gao et al., 2024). Matematiksel olarak zaman serisi, eşit aralıklı zaman dilimlerinde gözlemlenen nicel değerlerin bir dizisi olarak

tanımlanmakta ve bu dizideki geçmiş gözlemler kullanılarak geleceğe yönelik tahminler yapılmaktadır. Bu bağlamda, FV üretim tahmini problemi genel olarak denklem (1.1) ile ifade edilebilir:

$$\hat{y}_{t+1} = f(y_t, y_{t-1}, \dots, y_{t-L+1}, x_t, x_{t-1}, \dots, x_{t-L+1}) \quad (1.1)$$

Burada y_t , t zamanındaki gerçek FV enerji üretim değerini, $x_t \in \mathbb{R}^p$, p boyutlu meteorolojik değişken vektörünü, L zaman penceresi uzunluğunu, \hat{y}_{t+1} bir saat sonrası için tahmin edilen FV güç üretimini ve $f(\cdot)$ ise geçmiş üretim ve meteorolojik gözlemler arasındaki doğrusal olmayan ilişkiyi temsil eden tahmin fonksiyonunu göstermektedir. Bu ifade, FV üretim tahmininin hem geçmiş zamansal bağımlılıkları hem de çok sayıda dışsal değişkeni aynı anda dikkate alan karmaşık bir matematiksel yapı içerdiğini açık biçimde ortaya koymaktadır.

FV üretim serilerinin durağan olmaması, kısa ve uzun dönemli bağımlılıkları eşzamanlı olarak barındırması, yüksek gürültü içermesi ve gecikmeli etkilere sahip olması, bu problemin matematiksel açıdan zorluğunu artırmaktadır (Chen et al., 2020). Özellikle bir saat sonraki üretimin, yalnızca anlık meteorolojik koşullara değil, geçmişteki üretim değerlerinin birikimli etkisine de bağlı olması, kayan pencere (sliding window) tabanlı yaklaşımların kullanımını zorunlu kılmaktadır. Bu bağlamda, hem küresel bağımlılıkları hem de yerel zamansal örüntüleri birlikte modelleyebilen gelişmiş derin öğrenme mimarileri ön plana çıkmaktadır (Han et al., 2024).

Literatürde FV üretim tahmini için kullanılan yöntemler incelendiğinde, geleneksel istatistiksel modellerin doğrusal ve durağan olma varsayımları nedeniyle bu karmaşık yapıyı yeterince temsil edemediği görülmektedir (Bulut and Büyükalaca, 2007). Makine öğrenimi ve derin öğrenme tabanlı yaklaşımlar, doğrusal olmayan ilişkileri modelleme konusunda önemli ilerlemeler sağlamış olsa da, klasik tekrarlayan sinir ağlarının uzun dizilerde karşılaştığı kaybolan gradyan problemi uzun dönemli bağımlılıkların öğrenilmesini sınırlandırmaktadır (Lee and Kim, 2019; Tan and Lim, 2019). LSTM ve GRU gibi kapı mekanizmalı yapılar bu sorunu kısmen aşarken (Bişkin and Çifci, 2021), evrişim tabanlı 1D-CNN mimarileri yerel zamansal örüntüleri yakalamada etkili olmaktadır (Rala Cordeiro et al., 2021). Öte yandan, Transformer mimarileri kendi dikkat mekanizması sayesinde uzun dönem bağımlılıkları paralel hesaplama ile modelleyebilmekte (Amato et al., 2025); ancak standart kodlayıcı bloklarında yer alan ileri beslemeli sinir ağı katmanlarının çok değişkenli

zaman serilerindeki hassas zamansal sürekliliği temsil etme kapasitesi sınırlı kalabilmektedir.

Bu tez çalışmasında, söz konusu sınırlamaların aşılması amacıyla Transformer tabanlı bir tahmin çerçevesi hibrit bir yaklaşımla yeniden yapılandırılmıştır. Klasik Transformer kodlayıcı bloğunda yer alan ileri beslemeli sinir ağı katmanları, zamansal bağımlılıkları daha etkin biçimde öğrenebilen LSTM, GRU ve 1D-CNN birimleriyle değiştirilmiştir. Bu sayede, FV üretim verilerindeki uzun vadeli küresel ilişkiler ile kısa vadeli yerel örüntülerin birlikte modellenmesi hedeflenmiştir. Çalışma kapsamında, Türkiye’de Manisa ili Akhisar ilçesinde bulunan 100 *kWe* kapasiteli çatı tipi bir güneş enerjisi santralinden elde edilen gerçek invertör üretim verileri ile 24 adet meteorolojik değişken kullanılmıştır. Modellerin performansı, bir saat sonrası kısa vadeli tahmin problemi üzerinden, aynı veri seti ve aynı deneysel protokol altında karşılaştırmalı olarak değerlendirilmiştir.

Bu tez çalışması temel olarak beş ana bölümden oluşmaktadır. **2. Literatür Taraması** bölümünde fotovoltaik sistemlerin önemi, enerji üretim tahmin yöntemleri, makine ve derin öğrenme temelleri (RNN, LSTM, GRU, 1D-CNN, Transformer) ile FV güç tahmini alanındaki ulusal ve uluslararası çalışmalar ayrıntılı biçimde incelenmiş ve literatürdeki boşluklar ortaya konulmuştur. **3. Materyal ve Yöntem** bölümünde çalışma sahası, kullanılan invertör ve meteorolojik veriler, veri ön işleme ve öznetelik mühendisliği süreçleri, önerilen hibrit model yapıları, hiperparametre optimizasyonu ve değerlendirme metrikleri açıklanmıştır. **4. Tahmin Sonuçları ve Performans Değerlendirmesi** bölümünde modellerin hata oranları, tahmin performansları, hata analizleri, öznetelik önem düzeyleri ve hesaplama performansları görselleştirilerek karşılaştırmalı olarak sunulmuştur. **5. Tartışma ve Sonuç** bölümünde ise hibrit modellerin sağladığı katkılar ve çalışmanın özgün katkıları vurgulanmış ve gelecekteki araştırmalara yönelik öneriler sunulmuştur.

2. LİTERATÜR TARAMASI

Bu bölümde, fotovoltaik (FV) sistemlerde enerji üretim tahmini problemini ele alan ulusal ve uluslararası literatür sistematik bir perspektifle incelenmiştir. Literatür taraması; güneş enerjisi üretiminin fiziksel ve yapısal karakteristiklerinden yola çıkarak, zaman serisi kestiriminde kullanılan yöntemlerin tarihsel gelişim evrelerini ve güncel eğilimlerini metodolojik bir bütünlükle ortaya koymayı amaçlamaktadır.

İnceleme kapsamında, ilk dönem çalışmalarda yaygınlık gösteren fiziksel ve istatistiksel yaklaşımlar, modern makine öğrenimi ve derin öğrenme tabanlı yöntemlerle karşılaştırmalı olarak analiz edilmiştir. Özellikle kısa vadeli (short-term) FV güç tahmininde kritik öneme sahip olan tekrarlayan sinir ağları (RNN), evrimsel mimariler (CNN) ve dikkat mekanizması temelli Transformer modelleri ayrıntılı biçimde tetkik edilmiştir. Şekil 2.1' de zaman serisi problemlerinin çözümünde kullanılan yöntemler NotebookLM yardımıyla hazırlanan bir zihin haritasıyla verilmektedir.



Şekil 2.1: Zaman serisi problemlerinde kullanılan başlıca yöntemler

Söz konusu yaklaşımların operasyonel yetkinlikleri, çalışmalarda rapor edilen nicel bulgular ve performans metrikleri üzerinden değerlendirilmiştir. Yapılan bu sistematik tarama ile çalışmanın mevcut literatürdeki konumu belirlenmiş ve doldurmayı hedeflediği araştırma boşluğu somutlaştırılmıştır.

2.1 Fotovoltaik Güç Tahmininde Veri Karakterizasyonu ve Problem Tanımı

Güneş enerjisi üretimi, hava koşullarının dinamik yapısı, bulut hareketleri ve mevsimsel döngüler gibi faktörlerin etkisiyle yüksek düzeyde belirsizlik içeren, doğrusal olmayan ve durağan olmayan bir zaman serisi problemidir (Amato et al., 2025). Bu karmaşıklığı yönetmek ve tahmin doğruluğunu artırmak amacıyla geliştirilen çözümler, genellikle verinin toplanmasından modelin nihai değerlendirmesine kadar uzanan sistematik bir süreç izler (Hafez and Bhattacharya, 2012). Ekler bölümünde verilen Şekil A.1'deki kapsamlı zihin haritası, bu sürecin farklı yapıtaşlarını detaylıca göstermektedir.

Bu yapıtaşlarından ilki belirlenen tahmin ufkuudur. Bu doğrultuda çalışmalar şebeke operasyonlarındaki kullanım amaçlarına göre dört ana kategoriye ayrılmaktadır (Alcañiz et al., 2023);

Ultra Kısa Vadeli (Nowcasting): Birkaç saniyeden 30 dakikaya kadar olan bu ufuk, gerçek zamanlı operasyon kontrolü için kullanılır (Chen et al., 2020).

Kısa Vadeli: 1 saatten 1 haftaya kadar olan süreci kapsar ve enerji piyasası işlemleri ile yedek kapasite planlaması için kritiktir (Chaouachi et al., 2010).

Orta Vadeli: 1 haftadan 1 yıla kadar uzanır ve genellikle sistem bakım planlamasında tercih edilir (Kang et al., 2023).

Uzun Vadeli: 1 yıldan daha uzun vadeli tahminler olup, tesis tasarımı ve yatırım fizibilite çalışmaları için esastır (Das et al., 2023).

Yakın geçmişte yapılan çalışmaların, şebeke dengeleme ve enerji depolama yönetimi gibi operasyonel ihtiyaçlar doğrultusunda çoğunlukla kısa vadeli tahminlere yoğunlaştığı görülmektedir (Alcañiz et al., 2023; Manandhar et al., 2023; Amato et al., 2025). Ekler bölümünde verilen Tablo A.1, kısa vadeli tahminlere (saatlik, günlük veya ultra kısa vadeli) odaklanan çalışmaların kullandığı veri setlerinin niteliğini detaylandırmaktadır. Böylelikle, çalışmaların gerçek ham veri (real/raw), açık erişim (open access) veya benchmark (kıyaslama) veri setlerinden hangilerini kullanıp kullanmadığını kaynaklara dayanarak görülmektedir.

Literatürdeki veri setleri temel olarak iki grupta toplanır:

- **Açık Erişimli (Benchmark) Veriler:** Bu veri kümeleri, yüksek örneklem hacmi ve çok değişkenli yapıları nedeniyle derin öğrenme modellerinin eğitiminde sıkça kullanılmaktadır (Alcañiz et al., 2023). Fakat bu veri kümeleri genellikle ön işleme aşamalarından geçmiş ve aykırı değerlerinden arındırılarak temizlenmiş oldukları

için, gerçek işletme şartlarında karşılaşılan sensör hataları, iletişim kesintileri veya beklenmedik olayları her zaman içermezler. Bu durum, modellerin benchmark testlerinde çok yüksek başarı (overfitting riski) gösterirken, sahaya indiklerinde performans kaybı yaşamalarına neden olabilir.

- **Gerçek Saha (Raw data) Verileri:** İnverter ölçümleri ve yerel sensörlerden elde edilen bu veriler, operasyonel gerçekçiliği en üst düzeyde temsil eder. Ancak eksik gözlem ve gürültü gibi zorluklar nedeniyle literatürde kullanımı daha sınırlıdır (Bkz. Tablo A.1).

Türkiye özelindeki çalışmalar incelendiğinde; lokasyon bazlı analizlerin arttığı görülse de, Tablo 2.1’ de verilen bu çalışmaların önemli bir kısmının sınırlı meteorolojik değişkenle yürütüldüğü tespit edilmiştir (Ahmed et al., 2020).

Tablo 2.1: Türkiyedeki kısa vadeli tahmin çalışmaları

Çalışma	Kullanılan Veri Seti	Veri Türü	Gerçek Saha Verisi mi?	Tahmin Ufku
Akarşlan vd. (2018)	Afyon, Ankara, Çanakkale, Türkiye	Meteorolojik (Işınım)	Evet	Saatlik
Coşkun (2018)	Bolvadin, Türkiye	Meteorolojik (Işınım)	Evet	Saatlik / Günlük
Uğuz vd. (2019)	125 Lokasyon, Türkiye	Meteorolojik / İklimsel	Hayır (Sentetik/NASA)	Yıllık (Saatlik analiz)
Çoban ve Onar (2020)	İstanbul, Türkiye	Meteorolojik (GHI)	Evet	Kısa Süreli
Demolli vd. (2019)	Niğde, Türkiye	Meteorolojik	Evet	Günlük / Yıllık
Özbek vd. (2022)	Mersin, Türkiye (1.15 MW Tesis)	FV Üretim	Evet	Saatlik
Yalçın ve Herdem (2022)	Ürdün Vadisi	Meteorolojik / GHSI	Evet	Saatlik / Günlük
Garip vd. (2023)	İstanbul, Türkiye (26 Farklı Panel)	FV Üretim / Meteorolojik	Evet	Gün Öncesi (Day-ahead)
Güzel vd. (2023)	Isparta, Türkiye	Meteorolojik	Evet	Saatlik
Demir ve Citakoglu (2023)	163 Meteoroloji İstasyonu, Türkiye	Meteorolojik / Mekansal	Evet	Aylık
Aksu (2023)	Adana, Türkiye	Meteorolojik (Işınım)	Evet	Aylık (Saatlik adımlarla)
Balbal vd. (2023a)	İzmir	FV Üretim	Evet	Saatlik
Balbal vd. (2023b)	İzmir	FV Üretim	Evet	Saatlik
Sezikli vd. (2024)	Bilecik-Bozüyük, Türkiye (3 GES)	FV Üretim / Meteorolojik	Evet	Günlük

Veri türü eğilimleri incelendiğinde, erken dönem çalışmalarda çoğunlukla tek değişkenli (univariate) yaklaşımların tercih edildiği; ancak son yıllarda çok değişkenli (multivariate) modellerin baskın hale geldiği görülmektedir. Meteorolojik değişkenlerin üretim verileriyle

korelasyonu, ani hava deęişimlerinin etkisini minimize ederek tahmin doęruluęunu artırmaktadır (Alcañiz et al., 2023). Buna karřın, tesis bazlı inverter verileri ile yüksek boyutlu meteorolojik deęişkenlerin uzun vadeli ve entegre biçimde kullanıldığı çalışmalar verki kümesi edinimi maliyeti sebebiyle literatürde halen nadir bulunmaktadır (Manandhar et al., 2023). Tablo 2.2' de FV güneş enerji üretim tahmini bağlamında yapılan çalışmaların eğilimleri verilmiştir.

Tablo 2.2: Fotovoltaik enerji üretim tahmininde veri ve tahmin boyutlarına göre literatür eğilimleri

Kriter	Literatürde Gözlenen Eğilim	Deęerlendirme
Veri Kaynaęı	Aęırlıklı olarak benchmark veri kümeleri	Genelleme avantajı yüksek, operasyonel gerçekçilik sınırlı
Gerçek Saha Verisi	Sınırlı sayıda çalışma	Veri gürültüsü ve süreklilik sorunları nedeniyle az tercih edilmekte
Tahmin Ufku	Saatlik kısa vadeli tahminler baskın	Şebeke işletimi ve dengesizlik maliyetleri açısından kritik
Veri Türü	Tek deęişkenliden çok deęişkenliye geçiř	Meteorolojik + üretim verisi kullanımı doęruluęu artırmakta
Meteorolojik Deęişkenler	Sınırlı sayıda parametre yaygın	Yüksek boyutlu meteorolojik veri kullanımı hâlen nadir
Tesis Deęişkenleri	Çoęunlukla ihmal edilmekte	İnverter ve tesis içi veriler az sayıda çalışmada yer almakta

Bu tablo ve analizler ışığında, mevcut çalışmanın Türkiye lokasyonlu gerçek saha verilerini yüksek boyutlu meteorolojik parametrelerle harmanlaması, literatürdeki "operasyonel gerçekçilik" ve "veri boyutu" eksikliklerine doğrudan bir çözüm önerisi sunmaktadır.

2.2 Kısa Vadeli Fotovoltaik Güç Tahmininde Kullanılan Modellerin Evrimi

Fotovoltaik (FV) enerji üretiminin kısa vadeli tahmini, üretimin meteorolojik koşullara olan yüksek baęımlılıęı ve zamana baęlı deęişkenlik göstermesi nedeniyle arařtırmalarda yoğun biçimde ele alınan bir arařtırma alanı hâline gelmiştir. Bu alandaki yönlemsel gelişim süreci irdelendiğinde, kullanılan model mimarilerinin zaman içerisinde belirgin bir evrim geçirdięi gözlemlenmektedir. Bu süreç; doğrusal varsayımlara dayalı istatistiksel modellerden başlayarak, makine öğrenimi ve derin öğrenme tabanlı yaklaşımlara, son aşamada ise dikkat (attention) mekanizmalı hibrit mimarilere doğru ilerlemiştir (Trirat et al., 2024). Tablo 2.3, Ekler bölümünde verilen Tablo A.1 ve Tablo A.2' de detaylıca verilmiş olan çalışmalarda kullanılan model tiplerinin zamandaki deęişimini genel çerçevede sunmaktadır.

Bu yöntemsel evrim, literatürdeki çalışmaların 2020 sonrası dönemde tekil modellerden uzaklaşarak, çok değişkenli ve operasyonel gerçekçiliği yüksek hibrit mimarilere yöneldiğini göstermektedir (Husein et al., 2024). Özellikle Türkiye lokasyonlu veri kümelerinin kullanıldığı çalışmalarda kısa vadeli tahmin problemlerinin odağa alınması, enerji şebeke entegrasyonu açısından bu modellerin kritik önemini teyit etmektedir (Oyuncu ve Herdem, 2022; Bulut and Büyükalaca, 2007).

Tablo 2.3: Kısa vadeli FV güç tahmininde kullanılan model yaklaşımlarının evrimi

Dönem	Baskın Model Yaklaşımı	Temel Özellikler	Başlıca Sınırlılıklar
2000–2010	İstatistiksel Modeller (ARIMA, SARIMA)	Düşük hesaplama maliyeti, yorumlanabilir yapı	Doğrusal varsayımlar, meteorolojik değişkenleri sınırlı temsil
2010–2015	ANN / MLP	Doğrusal olmayan ilişkileri modelleme	Zamansal bağımlılıkların zayıf temsili
2015–2020	RNN, LSTM, GRU	Zamansal bağımlılıkların doğrudan öğrenilmesi	Sıralı hesaplama, yüksek eğitim maliyeti
2018–2022	CNN ve Hibrit DL (CNN-LSTM, CEEMDAN-CNN)	Yerel örüntü yakalama, gürültü bastırma	Küresel bağlamın sınırlı temsili
2021–günümüz	Transformer ve Hibrit Transformer	Uzun/kısa vadeli bağımlılıkların paralel işlenmesi	Standart FFN katmanlarının zamansal süreklilikte sınırlılığı

2.2.1 İstatistiksel ve klasik makine öğrenimi yaklaşımları

Kısa vadeli güneş enerjisi üretim tahminleri için kullanılan zaman serileri, başlangıçta çoğunlukla ARIMA ve SARIMA gibi zaman serisi modelleri kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Bu yöntemler geçmiş üretim değerlerine dayalı çözümler sunsa da, atmosferik olayların yol açtığı doğrusal olmayan ilişkileri ve ani meteorolojik değişimleri yeterince temsil edememiştir (Akarsu, 2016; Suri et al., 2008; Şen, 2004). Bu durum, özellikle saatlik FV üretim serilerindeki keskin dalgalanmalar karşısında modellerin tahmin doğruluğunu sınırlamıştır (Sharma et al., 2011).

Klasik makine öğrenimi yaklaşımları arasında Çoklu Doğrusal Regresyon (MLR), Destek Vektör Regresyonu (SVR), k-En Yakın Komşu (kNN), Rastgele Ormanlar (RF) ve Karar Ağaçları (DT) gibi yöntemler öne çıkmaktadır (Bakay and Ağbulut, 2020; Hafez and Bhattacharya, 2012). Bu modeller, FV üretim tahmini problemini çoğunlukla denetimli öğrenme çerçevesinde ele almakta (Forootan et al., 2022) ve geçmiş üretim değerleri ile meteorolojik değişkenler arasındaki ilişkileri istatistiksel örüntüler üzerinden modellemektedir (Özbek, 2023). Özellikle SVR ve ağaç tabanlı yöntemlerin, verideki

doğrusal olmayan karmaşık ilişkileri kısmen yakalayabildiği ve sınırlı veri kümelerinde istikrarlı sonuçlar üretebildiği rapor edilmiştir (Demolli vd., 2019; Wang et al., 2019a).

Bununla birlikte, bu yaklaşımların büyük bölümü, zaman bağımlılığını doğrudan modellemek yerine gecikmeli özniteliklerin (lag features) manuel olarak tanımlanmasına dayanmaktadır (Demolli, 2020). Bu durum, model başarısını büyük ölçüde öznitelik mühendisliği sürecine bağımlı hâle getirmekte; zaman penceresi uzunluğu ve gecikme yapısının yanlış belirlenmesi hâlinde tahmin performansında belirgin düşüslere yol açabilmektedir (Huang et al., 2013; Pandžic and Capuder, 2024). Ayrıca klasik makine öğrenimi modellerinin çoğu, FV üretim serilerinde gözlenen ani ışınım değişimleri, bulut geçişleri ve mevsimsel örüntüler gibi karmaşık zamansal dinamikleri bütüncül biçimde temsil edememektedir (Akarsu, 2016; Bigorajski and Chwieduk, 2019).

Bu sınırlılıkların aşılması amacıyla, araştırmacılar erken dönem derin öğrenme yaklaşımlarına yönelmeye başlamıştır (Chaouachi et al., 2010). Özellikle çok katmanlı algılayıcılar (Multi-Layer Perceptron, MLP) ve temel yapay sinir ağları, FV üretim tahmininde klasik regresyon modellerine kıyasla daha esnek bir temsil gücü sunmuştur (Chaouachi et al., 2010). Bu da yapay sinir ağlarının güneş ışınımı ve FV üretimi tahmininde doğrusal olmayan ilişkileri daha başarılı biçimde öğrenebildiğini göstermiştir (Alpaydın, 2020). Ancak MLP tabanlı modellerin, zaman serilerinin sıralı yapısını dikkate almaması, bu yaklaşımların kısa vadeli tahminlerde dahi sınırlı bir performans sergilemesine neden olmuştur (Sun et al., 2017).

Erken derin öğrenme çalışmalarında kullanılan bu modeller, genellikle her bir zaman adımını bağımsız bir gözlem olarak ele almakta (Haykin, 1994); geçmiş zaman adımlarındaki bilginin modele aktarımı yalnızca gecikmeli girdiler aracılığıyla sağlanmaktadır (Alcañiz et al., 2023). Özellikle saatlik kısa vadeli tahmin problemlerinde, üretimin yalnızca anlık meteorolojik koşullara değil, önceki saatlerdeki üretim ve hava durumu desenlerine de bağlı olduğu dikkate alındığında, bu durum önemli bir metodolojik eksiklik olarak değerlendirilmektedir (Alcañiz et al., 2023).

Türkiye lokasyonlu çalışmalarda da benzer bir eğilim gözlenmektedir. Erken dönem FV üretim tahmini çalışmalarında, çoğunlukla istatistiksel modeller (Şen, 2004) veya klasik yapay sinir ağları kullanılmış (Demolli, 2020); bu modellerin kısa vadeli tahminlerde belirli

bir doğruluk sağladığı ancak ani meteorolojik değişimlere karşı duyarlılığının yüksek olduğu rapor edilmiştir (Bakay and Ağbulut, 2020). Bu durum, özellikle gerçek saha verisi içeren ve çok değişkenli meteorolojik girdilerle beslenen uygulamalarda, daha gelişmiş zamansal modelleme yaklaşımlarına duyulan ihtiyacı açık biçimde ortaya koymuştur (Lee and Kim, 2019).

Sonuç olarak, klasik makine öğrenimi ve erken dönem derin öğrenme yaklaşımları, FV enerji üretimi tahmininde önemli bir başlangıç noktası oluşturmuş olsa da, bu yöntemlerin zaman serilerine özgü uzun ve kısa vadeli bağımlılıkları bütüncül biçimde temsil edemediği görülmektedir (Ahmed et al., 2020). Bu metodolojik sınırlılıklar, literatürde sıralı veri yapısını doğrudan modelleyebilen tekrarlayan sinir ağı tabanlı mimarilerin geliştirilmesine zemin hazırlamış; böylece RNN, LSTM ve GRU gibi yapılar kısa vadeli FV üretim tahmininde baskın yöntemler hâline gelmiştir (Alcañiz et al., 2023).

2.2.2 Tekrarlayan sinir ağları

Zaman serisi verilerinde ardışık bağımlılıkların modellenmesi gereksinimi, tekrarlayan sinir ağı (Recurrent Neural Network, RNN) mimarilerinin geliştirilmesine zemin hazırlamıştır (Akhter et al., 2022). RNN yapıları, önceki zaman adımlarına ait bilgiyi gizli durum vektörü aracılığıyla sonraki adımlara aktarabilme yeteneği sayesinde, klasik ileri beslemeli yapay sinir ağlarına kıyasla zamansal örüntüleri daha etkin biçimde temsil edebilmektedir (Hochreiter and Schmidhuber, 1997). Bu özellikleri nedeniyle RNN tabanlı yaklaşımlar (Lee and Kim, 2019), fotovoltaik (FV) enerji üretimi gibi geçmiş üretim değerleri ile mevcut meteorolojik koşullar arasında güçlü zamansal bağımlılıklar barındıran problemlerde erken dönemden itibaren tercih edilmiştir.

Literatürde, FV güç üretimi ve güneş ışıınımı tahmininde RNN tabanlı modellerin, doğrusal istatistiksel yöntemlere kıyasla daha esnek bir modelleme kabiliyeti sunduğu rapor edilmiştir (Wang et al., 2019a). Ancak klasik RNN mimarilerinin, uzun zaman pencereleri söz konusu olduğunda öğrenme performansının belirgin biçimde düştüğü görülmektedir. Bu durumun temel nedeni, geriye yayılım sürecinde ortaya çıkan ve *Kaybolan-Patlayan Gradyan Problemi* olarak bilinen yapısal sınırlılıktır (Tan and Lim, 2019). Özellikle saatlik FV üretim serilerinde mevsimsellik, günlük döngüler ve gecikmeli meteorolojik etkiler birlikte değerlendirildiğinde, klasik RNN yapılarının uzun dönemli bağımlılıkları yeterli düzeyde öğrenemediği anlaşılmaktadır (Lee and Kim, 2019).

Bu sınırlılıkların aşılması amacıyla geliştirilen Uzun Kısa Süreli Bellek (Long Short-Term Memory, LSTM) ağları, kapı mekanizmaları aracılığıyla bilgi akışını denetleyerek hem kısa hem de uzun vadeli bağımlılıkların öğrenilmesini mümkün kılmıştır (Hochreiter and Schmidhuber, 1997). LSTM mimarileri, unutma, giriş ve çıkış kapıları sayesinde gereksiz bilgilerin elenmesini ve önemli zamansal örüntülerin korunmasını sağlamaktadır. Bu özellikleriyle LSTM tabanlı modeller, kısa vadeli FV güç tahmini çalışmalarında uzun süre baskın yaklaşım olarak kullanılmıştır. Çok sayıda çalışmada, LSTM modellerinin saatlik ve gün öncesi tahminlerde MLP, SVR ve klasik RNN gibi yöntemlere kıyasla daha düşük hata oranları sağladığı rapor edilmiştir (Yıldırım et al., 2023).

LSTM mimarisinin hesaplama maliyetini azaltmak amacıyla önerilen Kapılı Tekrarlayan Birimler (Gated Recurrent Units, GRU) ise daha sade bir kapı yapısına sahip olup, benzer doğruluk seviyelerini daha düşük parametre sayısı ile elde edebilmektedir (Cho et al., 2014). Özellikle gerçek zamanlı veya operasyonel kısıtların bulunduğu kısa vadeli FV tahmin problemlerinde GRU modellerinin, LSTM'ye yakın performansı daha kısa eğitim süresiyle sunduğu belirtilmektedir (Mohamad Radzi et al., 2023). Türkiye ve farklı coğrafyalara ait gerçek saha verileriyle yapılan çalışmalarda, GRU tabanlı modellerin saatlik tahmin ufuklarında istikrarlı sonuçlar verdiği gösterilmiştir (Tokgöz and Ünal, 2018; Bişkin and Çifci, 2021).

Bununla birlikte, LSTM ve GRU mimarilerinin de belirli sınırlılıkları bulunmaktadır. Bu yapılar, sıralı hesaplama prensibi nedeniyle paralel işlemeye uygun değildir ve uzun giriş dizilerinde hesaplama yükü hızla artmaktadır (Wang et al., 2024a). Ayrıca, çok değişkenli meteorolojik ve tesis verilerinin birlikte kullanıldığı durumlarda, bu modellerin yerel zamansal örüntüler ile küresel bağlamı aynı anda temsil etme kapasitesinin sınırlı kaldığı ifade edilmektedir. Literatürde yapılan karşılaştırmalı çalışmalarda, LSTM ve GRU tabanlı modellerin kısa vadeli tahminlerde başarılı olduğu; ancak ani ışınım değişimleri, rampa olayları ve gürültülü veri koşullarında performans dalgalanmaları gösterebildiği rapor edilmiştir (Yalçın ve Herdem, 2022).

Bu bulgular, tekrarlayan sinir ağı tabanlı mimarilerin FV güç tahmininde önemli bir aşamayı temsil ettiğini; ancak tek başına kullanıldıklarında, hem hesaplama verimliliği hem de karmaşık zamansal yapıların bütüncül temsili açısından sınırlı kaldıklarını ortaya koymaktadır (Chen et al., 2020). Bu nedenle çalışmalar, LSTM ve GRU gibi yapılar

genellikle evrişimsel katmanlar, ayrıştırma teknikleri veya dikkat mekanizmaları ile birleştirilerek hibrit mimariler içerisinde değerlendirilmiştir (Husein et al., 2024). Daha yakın dönemde ise, uzun ve kısa vadeli bağımlılıkları paralel olarak işleyebilme yeteneği sunan Transformer tabanlı yaklaşımlar ön plana çıkmış ve RNN tabanlı yöntemlerin yerini kademeli olarak almaya başlamıştır (Al-Ali et al., 2023).

Bu bağlamda, RNN, LSTM ve GRU mimarileri; FV güç tahmininde zamansal öğrenmenin temelini oluşturmuş, ancak rapor edilen sınırlılıkları nedeniyle daha gelişmiş ve hibrit mimarilerin geliştirilmesini gerekli kılmıştır. Mevcut tez çalışması da bu gelişim çizgisi içerisinde konumlanmakta olup, tekrarlayan sinir ağlarının güçlü yönlerini korurken, dikkat mekanizması ve paralel hesaplama avantajı sunan Transformer tabanlı yapılarla bu sınırlılıkların aşılmasını hedeflemektedir.

2.2.3 Evrişimsel ve hibrit derin öğrenme yapıları

Tekrarlayan mimarilerin sınırlılıklarını aşmak amacıyla, literatürde evrişimsel sinir ağları (Convolutional Neural Networks - CNN) ile RNN tabanlı yapıların birleştirildiği hibrit modeller geliştirilmiştir (Amato et al., 2025). Özellikle tek boyutlu evrişimsel sinir ağları (1D-CNN), zaman serisi verilerinde yerel örüntüleri ve kısa süreli dalgalanmaları yakalama konusunda etkili bir araç olarak öne çıkmıştır (Rala Cordeiro et al., 2021). FV üretim tahmininde CNN-LSTM, CNN-GRU ve ConvLSTM gibi hibrit mimariler, CNN katmanlarıyla gürültü bastırma ve yerel özellik çıkarımı sağlarken, tekrarlayan katmanlarla zamansal bağımlılıkların modellenmesini mümkün kılmıştır (Hussain et al., 2022). Ayrıca CEEMDAN, VMD ve Wavelet gibi sinyal ayrıştırma tekniklerinin CNN ve RNN yapılarıyla birlikte kullanılması, durağan olmayan bileşenlerin ayrıştırılması yoluyla tahmin doğruluğunu artırmıştır (Rala Cordeiro et al., 2021; Gao et al., 2020). Bu hibrit yaklaşımlar, tekil LSTM veya GRU modellerine kıyasla daha düşük hata oranları üretmiş olsa da, mimari karmaşıklığın artması, hiperparametre sayısının çoğalması ve yorumlanabilirliğin azalması gibi yeni sorunları da beraberinde getirmiştir (Lee et al., 2024). Ayrıca bu modellerin büyük bölümü, uzun dönemli küresel bağımlılıkları doğrudan temsil edememekte ve özellikle çok yıllık saatlik FV verilerinde bağlamsal öğrenme açısından sınırlı kalmaktadır (Husein et al., 2024).

Bu noktada, dikkat mekanizmasına dayalı Transformer mimarilerinin zaman serisi tahminine uyarlanması, yeni bir araştırma eksenini oluşturmuştur (Piantadosi et al., 2024). Bir

sonraki alt bölümde, Transformer tabanlı yaklaşımlar ve bu mimarilerin FV güç tahminindeki potansiyeli ayrıntılı biçimde ele alınacaktır.

2.2.4 Transformer tabanlı yaklaşımlar

Transformer mimarisinin zaman serisi analizi ve güneş enerjisi üretim tahmini alanındaki evrimi, genel amaçlı dikkat temelli yapılardan zamansal farkındalığa (time-aware) sahip özelleşmiş mimarilere doğru ilerleyen stratejik bir gelişim sergilemektedir (Wen et al., 2022). Bu süreç, aslında doğal dil işleme (NLP) görevleri için geliştirilen Transformer mimarisinin (Vaswani et al., 2017) zaman serisi verilerine doğrudan uygulanmasıyla başlamıştır (Zeng et al., 2023). Bu erken dönemde Transformer, tekrarlayan yapılara ihtiyaç duymayan, öz-dikkat (self-attention) mekanizmasına dayalı temel mimari olarak önerilmiş (Orji et al., 2025); LogTrans (Li et al., 2020) gibi çalışmalar hesaplama karmaşıklığını azaltmaya, DeepAR-Transformer gibi yaklaşımlar ise olasılıksal tahminleme çerçevesinde ölçeklenebilirliği artırmaya odaklanmıştır (Liu et al., 2023).

Takip eden dönemde Transformer tabanlı modeller, uzun vadeli zaman serisi tahmininde üstün performanslar sergileyerek araştırmacıların daha yaygın kullanmaya başladığı bir model haline gelmiştir (Wen et al., 2022). Bu dönem verimlilik sorunlarına odaklanılan dönemdir (Zeng et al., 2023). Informer (Sherozbek et al., 2023) "ProbSparse" dikkat mekanizması ve üretken dekoderi ile uzun vadeli tahminlerde hata birikimini azaltmıştır. Autoformer (Wu et al., 2022), mevsimsel-trend ayrıştırmasını ve "öz-korelasyon" (Auto-Correlation) mekanizmasını mimariye dahil etmiştir. FEDformer (Tian et al., 2022), Dikkat operasyonlarını Fourier ve Dalgacık dönüşümleri ile frekans alanına taşıyarak doğrusal karmaşıklık sağlamıştır. Temporal Fusion Transformer (Lim et al., 2022), statik değişkenleri ve zamansal önem ağırlıklarını birleştirerek açıklanabilir çok ufuklu tahminler sunmuştur. Böylelikle modeller; hem performansı hem de hesaplama verimliliğini artırmış ve Transformer'ların zaman serilerinde "state-of-the-art" olarak konumlanmasını sağlamıştır. Fakat mimari karmaşıklığın her zaman daha iyi sonuçlar üretmediği yönündeki eleştirilerin sürece katılmasıyla model mimarilerinde sadeleşmeler başlamıştır. Zeng ve arkadaşları (2022), öz-dikkat mekanizmasının permütasyona duyarsız doğası nedeniyle zamansal sıralama bilgisinin zayıflayabildiğini ve bu nedenle basit doğrusal modellerin (LTSF-Linear/DLinear) dahi bazı veri setlerinde karmaşık Transformer türevlerini geride bırakabildiğini göstermiştir. Benzer biçimde TSMixer gibi hafif mimariler (Chen et al., 2023), karmaşık dikkat mekanizmalarına ihtiyaç duymadan rekabetçi performanslar elde

edilebileceğini ortaya koymuştur. Bu kırılma noktası, sorunun Transformer'ın kendisinden ziyade zaman serisine nasıl uygulandığıyla ilişkili olabileceği yönündeki yeni bir bakış açısını doğurmuştur (Gao et al., 2024).

Bu perspektifle geliştirilen iTransformer, PatchTST ve TimesNet gibi yaklaşımlar, Transformer mimarisini zaman serisinin doğasına daha uygun hâle getirmeyi amaçlamıştır. iTransformer, Mimariyi tersine çevirerek (inverted) her bir değişkeni ayrı bir "token" olarak işlemiş ve değişkenler arası korelasyonu yakalamıştır (Liu et al., 2023). PatchTST zaman serisini parçalara ayırarak yerel bağlamı korumuş ve kanal bağımsızlığı ilkesini savunmuştur (Suresh, 2025). TimesNet ise zaman serisini 2B temsillere dönüştürerek dönem içi ve dönemler arası örüntüleri bilgisayarlı gözü teknikleriyle modellemiştir (Wu et al., 2022). Bu çalışmalar, Transformer'ın etkinliğinin mimari bileşenlerin yeniden düşünülmesiyle artırılabilirliğini açık biçimde göstermiştir.

Bu evrimin doğal bir devamı olarak literatürde hibrit yapılar ön plana çıkmıştır. Transformer'ın küresel bağlam öğrenme gücü, CNN ve LSTM/GRU gibi yerel ve ardışık öğrenme kapasitesi yüksek yapılarla birleştirilmiştir. TCLN (Ma et al., 2023) çok çekirdekli CNN ile uzamsal, Transformer ve LSTM ile zamansal özellik çıkarımı yapmıştır. SL-Transformer (Zhu et al., 2023), Savitzky-Golay (SG) ve LOF filtrelerini Transformer yapısına gürültü giderme amacıyla entegre etmiştir. MATNet, (Tortora et al., 2023) fiziksel ön bilgileri (NWP) ve derin öğrenmeyi çok seviyeli füzyon ile birleştirmiştir. GTN (Gated Transformer Network) gibi modeller; yerel örüntüleri, sıralı sürekliliği ve fiziksel ön bilgileri Transformer tabanlı dikkat mekanizmalarıyla bütünleştirerek özellikle fotovoltaik üretim tahmininde daha kararlı sonuçlar elde etmiştir. Güncel FV-odaklı modellerden TransPVP (Wang et al., 2024a), çoklu görevli eklemli öğrenme ile FV güç değişim modellerini ultra kısa vadede tahmin ederken CA-Transformer (Hu et al., 2024) ise, Copula fonksiyonu ile doğrusal olmayan ilişkileri, CosAttention ile küresel bağımlılıkları ölçmüştür. FusionSF (Ma et al., 2024) ile uydu görüntüleri, NWP ve geçmiş verileri Vektör Kuantizasyon (VQ) çerçevesinde birleştirerek "zero-shot" tahmini yapabilmektedir. GAT-LSTM (Orji et al., 2025) modeli ise Graf Dikkat Ağları kullanarak şebeke kısıtlarını (hat kapasiteleri vb.) tahmine dahil etmiştir ve bu hibritleşmeyi daha da ileri taşımıştır.

Bu geniş literatür çerçevesi içinde dikkat çeken temel bir araştırma boşluğu, Transformer encoder bloğunun çekirdeğinde yer alan ileri beslemeli sinir ağı (FFN) katmanının zaman

serisine özgü sınırlılıklarıdır. Geva ve arkadaşlarının (2021)' da belirttiği üzere, FFN katmanları zamansal sürekliliği modellemekten ziyade noktasal ve statik bir “bellek” işlevi görmektedir. Mevcut çalışmaların büyük bölümü CNN veya LSTM/GRU gibi yapıları Transformer'ın yanına eklerken, FFN katmanının doğrudan ve sistematik biçimde zamansal öğrenme kapasitesi yüksek modüllerle yer değiştirilmesini merkezine alan çalışmalar oldukça sınırlıdır. Bu bağlamda, bu çalışmada Transformer encoder bloğundaki FFN katmanının LSTM, GRU ve 1D-CNN ile değiştirilmesi, mimariyi doğası gereği zamansal farkındalığa sahip hâle getiren özgün bir yaklaşım sunmaktadır. Öz-dikkatin küresel bağlam öğrenme yeteneği korunurken, ardışık ve yerel sürekliliğin her encoder katmanında doğrudan öğrenilmesi sağlanmakta; böylece Transformer mimarisinin zaman serilerindeki temel dezavantajlarına doğrudan yanıt verilecek şekilde önemli bir boşluk doldurulmaktadır.

2.3 Açıklanabilirlik (XAI) ve Ekonomik Etki Boyutu

Fotovoltaik (FV) enerji üretim tahmini alanında geliştirilen makine öğrenimi ve derin öğrenme tabanlı modellerin performansı, çoğunlukla hata metrikleri üzerinden değerlendirilmiştir. RMSE, MAE, MAPE ve R^2 gibi istatistiksel ölçütler, modelin gerçek değerlerden sapmasını ölçmek için kullanılır. Fiziksel anlam sunmaz (Lim et al., 2021), yani; Bir modelin yüksek R^2 değerine sahip olması, o modelin bulut hareketlerini mi, yoksa sadece mevsimsel trendleri mi öğrendiğini açıklamaz. Hatalı ilişkileri gizleyebilirler (Liu et al., 2023), yani; Bazı modeller, değişkenler arasındaki yanlış veya rastlantısal korelasyonlara (spurious correlations) dayanarak yüksek doğruluk elde edebilir; bu da gerçek dünya operasyonlarında (örneğin beklenmedik bir hava olayında) modelin çökmesine yol açar. Özellikle enerji sistemleri gibi operasyonel ve ekonomik sonuçların önem arz ettiği uygulamalarda, yalnızca yüksek doğruluk elde edilmesi yeterli görülmemekte; model çıktılarının yorumlanabilir, güvenilir ve operasyonel olarak anlamlı olması beklenmektedir (Lim et al., 2021).

Açıklanabilir Yapay Zekâ (Explainable Artificial Intelligence - XAI) yaklaşımlarına yönelik ihtiyacın önemle arttığı görülmektedir (Bkz. Tablo A.3). XAI yöntemleri, kara kutu olarak nitelendirilen karmaşık öğrenme modellerinin iç işleyişini daha şeffaf hâle getirmeyi ve model çıktılarının hangi girdiler tarafından ne ölçüde etkilendiğini ortaya koymayı amaçlamaktadır. Özellikle çok değişkenli FV üretim tahmin problemlerinde, meteorolojik değişkenler ile tesis bazlı üretim değerlerinin modele katkısının açıklanabilir biçimde

sunulması, hem bilimsel yorumlanabilirlik hem de saha uygulamaları açısından kritik bir gereklilik olarak değerlendirilmektedir.

Fakat birçok çalışmada, açıklanabilirlik analizlerinin ya hiç yapılmadığı ya da sınırlı düzeyde ele alındığı görülmektedir. XAI kullanan çalışmalarda ise ağırlıklı olarak SHAP (SHapley Additive exPlanations), duyarlılık analizi ve öznitelik önem sıralaması gibi yöntemlerin tercih edildiği rapor edilmektedir (Husein et al., 2024). Bu çalışmalar, özellikle güneş ışınımı, ortam sıcaklığı ve geçmiş üretim değerlerinin model çıktısı üzerindeki baskın etkisini doğrulamış (Sherozbek et al., 2023); ancak açıklanabilirliğin çoğunlukla nitel bir yorum düzeyinde bırakıldığı gözlenmiştir (Piantadosi et al., 2024).

Açıklanabilirlik analizlerinin yanı sıra, FV üretim tahminlerinin ekonomik etkilerinin değerlendirilmesi çalışmalarda çok daha sınırlı bir yer tutmaktadır. Oysa kısa vadeli tahmin hatalarının, elektrik piyasalarında dengesizlik maliyetleri, rezerv gereksinimleri ve enerji depolama stratejileri üzerinde doğrudan etkisi bulunmaktadır. Özellikle saatlik tahmin hatalarının artması, üretici açısından ek maliyetler doğurmakta ve şebeke işletmecileri için operasyonel riskleri artırmaktadır. Buna karşın, mevcut çalışmaların büyük çoğunluğunda tahmin performansı ile ekonomik sonuçlar arasındaki ilişki nicel olarak incelenmemiştir.

Ekler bölümünde verilen Tablo A.2 incelendiğinde, ekonomik etki analizinin yapıldığı çalışmaların oldukça sınırlı olduğu; bu analizlerin çoğunlukla sistem maliyeti, batarya depolama gereksinimi veya güç kaybı olasılığı gibi dolaylı göstergeler üzerinden ele alındığı görülmektedir. Ayrıca, açıklanabilirlik ve ekonomik etki boyutunun birlikte değerlendirildiği çalışmaların sayısı son derece azdır. Bu durum, geliştirilen modellerin önemli bir bölümünün teorik doğruluk başarısına odaklandığını; ancak gerçek saha uygulamalarında karar destek mekanizması olarak kullanılabilirliğinin yeterince sorgulanmadığını ortaya koymaktadır (Tortora et al., 2023).

Son yıllarda çalışmalarda, model performansının yalnızca hata metrikleriyle değil; yorumlanabilirlik, hesaplama verimliliği ve ekonomik katkı gibi çok boyutlu kriterlerle değerlendirilmesi yönünde belirgin bir eğilim gözlenmektedir (Wang et al., 2024b). Bu eğilim, FV üretim tahmini alanında geliştirilen modellerin yalnızca akademik başarı değil, aynı zamanda operasyonel değer üretmesini de zorunlu kılmaktadır (Zhang, 2024). Ekler

bölümünde bulunan Tablo A.2’ de detaylıca verilen açıklanabilirlik ve ekonomik boyut odaklı çalışmaların genel bir özeti Tablo 2.4’te sunulmaktadır.

Tablo 2.4: Açıklanabilirlik ve ekonomik boyut açısından FV güç tahmin çalışmalarının karşılaştırılması

Çalışma	Açıklanabilirlik (XAI)	Ekonomik Etki Analizi
Bu Çalışma	Evet (SHAP ve Permütasyon)	Evet (4.46-41.09 USD tasarruf)
Suresh (2025)	Evet (ACI belirsizlik analizi)	Belirtilmemiş
Lee et al. (2024)	Belirtilmemiş	Belirtilmemiş
Neshat et al. (2023)	Belirtilmemiş	Belirtilmemiş
Yuzer ve Bozkurt (2023)	Belirtilmemiş	Belirtilmemiş
Cantillo-Luna et al. (2023)	Belirtilmemiş	Evet (Tekno-ekonomik analiz)
Yalçın ve Herdem (2022)	Belirtilmemiş	Belirtilmemiş
Gao et al. (2020)	Belirtilmemiş	Belirtilmemiş
Demolli (2020)	Evet (3B Görşelleştirme)	Evet (LPSP ve BNM maliyeti)
Wang et al. (2019b)	Belirtilmemiş	Belirtilmemiş
Tokgöz ve Ünal (2018)	Belirtilmemiş	Evet (Piyasa stratejisi vurgusu)

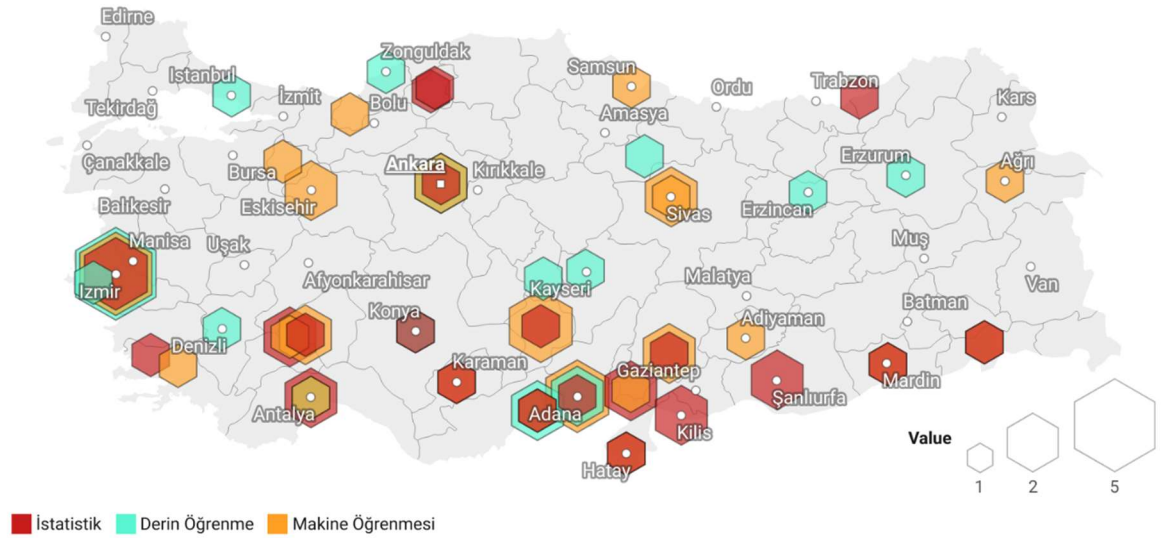
Tablo 2.4 incelendiğinde, XAI uygulamalarının ve ekonomik etki analizlerinin birlikte ele alındığı çalışmaların oldukça sınırlı olduğu; bu iki boyutun aynı çerçevede değerlendirilmesinin hâlen önemli bir araştırma boşluğu oluşturduğu açıkça görülmektedir. Bu durum, özellikle çalışmalarda giderek artan “yorumlanabilirlik” ve “operasyonel değer” beklentileri dikkate alındığında, FV güç tahmini çalışmaları açısından dikkat çekici bir eksiklik olarak değerlendirilmektedir.

Bu tez çalışması, literatürdeki söz konusu boşluğu dikkate alarak, kısa vadeli FV üretim tahmininde geliştirilen hibrit Transformer tabanlı modellerin performansını yalnızca istatistiksel doğruluk açısından değil; aynı zamanda açıklanabilirlik ve ekonomik etki boyutlarıyla birlikte ele almayı hedeflemektedir. Böylece, model çıktılarının hangi meteorolojik ve tesis değişkenlerine dayandığı açık biçimde ortaya konulmakta ve elde edilen tahmin iyileştirmelerinin operasyonel açıdan ne tür kazanımlar sağlayabileceği bütüncül bir çerçevede değerlendirilmektedir.

2.4 Literatürdeki Boşluklar ve Bu Çalışmanın Konumlandırılması

Türkiye’de fotovoltaik (FV) enerji üretimi, güneş ışınımı modellenmesi ve kısa vadeli güç tahmini konularında yürütülen akademik çalışmalar incelendiğinde, hâlen belirgin yapısal ve metodolojik boşlukların bulunduğu görülmektedir. Şekil 2.2’de sunulan Türkiye geneli çalışma yoğunluğu haritası, mevcut araştırmaların belirli iller etrafında kümелendiğini, son yıllarda derin öğrenme modellerine ilginin artmasına rağmen halen sınırlı sayıda model mimarisi üzerine yoğunlaştığı; birçok güncel ve potansiyel olarak güçlü yapıların ise

yeterince araştırılmadığı görülmektedir. Bu durum, mevcut çalışmaların yöntem çeşitliliği açısından doygunluğa ulaşmadığının kanıtıdır.



Şekil 2.2: Türkiye veri kümeleri ile yapılan çalışmaların modellere göre dağılım haritası

Benzer şekilde mevcut çalışmaların önemli bir bölümünde, FV güç tahmini meteorolojik değişkenler üzerinden ele alınmakta ve özellikle güneş ışınımı temel girdi olarak kullanılmaktadır. Ancak bu yaklaşımda, gerçek üretim verilerinin doğrudan modele dâhil edilmesi görece sınırlı kalmakta; üretim sürecinin sistem içi dinamiklerini yansıtan ölçümler çoğunlukla göz ardı edilmektedir. Buna ek olarak, tahmin başarısı çoğu çalışmada yalnızca hata metrikleri üzerinden değerlendirilmiş; geliştirilen modellerin farklı koşullar altındaki davranışları ve tahmin güvenilirliği ayrıntılı biçimde analiz edilmemiştir.

Bu çerçevede, Türkiye veri kümeleri çalışmalarındaki eğilimler değerlendirildiğinde, FV güç tahmininde kullanılan modellerin yalnızca doğruluk performansı açısından değil, aynı zamanda karar destek süreçlerinde güvenle kullanılabilmeleri için davranışsal analizler ve yorumlanabilirlik açısından da daha kapsamlı biçimde incelenmesine ihtiyaç olduğu anlaşılmaktadır. Mevcut çalışmalar bu gerekliliğe işaret etmekle birlikte, söz konusu analizlerin sistematik ve bütüncül biçimde ele alındığı çalışmaların sayısı hâlen sınırlıdır.

Hibrit derin öğrenme mimarilerinin Türkiye odaklı çalışmalarda Transformer tabanlı modellerin sınırlı sayıda ele alındığı görülmektedir. Bu tez çalışması, yukarıda belirtilen boşlukları çok boyutlu bir yaklaşımla doldurmayı hedeflemektedir. Çalışmanın sunduğu temel katkılar aşağıda özetlenmiştir:

- **Özgün ve Gerçek Dünya Veri Kullanımı:** Çalışmada, Türkiye'nin Manisa ili Akhisar ilçesinde yer alan çatı tipi bir FV tesisten elde edilen saatlik gerçek invertör üretim verileri kullanılmıştır. Daha önce literatürde rapor edilmemiş bu veri seti, çalışmanın özgünlüğünü önemli ölçüde artırmaktadır. Hedef değişken olarak doğrudan FV güç üretim değerlerinin kullanılması, tahmin güvenilirliğini güçlendirmiştir.
- **Zengin Meteorolojik Girdi Yapısı:** Türkiye Devlet Meteoroloji Servisi'nden temin edilen 24 farklı meteorolojik değişken veri setine dâhil edilerek, çok değişkenli zaman serisi yapısı oluşturulmuştur. Bu yaklaşım, üretimi etkileyen çevresel faktörlerin bütüncül biçimde modellenmesine olanak sağlamıştır.
- **Gelişmiş Hibrit Transformer Mimarileri:** Çalışmada, Vanilla Transformer kodlayıcı bloğunda yer alan ileri beslemeli katmanlar, LSTM, GRU ve 1D-CNN modülleri ile değiştirilerek yeni hibrit mimariler önerilmiştir. Bu sayede, uzun vadeli küresel bağımlılıkların dikkat mekanizması ile kısa vadeli yerel örüntülerin ise zamansal ve evrimsel yapılarla birlikte öğrenilmesi sağlanmıştır.
- **Sistemik Hiperparametre Optimizasyonu:** Model yapılandırmaları Bayesçi optimizasyon yöntemi kullanılarak gerçekleştirilmiş; böylece literatürde sıkça ihmal edilen hiperparametre seçimi problemi sistematik bir çerçevede ele alınmıştır.
- **Açıklanabilirlik ve Uygulanabilirlik Odağı:** Çalışmada yalnızca doğruluk metrikleri değil, aynı zamanda model yorumlanabilirliği ve hesaplama verimliliği de değerlendirilmiştir. SHAP tabanlı açıklanabilirlik analizleri ile FV güç üretimini etkileyen kritik değişkenler ortaya konulmuş; hibrit modellerin operasyonel uygulanabilirliği tartışılmıştır.

Sonuç olarak bu tez, Türkiye lokasyonlu, gerçek saha verisine dayalı, çok değişkenli ve kısa vadeli FV güç tahmini alanında; hibrit Transformer mimarileri, açıklanabilirlik analizi ve sistematik optimizasyon yaklaşımının ve elde edilen sonuçların detaylı ekonomik değerlerini bir arada sunarak literatürdeki önemli bir boşluğu doldurmaktadır.

3. MATERYAL VE YÖNTEM

Bu bölümde, FV enerji üretiminin kısa vadeli tahmini için kullanılan veri setleri, çalışma sahası özellikleri ve önerilen tahmin yöntemlerinin matematiksel temelleri ayrıntılı biçimde sunulmaktadır. Öncelikle, çalışmada kullanılan gerçek saha verilerinin elde edildiği fotovoltaik tesisin teknik özellikleri ile meteorolojik veri kaynakları tanıtılmakta; ardından veri setinin yapısı, değişkenleri ve zaman serisi karakteristikleri açıklanmaktadır. Devamında, ham veriler üzerinde uygulanan ön işleme adımları, öznitelik mühendisliği ve boyut indirgeme yöntemleri matematiksel çerçevede ele alınmaktadır. Son olarak, çalışmada kullanılan derin öğrenme ve hibrit Transformer tabanlı modellerin teorik altyapısı, matematiksel formülasyonları ve değerlendirme ölçütleri sunularak, deneysel tasarımın bütüncül yapısı ortaya konulmaktadır.

3.1 Çalışma Sahası ve Veri Toplama

3.1.1 İnvörtör verilerinin temini

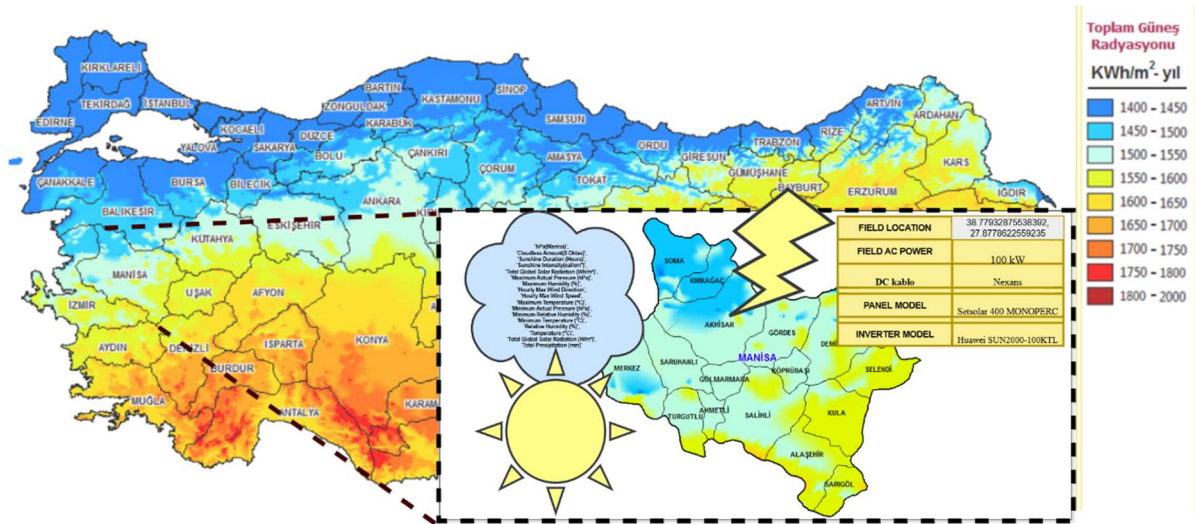
Bu çalışma, Türkiye’de FV güneş enerjisi üretiminin kısa vadeli tahmini amacıyla, gerçek saha koşullarında işletilen FV tesislerinden elde edilen invörtör verilerini kullanmaktadır. İnvörtör verileri, Türkiye’de 2014 yılından bu yana güneş enerjisi santrallerinin mühendislik, tedarik ve kurulum süreçlerinde faaliyet gösteren Orbit Enerji Haberleşme Teknoloji Sanayi ve Ticaret A.Ş. ile yapılan iş birliği kapsamında temin edilmiştir. Veri paylaşımı süreci, gerekli etik onaylar ve kurumsal izinler alınarak yürütülmüş olup, bu durum veri toplama sürecinin sürekliliğini ve güvenilirliğini sağlamıştır (Orbit Enerji, 2024).

Çalışma kapsamında kullanılan temel veri seti, Manisa ili Akhisar ilçesinde yer alan Umut Karaoğlanlar GES tesisine aittir. Söz konusu tesis, 2021 yılında kurulumu tamamlanmış, 100 kWe kurulu güce sahip, şebekeye bağlı (on-grid) ve çatı entegre bir fotovoltaik enerji sistemidir. Tesiste Setsolar 400 MONOPERC fotovoltaik paneller, Huawei SUN2000-100KTL invörtör ve Nexans marka doğru akım (DC) kablo sistemleri kullanılmaktadır. Bu tesise ait invörtör çıkışlı FV güç üretim değerleri, 19.12.2022 (00:00) tarihinden itibaren saatlik çözünürlükte kaydedilmiş ve 10 Mayıs 2024 tarihine kadar olan veriler analiz kapsamına dâhil edilmiştir.

İnvörtör verilerinin tercih edilmesinin temel gerekçesi, FV paneller tarafından üretilen doğru akımın alternatif akıma dönüştürülmesinin ardından doğrudan şebekeye verilen gerçek üretim çıktısını temsil etmesidir. Literatürde birçok çalışmada yalnızca güneş ışınımı veya

teorik güç hesaplarına dayalı veriler kullanılırken, bu çalışmada invertör bazlı üretim değerlerinin hedef değişken olarak ele alınması, tahminlerin operasyonel gerçekliğini ve güvenilirliğini artırmaktadır (Alcañiz et al., 2023).

Umut Karaoğlanlar GES tesisinin yer aldığı Akhisar ilçesi, Köppen–Trewartha iklim sınıflandırmasına göre Cs (subtropikal kuru yaz – Akdeniz iklimi) tipinde olup, yaz ayları sıcak ve kurak, kış ayları ise ılık ve yağışlıdır (Hikersbay, 2024). Bu iklimsel yapı, güneş enerjisi üretiminde belirgin mevsimsel ve günlük değişimlerin gözlemlenmesine olanak tanımaktadır. Tesisin bulunduğu Manisa iline ait güneş enerjisi potansiyel dağılım haritası, Şekil 3.1’de Güneş Enerjisi Potansiyeli Atlası (GEPA) verileri kullanılarak sunulmuştur (GEPA, 2024).



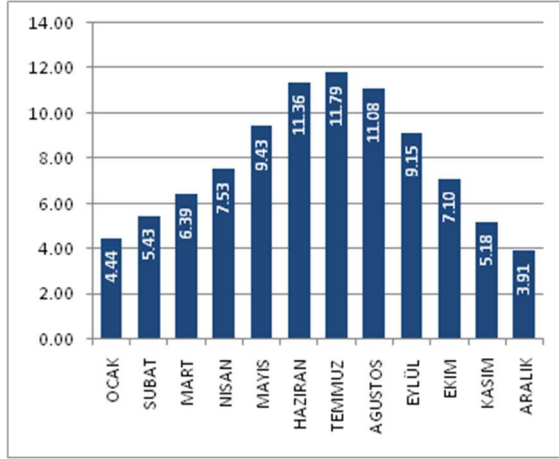
Şekil 3.1: Güneş enerjisi potansiyel atlası

Ayrıca, Akhisar ilçesine ait küresel güneş radyasyonu değerleri Şekil 3.2’de, güneşlenme süreleri ise Şekil 3.3’te gösterilmektedir (MGM, 2024). GEPA verilerine göre, Manisa ili genelinde 100 m²’lik bir alanda yıllık FV enerji üretiminin, panel teknolojisine bağlı olarak 10.000–24.000 kWh aralığında değişebileceği rapor edilmiştir (GEPA, 2024). Bu göstergeler, çalışma sahasının fotovoltaik enerji üretimi ve kısa vadeli tahmin çalışmaları için uygun bir test ortamı sunduğunu ortaya koymaktadır.

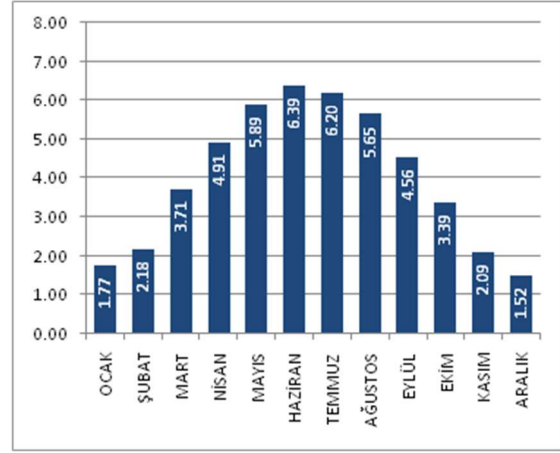
3.1.2 Meteorolojik verilerin temini ve keşif amaçlı veri analizinin yapılması

Hava durumu verileri, güneş enerjisi üretimini tahminlerinin doğruluğunu önemli ölçüde etkilemektedir (Delgado et al., 2024). Fakat, öncelikle hava koşullarının değişkenliği ve

öngörülemezliği, FV panellerle üretilecek enerji miktarının mevsimlere, aylara, günlere ve hatta saatlere göre değişkenlik göstermesinin ana sebebidir. Örneğin, bulut örtüsü, sıcaklık ve rüzgar hızı gibi faktörlerin hızla değişebilir olması, kısa vadeli FV güç üretiminde düzensizliklere neden olabilir ve bu da içsel periyodiklikleri yakalamayı zorlaştırır (AbdulBaqi and Abdulrahman, 2021). Tahmin modellerinin performansını etkileyen bir diğer etken ise iklim ve mevsimsel değişikliklerdir.



Şekil 3.2: Akhisar ilçesi aylık güneşlenme saatleri



Şekil 3.3: Akhisar ilçesi aylık güneş radyasyonu miktarı

Farklı mevsimler ve iklim koşulları, bazı modellerin kısmen bulutlu havalarda daha iyi performans göstermesine neden olurken, bazı modellerin ise açık havalarda daha doğru hesaplamalar yaptığı görülebilmektedir. Ayrıca, FV kurulumunun yeri de üretimi etkileyen önemli etmenlerden biridir. Çünkü hava durumu desenleri farklı bölgelerde önemli ölçüde değişiklik gösterebilir (Hasan and Farhan, 2022). Üçüncü olarak, teknolojik ve metodolojik faktörler de oluşturulacak modelin tahmin doğruluğunu etkiler. Teknolojinin gelişmesi ile daha fazla veriye ulaşma imkanı, toplanan bu veri kümeleri üzerinde daha güçlü hesaplamalar yapabilen modellerin üretilebilmesine olanak sağlamaktadır. Bu da yapılacak tahminlerin doğruluğunu arttırır. Ancak, atmosferik sistemlerin karmaşıklığı ve öngörülemez oluşu, uzun vadeli yapılacak tahminlerin performansının kısa süreli yapılacak tahmin performanslarının gerisinde kalmasına neden olmaktadır (Nam et al., 2020). İklim değişikliği ise, tahmin modellerine etki eden yeni değişkenler ekler ve mevcut hava durumu desenlerini değiştirir, bu da belirli hava olaylarının öngörülebilirliğini zorlaştırır. Modern tahmin modelleri atmosferik fiziği kullanarak güvenilir kalırken, değişen iklim özellikle aşırı hava olayları için zorluklar yaratabilir (Sharma et al., 2011). Günümüzde, teknolojik ilerlemeler tahmin doğruluğunu arttırmış olsa da, hava durumunun doğasında bulunan

değişkenlik ve karmaşıklık önemli zorluklar oluşturmaya devam etmektedir (Akhter et al., 2022). Bu nedenle daha fazla meteorolojik verinin oluşturulacak modelde kullanılması her zaman modelin performansını pozitif yönde etkileyeceği anlamını taşımamaktadır (Chen et al., 2023). Bu bağlamda, invertör verilerine ek olarak, FV üretimini etkileyen çevresel koşulların daha kapsamlı biçimde temsil edilebilmesi amacıyla, Türkiye Cumhuriyeti Meteoroloji Genel Müdürlüğü’nden temin edilen meteorolojik veriler veri setine entegre edilmiştir. Güneş radyasyonu, hava sıcaklığı, bağıl nem, rüzgâr hızı ve yönü, bulutluluk ve yağış gibi toplam 24 farklı meteorolojik değişken kullanılarak çok değişkenli zaman serisi yapısı oluşturulmuştur (MGM, 2024). Tablo 3.1’de, Manisa ili Akhisar ilçesinde kurulu olan GES üretim verileriyle kullanılması amaçlanan meteorolojik verilerin EDA sonrası “*Manisa_sdf*” ; eşit boyutlu sütunlardan oluşan tek bir veri kümesi olarak görülmektedir. Özellikle *Rüzgar yönü* verisinin katagorik olduğu dikkati çeken ilk nokta olmaktadır. Çalışmada kullanılan işlenmiş veri kümesi, araştırmanın tekrarlanabilirliğini desteklemek amacıyla açık erişimli olarak paylaşılmıştır. Veri setine erişim adresi: <https://github.com/OzgeCelik35/phdOzge/> dir.

Tablo 3.1: Manisa_sdf veri kümesinin ilk yedi satırı

	0	1	2	3	4	5	6
Date_Time	2022-12-19 00:00:00	2022-12-19 01:00:00	2022-12-19 02:00:00	2022-12-19 03:00:00	2022-12-19 04:00:00	2022-12-19 05:00:00	2022-12-19 06:00:00
PowerUJ	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
hPa(Manisa)	1019.6	1019.7	1019.7	1020.0	1020.3	1020.9	1021.6
Bulutluluk_Miktari_8_Okta	3.0	3.0	3.0	3.0	5.0	5.0	7.0
GUNESLENME_SURESI_(Saat)	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
GUNESLENME_SIDDETI_ortalama_cm ²	1.175	1.1875	1.2	1.3	1.2	1.9	4.5
TOPLAM_KURSESEL_GUNES_RADYASYONU_Wattsaat_m ²	14.6	14.75	14.9	15.9	14.1	22.2	52.6
MAKSIMUM_AKTUEL_BASINCI_hPa	1019.9	1019.8	1019.9	1020.3	1020.6	1021.4	1021.9
MAKSIMUM_NEM_%	81.0	79.0	80.0	78.0	79.0	77.0	75.0
saatlik_mak_ruz_yon	72.0	79.0	93.0	42.0	69.0	73.0	91.0
saatlik_mak_ruz_hiz	4.2	3.5	3.5	3.5	4.6	4.6	4.1
saatlik_mak_ruz_yon.1	ENE	E	E	NE	ENE	ENE	E
MAKSIMUM_SICAKLIK_°C	13.6	14.0	14.1	13.5	13.3	12.5	12.2
MINIMUM_AKTUEL_BASINCI_hPa	1019.5	1019.6	1019.7	1019.9	1020.2	1020.7	1021.5
MINIMUM_NISPI_NEM_%	79.0	76.0	77.0	75.0	77.0	75.0	73.0
MINIMUM_SICAKLIK_°C	13.1	13.3	13.3	13.2	12.5	11.9	11.7
NISPI_NEM_%	82.0	80.0	77.0	78.0	78.0	78.0	75.0
YON	1.5	1.6	1.0	1.4	1.5	1.8	1.7
HIZ	1.5	1.6	1.0	1.4	1.5	1.8	1.7
ruz_yon	ENE	ENE	ENE	ENE	ENE	ENE	ENE
SICAKLIK_°C	13.4	13.6	13.5	13.4	12.7	12.0	12.1
TOPLAM_KURSESEL_GUNES_RADYASYONU_Watt_m ²	877.95	886.525	895.1	957.3	847.3	1337.1	3166.4
TOPLAM_YAGIS_OMGSI_mmm	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0

Genel olarak toplanan ham verinin girdi olarak seçimi, zaman gecikmesini, maliyeti ve hesaplamayı artıran tahmin hatalarına neden olabilir. Ön işleme yöntemleriyle veri, sonraki aşamalarda kullanılabilirliği için elverişli hale getirilmelidir. Veri madenciliği ile çıkarılan

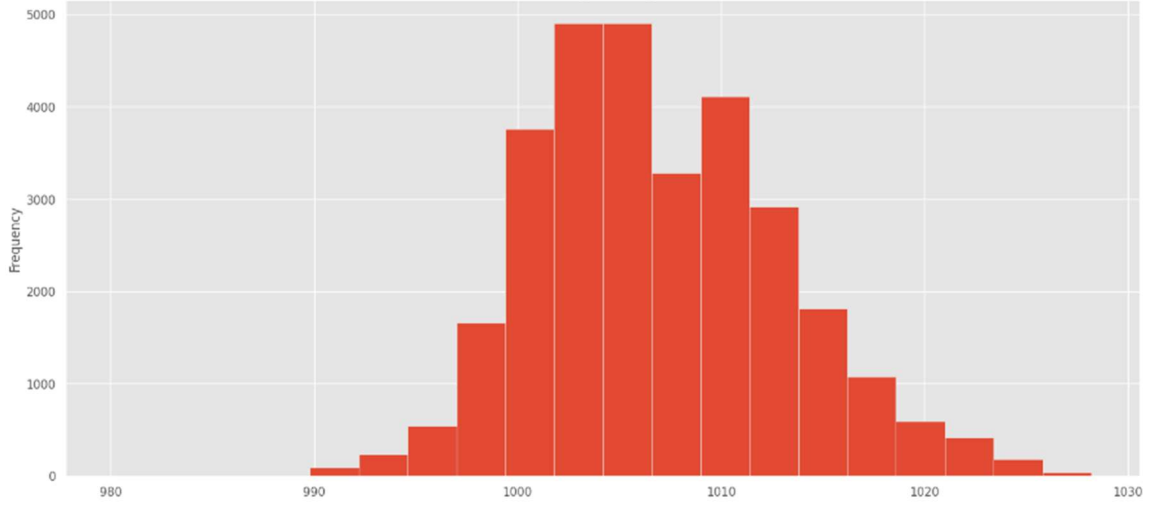
bilginin performansı ve kalitesi, yalnızca modelin tasarımına ve performansına bağlı değildir (Esling and Agon, 2012). Gürültü, eksik değerler, tutarsız ve gereksiz veriler, örnek ve özelliklerin çok büyük boyutları gibi olumsuz faktörler, öğrenme ve bilgi çıkarma için kullanılan veri kümelerinin kalitesini oldukça etkiler (Garcia et al., 2016). Burada asıl amaç, sonraki adımlardaki algoritmalar için doğru ve yararlı kabul edilecek nihai veri kümelerini elde etmektir. Bu amaçla toplanan veriler için eksik olan verilerin uygun metodlar kullanılarak doldurulması ve varsa tekrarlı verileri kaldırmak gerekmektedir. Aykırı verilerin tespit edilmesi, veriler üzerinde düzeltme veya dönüştürme işlemleri yapılmalıdır. Sonrasında normalleştirme ve veriyi bir şekilde optimize etme işlemleri uygulanır. Yapılan bu Keşifsel Veri Analizi (EDA) sonrasında hem model için uygun veri kümesi elde edilir hem de veri kümesinin anlamlandırılmasına yardımcı elzem bilgilere sahip olunur. Bu amaçla verilen meteorolojik değişkenlerin ne anlama geldiklerine kısaca değinmek yararlı olacaktır.

3.1.2.1 Aktüel basınç (hPa)

Basınç değeri ve Güneş enerjisi üretimi arasında doğrudan bir ilişki olmamasına rağmen, güneş enerjisi üretiminin, güneş panellerinin aldığı güneş ışığının yoğunluğu ile doğrudan bir ilişkisi vardır. Güneş ışığının yoğunluğunun ise hava koşullarına, bulut örtüsüne, hava sıcaklığına ve atmosferdeki su buharı gibi unsurlara bağlı olması, hava basıncı ve güneş enerji üretimini dolaylı yollarla birbirine bağlamaktadır. Yüksek basınç alanları(Antisiklon) genellikle açık ve güneşli havayı, düşük basınç alanları(Siklon) ise bulutlu ve yağışlı hava koşullarını işaret etmektedir (Akarsu, 2016). Yani, yüksek basınç koşullarında daha fazla güneş ışınımı elde edilmesi, güneş enerjisi üretimi için istenen bir durumken; düşük basınç değerleri beklentiyi karşılamamaktadır. Şekil 3.4'te Aktüel basınç verilerinin dağılım grafiği ve Şekil 3.5'te ise Aktüel basınç verilerinin yıl içindeki değişim grafiği verilmiştir.

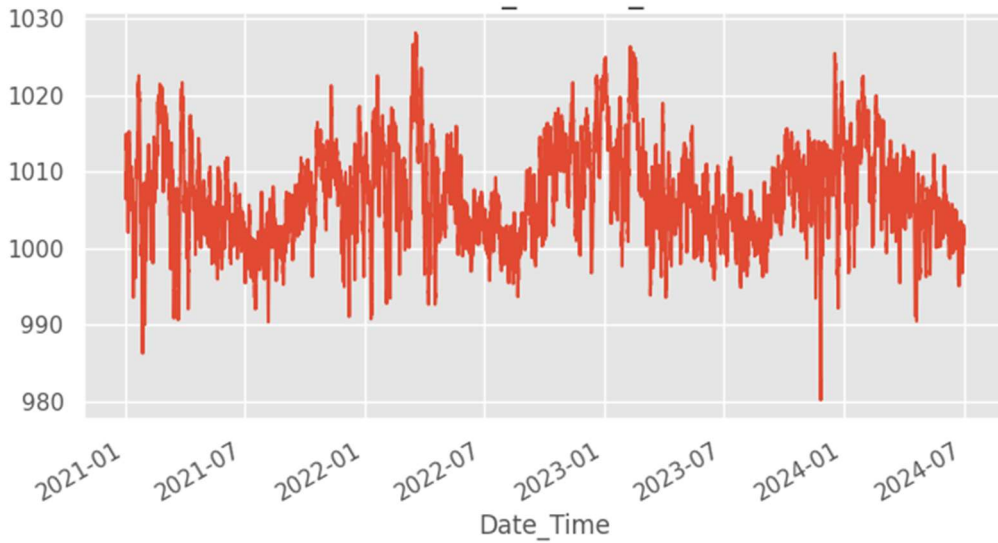
Ortalama Basınç (Mean): 1006.94 hPa olan ortalama basınç değeri, bölgenin deniz seviyesine yakın veya hafif yüksek rakımlı olduğunu gösterebilir.

Basınç Değişkenliği (Min-Max): 980.2 hPa ile 1028.2 hPa arasında değişen basınç değerleri, bölgenin hava koşullarında belirgin değişiklikler yaşandığını gösterir. Bu, mevsimsel değişikliklerin veya hava sistemlerinin etkisini yansıtabilir.



Şekil 3.4: Aktüel basınç dağılımı

Standart Sapma (Std): 6.11 *hPa*'lık standart sapma, basınç değerlerinin ortalamadan ne kadar saptığını gösterir ve bölgedeki hava koşullarının ne kadar değişken olduğunu anlamamıza yardımcı olmaktadır.



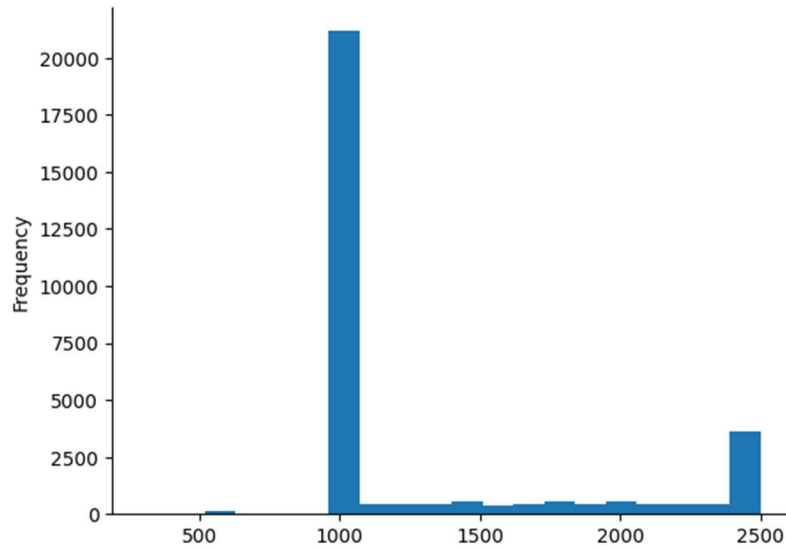
Şekil 3.5: Aktüel basınç değişimi

3.1.2.2 Bulut taban yüksekliği (m)

Bulut taban yüksekliği, bulutların yerden itibaren başladığı yükseklik anlamına gelmektedir. Düşük bulut taban yüksekliği, genellikle yağışlı hava koşullarının habercisidir. Kümülonimbüs adı verilen, dikey olarak gelişen ve büyüyen bulutlar, fırtına ve gök gürültülü sağanak yağışlara neden olabilir. Bu bulut tipleri, genellikle alçak basınç ve dengesiz havanın, yüksek bağıl nem ile birleşmesiyle oluşur (Herkes için Havacılık, 2024) . Yüksek bulut tabanı, genellikle açık ve güzel hava koşullarının olduğunu gösterir (Akarsu, 2016).

Bulut taban yüksekliğinin, güneş enerjisi üretiminde önemli bir etkiye sahip olmasının nedeni; güneş ışınlarının atmosferden geçerken ne kadarının engellenip panellerin aldığı ışık miktarının ne kadarının azalacağına etki etmesidir.

Bulut taban yüksekliğinin veri kümesinde minimum 300 m ve maximum 2500 m değerlerine sahip olması, ortalama bulut taban yüksekliğinin 1180.47 metre olması, bulutların yerden oldukça yüksekte olduğunu gösterir. Bu durum, güneş ışığının yüzeye ulaşmasını daha az engeller ve güneş enerjisi üretimi için uygun koşullar yaratır. Bu veriler, bölgenin güneş enerjisi santralleri için uygun olduğunu gösterir. Güneş enerjisi yatırımları planlanırken, bu tür meteorolojik veriler dikkate alınarak daha verimli ve sürdürülebilir enerji üretimi sağlanabilir. Şekil 3.6' da Bulut taban yüksekliği dağılımı grafiği verilmiştir.



Şekil 3.6: Bulut taban yüksekliği dağılım grafiği

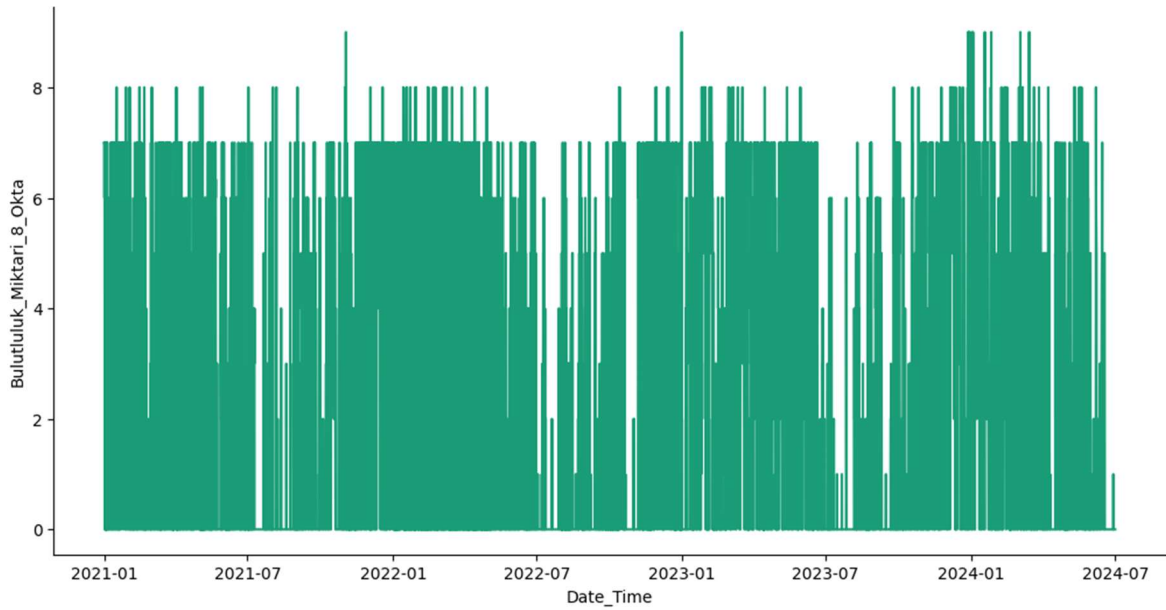
3.1.2.3 Bulutluluk miktarı (okta)

Güneş enerjisi, güneş panellerinin aldığı güneş ışığı miktarına doğrudan bağlıdır. Bulutluluk miktarı ise, gökyüzündeki bulutların kapladığı alanı ifade eder ve 0 – 8 arası okta birimi ile ölçülür. Bulutluluk miktarının fazla olması panellere ulaşacak güneş radyasyonu miktarını azaltmakta ve bu da üretilecek enerji miktarını olumsuz etkilemektedir. Manisa iline ait bulutluluk miktarı verilerinin dağılımı incelendiğinde;

Ortalama bulutluluk miktarı (Mean): 2.359 okta ortalama bulutluluk miktarı, gözlemlenen dönemde gökyüzünün genellikle az bulutlu olduğunu gösterir, bu da güneş enerjisi üretimi için olumlu bir durumdur.

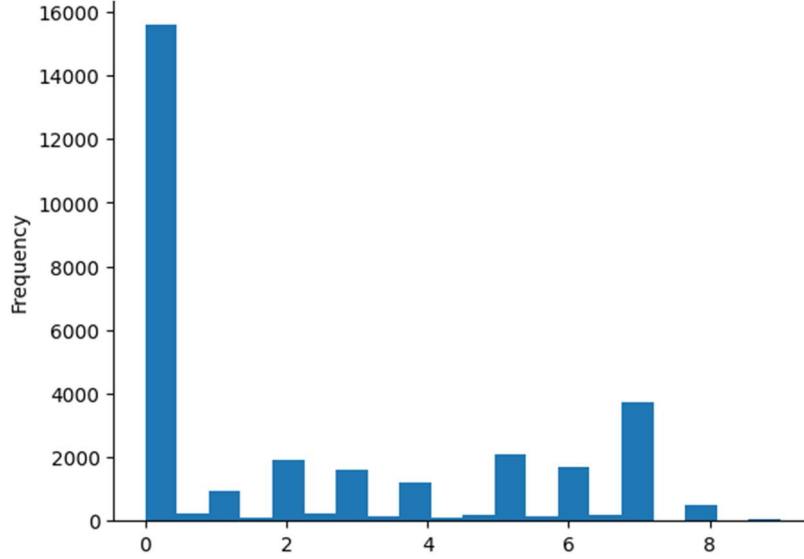
Standart Sapma (Std): 2.809 *oktalık* standart sapma, bulutluluk miktarının gözlemler arasında oldukça değişken olduğunu gösterir. Bu, bazı günlerin çok bulutlu, bazılarının ise açık olduğunu ifade eder.

Minimum (Min) ve Maksimum (Max): Bulutluluk miktarının minimum 0 *okta* ile maksimum 9 *okta* arasında değişmiş olduğu görülmektedir. Burada, 0 *okta* tamamen açık bir gökyüzünü, 9 *okta* ise tamamen kapalı bir gökyüzünü ifade eder. Bu geniş aralık, güneş enerjisi üretiminde büyük dalgalanmalara neden olabilir. Şekil 3.7’ de veri kümesinin yıl içinde nasıl değişkenlik gösterdiği görülebilmektedir.



Şekil 3.7: Bulutluluk miktarı yıllık değişim grafiği

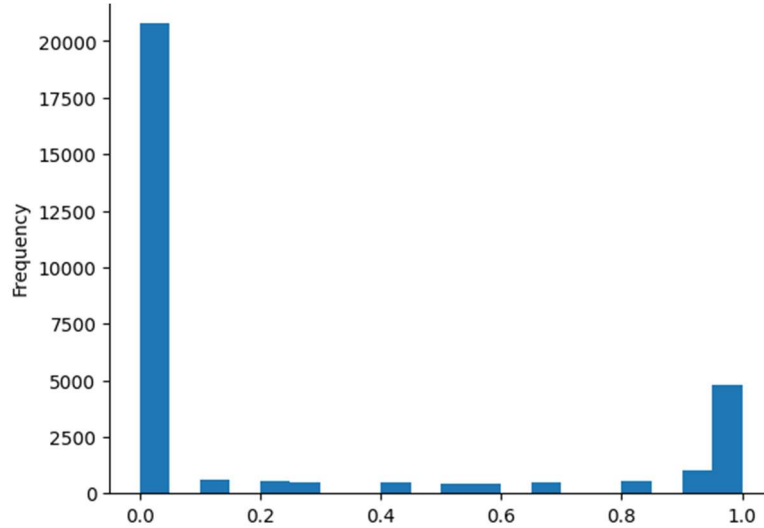
Çeyrekler (25%, 50%, 75%): 25. yüzdilik dilimde (0.0 *okta*) ve 50. yüzdilik dilimde (0.0 *okta*) bulutluluk miktarı sıfırdır, yani bu dilimlerdeki günlerin yarısında gökyüzü tamamen açıktır. 75. yüzdilik dilimde ise bulutluluk miktarı 5.0 *okta*dır, bu da günlerin %75'inde gökyüzünün en fazla yarısının bulutlu olduğunu gösterir. Şekil 3.8 ‘de verilerin sıklık dağılımı görülmektedir. Bulutluluk miktarının yanı sıra, bulut türü de güneş ışığının geçirgenliğini etkilemektedir. Monokristal paneller gibi bazı güneş panelleri, bulutlu günlerde, doğrudan güneş ışığı yerine difüze ışık ulaşsa bile düşük verimle de olsa güneş enerjisi üretimi yapabilmektedir.



Şekil 3.8: Bulutluluk miktarı dağılım grafiği

3.1.2.4 Güneşlenme süresi (saat)

Güneşlenme süresi ile güneş enerjisi üretimi arasında doğrudan bir ilişki vardır. Belirli bir zaman aralığında birim alan üzerine düşen güneş radyasyonunun toplam süresini ifade eden değer, panellerin üretim süresini etkileyeceğinden oluşturulacak modelin performansını etkileyen önemli faktörlerden biridir. Şekil 3.9, veri kümesindeki değerlerin dağılımını göstermektedir.



Şekil 3.9: Güneşlenme süresi dağılımı

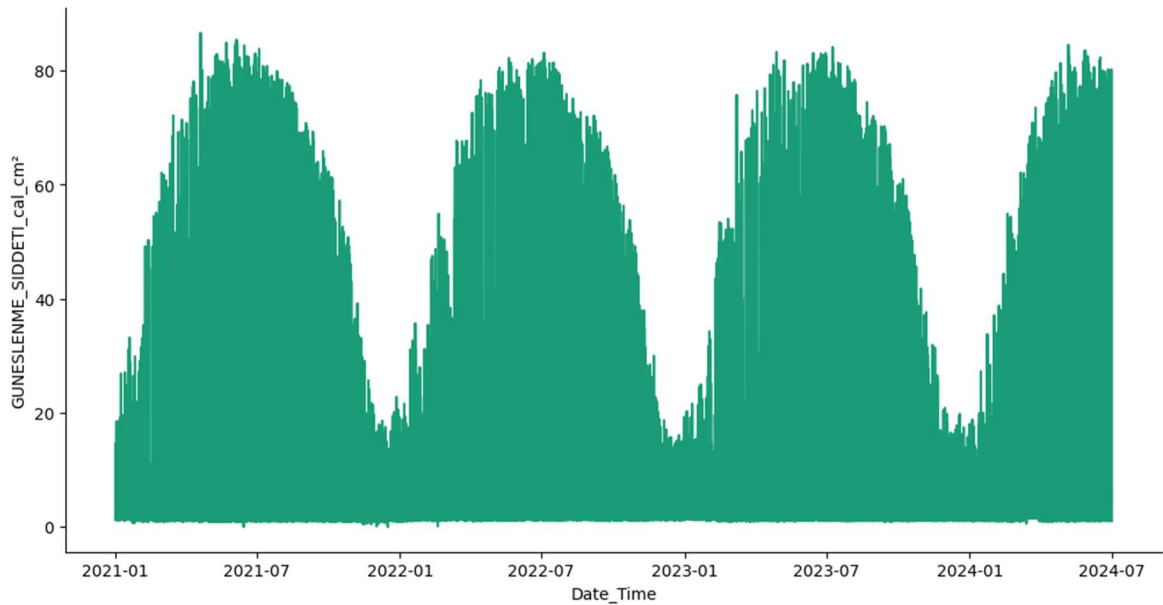
Veri kümesindeki güneşlenme saati verileri dağılımı, kışları 4 saate kadar düşen güneşlenme sürelerinin yaz aylarında 12 saate kadar yükselebildiğini göstermektedir. Bu süreler bölgenin güneş enerjisi üretimi için oldukça uygun olduğunun önemini vurgulamaktadır. Sahip

olunan verilerden Manisa ili için kaydedilen *Güneşlenme süresi* değişkeninin verileri incelendiğinde; Türkiye'nin coğrafi konumu sayesinde Avrupa ülkelerine göre daha fazla güneşlenme süresine sahip olması, ülkenin güneş enerjisi potansiyelinin yüksek olduğunu göstermektedir (Aydem Enerji, 2024).

Güneş enerjisi sistemleri tasarlanırken, özellikle kış aylarında güneşlenme süreleri kısaldığından, kurulumu yapılacak sistemlerin bu duruma uygun olarak tasarlanması ve verimlilik hesaplarının iyi yapılması gerekmektedir.

3.1.2.5 Güneşlenme şiddeti (cal/cm^2)

Güneşlenme şiddeti, yani güneş ışınlarının yoğunluğu, güneş enerjisi üretimini doğrudan etkileyen faktörlerdendir (Şen, 2004). Güneş yüzeyinde güneş radyasyonunun yoğunluğu yaklaşık $6,33 \times 10^7 \text{ W}/\text{m}^2$ 'dir. Dünya atmosferinin dışında Güneş ışınımının şiddeti, yaklaşık $1370 \text{ W}/\text{m}^2$ (Watt/ m^2) değerindedir; ancak yeryüzünde $0 - 1100 \text{ W}/\text{m}^2$ değerleri arasında değişim gösterir (Wikiwand, 2024). Türkiye'de ortalama günlük toplam ışınım şiddeti $4,18 \text{ kWh}/\text{m}^2$ – gün olarak hesaplanmıştır (GEPA, 2024). Bu da, güneş panellerinin verimli çalışabilmesi için oldukça uygun bir değerdir. Fakat kurulacak tesislerin verimliliğini arttırmak için, panellerin yerleştirileceği açının doğru hesaplanması ve düzenli bakım yapılması önemlidir. Şekil 3.10' daki Güneşlenme şiddeti verilerinin dağılımı incelendiğinde;

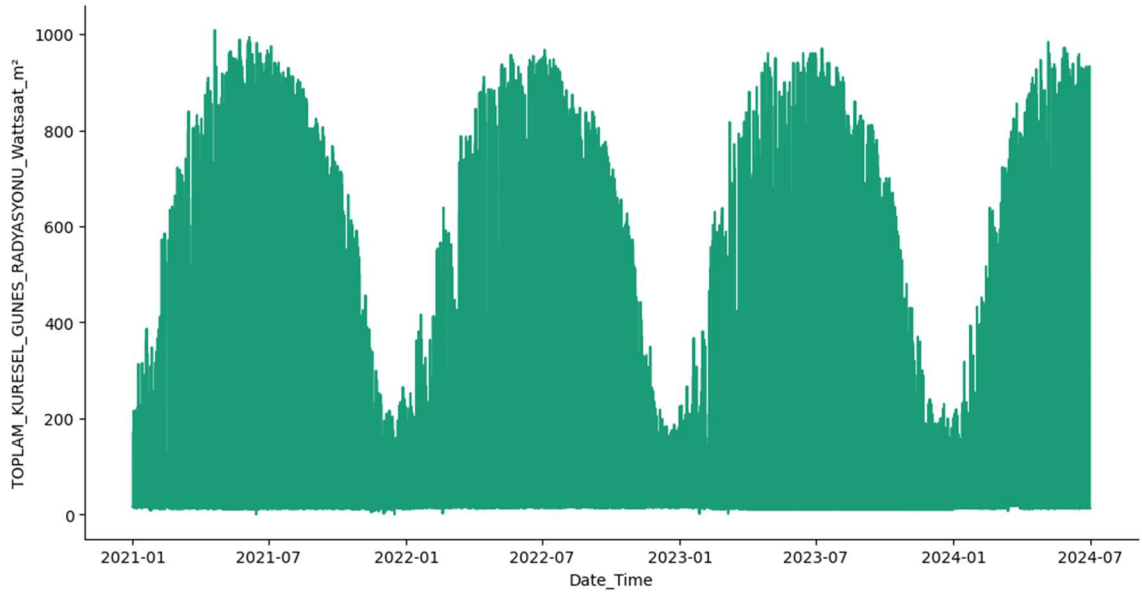


Şekil 3.10: Yıl içindeki güneşlenme şiddeti değişimi

Güneşlenme şiddetinin maximum 86.6 cal/cm^2 olması, yaklaşık olarak 362.4 joule/cm^2 'ye eşittir ($1 \text{ cal} = 4.184 \text{ joule}$). Bu miktar da panellerin verimli çalışabilmesi için oldukça uygun bir miktardır (AbdulBaqi and Abdulrahman, 2021).

3.1.2.6 Toplam küresel güneş radyasyonu (W/m^2)

Toplam Küresel Güneş Radyasyonu, güneş enerjisi üretimini doğrudan etkileyen bir diğer değişken olarak görülmektedir (Bigorajski and Chwieduk, 2019). Veri kümesinde Toplam küresel güneş radyasyonu miktarının maksimum 1008.1 W/m^2 olması, güneşli bir günde, bulutsuz bir gökyüzünde ve güneşin en yüksek olduğu saatlerde ulaşılan değeri; minimum 0.3 W/m^2 olması ise, gece saatlerinde veya çok bulutlu, yağmurlu günlerde ölçülen miktarı belirtmektedir. Bu değerler, üretimin verimliliğini arttırmak için yapılacak ön hesaplama ve tahminler için kritik önem taşımaktadır. Şekil 3.11 'de, Manisa iline ait Toplam küresel güneş radyasyonunun yılın farklı zamanlarında nasıl bir değişim gösterdiği görülmektedir. Kış aylarında azalan, yaz aylarında ise artan bir dağılım sergiliyor olması, güneş enerjisi üretim verilerindeki mevsimselliğe benzerlik göstermektedir.

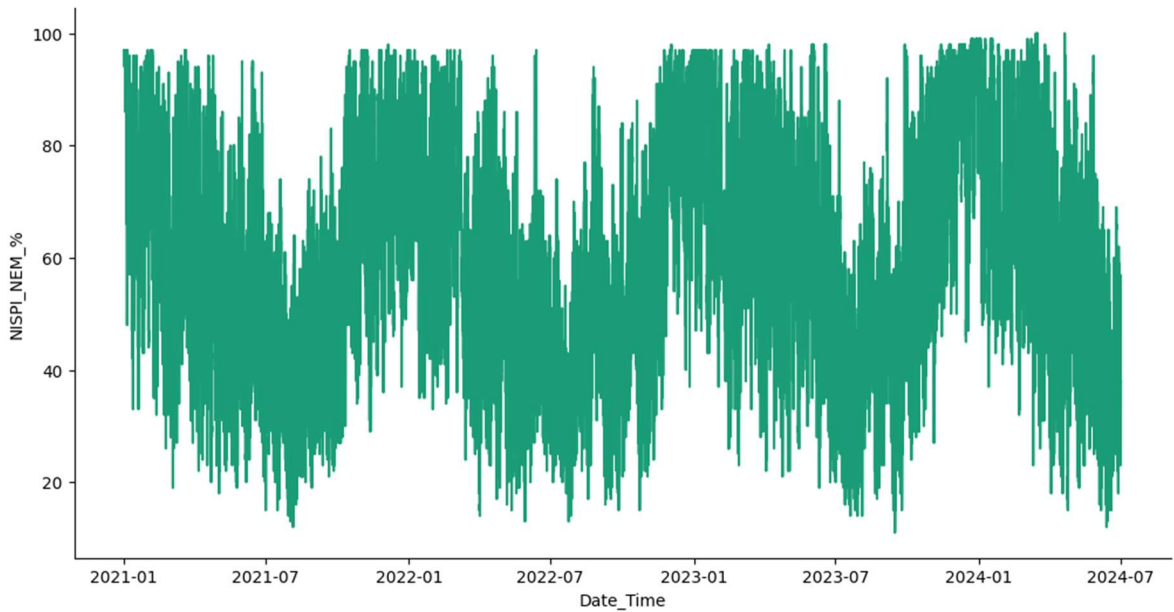


Şekil 3.11: Toplam küresel güneş radyasyonu yıllık değişim grafiği

3.1.2.7 Nispi nem (%)

Meteorolojik veri olarak nem miktarı, güneş enerjisi üretimini doğrudan etkilememektedir. Fakat yüksek nem oranları, bulut oluşumunu arttırabileceğinden bu durum dolaylı da olsa enerji üretimini etkileyen bir veri kümesi olmasını sağlamaktadır. Özellikle bağıl nem ve

güneş radyasyonu miktarı arasında sabah saatlerinde ters bir ilişki, öğleden sonraki saatlerde ise doğrudan bir ilişki var olduğu gösterilmiştir (AbdulBaqi and Abdulrahman, 2021). Sabah saatlerinde panellerin üzerinde oluşacak su damlaları, güneşin doğmasıyla panellere ulaşan ışınımın yansımaya veya kırılmasına neden olabilir (Glenn, 2024). Yapılan araştırmalarda düşük nispi nem oranlarının panellerin üretimini olumlu etkileyebileceğini bu nedenle de %69 ve %75 oranlarındaki nispi nemin panellerin enerji çıkışlarını arttırabileceği belirtilmiştir (AbdulBaqi and Abdulrahman, 2021). Bu bağlamda Şekil 3.12’de Manisa iline ait, Nispi nem, Maksimum nem, Minimum nem değişkenlerinin dağılımları incelendiğinde; kurulu olan GES tesisinin konum olarak ortalama %54 – %60 aralığında bir nem yüzdesine sahip olduğu görülmektedir. Nispi nemin, güneş enerji üretiminde kullanılan paneller üzerinde göz ardı edilemez bir başka etkisi ise; nemin yapı malzemesinin yıpranmasını arttırdığıdır. Bunun önüne geçebilmek adına panel üreticileri kenar sızdırmazlık malzemeleri ve düşük iyonik iletken malzemelerin kullanımını özellikle tropikal iklim kuşağı olan bölgelerde arttırmaktadır (Glenn, 2024).



Şekil 3.12: Nispi nem yıllık değişim grafiği

3.1.2.8 Sıcaklık (°C)

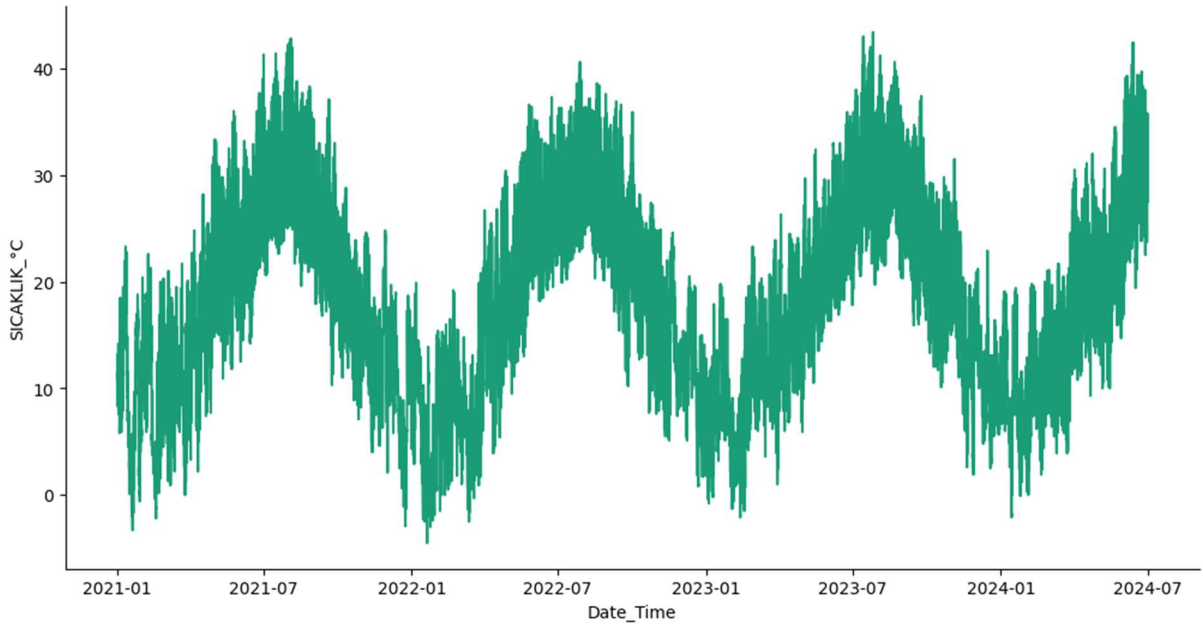
Sıcaklık genel olarak güneş enerjisi üretimini pozitif yönde etkilediği düşünülen bir değişkendir. Ancak, göz ardı edilen panel sıcaklığı, güneş pillerinin verimliliğini azaltmaktadır (Bigorajski and Chwieduk, 2019). Bu da sıcak havaların, güneş panellerine ulaşacak radyasyon miktarıyla doğru orantılı olmasının yanısıra yüksek sıcaklık değerlerinin üretime negatif etki edeceğinin unutulmaması gerektiğini göstermektedir. Sürekli sıcak ve

nemli hava koşullarında kullanılacak olan FV panellerin kullanım ömürlerini azaltacaktır (AbdulBaqi and Abdulrahman, 2021). Veri kümesinde kaydedilmiş sıcaklık değerlerinin dağılımları, Şekil 3.13’ de görülmektedir.

Bölgenin Akdeniz ikliminde olduğu, yıl içindeki minimum sıcaklık değerinin $-4.5\text{ }^{\circ}\text{C}$ iken yazları $44\text{ }^{\circ}\text{C}$ sıcaklık değerlerine ulaşmasına rağmen yıl içindeki dağılımın %75 ‘lik kısmının $25\text{ }^{\circ}\text{C}$ civarında seyri, güneş enerjisi üretimi için verimli sıcaklıklara sahip olduğunu göstermektedir.

Uzmanlar ve fotovoltaik üreticileri, FV panellerin maksimum performans sağladığı sıcaklık değerinin $25\text{ }^{\circ}\text{C}$ olduğunu keşfetmişlerdir (Chaichan and Kazem, 2018). Bu da bölgenin güneş enerjisinden elektrik üretimi için uygun olduğunu bir göstergesidir.

Yıl boyunca değişim incelendiğinde; Güneş radyasyon grafiği (Bkz. Şekil 3.11) ve Güneşlenme şiddeti grafiği (Bkz. Şekil 3.10) ‘de karşılaşılan günlük ve mevsimsel dalgalanmaların Şekil 3.13 ile benzerlik gösterdiği görülebilir.



Şekil 3.13: Sıcaklık değişkeninin yıl boyunca değişimi

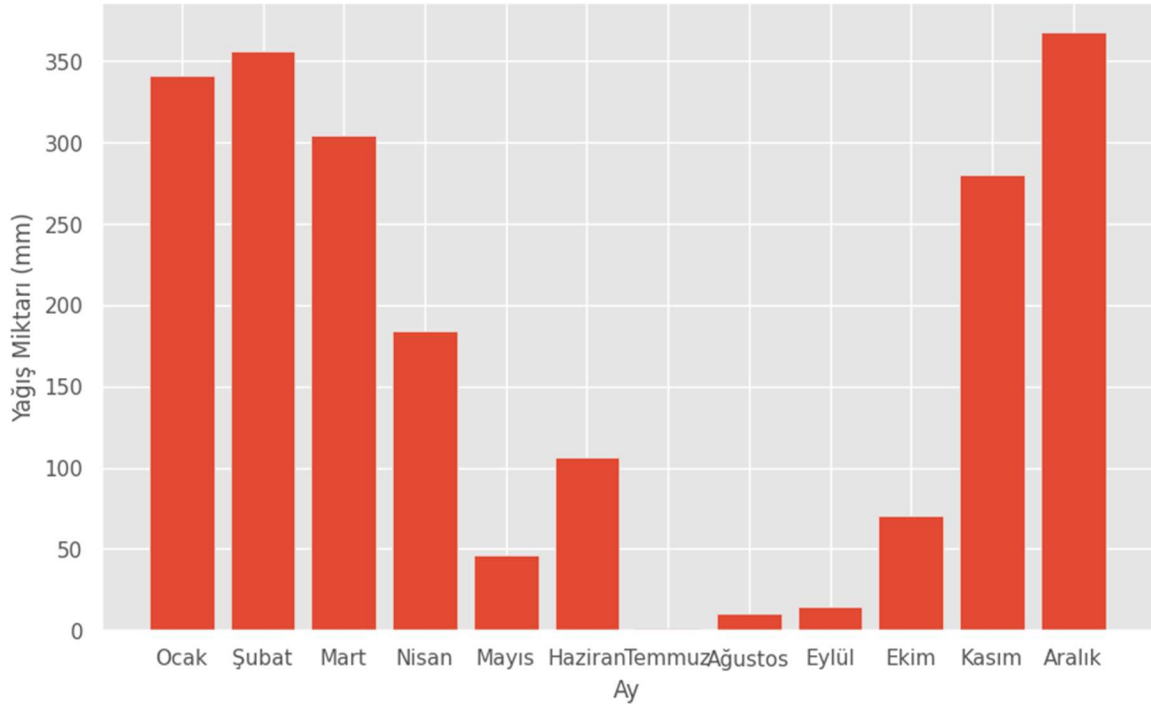
3.1.2.9 Rüzgâr yönü ve hızı

Rüzgâr, güneş enerjisi üretimine dair birincil değişkenlerden olmamasına rağmen, panellerin verimliliğini arttırmaya etkisi sebebiyle dolaylı da olsa güneş enerji üretimine katkı sağlayabilen bir değişken olarak görülmektedir. Bunun en büyük nedeni de, güneş

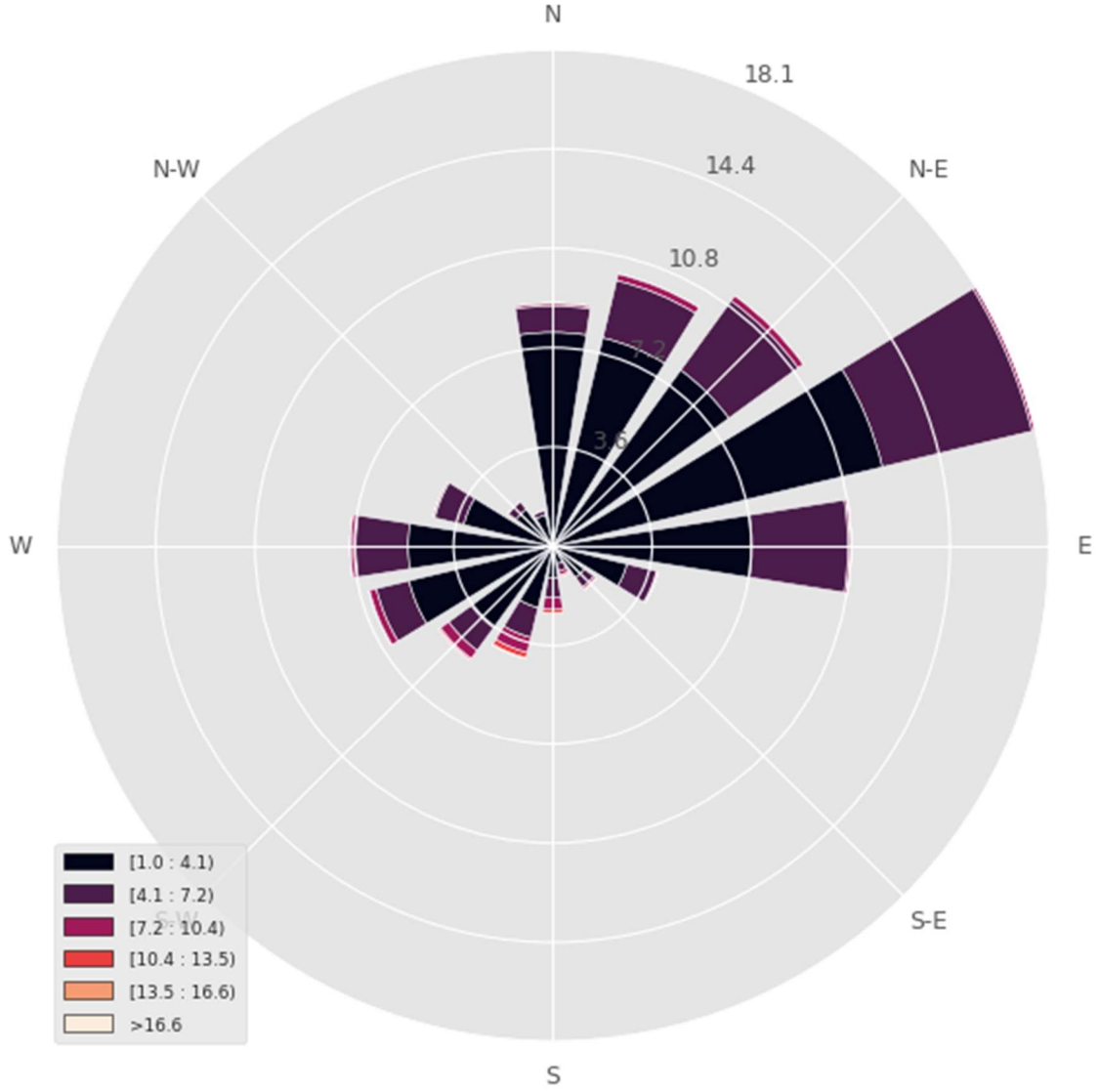
ışınımlarıyla üretim yapan güneş pillerinin üretim sırasında ısınmaya başlamasıdır (Akbarzadeh and Wadowski, 1996). Oluşan bu panel sıcaklığı artışı da panelin verimliliğini azaltmakta hatta yüksek sıcaklıklarda üretimin durmasına neden olmaktadır (AbdulBaqi and Abdulrahman, 2021). Rüzgâr ise, açık hava koşullarında konumlandırılmış paneller için bir nevi doğal soğutucu işlevini yerine getirerek panellerin performans ve verimliliğini arttırmada az da olsa katkı sağlamaktadır. 1°C soğutulan güneş panelleri %0.05 daha verimli hale gelir ve bu verim oranı rüzgârın devamlılığı ile zamanla daha da artar (Glenn, 2024). Şekil 3.14, Manisa iline ait kaydedilmiş Rüzgâr yönü ve hızı değerlerinin değişimini göstermektedir.

3.1.2.10 Yağış miktarı (mm = kg/m²)

Yağış miktarı, güneş enerjisi üretimi amacıyla açık hava koşullarında konumlandırılmış paneller için farklı etkilere sahiptir. Tesisin kurulu olduğu konumun iklim koşullarına bağlı olarak, bazı bölgelerde panellerin doğal temizlenmesini sağlayan ve böylelikle de üretimde verimliliğe etki eden bir değişken olabilirken (Durisch et al., 1996) bazen ise; şiddetli yağmur ve hava olayları panel ve diğer ekipmanların fiziksel hasar almalarına da yol açabilir. Şekil 3.14, veri kümesindeki yağış miktarı değişkeninin sınıflandırmasını, Şekil 3.15 ise, konumda görülen yağış miktarının yıl içinde nasıl değiştiğini sunar.



Şekil 3.14: Yıllık yağış dağılımı grafiği



Şekil 3.15: Rüzgâr yönü ve hızı değişkenlerinin radar grafiği

Bazı iklimsel bölgelerde; yüksek nem oranları ve az yağışın olması panel üzerinde biriken tozlarla birleşen yağmur damlalarını, panelin üretimini negatif yönde etkileyen çamur lekelerine dönüştürebilmektedir. Mısır için yapılan bir çalışmada, yılda 18 mm – 50mm aralığında yağış olmasıyla FV enerji üretiminin %60 – 70 aralığında düştüğü, yılda 70mm – 75mm aralığında yağış alan Katar’da ise sadece %10’luk bir düşüş olduğu görülmüştür (Shaik et al., 2023). Bir diğer çalışma yağmurlu ve bulutlu günlerdeki ortalama güç ve güneş ışınım miktarının sırasıyla %93,32 ve %93,77 değerlerinden %79,97 ve %77,34 değerlerine azaldığını belirtmiştir (Hasan and Farhan, 2022).

3.2 Veri Ön İşleme ve Öznitelik Mühendisliği

3.2.1 Veri temizleme

FV güneş enerjisi üretim tahmini modellerinin performansını artırmak amacıyla, ham veri kümeleri kapsamlı bir ön işleme sürecinden geçirilmiştir. Gerçek saha verileri; ölçüm hataları, sensör arızaları, iletişim kesintileri ve çevresel faktörler nedeniyle eksik gözlemler, aykırı değerler ve yinelenen kayıtlar içerebilmektedir (Hafez and Bhattacharya, 2012). Bu tür düzensizlikler, makine öğrenmesi ve derin öğrenme modellerinin öğrenme sürecini olumsuz etkileyerek tahmin doğruluğunun düşmesine neden olabilmektedir (Garcia et al., 2016). Bu nedenle, modelleme aşamasına geçilmeden önce veri kalitesini artırmaya yönelik sistematik bir veri temizleme süreci uygulanmıştır. Bu kapsamda ön işleme süreci; eksik gözlemlerin tamamlanması, aykırı değerlerin tespiti ve çıkarılması ile yinelenen verilerin temizlenmesi adımlarından oluşmaktadır.

3.2.1.1 Eksik gözlemlerin tamamlanması

Veri temizleme sürecinin ilk adımında, veri setinde yer alan eksik gözlemler tespit edilmiştir. Zaman serisi tabanlı FV üretim verilerinde eksik değerlerin doğrudan modele girdi olarak sunulması, zaman gecikmesine, artan hesaplama maliyetine ve tahmin hatalarının büyümesine yol açabilmektedir. Bu nedenle, eksik gözlemler uygun istatistiksel yöntemler kullanılarak doldurulmuştur.

Bir zaman serisi veri kümesi denklem (3.1)'deki gibi

$$X = \{x_t | t = 1, 2, \dots, T\} \quad (3.1)$$

olsun. Burada x_t , t zamandaki gözlem değerini, T ise toplam zaman adımını ifade etmektedir. Eksik gözlemler, $x_t = \emptyset$ olacak şekilde tanımlanmıştır.

Eksik değerlerin tamamlanmasında kullanılan temel yaklaşımlardan biri ortalama ile doldurma yöntemidir. Bu yöntemde eksik bir gözlem (3.2) denklemi ile tahmin edilir.

$$\hat{x}_t = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \quad (3.2)$$

Burada, \hat{x}_t , t zamandaki doldurulan (tahmin edilen) eksik değeri, N eksik olmayan gözlem sayısını ve x_i , mevcut gözlemlerden herhangi birini temsil etmektedir.

Zaman serisi sürekliliğini korumak amacıyla, bazı durumlarda doğrusal enterpolasyon yöntemi de tercih edilmiştir. Bu yöntemde, t anındaki eksik değer, komşu iki zaman adımı kullanılarak (3.3) denklemi hesaplanır.

$$\hat{x}_t = x_{t-1} + \frac{x_{t+1} - x_{t-1}}{2} \quad (3.3)$$

Bu işlem, veri setinin zamansal bütünlüğünü koruyarak sonraki modelleme adımlarına daha tutarlı bir girdi sağlamak amacıyla uygulanmıştır.

3.2.1.2 Aykırı değerlerin tespiti ve çıkarılması

Ön işleme sürecinin ikinci aşamasında, veri setinde yer alan aykırı değerler (outlier) tespit edilmiş ve veri setinden çıkarılmıştır. Aykırı değerler, genel veri dağılımından anlamlı ölçüde sapma gösteren ve çoğunlukla ölçüm hataları veya olağandışı koşullardan kaynaklanan gözlemler olarak tanımlanmaktadır. Özellikle yağmurlu veya yoğun bulutlu günlerde FV üretim değerlerinin ani düşüşler göstermesi, aykırı gözlem örnekleri arasında yer almaktadır.

Aykırı değer tespitinde istatistiksel temelli Z-skor yöntemi kullanılmıştır. Bir gözlemin Z-skoru (3.4) denklemi ile hesaplanır.

$$z_t = \frac{x_t - \mu}{\sigma} \quad (3.4)$$

Burada x_t , ilgili zaman adımındaki gözlem değeri iken, μ veri setinin aritmetik ortalaması ve σ veri setinin standart sapmasıdır.

Belirli bir τ eşik değerinin üzerinde kalan gözlemler (3.5) denklemi ile aykırı değer olarak kabul edilmiştir.

$$|z_t| > \tau \quad (3.5)$$

Bu koşulu sağlayan gözlemler veri setinden çıkarılmış veya uygun dönüşümler uygulanarak düzeltilmiştir. Aykırı değerlerin temizlenmesi, modelin öğrenme sürecinde gürültüden arındırılmış daha temsil edici örüntüler öğrenmesine katkı sağlamaktadır.

3.2.1.3 Yinelenen verilerin temizlenmesi

Ön işleme sürecinin son aşamasında, veri setinde yer alan yinelenen (duplicated) kayıtlar tespit edilerek temizlenmiştir. Yinelenen veriler, genellikle veri toplama veya kayıt sürecinde meydana gelen hatalardan kaynaklanmakta ve aynı gözlemin birden fazla kez veri setine eklenmesine neden olmaktadır.

Bir veri seti, denklem (3.6) şeklinde tanımlansın.

$$D = \{(x_t, y_t)\}_{t=1}^T \quad (3.6)$$

Denklem (3.7) koşulunu sağlayan kayıtlar yinelenen veri olarak kabul edilmiştir:

$$(x_i = x_j) \wedge (y_i = y_j), \quad i \neq j \quad (3.7)$$

Bu tür tekrar eden gözlemler veri setinden çıkarılarak yalnızca tekil kayıtların korunması sağlanmıştır. Yinelenen verilerin temizlenmesi, veri setinin tutarlılığını artırmakta ve modellerin gereksiz veya yanıltıcı bilgilerle eğitilmesini önlemektedir. Bu işlem her bir değişkene tek tek uygulanır.

3.2.2 Öznitelik seçimi ve değişkenler arası ilişki analizi

FV güneş enerjisi üretim tahmini modellerinin performansını artırmak amacıyla yapılan veri ön işleme süreçlerinde, öznitelik seçimi kritik bir adım olarak öne çıkmaktadır. İyi bir öznitelik seçimi, oluşturulacak modelin tahmin performansını artırmayı hedefler. Bu amaçla, bu çalışmada çeşitli istatistiksel testler ve modelleme yöntemleri kullanılmıştır.

3.2.2.1 Korelasyon analizi

Öznitelik seçim aşamasının ilk ve en çok kullanılan yöntemi korelasyon analizidir. Güneş enerjisi üretimi bağımlı değişkeni ve diğer meteorolojik bağımsız değişkenler arasındaki ilişkiyi doğrudan ölçmeye yarar. Bunun için bu çalışmada iki sürekli değişken arasındaki doğrusal ilişkinin ölçmek için kovaryans ve standart sapma kavramlarına dayanan Pearson korelasyon katsayısı kullanılmıştır (Jebli et al., 2021).

X_i , i inci gözlemdaki bağımsız değişken değeri; Y_i , i inci gözlemdaki bağımlı değişken değeri ($PowerU$); \bar{X} , bağımsız değişkenin aritmetik ortalaması; \bar{Y} , bağımlı değişkenin aritmetik ortalaması ve n , toplam gözlem sayısı olsun.

İki deęişken arasındaki kovaryans denklem (3.8) ile tanımlanmaktadır.

$$cov(X, Y) = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y}) \quad (3.8)$$

Her bir deęişken için standart sapma ise denklem (3.9) ve (3.10) ile hesaplanmaktadır.

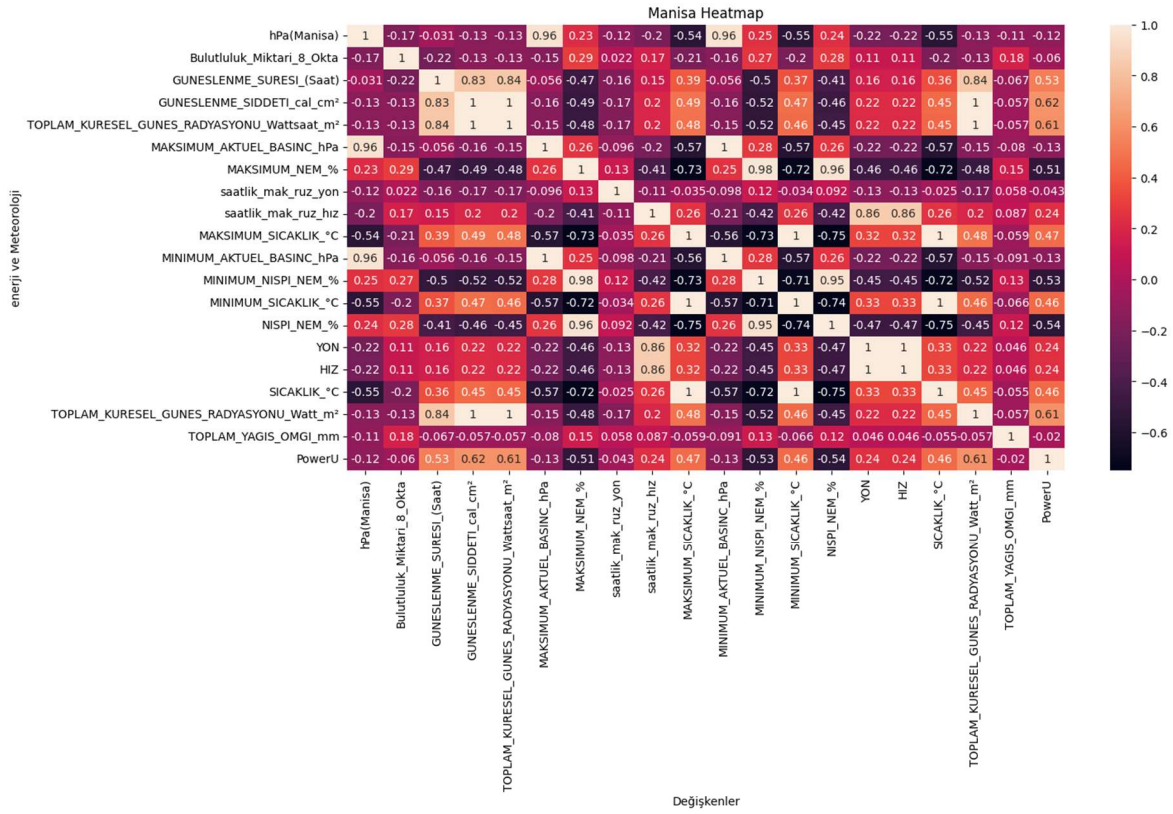
$$\sigma_X = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2} \quad (3.9)$$

$$\sigma_Y = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2} \quad (3.10)$$

Hesaplanan standart sapma ve kovaryans deęerleri yardımıyla Pearson korelasyon katsayısı $r_{X,Y}$ denklem (3.11) ile elde edilir.

$$r_{X,Y} = \frac{cov(X, Y)}{\sigma_X \sigma_Y} \quad (3.11)$$

Burada $r_{X,Y} = +1$, deęişkenler arasında mükemmel pozitif doğrusal ilişki olduğunu; $r_{X,Y} = -1$, deęişkenler arasında mükemmel negatif doğrusal ilişki olduğunu; $r_{X,Y} = 0$ ise deęişkenler arasında doğrusal ilişki olmadığını göstermektedir. Ham veri kümesindeki deęişkenler arasındaki korelasyon analizini bir ısı haritası ile gösterimi olan Şekil 3.16 incelendiğinde; "PowerU" (enerji üretim miktarı) bağımlı deęişkeni ile en yüksek pozitif ilişkili deęişkenler 0.62 deęeriyle "Güneşlenme_Şiddeti", 0.61 ile "Küresel_Güneş_Radyasyonu" ve 0.53 ile "Güneşlenme_Süresi" olarak tespit edilmiştir. Bu bağımsız deęişkenleri 0.47 – 0.46 deęerleriyle "Sıcaklık" deęişkenleri takip etmiştir. En yüksek negatif ilişkili deęişkenler ise –0.54 ile –0.51 deęerleriyle "Nispi_Nem" deęişkenleri olarak bulunmuştur.



Şekil 3.16: Değişkenler arası korelasyon analizi ısı haritası

Korelasyon ısı haritasında, hücre renkleri açıldıkça değişkenler arasındaki korelasyon +1'e yaklaşırken rengin koyulaşması -1'e yaklaştığını gösterir ve genellikle -0.2 ile 0.2 arasındaki korelasyon katsayılarına sahip değişkenler arasında doğrudan veya dolaylı bir ilişki olmadığı varsayılır (Hall, 1999). Yapılan bu ilk analiz ile yalnızca tanısal bir ön inceleme yapılmış ve bu aşamada hiçbir değişken veri kümesinden çıkarılmamıştır.

3.2.2.2 Varyans enflasyon faktörü analizi

Korelasyon analizinin ardından güneş enerjisi üretim tahmini modellerinin performansını artırmak amacıyla yapılan veri ön işleme sürecinde, bağımsız değişkenler arasındaki çoklu doğrusal bağımlılık (multicollinearity) gibi sorunların tespiti için Varyans Enflasyon Faktörü(VIF) kullanılmıştır. VIF, her bir bağımsız değişkenin diğer bağımsız değişkenler yardımıyla ne ölçüde açıklanabildiğini gösteren bir istatistiktir ve çok değişkenli regresyon problemlerinde sıklıkla kullanılmaktadır (Marquardt, 1970). Bu gibi çoklu doğrusallık problemleri, modelin yorumlanmasını zorlaştırabilir ve öğrenme sürecini olumsuz etkileyebilir. Değişkenler arasındaki çoklu doğrusallığı bulmak için her değişken birbiri ile regresyona sokulur ve R^2 değeri hesaplanır. Böylelikle verideki noktaların regresyon eğrisine uzaklığının, ortalamaya olan uzaklıklarına oranının 1 değerinden çıkarılması ile elde

edilen R^2 değeri hesaplanmış olur. $1/1 - R^2$ ile her bir bağımsız değişkenin VIF değeri hesaplanmaktadır. İki bağımsız değişken arasındaki VIF değeri ve ilişki doğrusaldır. $VIF = 1$ ise, iki değişken arasında doğrusal ilişki olmadığını; $1 < VIF < 10$ ise, değişkenler arasında orta düzeyde çoklu doğrusallık olduğunu; $VIF \geq 10$ ise, yüksek düzeyde çoklu doğrusallık olduğunu ve değer sonsuza doğru yaklaşıyorsa değişkenler arasında mükemmel çoklu doğrusallık olduğunu belirtmektedir. Asıl istenen bağımsız değişkenler arasında çoklu doğrusallık çıkmamasıdır. Bu çalışmada hesaplanan değerler Tablo 3.2 'de verilmiştir.

Tablo 3.2: Varyans enflasyon faktörü sonuçları

Öznitelik	VIF	Yorum
PowerU	2.92	Düşük Çoklu Bağlantı
hPa(Manisa)	343575.70	Çok Yüksek Çoklu Bağlantı
Bulutluluk_Miktari_8_Okta	2.53	Düşük Çoklu Bağlantı
GUNESLENME_SURESI_(Saat)	5.27	Orta Çoklu Bağlantı
GUNESLENME_SIDDETI_cal_cm ²	300.61	Yüksek Çoklu Bağlantı
TOPLAM_KURESEL_GUNES_RADYASYONU _Wattsaat_m ²	124056400	Çok Yüksek Çoklu Bağlantı
MAKSIMUM_AKTUEL_BASINC_hPa	6996477	Çok Yüksek Çoklu Bağlantı
MAKSIMUM_NEM_%	552.69	Yüksek Çoklu Bağlantı
saatlik_mak_ruz_yon	3.13	Düşük Çoklu Bağlantı
saatlik_mak_ruz_hız	14.28	Orta Çoklu Bağlantı
MAKSIMUM_SICAKLIK_°C	1570.21	Çok Yüksek Çoklu Bağlantı
MINIMUM_AKTUEL_BASINC_hPa	7068118	Çok Yüksek Çoklu Bağlantı
MINIMUM_NISPI_NEM_%	384.71	Yüksek Çoklu Bağlantı
MINIMUM_SICAKLIK_°C	1475.29	Çok Yüksek Çoklu Bağlantı
NISPI_NEM_%	195.84	Yüksek Çoklu Bağlantı
SICAKLIK_°C	1673.07	Çok Yüksek Çoklu Bağlantı
TOPLAM_KURESEL_GUNES_RADYASYONU_Watt_m ²	124040300	Çok Yüksek Çoklu Bağlantı
TOPLAM_YAGIS_OMGI_mm	1.14	Düşük Çoklu Bağlantı

Oluşturulacak modelde kullanılması planlanan değişkenlerin VIF değerlerinin çok yüksek olması model tahminlerinin güvenilirliğini azaltmaktadır. Başka bir dezavantaj ise; modelin farklı veri kümeleri üzerinde uygulanabilirliğini azaltıp modelin kararlılığına etki edebilmesidir. Öznitelik seçimlerinin iyi yapılması bu negatifliklerin önüne geçmeye yardımcı olacaktır.

Bu ölçümler sonrasında modelin yorumlanabilirliği ve kararlılığını etkilecek seçimlerin yapılması gerekmektedir. Yani modelde kullanılmak üzere çok yüksek çoklu bağlantılı çıkan değişkenlerin bazılarının veri kümesinden çıkarılması yararlı olacaktır. Çünkü; modelde kullanılması planlanan değişkenlerin VIF değerlerinin çok yüksek olması, model

tahminlerinin güvenilirliğini azaltır ve modelin farklı veri kümeleri üzerinde uygulanabilirliğini düşürerek kararlılığını olumsuz etkiler.

3.2.2.3 Mutual Information (MI):

Korelasyon analizi sadece doğrusal ilişkileri yakalamaya yardımcı olurken, Mutual Information (MI) (Verleysen et al., 2009), doğrusal olmayan ilişkileri de yakalayabilen bir öznitelik seçimi yöntemidir. MI skoru, marjinal olasılık değerleri üzerinden hesaplanarak değişkenlerin enerji üretim veri sütunu ("*PowerU*") ile olan ilişkilerini belirler. Veri kümesindeki değişkenlerin "*PowerU*" ile olan ilişkileri MI skorlarına göre büyükten küçüğe doğru sıralandığında; özellikle *Güneşlenme_Şiddeti*, *Toplam_küresel_güneş_radyasyonu* ve *Nispi_nem* gibi değişkenlerin yüksek MI skorlara sahip olduğu görülmüştür.

Genel olarak, bu öznitelik seçimi yöntemleri, veri setindeki değişkenler arasındaki ilişkileri anlamak, çoklu doğrusallık gibi sorunları tespit etmek ve model performansını artırmak için hangi değişkenlerin modele dahil edilmesi gerektiğini belirlemek amacıyla kullanılmıştır.

VIF analizi, bazı öznitelikler arasında çok yüksek çoklu doğrusal bağlantılar olduğunu göstermiştir. Bu nedenle, modelin yorumlanabilirliği ve kararlılığı açısından, bu yüksek çoklu bağlantılı değişkenlerin bir kısmının veri kümesinden çıkarılması gerektiği sonucuna varılmıştır. Bu bağlamda, Temel Bileşen Analizi (PCA) gibi boyut indirgeme yöntemi kullanılarak yüksek korelasyonlu öznitelikler tek bir temsil öznitelik altında birleştirilmiştir.

3.2.2.4 Temel bileşenler analizi (Principal Component Analysis - PCA)

Temel Bileşen Analizi, enerji sistemleri ve zaman serisi analizinde boyut indirgeme, veri sıkıştırma ve temel öznitelikleri çıkarma amacıyla kullanılan istatistiksel bir yöntemdir (Forootan et al., 2022). Karmaşık ve çok değişkenli veri kümeleri üzerinde model performansını arttırmak için ön işlem adımı olarak uygulanır. Bu çalışmada da bağımsız değişkenler arasında tespit edilen çoklu doğrusallık problemine çözüm olarak kullanılmıştır. PCA, elde edilen ana bileşenleri, orijinal özniteliklerin varyansını maksimum düzeyde koruyacak şekilde yeniden yapılandırır ve birbirleriyle ilişkisiz yeni öznitelikler elde eder. Bu bileşenlerden genellikle yalnızca ilk ana bileşen seçilerek, yüksek korelasyonlu öznitelikler tek bir temsil öznitelik altında birleştirilir. Bu yöntem sayesinde hem boyut indirgeme gerçekleştirilmiş hem de veri setinin bilgi içeriği büyük ölçüde korunmuştur. PCA'nın ön işleme aşamasında kullanımı, aynı zamanda model eğitim süresini kısaltmış ve

girdi deęişkenleri arasındaki çoklu doğrusal ilişkilerin etkisini azaltarak daha stabil modellerin elde edilmesine katkı sağlamıştır (Jia et al., 2022).

Bütün bu uygulanan ön işleme adımları, veri setinin kalitesini artırarak modellerin öğrenme yeteneğini ve tahmin performansını önemli ölçüde iyileştirmeyi hedeflemiştir. Uygulanan veri ön işleme adımları sonucunda, ham veri seti modelleme aşamasına uygun, tutarlı ve gürültüden arındırılmış bir yapıya dönüştürülmüştür. Eksik gözlemlerin tamamlanması, aykırı değerlerin temizlenmesi ve yinelenen verilerin kaldırılması sayesinde, tahmin modellerinin öğrenme kararlılığı ve genel performansı artırılmıştır.

3.3 Veri Normalizasyonu ve Standardizasyon

FV güneş enerjisi üretim tahmini modellerinin performansını artırmak amacıyla, ham veri kümeleri detaylı bir ön işleme sürecinden geçirilmiştir. Bu sürecin temel bileşenlerinden biri, veri setinde yer alan deęişkenlerin ölçek farklarını gidermek ve model öğrenmesini sayısal olarak daha kararlı hâle getirmek amacıyla uygulanan veri normalizasyonu ve standardizasyonudur. Özellikle FV üretim verilerinin saatlik, günlük ve yıllık periyotlarda belirgin mevsimsellik göstermesi, farklı büyüklüklerdeki deęişkenlerin ortak bir ölçekte temsil edilmesini zorunlu kılmaktadır.

3.3.1 Min-Max normalizasyonu

Bu çalışmada, FV üretim miktarı ve meteorolojik deęişkenlerin ölçeklenmesi amacıyla Min-Max normalizasyonu yöntemi kullanılmıştır. Min-Max normalizasyonu, her bir özelliğin belirlenen bir alt ve üst sınır aralığına doğrusal olarak dönüştürülmesini sağlayarak veri setindeki tüm deęişkenlerin aynı ölçek üzerinde temsil edilmesine imkân tanır. Bu sayede, farklı fiziksel birimlere sahip deęişkenlerin model eğitimi sürecinde baskınlık oluşturmasının önüne geçilmektedir.

Bir deęişkenin ham değeri x_t olmak üzere, Min-Max normalizasyonu denklem (3.12) ile tanımlanmaktadır:

$$x_t^{norm} = a + \frac{(x_t - x_{min})}{(x_{max} - x_{min})}(b - a) \quad (3.12)$$

Bu ifadede x_t^{norm} , t zaman adımındaki normalize edilmiş değeri, x_t ilgili deęişkenin ham ölçüm değerini, x_{min} ve x_{max} ilgili deęişkenin veri seti boyunca gözlenen minimum ve

maksimum değerlerini, a ve b ise, hedef ölçek aralığının alt ve üst sınırlarını temsil etmektedir.

Bu çalışmada hedef ölçek aralığı simetrik bir yapı sağlamak amacıyla $[-1, 1]$ olarak seçilmiş, dolayısıyla $a = -1$ ve $b = 1$ alınmıştır. Bu dönüşüm, özellikle gradyan tabanlı öğrenme algoritmalarında daha dengeli güncellemeler yapılmasına olanak tanımakta ve modelin yakınsama hızını artırmaktadır.

3.3.2 Standardizasyon

Min-Max normalizasyonu uygulanarak ölçeklenen veri seti üzerinde, ikinci aşama olarak standardizasyon işlemi gerçekleştirilmiştir. Standardizasyon, veri setindeki her bir değişkenin ortalamasının sıfıra, standart sapmasının ise bire yakın olacak şekilde yeniden ölçeklendirilmesini amaçlamaktadır. Bu işlem, özellikle derin öğrenme modellerinin varsaydığı dağılım özelliklerine daha uygun bir veri yapısı elde edilmesini sağlamaktadır.

Bir değişkenin standardize edilmiş değeri denklem (3.13) ile hesaplanmaktadır:

$$x_t^{std} = \frac{x_t^{norm} - \mu}{\sigma} \quad (3.13)$$

Burada x_t^{std} , t zaman adımındaki standardize edilmiş değeri, x_t^{norm} , Min-Max normalizasyonu sonrası elde edilen değeri, μ , ilgili değişkenin normalize edilmiş veri seti üzerindeki aritmetik ortalamasını ve σ , aynı değişkenin standart sapmasını ifade etmektedir. Standardizasyon işlemi, veri setindeki zamana bağlı dalgalanmaların dengelenmesine yardımcı olmakta ve özellikle uzun süreli bağımlılıkları öğrenen derin öğrenme mimarilerinde sayısal kararlılığı artırmaktadır.

3.3.3 Zamana dayalı döngüsel öznitelikler

Zaman serisi verilerinde gözlenen günlük, haftalık ve mevsimsel tekrarlar, FV güç üretimi gibi süreçlerde belirleyici bir role sahiptir. Bu tür verilerde zaman, doğrusal bir eksen üzerinde ilerlese de fiziksel olarak döngüsel bir yapıya sahiptir. Zamana dayalı döngüsel özelliklerin derin öğrenme modelleri tarafından daha etkili bir şekilde öğrenilebilmesi amacıyla, gün ve yıl gibi bağımsız değişkenler sinüs ve kosinüs dönüşümleri kullanılarak veri kümesine yeni periyodik değişkenler olarak eklenmiştir. Denklem (3.14) ve (3.15)

trigonometrik dönüşümleri için; h , günün saati değişkeni olmak üzere, 24 saatlik bir periyodun model tarafından anlamlı hale gelmesi, saat 23.00 ve 00.00 olan günün başlangıcı ve sonunun ardışık birer değişken olarak alınmasını sağlamıştır.

$$Day_{sin} = \sin\left(\frac{2\pi h}{24}\right) \quad (3.14)$$

$$Day_{cos} = \cos\left(\frac{2\pi h}{24}\right) \quad (3.15)$$

Benzer dönüşüm, d , yılın günü ve 365, yıllık döngü periyodu olmak üzere denklem (3.16) ve (3.17) trigonometrik dönüşümleri ile temsil edilmektedir. Böylelikle model 31 Aralık ve 1 Ocak tarihlerinin devamlılığını göz önünde bulundurabilecektir. Sinüs ve kosinüs dönüşümleri, bu tür döngüsel verileri sürekli ve periyodik bir şekilde temsil ederek bu "sarmalama" (wrap-around) sorununu ortadan kaldırır. Bu sayede modelin döngüsel yapıyı öğrenmesi kolaylaşır.

$$Year_{sin} = \sin\left(\frac{2\pi d}{365}\right) \quad (3.16)$$

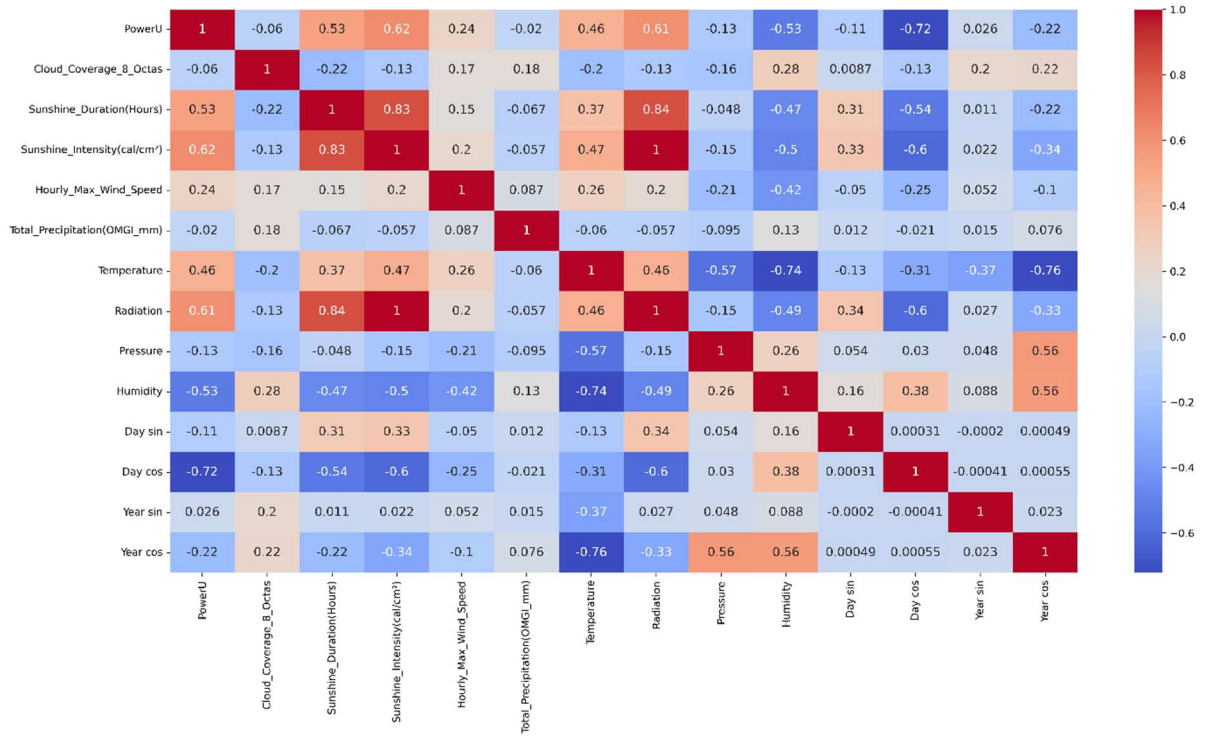
$$Year_{cos} = \cos\left(\frac{2\pi d}{365}\right) \quad (3.17)$$

Bu işlem, zamana dayalı bağımsız değişkenlere (örneğin günün saati, yılın günü) uygulanan bir özellik mühendisliği adımıdır ve modelin temporal kalıpları daha etkin bir şekilde yakalamasına yardımcı olur. Özellikle bu çalışmada kullanılacak Transformer mimarilerinde "timestamp encoding" süreçlerinin merkezinde yer alan bu dönüşüm sayesinde; RNN gibi veriyi ardışık işleyemeyen modelin "sıra" bilgisinden yoksunluğu ortadan kalkar (Zeng et al., 2023). Verideki uzun vadeli bağımlılıkları ve mevsimsel trendleri yakalamasını sağlar (Wen et al., 2022). Güneşin doğuşu/batışı gibi fiziksel gerçekliklerle güç üretimi arasındaki ilişkiyi anlamlandırmasına yardımcı olur (Zhu et al., 2023).

Diğer bir deyişle döngüsel trigonometrik öznitelikler, zamanın doğrusal bir sayı dizisi yerine bir çember gibi sürekli ve tekrarlayan bir yapıda olduğunu derin öğrenme modellerine öğreten matematiksel bir köprüdür.

Tüm bu istatistiksel süreç sonunda veri kümesi hem zamansal örüntüleri hem de meteorolojik etkileri yansıtan dengeli bir yapıya kavuşmuştur. Şekil 3.17, başlangıçta 24

farklı öznitelik içeren ham veri kümesinin ön işleme ve öznitelik mühendisliği aşamaları sonrasındaki değişkenleri ve değişkenler arasındaki korelasyonları bir ısı haritası yardımıyla sunmaktadır. Güçlü pozitif korelasyonun kırmızı, güçlü negative korelasyonun ise lacivert rankle temsil edildiği ısı haritasında; hedef değişken olan *PowerU* ile en yüksek pozitif korelasyona sahip özneliğin 0.62 korelasyon katsayısı ile *Sunshine_Intensity (cal/cm²)* olduğunu ortaya koymaktadır. Buna karşılık, en güçlü negatif korelasyon -0.72 değeri ile *Day cos* değişkeninde gözlemlenmiştir. Ayrıca, *Radiation* ve *Sunshine_Intensity* değişkenleri arasında yüksek düzeyde pozitif bir ilişki bulunduğu belirlenirken, *Temperature* ile *Year cos* değişkenleri arasındaki ilişkinin -0.76 korelasyon katsayısı ile en düşük negatif değerlerden birine sahip olduğu görülmüştür.



Şekil 3.17: Nihai veri kümesi değişkenleri ısı haritası

3.3.4 Veri seti bölme

Standardizasyon işleminin ardından, zaman serisi yapısının bütünlüğü korunacak şekilde veri seti eğitim, doğrulama ve test kümelerine ayrılmıştır. Bu ayrıştırma işlemi, zamansal sızıntıyı (data leakage) önlemek amacıyla kronolojik sıraya bağlı kalınarak gerçekleştirilmiştir. Buna göre veri setinin %70'i eğitim kümesi, %15'i doğrulama kümesi ve %15'i test kümesi olarak ayrılmıştır. Bu yapı, modelin hem öğrenme sürecinde genelleme

yeteneğinin izlenmesine hem de nihai performansının tarafsız bir biçimde değerlendirilmesine olanak sağlamaktadır.

Uygulanan Min-Max normalizasyonu ve standardizasyon adımları sayesinde, veri setindeki ölçek farklılıkları giderilmiş, zamana bağlı dalgalanmalar dengelenmiş ve modelleme aşamasına uygun, sayısal olarak kararlı bir veri yapısı elde edilmiştir. Bu ön işleme adımları, FV üretim tahmini modellerinin öğrenme yeteneğini artırmak ve tahmin doğruluğunu iyileştirmek açısından kritik bir rol oynamaktadır.

3.3.5 Kullanılan programlama dilleri ve kütüphaneler

FV güneş enerjisi üretim tahmini çalışmaları kapsamında, veri işleme, model geliştirme ve analiz süreçleri için çeşitli yazılımlar ve kütüphaneler kullanılmıştır. Bu çalışmada kullanılan başlıca programlama dilleri ve kütüphaneler şunlardır:

- *Python*: Bu çalışmadaki veri işleme, analiz ve diğer tüm hesaplamalar için temel programlama dili olarak Python kullanılmıştır. Python, veri bilimi ve makine öğrenimi için uygun birçok kütüphaneye sahip olması nedeniyle bu alanda en yaygın kullanılan dillerden biridir.
- *Matplotlib*: Sayısal matematiksel hesaplamaların 2D veya 3D görsel çıktılar halinde görselleştirilmesine olanak sağlayan bir çizim kütüphanesidir. Verilerin görselleştirilmesi ve değerlendirilmesi Matplotlib yardımıyla gerçekleştirilmiştir (Matplotlib, 2023).
- *TensorFlow*: Bu çalışmada TensorFlow v2.14.0 veya v2.13.1 sürümü kullanılmıştır. Derin öğrenme modellerinin oluşturulması ve eğitilmesi için önemli bir kütüphanedir. Veri işleme, analiz ve diğer hesaplamalarda da kullanılmıştır (TensorFlow v2.14.0, 2024).
- *Pandas*: Veri işleme, analiz ve diğer hesaplamalar için kullanılan Pandas v2.1.1 kütüphanesi, ham veri setinin ön işleme tabi tutulmasında etkili olmuştur (Pandas 2.1.1, 2024).
- *Keras*: Keras v2.4.3 veya v2.13.1 sürümü, zaman serisi tahmini için ağ modellerinin yapılandırılmasında ve geliştirilmesinde kullanılmıştır. Keras, modellerin hiperparametrelerinin (katman sayıları, nöron sayısı, öğrenme oranı, aktivasyon fonksiyonları vb.) ayarlanması, modelin derlenmesi (kayıp fonksiyonu ve optimizasyon algoritması seçimi) ve eğitilmesi gibi adımlarda kritik bir rol oynamıştır (Keras, 2024).

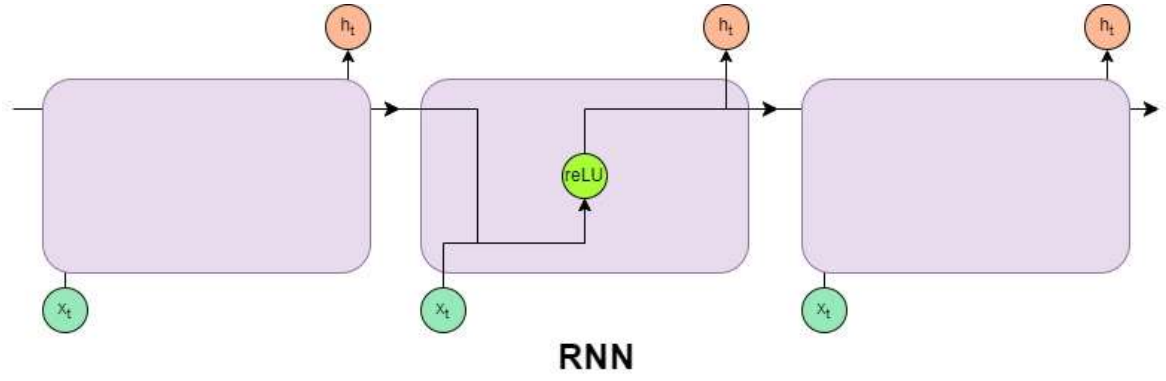
- *Plotly*: Veri görselleştirme aşamasında, özellikle hiperparametre seçimi ve Bayesçi optimizasyon esnasındaki parametre değişimlerinin etkileşimli grafiklerin oluşturulması amacıyla kullanılmıştır. (plotly, 2024)

3.4 Model Yapıları ve Geliştirilmesi

Derin öğrenme modelleri hata ayıklama, tahmin yapma, çeviri yapma, vb. birçok alanda kullanımı yaygınlaşan çok katmanlı nöral ağ yapılarından oluşan birer makine öğrenimi metodudur (LeChun et al., 2015). Çok çeşitli model yapılarına sahip olunmasına rağmen, her amaca uygun tek bir model bulmak bazen zor olabilmektedir. Bu bağlamda, yapılmak istenen çalışmanın türünün yanı sıra, üzerinde çalışılacak veri kümesinin özellikleri de model seçimi için önemli bir unsur haline gelmektedir. Veri kümesi üzerinde yapılan ön işlemler sonrasında, veri setine uygun model yapısının belirlenmesi, hangi makine öğrenimi modelinin seçileceği, farklı katmanlı ve parametrik birçok modelin dataset üzerinde çalıştırılması ve elde edilen sonuçların birden fazla metrik yardımıyla kıyaslanması esastır. Bu safhada, model optimizasyonu için hangi hiperparametrelerin seçilmesi gerektiği, eğitim dönemi sayısının nasıl ayarlanacağı ve yorumlanacağı, eğitim gruplarının büyüklüğünün nasıl belirleneceği, oluşturulacak katmanların nöron sayısının nasıl ayarlanacağı ve sonrasında sonuçların nasıl yorumlanacağı önemli sorular haline gelmektedir.

Derin öğrenme konsepti, ilk olarak Ivakhnenko ve Lapa (Ivakhnenko and Lapa, 1965) tarafından 1965’de ortaya çıkmış olsa da sahip olunan veri sayısının azlığı ve hesaplamalar için gerekli olan teknolojinin bu derin yapıların çalıştırılabilmesi için yetersiz olması 1960’lı yıllarda çalışmanın gelişmesinin önünde büyük bir engel olarak kalmıştır. Günümüzde dijitalleşmenin artmasıyla birlikte başta görüntü, ses ve metin olmak üzere pek çok alanda bu mimarilerin kullanımı son zamanlarda yapılan çalışmalarda gittikçe yaygınlaşmıştır. Bu modellerden ilki olan Tekrarlayan Sinir Ağı (Reccurent Neural Network-RNN) hücre yapısı Şekil 3.18’ de verilmiştir.

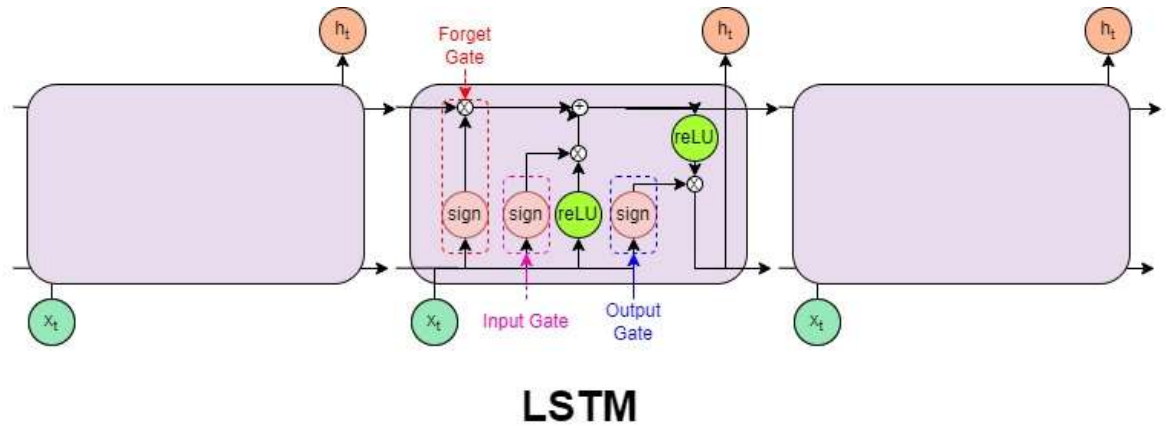
Tekrarlayan bir sinir ağı, bir veya iki geri besleme döngüsüne sahip yerel veya küresel bir sinir ağı türüdür. Geri bildirim uygulanması, RNN'nin durum temsilini elde etmesini sağlayarak onu doğrusal olmayan tahmin ve modelleme için uygun bir cihaz haline getirir (Haykin, 1994). Sıralı bilgi işleme olarak zaman serilerinde de yaygın olarak kullanılır (Lee and Kim, 2019).



Şekil 3.18: Tekrarlanan sinir ağı hücre yapısı

3.4.1 Uzun Kısa Süreli Bellek (Long Short-Term Memory Networks - LSTM)

Uzun Kısa Süreli Bellek (LSTM), 1997 yılında Hochreiter ve Schmidhuber (Hochreiter and Schmidhuber, 1997) tarafından önerilen Tekrarlayan Sinir Ağlarının (RNN)'dan özelleşmiş sıralı verileri işlemede etkin olarak kullanılan birden fazla kapı mekanizmasına sahip bir model mimarisine sahiptir. LSTM ağları bir veri kümesindeki uzun veya kısa vadeli bağımlılıkları öğrenebilir. LSTM'ler yapısal olarak hücre olarak tanımlanan tekrarlanan birimlerin zincirine benzer ve hücre yapıları Şekil 3.19' da gösterildiği gibidir.



Şekil 3.19: Uzun kısa süreli bellek hücre yapısı

Hücreye aktarılabilecek verinin ne kadarının çıktı hesaplamasında kullanılacağı, ne kadarının silineceği gibi seçimlerin yapılabilmesi için sisteme kapı mekanizmaları eklenerek, gradyanların kaybolması ve patlaması sorununu çözer (Tan and Lim, 2019). Böylelikle aktarılabilecek bilgiyi hassas bir şekilde bir sonraki hücreye aktarır. Üç kapısı mevcuttur:

Unutma kapısı (f_t): Bu kapı, önceki zaman adımından gelen bilgilerin ne kadarının hücre belleğinde tutulacağına karar veren mekanizmadır. Bu kapı, bir önceki gizli durum h_{t-1} ile

mevcut giriş X_t bilgilerini birlikte değerlendirerek, geçmiş bilginin hangi kısmının korunacağına veya silineceğine karar verir. Sigmoid aktivasyon fonksiyonu kullanıldığı için kapı çıktısı 0 ile 1 arasında değerler alır; bu değerler, hücre durumundaki her bir bilginin ne ölçüde korunacağını belirler. Böylece LSTM hücresi, artık gerekli olmayan bilgileri kontrollü bir şekilde unutabilmektedir. Unutma kapısı matematiksel olarak Denklem (3.18) ile ifade edilmektedir:

$$f_t = \sigma(W_f [h_{t-1}, X_t] + b_f) \quad (3.18)$$

Burada, σ sigmoid aktivasyon fonksiyonunu ve W_f ve b_f sırasıyla, unutma kapısının ağırlık matrisi ve bias terimlerini temsil etmektedir.

Giriş kapısı (i_t); hücre hafızasına eklenecek yeni bilginin miktarını kontrol eden mekanizmadır. Bu kapı, mevcut zaman adımındaki giriş X_t ile bir önceki hücreden gelen gizli durum h_{t-1} bilgisini birlikte değerlendirerek, yeni bilginin hücre durumuna ne ölçüde dâhil edileceğine karar verir.

Giriş kapısı iki aşamada çalışmaktadır. İlk aşamada, denklem (3.19)'da tanımlanan sigmoid aktivasyon fonksiyonu kullanılarak giriş kapısı çıktısı i_t hesaplanır. Bu çıktı, yeni bilginin hücre durumuna eklenip eklenmeyeceğini belirleyen bir filtre görevi görmektedir.

$$i_t = \sigma(W_i [h_{t-1}, X_t] + b_i) \quad (3.19)$$

İkinci aşamada, Denklem (3.20)'de verilen aday bellek vektörü N_t hesaplanır. Bu vektör, hücre durumuna eklenebilecek yeni bilginin içeriğini temsil etmektedir. Bu amaçla hiperbolik tanjant (\tanh) aktivasyon fonksiyonu kullanılmıştır.

$$N_t = \tanh(W_n [h_{t-1}, X_t] + b_n) \quad (3.20)$$

Elde edilen giriş kapısı çıktısı i_t ile aday bellek vektörü N_t çarpılarak, hücre durumuna eklenecek yeni bilgi belirlenir. Bu yeni bilgi, geçmişten gelen hücre durumu C_{t-1} ile birleştirilerek Denklem (3.21)'de gösterildiği şekilde güncellenmiş hücre durumu C_t elde edilir.

$$C_t = C_{t-1} f_t + N_t i_t \quad (3.21)$$

Burada C_{t-1} ve C_t , sırasıyla önceki ve mevcut zaman adımlarına ait hücre durumlarını temsil etmektedir (cell state). Bu güncelleme mekanizması sayesinde LSTM hücresi, geçmiş bilgi ile yeni bilgiyi dengeli bir biçimde birleştirebilmektedir.

Çıkış kapısı (O_t): Bu kapı, hücre durumunda depolanan bilginin hangi kısmının hücrenin çıktısı olarak kullanılacağını belirler. Bu kapı, hücre belleğindeki uzun vadeli bilginin, ilgili zaman adımında üretilen çıktı üzerindeki etkisini kontrol etmektedir.

Denklem (3.22)'de, çıkış kapısı çıktısı O_t , sigmoid aktivasyon fonksiyonu kullanılarak hesaplanmaktadır. Bu kapı, mevcut giriş X_t ve önceki gizli durum h_{t-1} bilgilerini birlikte değerlendirerek, hücre durumundan ne kadar bilginin dışarıya aktarılacağını belirler.

$$O_t = \sigma(W_0 [h_{t-1}, X_t] + b_0) \quad (3.22)$$

Son olarak, Denklem (3.23)'te gizli durum h_t , hücre durumunun tanh fonksiyonu ile dönüştürülmüş hâli ile çıkış kapısı çıktısının çarpımı sonucunda elde edilmektedir.

$$h_t = O_t \odot \tanh(C_t) \quad (3.23)$$

Burada W_0 ve b_0 , çıkış kapısının sırasıyla ağırlık matrisleri ve biasıdır. LSTM mimarisinde hücre durumu (cell state) C_t , uzun vadeli bilgiyi taşıırken; gizli durum (hidden state) h_t her zaman adımında üretilen kısa vadeli çıktıyı temsil etmektedir. Bu kapılı mekanizma sayesinde LSTM ağı, hem mevcut hem de gelecek zaman adımlarında tahminler yapmaya yarayan uzun ve kısa vadeli bağımlılıkları koruyabilir (Essam et al., 2022).

3.4.2 Geçitli Tekrarlayan Birimler (Gated Recurrent Units –GRU)

Geçitli Tekrarlayan Birimler (GRU), 2014 yılında Cho ve arkadaşları tarafından daha ekonomik kapı mekanizmaları ile tanıtilen ve LSTM mimarisine benzer hem uzun hem kısa vadeli bağımlılıkları modelleyebilen bir tekrarlayan sinir ağı yapısıdır (Cho et al., 2014). GRU, LSTM'ye kıyasla daha sade bir kapı yapısına sahip olup, hücre durumu ve gizli durum ayrımını ortadan kaldırarak bilgiyi tek bir gizli durum vektörü üzerinden taşımaktadır (Sherstinsky, 2020).

GRU mimarisinde bilgi akışı iki temel kapı mekanizması üzerinden kontrol edilmektedir: güncelleme kapısı ve sıfırlama kapısı. Bu kapılar, geçmiş bilginin ne ölçüde korunacağını ve yeni bilginin modele nasıl dahil edileceğini belirlemektedir.

Güncelleme kapısı (z_t): Denklem (3.24)'te tanımlanmıştır. Bu kapı, önceki zaman adımına ait gizli durum h_{t-1} ile mevcut giriş x_t bilgilerini birlikte değerlendirerek, geçmiş bilginin ne kadarının korunacağına karar verir. Güncelleme kapısı, LSTM'deki unutma ve giriş kapılarının işlevlerini tek bir mekanizma altında toplamaktadır.

$$z_t = \sigma(W_z \cdot x_t + U_z \cdot h_{t-1} + b_z) \quad (3.24)$$

Sıfırlama kapısı (r_t): Denklem (3.25)'te ifade edilmiştir. Bu kapı, yeni aday gizli durum hesaplanırken önceki gizli durumun ne ölçüde dikkate alınacağını belirlemektedir. r_t değerinin küçük olması, geçmiş bilginin büyük ölçüde göz ardı edilmesine; büyük olması ise geçmiş bilginin korunmasına yol açmaktadır.

$$r_t = \sigma(W_r \cdot x_t + U_r \cdot h_{t-1} + b_r) \quad (3.25)$$

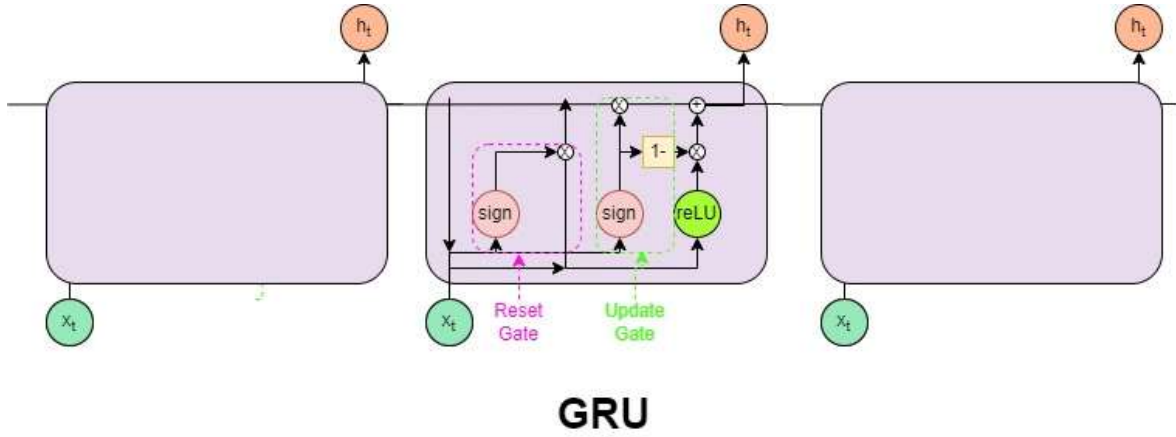
Aday gizli durum \tilde{h}_t , Denklem (3.26)'da gösterildiği üzere mevcut giriş x_t ile sıfırlama kapısı tarafından ölçeklenmiş önceki gizli durumun birleştirilmesiyle hesaplanmaktadır. Bu aşamada kullanılan tanh aktivasyon fonksiyonu, yeni bilginin dengeli bir şekilde temsil edilmesini sağlamaktadır.

$$\tilde{h}_t = \tanh(W_h \cdot x_t + r_t * U_h \cdot h_{t-1} + b_h) \quad (3.26)$$

Son olarak, Denklem (3.27)'de güncelleme kapısı kullanılarak önceki gizli durum h_{t-1} ile aday gizli durum \tilde{h}_t birleştirilmektedir. Bu işlem sonucunda elde edilen yeni gizli durum h_t , geçmiş bilgi ile yeni bilginin dengeli bir birleşimini temsil etmektedir.

$$h_t = z_t * h_{t-1} + (1 - z_t) * \tilde{h}_t \quad (3.27)$$

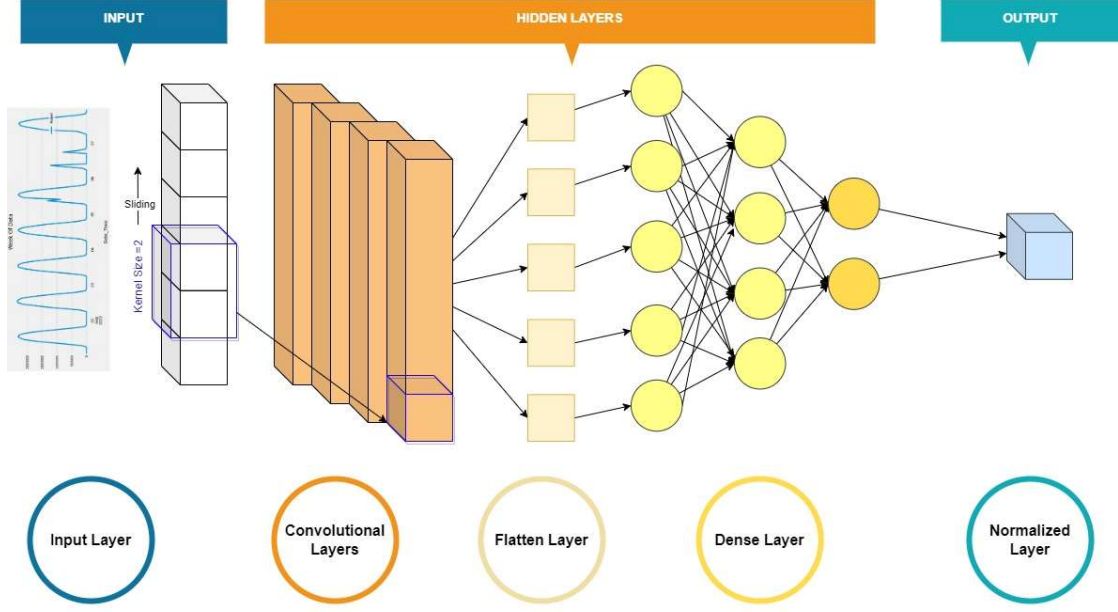
Bu yapı sayesinde GRU, LSTM'ye benzer biçimde uzun vadeli bağımlılıkları öğrenebilmekte; ancak daha az parametre içeren sade mimarisi sayesinde daha hızlı eğitilebilmekte ve bazı veri setlerinde daha iyi genelleme performansı gösterebilmektedir (Cho et al., 2014). Şekil 3.20'de, ReLU aktivasyon fonksiyonu kullanılmış bir GRU hücre yapısı sunulmuştur.



Şekil 3.20: Geçitli tekrarlı üniteler hücre yapısı

3.4.3 Tek Boyutlu Evrişimsel Sinir Ağları (One Dimension Convolutional Neural Networks – 1D-CNN)

Başlangıçta iki boyutlu (2D) görüntü verilerini modellemek için tasarlanan CNN'lerin bir boyutlu versiyonu, özellikle zaman serisi analizi ve doğal dil işleme gibi ardışık verilerin işlenmesinde kullanılan, verideki yerel örüntüleri tespit etme yeteneğine sahip bir derin öğrenme mimarisidir (Hu et al., 2024). Geleneksel iki boyutlu evrişimli sinir ağlarından farklı olarak, bu modellerde evrişim çekirdekleri (kernel) sadece tek bir boyut (zaman eksenini üzerinde) boyunca hareket ederek veriyi tarar (Rala Cordeiro et al., 2021). 1D-CNN modellerinin en önemli avantajlarından biri, zaman serisi verilerinde yer alan kısa vadeli bağımlılıkları, eğilimleri ve ani değişimleri başarıyla yakalayabilmesidir (Hu et al., 2024). Evrişimsel katmanlarda kullanılan yerel bağlantısallık (local connectivity) ve ağırlık paylaşımı (weight sharing) prensipleri sayesinde, model parametre sayısı görece düşük tutulmakta; bu durum hem hesaplama maliyetini azaltmakta hem de aşırı öğrenme (overfitting) riskini sınırlamaktadır (Alcañiz et al., 2023). Fotovoltaik güç tahmin çalışmalarında 1D-CNN modelleri, genellikle bir öznitelik çıkarıcı (feature extractor) olarak kullanılmaktadır (Al-Ali et al., 2023). Ham zaman serisi verileri üzerinden, özellikle kısa vadeli meteorolojik değişimlerin ve ani üretim dalgalanmalarının otomatik olarak öğrenilmesinde etkili sonuçlar vermektedir (Gao et al., 2020). Bulutluluk geçişleri, güneşlenme şiddetindeki hızlı değişimler ve benzeri yerel dinamikler bu yapılar tarafından başarıyla temsil edilebilmektedir. Şekil 3.21'de çekirdek boyutu (Kernel Size) 2 olan ve iki yoğun katmanlı (Dense Layer) geliştirilen bir 1D-CNN modelinin mimarisi görülmektedir.



Şekil 3.21: Bir boyutlu evrişimli sinir ağı mimarisi

Literatürde 1D-CNN modellerinin çoğunlukla tek başına değil, hibrit mimariler içerisinde kullanıldığı görülmektedir. Örneğin CNN-LSTM veya CNN-GRU tabanlı modellerde, CNN katmanları yerel zamansal örüntüleri çıkarırken, tekrarlayan sinir ağları bu öznelikler arasındaki uzun vadeli bağımlılıkları öğrenmektedir (Ma et al., 2023).

Bir boyutlu evrişim işlemi, giriş zaman serisi x ile bir evrişim filtresi w arasındaki kaydırmalı çarpma-toplama işlemi olarak tanımlanmaktadır. Tek bir filtre için evrişim işlemi (3.28)' deki gibi ifade edilmektedir:

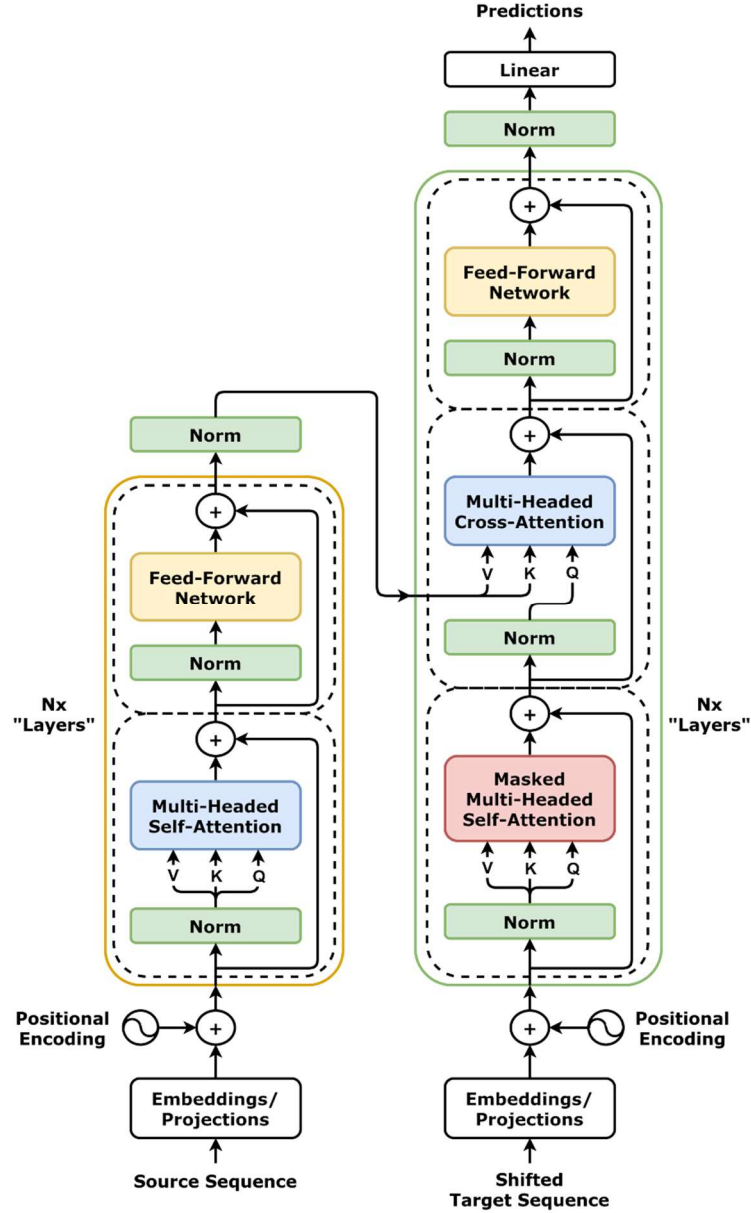
$$y_t = \sum_{i=0}^{k-1} w_i x_{t+i} + b \quad (3.28)$$

Burada x_t , giriş zaman serisinin t . Zaman adımıdaki değerini; w_i , evrişim filtresine ait ağırlıkları; k , filtre (kernel) boyutunu; b , bias terimini ve y_t , evrişim çıktısını temsil etmektedir. Bu işlem, filtrenin zaman serisi girdisi boyunca kaydırılarak uygulanmakta ve her konumda yerel bir öznelik haritası elde edilmektedir (Suresh et al., 2020).

3.4.4 Vanilla Transformer Modeli

Büyük dil modelleri adına bir devrim niteliğinde ortaya çıkan Transformer mimarisi, geleneksel sinir ağlarının aksine, ardışık hesaplama zorunluluğunu ortadan kaldıran ve tamamen dikkat (attention) mekanizmalarına dayanan bir yapıya sahiptir (Vaswani et al.,

2017). Bu model, temelde Encoder (Kodlayıcı) ve Decoder (Kod Çözücü) olmak üzere iki ana bloktan oluşmaktadır (Wen et al., 2022). Şekil 3.22’ de verilen model mimarisinde sol taraftaki blok encoder yapısını gösterirken sağ taraftaki ise decoder yapısını göstermektedir.



Şekil 3.22: Vanilla transformer encoder-decoder mimarisi (Wikimedia Commons)

Öncelikle giriş verisi üç farklı vektör uzayına yansıtılır: Query (sorgu-Q), Key (Anahtar-K) ve Value (değer-V). Bu vektörler üzerinden hesaplanan Ölçeklendirilmiş Nokta Çarpımı Dikkat (Scaled Dot-Product Attention) mekanizması (3.29) ile tanımlanmıştır.

$$Attention(Q, K, V) = softmax\left(\frac{QK^T}{\sqrt{d_k}}\right)V \quad (3.29)$$

Burada d_k , anahtar vektörlerin boyutudur ve ölçeklendirme faktörü olarak kullanılır (Tortora et al., 2023). Tek bir dikkat mekanizması yerine, model paralel olarak h sayıda dikkat “kafası” kullanırsa bu durum (3.30) ve (3.31) eşitlikleriyle verilen, Çok Kafalı Dikkat (Multi-Head Attention) mekanizması olarak adlandırılır ve modelin veriyi farklı alt uzaylardan eşzamanlı olarak öğrenmesine yarar (Sherozbek et al., 2023).

$$MultiHead(Q, K, V) = Concat(head_1, \dots, head_h)W^O \quad (3.30)$$

$$head_i = Attention(QW_i^Q, KW_i^K, VW_i^V) \quad (3.31)$$

Burada W^Q , W^K , W^V ve W^O öğrenilebilir ağırlık matrislerini temsil etmektedir. Mimarıdaki bir diğer katman ise Konumsal İleri Beslemeli Ağ (Feed-Forward Network-FFN)’ dir. Her bir pozisyona bağımsız olarak uygulanan FFN yapısı denklem (3.32)’deki gibi tanımlanmaktadır.

$$FFN(x) = \max(0, xW_1 + b_1) W_2 + b_2 \quad (3.32)$$

Burada W_1 ve W_2 ağırlık matrislerini; b_1 ve b_2 ise bias terimlerini ifade etmektedir.

Transformer mimarisi, RNN’lerden farklı olarak diziyi ardışık işlemediğinden, öğelerin dizideki konum bilgisinin modele açık bir biçimde tanımlanması gerekmektedir. Bu amaçla giriş ve vektörlerine konumsal kodlamalar (positional embedding) eklenmektedir (Hu et al., 2024). Sinüs ve kosinüs trigonometrik fonksiyonları yardımıyla hesaplanan konumsal kodlamalar (3.33) ve (3.34) denklemleri ile tanımlanmaktadır.

$$PE(pos, 2i) = \sin\left(\frac{pos}{10000^{2i/d_{model}}}\right) \quad (3.33)$$

$$PE(pos, 2i + 1) = \cos\left(\frac{pos}{10000^{2i/d_{model}}}\right) \quad (3.34)$$

Burada pos konumu, i boyut indeksini ve d_{model} ise model boyutunu temsil etmektedir (Tian et al., 2022).

Encoder’ın temel görevi, giriş dizisindeki her bir öğeyi (zaman serisi noktası veya kelime) diğer tüm öğelerle olan ilişkisine göre anlamlandırmak ve bu öğeler için zengin bir öznitelik

temsili oluşturmaktır (Bui et al., 2025). Standart bir encoder katmanı iki ana alt bölümden oluşur (Sherozbek et al., 2023).

- ***Multi-Head Self-Attention (Çok Kafalı Öz-Dikkat):***

Giriş verisindeki her bir noktanın, dizideki diğer tüm noktalarla olan zamansal veya mantıksal ilişkisini hesaplayarak bağlamsal bir temsil üretir (Suresh, 2025).

- ***Position-wise Feed-Forward Network (Konumsal İleri Beslemeli Ağ - FFN):***

Her bir pozisyona bağımsız olarak uygulanan, iki doğrusal katman ve aralarında bir doğrusal olmayan aktivasyon fonksiyonu (genellikle ReLU) içeren bir yapıdır (Tortora et al., 2023).

Encoder bloğundaki her alt katman, modelin eğitim kararlılığını artırmak için bir *Residual Connection (Artık Bağlantı)* ve ardından bir *Layer Normalization (Katman Normalizasyonu)* ile çevrelenir (Liu et al., 2023).

Decoder bloğu, encoder bloğu tarafından üretilen temsil vektörlerini kullanarak hedef diziyi (tahmin değerlerini) adım adım üretir (Vaswani et al., 2017). Encoder bloğundan farklı olarak bu blok üç alt katmana sahiptir:

- ***Masked Multi-Head Self-Attention:***

Tahmin anında modelin henüz üretilmemiş "gelecekteki" değerleri görmesini engellemek için dikkat mekanizmasına maskeleyme uygulanır (Wang et al., 2024a).

- ***Multi-Head Cross-Attention (Encoder-Decoder Attention):***

Decoder'ın, üretim yaparken giriş dizisinin (encoder çıktısının) hangi bölümlerine odaklanması gerektiğini belirler (Zerveas et al., 2021).

- ***Feed-Forward Network (FFN):***

Encoder'daki yapıya benzer şekilde denklem (3.32)'de verildiği gibi çalışır ve her pozisyona bağımsız olarak uygulanır (Wen et al., 2022).

Bu yapı sayesinde decoder bloğu, hem geçmiş çıktı bilgisini hem de giriş dizisinden elde edilen bağlamsal bilgiyi birlikte kullanabilmektedir (Vaswani et al., 2017). Yani, bir Transformer encoder bloğu, bir cümledeki tüm kelimeleri aynı anda okuyarak her kelimenin

diğerleriyle olan anlamsal ve yapısal ilişkilerini eşzamanlı olarak analiz eden bir dilbilimci gibidir. Decoder bloğu ise bu ilişkilerden yararlanarak, daha önce üretilen çıktıları da alıp yeni çıktılar oluşturan bir yazara benzer. Maskeleye mekanizması sayesinde model, henüz üretilmemiş gelecekteki bilgileri görmeden tahmin üretebilmektedir.

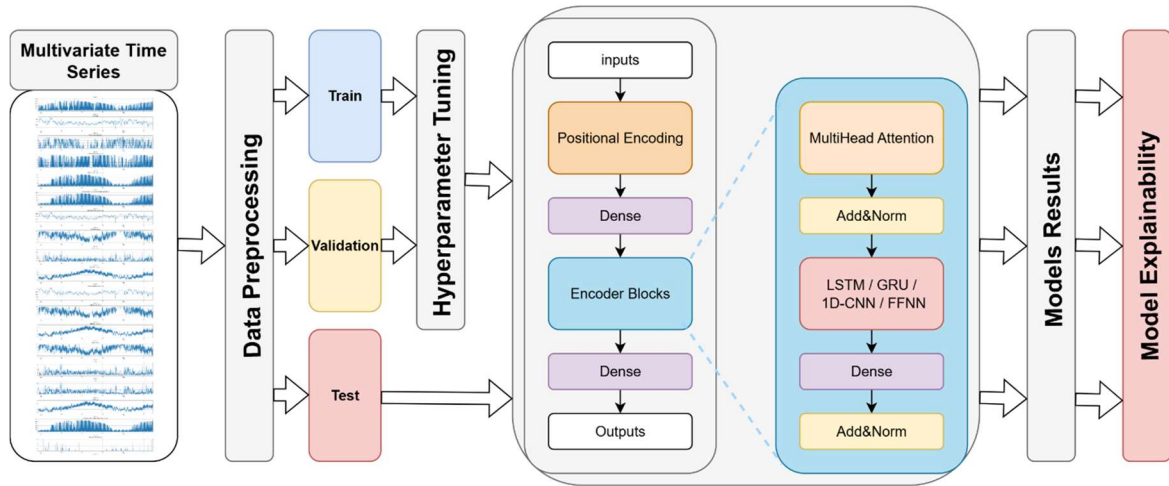
Transformer mimarisinin bu temel katmanlı versiyonu Vanilla Transformer olarak geçmektedir (Wen et al., 2022). Zaman serisi analizi ve tahmini için Transformer mimarisinin hem encoder hem de decoder yapılarını ayrı ayrı veya birlikte kullanımı mümkündür, ancak hangisinin tercih edileceği, oluşturulacak modelin mimarisine, tahmin stratejisine ve hedeflenen performans kriterlerine göre değişmektedir (Zeng et al., 2023).

3.4.5 Hibrit model yaklaşımı

Standart yaklaşımlar genellikle Bölüm 3.4.4'te verilen orijinal Transformer mimarisindeki her iki yapıyı da birleştirse de, modern zaman serisi tahminçileri arasında sadece encoder yapısını kullanıp çıkışı doğrusal bir katmanla almak performans ve kararlılık açısından giderek daha popüler hale gelmektedir (Liu, et al., 2023). Bu çalışmada da, FV güneş enerjisi üretim tahmini için sadece Vanilla Transformer Encoder mimarisi temele alınarak oluşturulan hibrit derin öğrenme modelleri önerilmiştir. Bu modeller, zaman serisi verilerinde karşılaşılan kısa ve uzun dönemli bağımlılıkları daha etkili bir şekilde modellemek amacıyla tasarlanmıştır. Vanilla Transformer mimarisinde encoder bloklarında geleneksel feed-forward sinir ağı (FFNN) katmanlarını bulunur. Böylelikle Vanilla Transformer Encoder olarak bilinen bu blok paralel hesaplama yeteneği sayesinde büyük veri setleri üzerinde hızlı ve etkili tahminler yapabilir (Sherozbek et al., 2023). Ancak, FFNN katmanları özellikle çok değişkenli zaman serisi verilerindeki karmaşık zamansal bağımlılıkları etkili bir şekilde modellemekte yetersiz kalabilir (Zhao et al., 2021). Zaman kodlamalarına ve geçmiş güç değerlerine baskın olarak odaklanması, dalgalanan hava koşulları dönemlerinde genellenebilirlik kapasitesini sınırlayabilir (Geva et al., 2021). Temel yaklaşım, Vanilla Transformer yapısının kodlayıcı (encoder) bloğunda yer alan geleneksel beslemeli sinir ağı (FFNN) katmanının yerine farklı gelişmiş sıralı modelleme birimlerinin entegre edilmesidir (Zhao et al., 2021). Bu entegrasyon sayesinde, model hem uzun menzilli bağımlılıkları hem de yerel dinamik örüntüleri daha etkili bir şekilde yakalayabilmektedir. Bu amaçla toplamda dört farklı model karşılaştırılmıştır: Vanilla Transformer Encoder ve onun FFNN katmanının yerini alan LSTM, GRU ve 1D-CNN katmanlarını içeren üç hibrit

model. Her bir hibrit yapı, en uygun yapısal parametreleri belirlemek için Bayesçi optimizasyon yöntemiyle ayrı ayrı optimize edilmiştir.

Bu çalışmada, Transformer mimarisinin yalnızca encoder bloğu kullanılmıştır. Giriş verileri, meteorolojik değişkenler ile birlikte (3.14) - (3.17) denklemleriyle zamanın döngüsel yapısını temsil eden sinüs ve kosinüs tabanlı zamansal özniteliklerden (day_sin, day_cos, year_sin, year_cos) oluşmaktadır. Bu açık zamansal özniteliklere ek olarak, dizisel sıralama bilgisinin modele aktarılabilmesi amacıyla encoder girişine (3.33) ve (3.34) denklemleriyle verilen sinüs-kosinüs tabanlı konumsal kodlama (positional encoding) uygulanmıştır. Böylece model, hem zaman serisinin fiziksel döngüsünü hem de zaman adımlarının göreceli konum bilgisini eş zamanlı olarak öğrenebilmektedir. Encoder bloğu tarafından üretilen bağlamsal temsiller, herhangi bir decoder katmanı kullanılmadan, doğrudan regresyon katmanlarına aktarılmıştır. Bu çalışmanın metodolojik akışı Şekil 3.23’ te görülmektedir.



Şekil 3.23: Çalışmanın metodolojik akış şeması

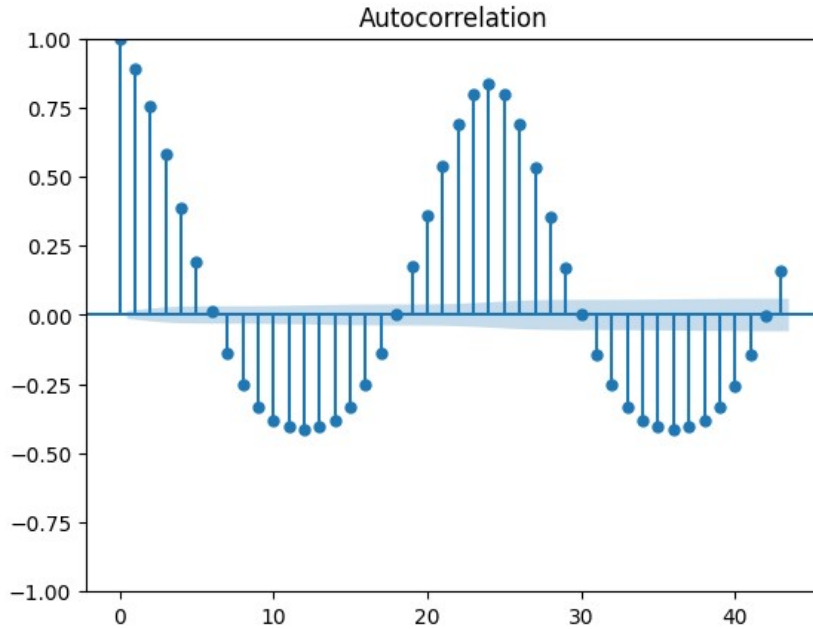
3.4.6 Kayan pencere boyutu seçimi (Window size)

Zaman serisi analizinde, özellikle FV güç tahmini gibi periyodik verilerin işlendiği alanlarda, modelin geçmişteki hangi verileri bilgi edinmede kullanması gerektiğini bilmek önemlidir. Bunun için aralarında doğrudan ve matematiksel bir ilişki bulunan Otokorelasyon Fonksiyonu (ACF) ve Kayan Pencere boyutunun (window size) etkin bir şekilde kullanımı, modelin performansı ve doğruluğu açısından kritik bir rol oynamaktadır. ACF grafiği, bir zaman serisinin kendi gecikmeli (lag) değerleriyle olan ilişkisini ölçerek, veride hangi gecikmelerin anlamlı bilgi taşıdığını ortaya koyar (Lim et al., 2021). Bu özellik, modelin geçmişteki hangi zaman adımlarını dikkate alması gerektiğinin belirlenmesinde temel bir

rehber görevi görmektedir. Serideki iki nokta arasındaki ilişkiyi ölçen Korelasyon Katsayısı (R), (3.35) denklemi yardımıyla tanımlanmaktadır (Esling and Agon, 2012).

$$R = \frac{\sum(p_i - \bar{p})(m_i - \bar{m})}{\sqrt{[\sum(p_i - \bar{p})^2][\sum(m_i - \bar{m})^2]}} \quad (3.35)$$

Burada, p_i ve m_i serideki gözlem noktalarını, \bar{p} ve \bar{m} ise bu noktaların ortalamasını temsil eder (Özbek, 2023). ACF analizi, bu korelasyonun farklı zaman geçikmeleri (lag) boyunca hesaplanmasıyla yapılır ve modelin ne kadarlık bir geçmiş veriyi işleminin gerektiğini (pencere boyutunu) belirlemek için kullanılır. Şekil 3.24, FV güç üretim verilerinin 48 saate kadarki zamana bağlı ACF analizi sonuçlarını vermektedir.



Şekil 3.24: FV üretim verilerinin ACF grafiği

ACF grafiği, zaman serisinin yaklaşık 24 saatlik belirgin bir periyodik yapıya sahip olduğunu göstermektedir. Özellikle 24 ve 48 gecikmelerde gözlemlenen yüksek pozitif korelasyon değerleri, günlük döngünün güçlü bir biçimde tekrarlandığını ortaya koymaktadır. Bu nedenle model girdi penceresi, bu periyodik yapıyı kapsayacak şekilde seçilmelidir.

Zaman serisi verilerini denetimli öğrenme yapısına dönüştürmek için kayan pencere yöntemi kullanılır (Suresh et al., 2020). Modelin öğrenmek için kullandığı geçmiş verilerin sayısı L , look-back window (girdi penceresi) ve tahmin edilmek istenen gelecek zaman adımlarının

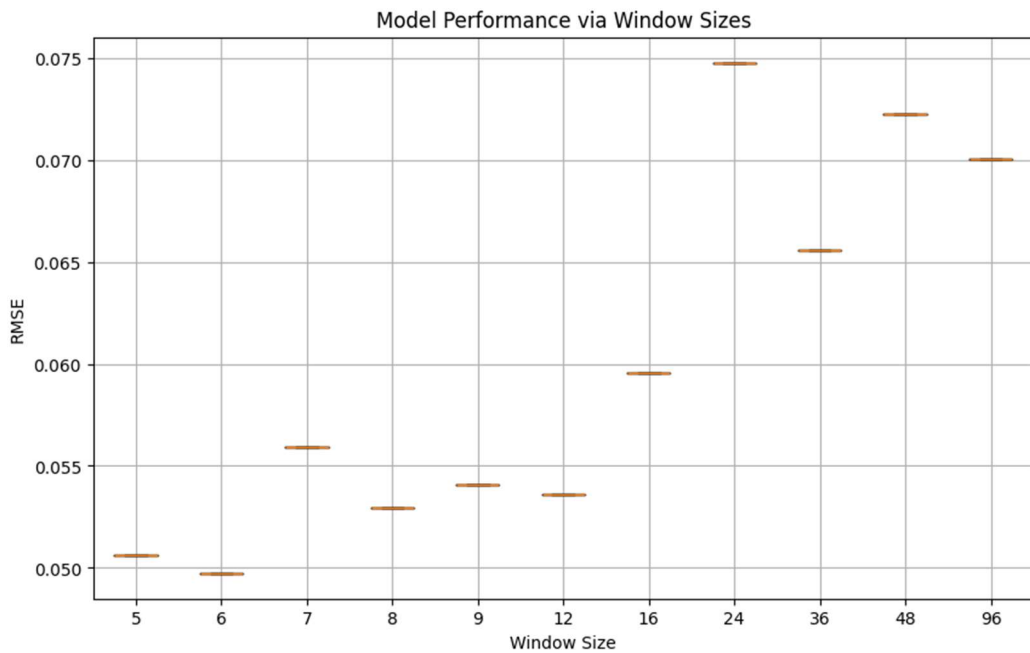
sayısı T , Forecast horizon (tahmin penceresi) olsun. Denklem (3.1)'deki gibi tanımlanan bir zaman serisi üzerinde L uzunluğundaki bir pencere kayarak (3.36) yardımıyla tanımlanan girdi (X) ve (3.37) yardımıyla tanımlanan çıktı (Y) çiftleri oluşturulur (Zeng et al., 2023).

$$X = \{X_{t-L+1}, \dots, X_t\} \text{ (Gözlemler)} \quad (3.36)$$

$$Y = \{X_{t+1}, \dots, X_{t+T}\} \text{ (Hedefler)} \quad (3.37)$$

Bu algoritma, sabit uzunluktaki pencereyi seri boyunca birer adım (stride) kaydırarak veriyi eğitim setine dönüştürür. Pencere boyutunun (window size) seçimi rastgele yapılmaz; ACF grafiğinde parlayan en yüksek gecikme noktaları (örneğin günlük döngü için 24 saat), ideal pencere boyutunun nerede olması gerektiğine dair matematiksel bir işarettir. Çok kısa pencere boyutları, modelin yeterli tarihsel bağlamı sağlamamasına neden olabilirken, aşırı uzun pencere boyutları ise modeli gereksiz bilgilerle yükleyebilir ve öğrenme sürecinde gürültüye yol açabilir. Bu nedenle, uygun pencere boyutunun belirlenmesi, modelin hem doğruluğu hem de genel performansı açısından kritik bir rol oynamaktadır.

Yapılan ACF analizine ek, modelin kullanacağı optimal pencere boyutunu tespit etmek amacıyla, $\{5, 6, 7, 8, 12, 16, 24, 36, 48, 96\}$ gibi çeşitli pencere boyutu değerleri arasında kıyaslama yapılmıştır. Şekil 3.25'te verilen bu kıyaslama sürecinde, en düşük Kök Ortalama Kare Hata (RMSE) değeri veren yapı araştırılmıştır.



Şekil 3.25: Kayan pencere boyut seçim grafiği

Yapılan testler sonucunda, pencere boyutu 6 olan yapı en düşük RMSE değerini elde etmiştir. Bu, daha kısa girdi dizilerinin bu özel problem için daha yüksek doğruluk sağladığını göstermektedir. Elde edilen bu sonuç doğrultusunda, hem etkinliği hem de işlem verimliliği göz önünde bulundurularak modelleme sürecinde pencere boyutu olarak 6 seçilmiştir. Yani model altı ardışık saat veriyi işleyip bir sonraki saatin üretim verisini tahmin edecektir. Bu seçim, yalnızca model doğruluğunu artırmakla kalmamış, aynı zamanda eğitim süresini kısaltarak hesaplama maliyetini de azaltmıştır.

3.4.7 Her bir modelin detaylı mimarisinin açıklanması

FV güneş enerjisi üretim tahmini çalışmalarında, hibrit derin öğrenme modelleri geliştirilmiş ve bu modeller, zaman serisi verilerindeki hem kısa hem de uzun dönemli bağımlılıkları daha etkin bir şekilde yakalamak üzere tasarlanmıştır (Husein et al., 2024). Bu çalışmanın temelini ise, Vanilla Transformer (Vaswani et al., 2017) mimarisinin kodlayıcı (encoder) bloğunda bulunan geleneksel beslemeli sinir ağı (FFNN) katmanının yerine, sıralı modelleme birimlerinin (LSTM, GRU ve 1D-CNN) entegre edilmesi oluşturur (Bkz. Şekil 3.23). Bu hibrit düzenleme, zaman serilerinin karmaşık ve doğrusal olmayan yapılarının daha doğru öğrenilmesini sağlarken, aynı zamanda Transformer mimarisinin paralel işlem kapasitesinden yararlanılmasına olanak tanımaktadır (Zerveas et al., 2021). Her bir hibrit model, özel olarak tasarlanmış kodlayıcı bloklarından oluşur. Her bir kodlayıcı bloğu; çok başlı dikkat (multi-head attention), katman normalizasyonu, dropout ve sırasıyla FFNN/LSTM/GRU/1D-CNN katmanlarını içerir. Bu yapıların sayısı, nöron sayısı ve diğer hiperparametreler her model için ayrı ayrı optimize edilmiştir. Bu görev için; özellikle derin öğrenme modellerinde hiperparametre seçimi gibi karmaşık ve hesaplama açısından maliyetli olan problemleri çözmek için kullanılan, olasılıksal model tabanlı bir küresel optimizasyon yöntemi olan Bayesçi (Bayesian) optimizasyon kullanılmıştır (Zerveas et al., 2021). Geleneksel yöntemlerin aksine, bu yaklaşım her denemeden elde edilen bilgiyi kullanarak bir sonraki adımı akıllıca planlar. Bu değişkenler arasında kodlayıcı blok sayısı, gömülü boyut (embed_dim), dikkat başlık sayısı (num_heads), dropout oranı, gizli katmanlardaki nöron sayısı (Units), aktivasyon fonksiyonları ve öğrenme oranı gibi parametreler yer almaktadır. Böylelikle her bir model için farklı parametre kombinasyonları değerlendirilmiş ve doğruluk ölçütleri olarak Ortalama Mutlak Hata (Mean Absolute Error – MAE) ve Kök Ortalama Kare Hata (RMSE) değerlerini en düşük seviyeye indiren yapı

tercih edilmiştir. Eğitim sürecinde aşırı öğrenmenin önüne geçmek amacıyla erken durdurma (early stopping) yöntemi uygulanmış ve kayıp fonksiyonu olarak Ortalama Kare Hata (Mean Squared Error – MSE) kullanılmıştır. Optimizasyon sürecinde kullanılan parametreler ve değer aralıkları Tablo 3.3’ de ayrıntılı olarak sunulmuştur.

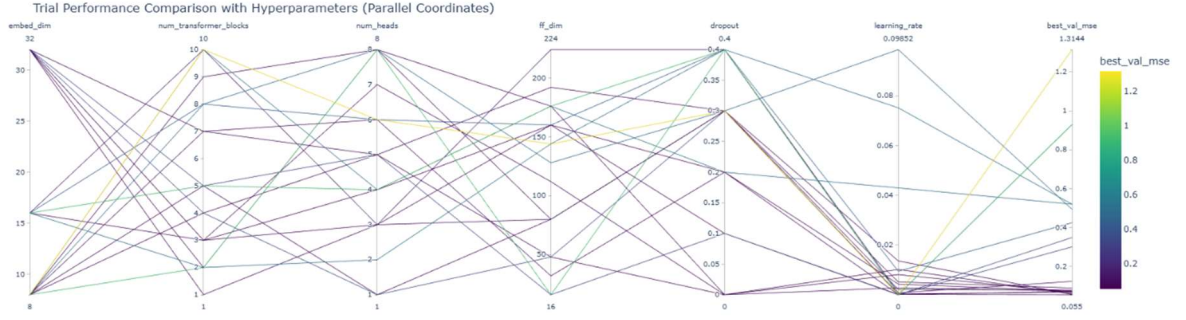
Tablo 3.3: Bayesçi Arama Kullanılarak Her Bir Model İçin Optimize Edilmiş Hiperparametreler

Hiperparametreler	Değerler
Embed_dim	8, 16, 32
Num_heads	embed_dim’ in pozitif bölenleri
Num_transformer_blocks	1 – 10, $adım = 1$
dropout	0.0 – 0.5, $adım = 0.1$
Gizli katmanlar	LSTM, GRU, 1D-CNN, FFNN, Dropout, Dense
Nöron sayısı	16 – 256, $adım = 16$
Öğrenme oranı	$1e^{-6} – 1e^{-1}$ (logaritmik örnekleme)
Aktivasyon fonksiyonları	ReLU, Linear
Optimizer	Adam, SGD, RMSprop
Kayıp fonksiyonu	MSE
Epoch	100

Hiperparametre optimizasyonu, çalışmada kullanılan her model için ayrı ayrı gerçekleştirilmiştir. Böylece modellerin en iyi performanslarının karşılaştırılması hedeflenmiş ve daha hassas bir değerlendirme yapılmıştır.

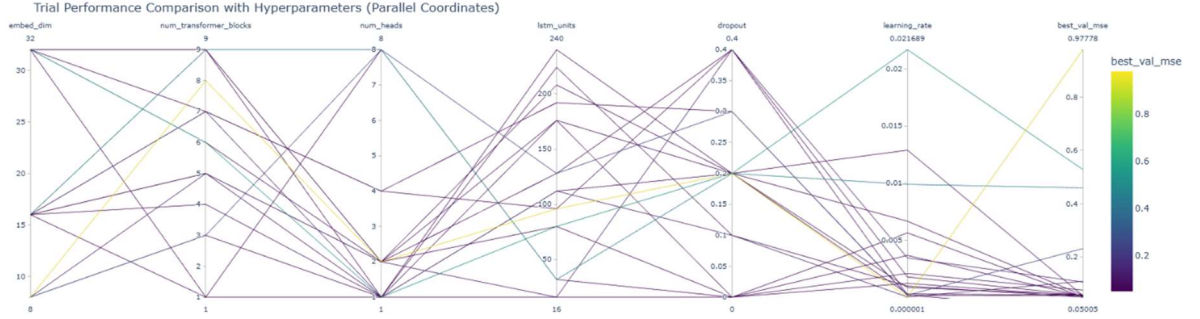
Vanilla Hibrit Model, orijinal Transformer mimarisine sadık kalmakta ve encoder bloklarında geleneksel ileri beslemeli sinir ağı (FFNN) katmanlarını korumaktadır. Şekil 3.26’ da, gömme boyutu (embed_dim), transformer blok sayısı (num_transformer_blocks), çok kafalı dikkat sayısı (num_heads), FFNN katman boyutu (ff_dim), dropout oranı ve öğrenme oranı gibi parametrelerin Bayesçi yaklaşım kullanılarak optimize edildiği görülmektedir.

Paralel koordinatlar grafiği, farklı hiperparametre yapılandırmalarının doğrulama hatası (best_val_mse) üzerindeki etkisini görselleştirmektedir. Sonuçlara göre, yüksek öğrenme oranları ve büyük FFNN boyutlarının doğrulama performansını olumsuz etkilediği gözlemlenmiştir. Buna karşılık, düşük dropout oranları, sınırlı gömme boyutları ve orta seviyedeki blok sayıları daha düşük MSE değerleri ile ilişkilendirilmiştir. Bu durum, klasik FFNN bileşeninin derinliği ve öğrenme oranının dikkatli bir şekilde ayarlanmasının optimal performans için kritik olduğunu göstermektedir.



Şekil 3.26: Vanilla Encoder hiperparametre optimizasyon sonuçları

LSTM Hibrit Model, klasik Transformer mimarisindeki ileri beslemeli katmanlar yerine Uzun Kısa Süreli Bellek (LSTM) (Hochreiter and Schmidhuber, 1997) katmanlarının entegre edilmesiyle, zamansal bağımlılıkların daha etkili biçimde yakalanmasını amaçlamaktadır. Şekil 3.27’ de, gömme boyutu (embed_dim), encoder blok sayısı (num_transformer_blocks), dikkat kafası sayısı (num_heads), LSTM katman boyutu (lstm_dim), dropout oranı ve öğrenme oranı gibi parametreler üzerinde gerçekleştirilen hiperparametre optimizasyonu gösterilmektedir.

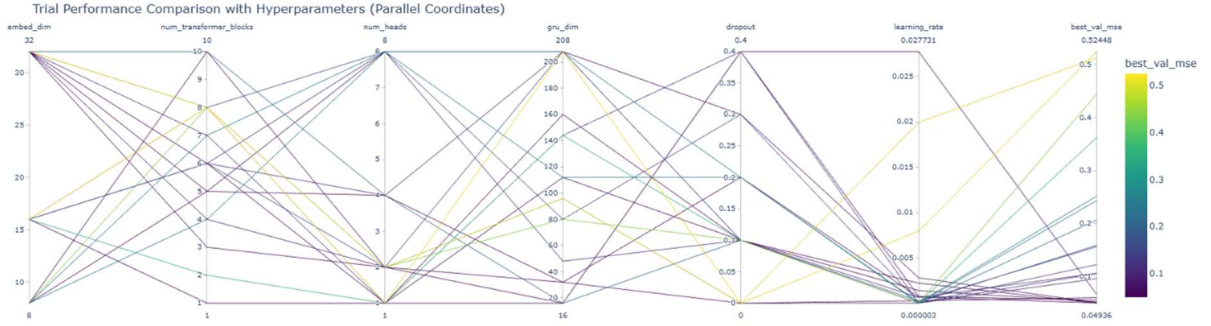


Şekil 3.27: LSTM Encoder hiperparametre optimizasyon sonuçları

Bayeşçi optimizasyon yaklaşımıyla yürütülen hiperparametre aramasında, modeller doğrulama kümesi üzerinde elde edilen en düşük MSE değerine göre karşılaştırılmıştır. Paralel koordinatlar grafiği, özellikle düşük dropout ve düşük öğrenme oranı değerlerinin daha düşük MSE ile sonuçlandığını ortaya koymuştur.

GRU Hibrit Model, encoder bloklarındaki ileri beslemeli bileşen yerine Geçitli Tekrarlayan Birim (Gated Recurrent Unit - GRU) (Cho et al., 2014) katmanlarını kullanarak, daha hafif bir mimari ile zamansal bağımlılıkların modellenmesini hedeflemektedir. Şekil 3.28’ de,

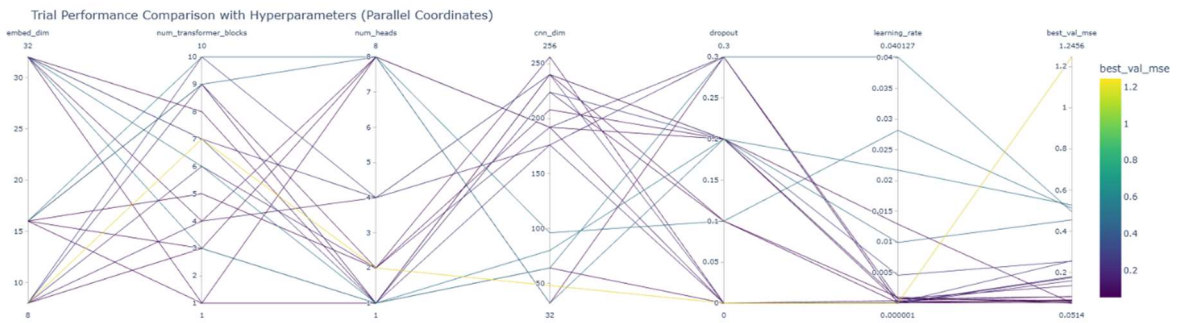
GRU katman boyutu (`gru_dim`) dâhil olmak üzere toplam altı hiperparametrenin Bayesçi optimizasyon yöntemiyle ayarlandığı görülmektedir. Görselleştirme sonuçları, düşük `gru_dim` değerleri ile yüksek transformer blok sayılarının doğrulama hatasını azalttığını göstermiştir.



Şekil 3.28: GRU encoder hiperparametre optimizasyon sonuçları

Ayrıca, belirli bir aralıkta sınırlı dropout kullanımı ve oldukça düşük öğrenme oranlarıyla elde edilen modellerin dikkat çekici performans sergilediği gözlemlenmiştir. Bu bulgular, GRU katmanlarının Transformer mimarisine entegrasyonunun öğrenme dinamikleri üzerindeki etkilerine dair önemli ipuçları sunmaktadır.

CNN Hibrit Model ise zamansal özniteliklerin çıkarımı için evrişimli sinir ağı (CNN) katmanlarını kullanmakta ve bu yapı Transformer tabanlı encoder bileşenleri ile birlikte çalışacak şekilde tasarlanmıştır. Şekil 3.29’ da, bu mimaride yer alan evrişim katmanı boyutu (`cnn_dim`) dahil olmak üzere toplam altı hiperparametrenin Bayesçi optimizasyon yöntemiyle ayarlandığı gösterilmektedir.



Şekil 3.29: CNN encoder hiperparametre optimizasyon sonuçları

Paralel koordinatlar grafiği, düşük cnn_dim değerleri, orta seviyedeki embed_dim ve yüksek transformer blok sayılarıyla birlikte doğrulama hatasının azaldığını ortaya koymuştur. Benzer şekilde, çok düşük dropout oranları (sıfıra yakın) ve yaklaşık 0.0009 mertebesindeki öğrenme oranlarının model performansı üzerinde olumlu etki yarattığı gözlemlenmiştir. Bu durum, CNN tabanlı öznetelik çıkarımının düşük karmaşıklıkta dahi etkili öğrenme sağlayabildiğini ve Transformer bloklarıyla başarıyla entegre edilebildiğini göstermektedir.

Bu detaylı yapılar, her bir modelin zaman serisi verilerindeki karmaşık örüntüleri ve bağımlılıkları farklı yaklaşımlarla ele almasını sağlayarak, FV güneş enerjisi üretim tahmini performansını artırmayı amaçlamaktadır. Bayesçi optimizasyonu sonrası, her bir modelin en uygun yapısal parametreler listesi Tablo 3.4’ te verilmiştir. Bu tezde kullanılan python kodları, araştırmanın tekrarlanabilirliğini sağlamak amacıyla bu github deposundan ulaşılabilir: <https://github.com/OzgeCelik35/phdOzge>.

Tablo 3.4: Her bir model için eğitim parametreleri ve yapılandırmaları

Hiperparametre	Vanilla Encoder	LSTM Encoder	GRU Encoder	1D-CNN Encoder
Embed_dim	32	16	16	16
Num_heads	4	1	1	1
Num_transformer_blocks	3	1	1	1
dropout	0.1	0.1	0.1	0.1
Gizli katman	FFNN	LSTM	GRU	1D-CNN
Nöron sayısı	160	224	160	224
Öğrenme oranı	0.0001	0.0009	0.002	0.0009
Aktivasyon fonksiyonu	Linear	ReLU	ReLU	ReLU
Optimizer	RMSprop	RMSprop	Adam	RMSprop
Kayıp fonksiyonu	MSE	MSE	MSE	MSE
Epoch	100	100	100	100

Hiperparametre optimizasyonu sürecinde, kullanılan hiperparametreler (Bkz. Tablo 3.3) ve bu parametreler için belirlenen değer aralıkları (Bkz. Tablo 3.4), kodlayıcı (encoder) blok sayısı (Num_transformer_blocks) 1 ile 10 arasında, birer adımlık artışlarla Bayesçi optimizasyon algoritması tarafından aranmıştır. Optimizasyon sonuçlarına göre, Vanilla Transformer modeli için 3 encoder bloğunun, LSTM Hibrit, GRU Hibrit ve 1D-CNN Hibrit modelleri için ise 1 encoder bloğunun en düşük doğrulama hatasını sağladığı belirlenmiştir. Gömülü boyut (embed_dim) parametresi {8, 16, 32} değerleri arasında değerlendirilmiş olup, Bayesçi optimizasyon sonucunda Vanilla Transformer modeli için 32, hibrit modellerin tamamı için ise 16 değeri optimal olarak bulunmuştur. Dikkat başlık sayısı (num_heads), embed_dim değerinin bir bölünü olacak şekilde tanımlanmış ve optimizasyon

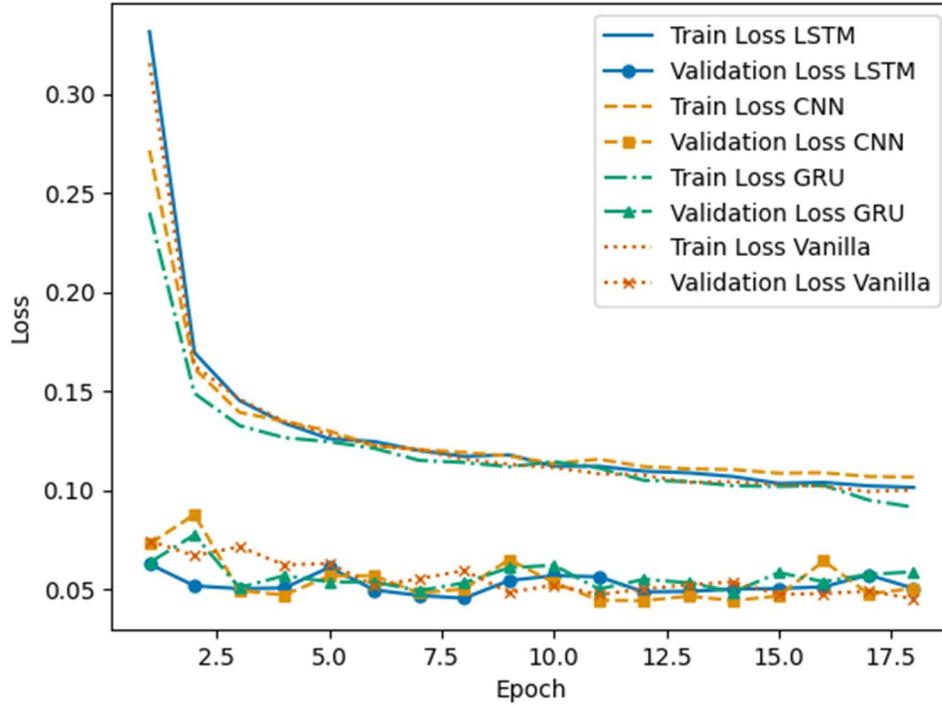
süreci sonucunda Vanilla Transformer modelinde 4, diğer hibrit modellerde ise 1 dikkat başlığının en iyi performansı sağladığı gözlemlenmiştir.

Aşırı öğrenmenin önüne geçebilmek amacıyla dropout oranı 0.0 ile 0.5 arasında, 0.1 adımla aratılmış ve tüm modeller için 0.1 değerinin en düşük doğrulama hatasıyla sonuçlandığı belirlenmiştir. Gizli katmanlardaki nöron sayısı (units) 16 ile 256 arasında, 16'lık artışlarla optimize edilmiş; Bayesçi optimizasyon çıktıları doğrultusunda Vanilla Transformer ve GRU Hibrit modelleri için 160 birim, LSTM Hibrit ve 1D-CNN Hibrit modelleri için ise 224 birimin en uygun yapılandırmayı sağladığı tespit edilmiştir. Aktivasyon fonksiyonları olarak ReLU ve Linear seçenekleri optimizasyon sürecine dâhil edilmiş; elde edilen sonuçlar doğrultusunda Vanilla Transformer modelinde Linear, LSTM Hibrit, GRU Hibrit ve 1D-CNN Hibrit modellerinde ise ReLU aktivasyon fonksiyonunun daha düşük hata değerleri ürettiği görülmüştür. ReLU fonksiyonu, pozitif girdilerde doğrusal davranış sergilemesi ve negatif girdilerde sıfır çıktı üretmesi sayesinde gradyan kaybolması probleminin azaltılmasına katkı sağlamaktadır.

Öğrenme oranı (learning rate) $1e^{-6}$ ile $1e^{-1}$ aralığında logaritmik ölçekte örneklenmiş; Bayesçi optimizasyon sonucunda Vanilla Transformer modeli için 0.0001, LSTM Hibrit ve 1D-CNN Hibrit modelleri için 0.0009, GRU Hibrit modeli için ise 0.002 değerlerinin en düşük doğrulama hatasını sağladığı belirlenmiştir. Optimizer seçimi kapsamında Adam, SGD ve RMSprop algoritmaları değerlendirilmiş; optimizasyon çıktıları Vanilla Transformer ve LSTM Hibrit modelleri için RMSprop, GRU Hibrit modeli için Adam ve 1D-CNN Hibrit modeli için ise RMSprop optimizer'ının daha iyi performans sunduğunu göstermiştir. Tüm modeller için epoch sayısı 100 olarak sabitlenmiş ve eğitim sürecinde aşırı öğrenmeyi önlemek amacıyla erken durdurma (early stopping) stratejisi uygulanmıştır. Model eğitiminde kayıp fonksiyonu olarak Ortalama Kare Hata (Mean Squared Error - MSE) kullanılmıştır.

Derin öğrenme modellerinde aşırı öğrenmenin (overfitting) önlenmesi amacıyla erken durdurma (early stopping) stratejisi uygulanmıştır. Model eğitimi süresince eğitim ve doğrulama kümeleri üzerindeki kayıp (loss) değerleri izlenmiş, doğrulama kaybının belirli bir epoch sonrasında iyileşme göstermemesi veya artış eğilimine girmesi durumunda eğitim süreci sonlandırılmıştır. Her ne kadar modeller maksimum 100 epoch boyunca eğitilecek

şekilde yapılandırılmış olsa da, erken durdurma mekanizması sayesinde performansın plato yaptığı veya bozulmaya başladığı noktada eğitim durdurularak modellerin genellenebilirliği korunmuştur. Özellikle LSTM ve CNN tabanlı modellerde doğrulama kaybının erken epoch'larda durağanlaştığı gözlemlenmiş, bu durum erken durdurma stratejisinin etkinliğini ortaya koymuştur (Bkz. Şekil 3.30).



Şekil 3.30: Eğitim süreci kayıp değişimleri

Model eğitiminde kullanılan kayıp fonksiyonu olarak Ortalama Kare Hata (Mean Squared Error, MSE) tercih edilmiştir. Bu seçim, Bayesçi optimizasyonu yöntemiyle gerçekleştirilen hiperparametre ayarlama sürecinde model performansını en iyi yansıtan ölçüt olması nedeniyle yapılmıştır. MSE, gerçek değerler ile model tarafından tahmin edilen değerler arasındaki farkların karelerinin ortalamasını alarak hesaplanmakta ve büyük tahmin hatalarını daha yüksek oranda cezalandırmaktadır. Bu özellik, modelin eğitim sürecinde ağırlıkların daha hassas bir şekilde güncellenmesini sağlayarak tahminlerin gerçek değerlere mümkün olduğunca yakın olmasına katkıda bulunmaktadır.

3.5 Değerlendirme Metrikleri

Fotovoltaik (FV) güç tahmin modellerinin performansının değerlendirilmesinde kullanılan istatistiksel metrikler, tahmin doğruluğu ve hata dağılımı hakkında birbirini tamamlayıcı bilgiler sunmaktadır (Akhter et al., 2022). Bu değerlendirme sürecinde kullanılan temel

değişkenler; gerçek güç değerini temsil eden y_i , model tarafından tahmin edilen güç değerini ifade eden \hat{y}_i , tüm gerçek güç değerlerinin ortalamasını gösteren \bar{y}_i ve toplam örnek sayısını temsil eden n 'dir (Forootan et al., 2022). Çalışmada model performansını nicel olarak değerlendirebilmek amacıyla Ortalama Kare Hata (Mean Squared Error- MSE), Kök Ortalama Kare Hata (Root Mean Squared Error - RMSE), Ortalama Mutlak Hata (Mean Absolute Error - MAE) ve Belirleme Katsayısı (R^2) metrikleri kullanılmıştır.

RMSE, tahmin hatalarının (artıkların) standart sapmasını ölçerek modelin tahminlerinde yaptığı tipik hatanın büyüklüğünü ortaya koymaktadır (Lee and Kim, 2019). Hedef değişkenle aynı birime (örneğin kW veya W) sahip olması, bu metriğin yorumlanabilirliğini artırmaktadır (Sherozbek et al., 2023). Hataların karesinin alınması nedeniyle büyük sapmalar küçük hatalara kıyasla daha ağır biçimde cezalandırılmakta; bu durum, özellikle büyük tahmin hatalarının sistem güvenilirliği açısından kritik olduğu enerji şebekesi uygulamalarında RMSE'yi önemli bir performans göstergesi hâline getirmektedir (Piantadosi et al., 2024). Ortalama kare hata (MSE) ve Kök ortalama kare hata hesaplama formülleri sırasıyla (3.38) ve (3.39) ile tanımlanmaktadır.

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (3.38)$$

$$RMSE = \sqrt{MSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=0}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (3.39)$$

MAE, tahmin edilen değerler ile gerçek gözlemler arasındaki mutlak farkların aritmetik ortalamasını ifade etmektedir (Lee and Kim, 2019). Tüm tahminlerdeki hata büyüklüklerinin basit bir ortalamasını sunduğu için sezgisel ve kolay yorumlanabilir bir metriktir (Wang et al., 2024b). Düşük bir MAE değeri, modelin genel olarak veriye daha iyi uyum sağladığını göstermektedir. Literatürde bazı çalışmalar, regresyon problemlerinin değerlendirilmesinde MAE ölçütünün MSE ve RMSE'ye kıyasla daha bilgilendirici olabileceğini vurgulamaktadır (Chicco et al., 2021). Denklem (3.40) ile tanımlanmaktadır.

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^n |y_i - \hat{y}_i| \quad (3.40)$$

Belirleme katsayısı olarak bilinen R^2 , bağımlı değişkendeki varyansın ne kadarının bağımsız değişkenler (örneğin güneş ışınımı, sıcaklık ve meteorolojik parametreler) tarafından açıklanabildiğini ölçmektedir (Chicco et al., 2021). R^2 değeri genellikle 0 ile 1 arasında değişmekte olup, 1 değeri modelin veriye mükemmel uyum sağladığını ifade etmektedir. Bu metrik, yalnızca tahmin hatalarının büyüklüğünü değil, aynı zamanda modelin verideki temel eğilimleri ve değişkenlik yapısını ne ölçüde yakalayabildiğini de ortaya koymaktadır (Amato et al., 2025). Denklem (3.41) ile tanımlanmaktadır.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=0}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=0}^n (y_i - \bar{y}_i)^2} \quad (3.41)$$

Bu metriklerin birlikte kullanılması, model performansının daha bütüncül bir biçimde değerlendirilmesini sağlamaktadır. RMSE büyük hatalara duyarlılığı ile modelin istikrarını ortaya koyarken, MAE genel hata seviyesini yansıtmakta; R^2 ise modelin açıklayıcı gücünü değerlendirmektedir. Bu tamamlayıcı yapı sayesinde, tahmin doğruluğu ve hata dağılımı hakkında kapsamlı ve dengeli bir değerlendirme elde edilmektedir (Wang et al., 2024b).

Sezgisel bir benzetme yapılacak olursa, MAE bir öğrencinin sınavlardan ortalama kaç puan kaybettiğini gösterirken, RMSE öğrencinin bazı sınavlarda yaptığı büyük hataları daha ağır biçimde yansıtır. R^2 ise öğrencinin konunun ne kadarına hâkim olduğunu ve farklı zorluk seviyelerine ne ölçüde uyum sağlayabildiğini ifade eder. Bu açıdan bakıldığında, söz konusu metrikler birlikte kullanıldığında model performansının farklı yönlerini tamamlayıcı şekilde ortaya koymaktadır.

4. TAHMİN SONUÇLARI VE PERFORMANS DEĞERLENDİRMESİ

Güneş enerjisi üretim tahmini için önerilen derin öğrenme modellerinin performansına ilişkin nicel metrik sonuçları ve istatistiksel analizler aşağıda sunulmuştur. Modellerin yeteneklerini nicel olarak ortaya koymak amacıyla, daha önce tanımlanan Ortalama Kare Hata (MSE), Ortalama Mutlak Hata (MAE), Kök Ortalama Kare Hata (RMSE) ve R-kare (R^2) gibi temel metrikler kullanılmıştır.

Kapsamlı bir karşılaştırma yapmak ve bileşenlerin bireysel performanslarını değerlendirmek için dört farklı model (Vanilla Transformer, LSTM Hibrit, GRU Hibrit ve 1D-CNN Hibrit) ele alınmıştır. Hiperparametre ayarlamaları, Bayesçi optimizasyon ile her bir modelin en yüksek bireysel performansına ulaşması için yapılmıştır. Yapılandırılan modeller, ilk olarak %70'lik eğitim kümesi üzerinde eğitilmiş ve %15'lik doğrulama kümeleri üzerindeki performans metrikleri (MAE ve RMSE) izlenerek erken durdurma (early stopping) yöntemiyle aşırı öğrenmenin önüne geçilmiştir. Eğitimi ve doğrulaması tamamlanan modeller, %15'lik test kümesi üzerinde performans kıyaslamasına tabi tutulmuştur. Test verisi üzerindeki modellerin performans metrik sonuçları Tablo 4.1 ile verilmiştir.

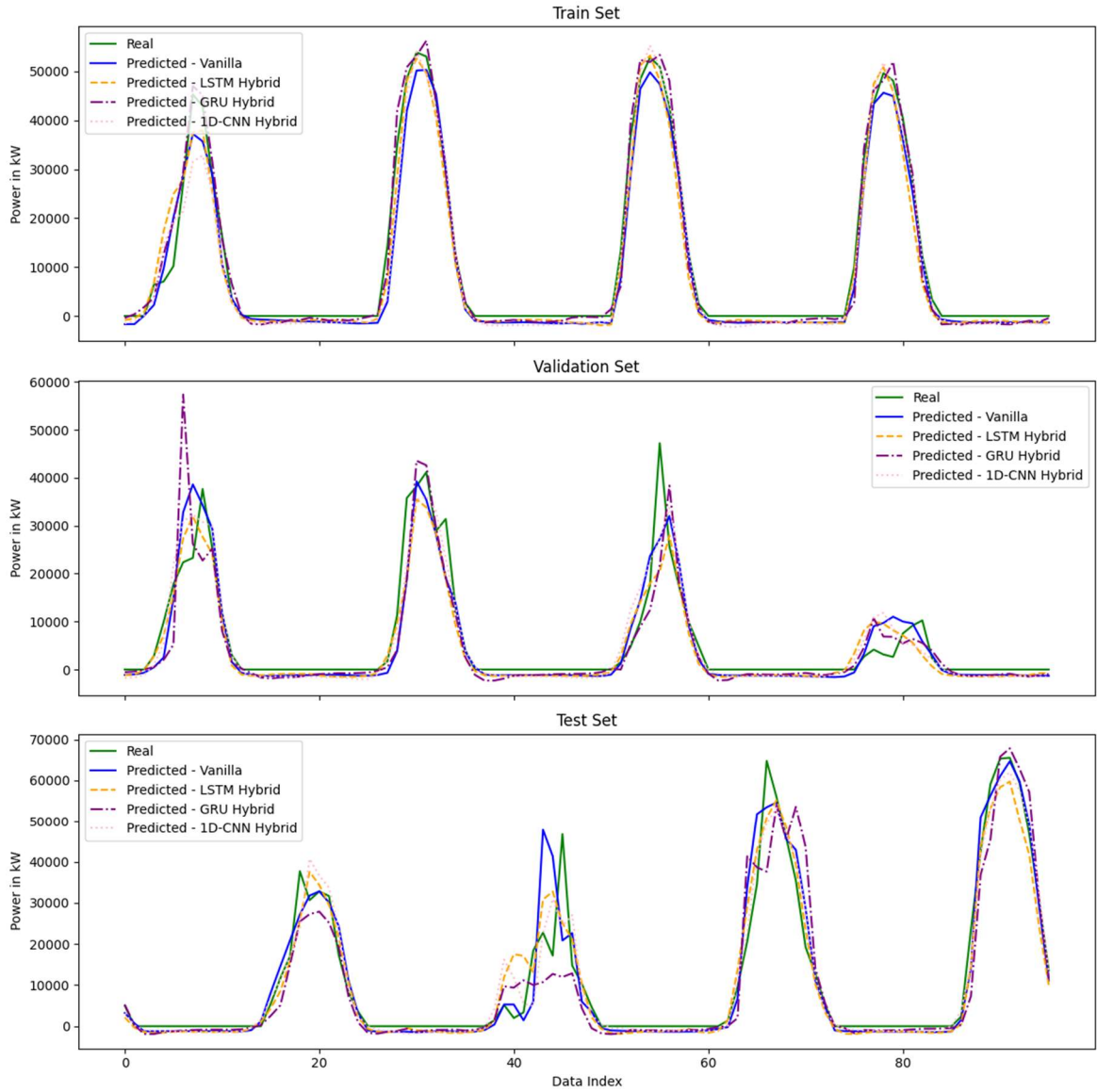
Tablo 4.1: Modellerin karşılaştırmalı metrik performansları

Model	R^2	MSE	RMSE	MAE
Vanilla Transformer	0.8944	68,044,430.61	8,248.90	3,983.82
LSTM Hibrit	0.8877	72,364,105.25	8,506.71	4,432.15
GRU Hibrit	0.8290	115,429,769.26	10,743.82	5,580.13
CNN Hibrit	0.8897	71,069,096.30	8,430.25	4,017.03

Tabloda 4.1'deki metrik sonuçları incelendiğinde, dört modelin test verisi üzerindeki tahmin başarıları arasında anlamlı farklılıklar olduğu görülmektedir.

Test kümesi sonuçları, dört mimarinin tamamının yüksek açıklayıcılık gücüne sahip olduğunu ve R^2 değerlerinin 0.82' nin üzerinde seyrettiğini göstermektedir. Vanilla Transformer modeli, tüm modeller arasında en yüksek küresel R^2 değerine (0.8944) ve en düşük RMSE (8,248.90 W) ile MAE (3,983.82 W) değerlerine ulaşmıştır. Bu durum, performans tüm test ufku boyunca toplulaştırıldığında, iyi ayarlanmış standart bir Transformer encoder yapısının FV güç üretimindeki değişkenliğin büyük bir kısmını

başarıyla yakalayabildiğini göstermektedir. Şekil 4.1’de modellerin eğitim, doğrulama ve test kümeleri üzerindeki tahminleri verilmiştir.



Şekil 4.1: Eğitim, doğrulama ve test kümelerinde model performansları

1D-CNN Hibrit model ise $R^2 = 0.8897$ ve $RMSE = 8,430.25 W$ değerleriyle Vanilla Transformer’ı çok yakından takip etmektedir. Modelin MAE değeri (4,017.03 W), Vanilla modele yalnızca marjinal düzeyde daha yüksek olup, ileri beslemeli ağ katmanının yerel evrimsel işlemlerle değiştirilmesine rağmen evrişim tabanlı zamansal encoder yapısının Transformer doğruluğuna ulaşabildiğini doğrulamaktadır. LSTM Hibrit model de $R^2 = 0.8877$, $RMSE = 8,506.71 W$ ve $MAE = 4,432.15 W$ değerleriyle rekabetçi bir performans sergilemiştir. Küresel hata değerleri Vanilla ve 1D-CNN hibrit modellere kıyasla bir miktar daha yüksek olsa da, farkların sınırlı düzeyde kalması, tekrarlayan kapı

mekanizmalarının FV üretimindeki zamansal bağımlılıkları modellemede etkili olduğunu desteklemektedir. Buna karşılık, GRU Hibrit model belirgin bir performans düşüşü göstermiş; R^2 değeri 0.8209'a gerilerken RMSE 10,743.82 W' ye; MAE ise 5,580.13 W' ye yükselmiştir. GRU yapıları genellikle LSTM'lere hafif alternatifler olarak değerlendirilse de, bu özel veri kümesinde GRU tabanlı encoder yapısının diğer tüm varyantların gerisinde kaldığı, özellikle hava koşullarının yüksek derecede değişken olduğu dönemlerde bu farkın daha da belirginleştiği görülmüştür. Bu bulgu, günlük bazlı ve hata dağılımı analizlerinde yeniden ele alınacaktır.

4.1 Normalize Edilmiş Hata Oranları

Tahmin hatalarının büyüklüğünü daha iyi yorumlayabilmek amacıyla, modellerin RMSE ve MAE değerleri test alt kümesinin istatistiksel özelliklerine göre normalize edilmiştir. Test kümesindeki gerçek FV güç değerleri ortalama 17,990.13 W , standart sapma 25,386.14 W ve 92,778 W' lik bir aralık sergilemekte olup, bu değerler görece hata değerlendirmesi için uygun bir referans sağlamaktadır. Ortalama değere göre normalize edildiğinde, Vanilla Transformer tüm modeller arasında en düşük oranları üretmiş; $RMSE/Ortalama = \%45.85$ ve $MAE/Ortalama = \%22.14$ olarak hesaplanmıştır. Bu sonuç, modelin ortalama sapmasının FV üretiminin ortalama değerinin yarısından daha düşük kaldığını göstermektedir. 1D-CNN Hibrit model, $RMSE/Ortalama = \%46.86$ ve $MAE/Ortalama = \%22.33$ oranlarıyla benzer derecede kompakt ve istikrarlı bir hata profili sunmuştur. LSTM Hibrit modelin oranları bir miktar daha yüksek olmakla birlikte ($RMSE/Ortalama = \%47.29$, $MAE/Ortalama = \%24.64$), özellikle bazı günlük tahmin senaryolarındaki güçlü performansı dikkate alındığında bu değerler operasyonel açıdan kabul edilebilir düzeydedir. Buna karşılık, GRU Hibrit model $RMSE/Ortalama = \%59.72$ ve $MAE/Ortalama = \%31.02$ oranlarıyla belirgin biçimde daha büyük sapmalar sergilemiş ve hızla değişen veya gürültülü atmosferik koşullar altında daha düşük dayanıklılığa sahip olduğunu göstermiştir.

Standart sapmaya göre normalize edilen hata ölçütleri de benzer bir eğilimi ortaya koymaktadır. Vanilla Transformer, $RMSE/Std = \%32.49$ ve $MAE/Std = \%15.69$ değerleriyle en kompakt görece hataları üretirken, 1D-CNN Hibrit model $RMSE/Std = \%33.21$ ve $MAE/Std = \%15.82$ oranlarıyla bu modeli yakından takip etmiştir. LSTM Hibrit modelin oranları ($RMSE/Std = \%33.51$, $MAE/Std = \%17.46$) yalnızca marjinal

düzeyde daha yüksek olup, FV çıktısındaki dağılımsal değişkenliği hâlâ etkin biçimde yakalayabildiğini doğrulamaktadır. GRU Hibrit model ise $RMSE/Std = \%42.32$ ve $MAE/Std = \%21.98$ değerleriyle en yüksek normalize hataları sergilemiş ve tahmin yapısının meteorolojik dalgalanmalara daha duyarlı olduğunu bir kez daha ortaya koymuştur.

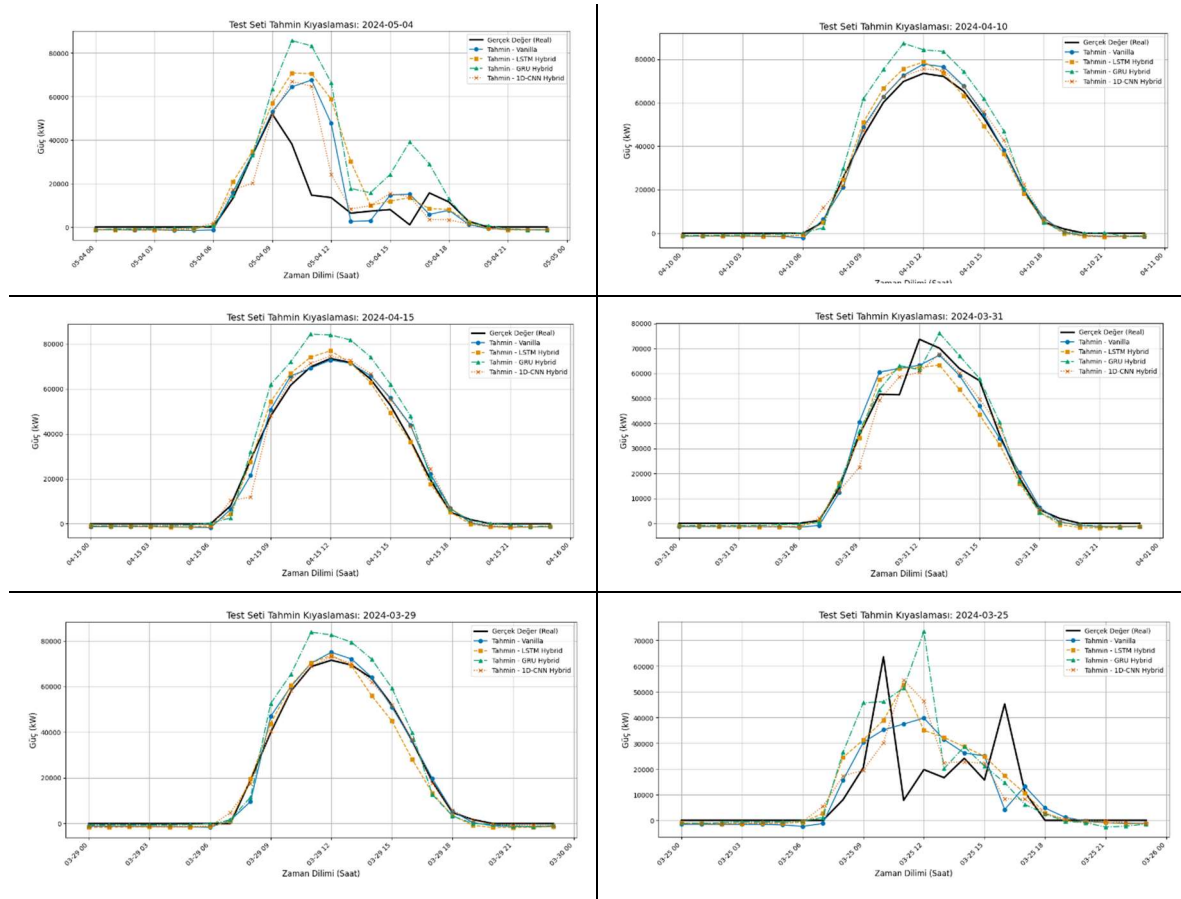
Çıktı aralığına (range) göre normalize edilen metrikler de model hatalarının görece kompaktlığını açıkça göstermektedir. Vanilla Transformer ve 1D-CNN Hibrit modeller için $RMSE/Range$ oranları sırasıyla $\%8.89$ ve $\%9.09$ olarak hesaplanmış; $MAE/Range$ oranları ise $\%4.29$ ve $\%4.33$ seviyelerinde kalmıştır. Bu değerler, her iki modelin de FV çıktısının tüm dinamik aralığına kıyasla dar hata bantları koruduğunu göstermektedir. LSTM Hibrit modelin oranları ($RMSE/Range = \%9.17$, $MAE/Range = \%4.78$) hafif bir artış sergilese de operasyonel eşiklerin içerisinde kalmaktadır. Buna karşın, GRU Hibrit model en yüksek oranları üretmiş ($RMSE/Range = \%11.58$, $MAE/Range = \%6.01$) ve hata dağılımının tüm çıktı aralığı boyunca daha dağınık olduğunu ortaya koymuştur.

Genel olarak, normalize edilmiş hata metrikleri Vanilla Transformer ve 1D-CNN Hibrit modellerin en kompakt ve istikrarlı hata dağılımlarına sahip olduğunu, GRU Hibrit modeli tutarlı biçimde geride bıraktığını ve LSTM Hibrit modeli yalnızca sınırlı ölçüde aştığını doğrulamaktadır. LSTM Hibrit model en düşük normalize hataları üretmemekle birlikte, genel performansı itibarıyla rekabetçi ve güvenilir bir yapı sunmaktadır. Buna karşılık, GRU Hibrit model tüm istatistiksel referanslara göre en yüksek normalize hataları sergileyerek, güneş ve meteorolojik dinamiklerdeki değişkenliğe diğer mimarilere kıyasla daha az dayanıklı olabileceğini göstermektedir.

4.2 Günlük Performans Analizleri

Model, toplam 1704 saatlik veriyi içeren bir test kümesi üzerinde değerlendirilmiştir. Bu kadar uzun ve meteorolojik açıdan oldukça çeşitli bir değerlendirme penceresi, kısa vadeli hata dinamiklerini maskeleyebileceği gibi, toplulaştırılmış performans değerlerinin görece düşük görünmesine de yol açabilmektedir. Bu nedenle, tahmin mimarilerinin gün bazlı davranışlarını daha iyi ayrıştırabilmek ve günlük arz-talep dengesi açısından operasyonel uygunluklarını daha doğru biçimde değerlendirebilmek amacıyla, modeller ek olarak 24 saatlik zaman dilimleri üzerinden analiz edilmiştir.

Her bir mimari için, farklı hava koşulları altında elde edilen en güçlü ve en zayıf tahmin sonuçlarını temsil edecek şekilde örnek günler seçilmiştir. Yalnızca uç durumlara odaklanmak yerine, zamansal kararlılığın daha dengeli ve kapsamlı bir biçimde incelenebilmesi amacıyla, her model için yüksek doğruluk, orta doğruluk ve düşük doğruluk senaryolarını kapsayan toplam altı farklı gün değerlendirmeye dâhil edilmiştir. Seçilen bu günlere ait tahmin eğrileri Şekil 4.2’ de sunulmakta olup, farklı ışınım desenleri ve atmosferik değişkenlik seviyeleri altında modellerin dayanıklılığının daha net bir şekilde karşılaştırılmasına olanak sağlamaktadır. Tüm test kümesi üzerinde 72 gün için yapılan tahmin performans grafikleri Ek B’de verilmiştir.



Şekil 4.2: Farklı günlere ait 24 saatlik performanslar

Vanilla Transformer modeli, genel olarak orta düzeyde bir kararlılık sergilemekle birlikte, günlük R^2 değerlerinde belirgin dalgalanmalar göstermektedir. Modelin en zayıf performansı 4 Mayıs 2024 tarihinde gözlemlenmiş; bu günde $R^2 = -0.1486$, $RMSE = 14,525.32 W$ ve $MAE = 7,296.47 W$ değerleri elde edilmiştir. Bu sonuçlar, söz konusu gün için model tahminlerinin basit bir ortalama tahminleyicisinden (naive mean estimator)

dahi daha düşük doğruluk sunduğunu göstermektedir. Buna karşılık, 10 Nisan 2024 tarihinde Vanilla Transformer modelleri en güçlü uyumlarından birini sergilemiş; $R^2 = 0.9933$, $RMSE = 2,286.55 W$ ve $MAE = 1,943.59 W$ değerleri elde edilmiştir. Bu durum, özellikle daha düzenli ışınım desenlerinin hâkim olduğu günlerde modelin son derece yüksek doğrulukla çalışabildiğini ortaya koymaktadır.

Bu bulgular, Vanilla Transformer'ın belirli günlerde oldukça yüksek hassasiyet sağlayabildiğini ancak günlük performans değişkenliğinin görece yüksek kaldığını ve model kararlılığının hava koşullarına duyarlı olduğunu göstermektedir.

LSTM Hibrit model de elverişli günlerde güçlü bir performans sergilemekte; ancak aşırı değişkenliğin hâkim olduğu günlerde belirgin performans kayıpları yaşamaktadır. Modelin en iyi performansı 15 Nisan 2024 tarihinde gözlemlenmiş olup, bu günde $R^2 = 0.9918$, $RMSE = 2,536.68 W$ ve $MAE = 1,990.78 W$ değerleri elde edilmiştir. Bu sonuçlar, LSTM yapısının özellikle gün doğumu ve gün batımı geçişleri sırasında ardışık değişimleri doğru biçimde yakalayabildiğini göstermektedir. Bununla birlikte, Vanilla modelde olduğu gibi, LSTM Hibrit model de 4 Mayıs 2024 tarihinde ciddi bir performans düşüşü yaşamış; R^2 değeri -0.6160 'a gerilerken $RMSE = 17,228.57 W$ ve $MAE = 8,916.15 W$ olarak hesaplanmıştır. Negatif R^2 değeri, bulutlulukta meydana gelen ani değişimlerin LSTM'in zamansal izleme kararlılığını bozduğunu ve bunun sonucunda önemli düzeyde aşırı ve yetersiz tahminlere yol açtığını göstermektedir.

GRU Hibrit model ise tüm mimariler arasında en yüksek performans oynaklığını sergilemektedir. En iyi performansını 31 Mart 2024 tarihinde göstermiş ve bu günde $R^2 = 0.9757$ değerine ulaşmış olsa da, buna karşılık gelen hata değerleri ($RMSE = 4,070.74 W$ ve $MAE = 2,475.06 W$) diğer modellerin kendi en iyi günlerindeki hata değerlerine kıyasla belirgin biçimde daha yüksektir. Daha da önemlisi, GRU modeli olumsuz meteorolojik koşullar altında ciddi bozulmalar yaşamaktadır. 4 Mayıs 2024 tarihinde R^2 değeri -1.7185 gibi son derece düşük bir seviyeye gerilemiş; $RMSE = 22,345.94 W$ ve $MAE = 11,692.78 W$ olarak hesaplanmıştır. Bu sonuçlar, gün boyunca gerçek FV çıktılarıyla model tahminleri arasında neredeyse tamamen bir uyumsuzluk oluştuğunu göstermektedir. Bu davranış, GRU tabanlı encoder yapısının hızlı ışınım dalgalanmaları

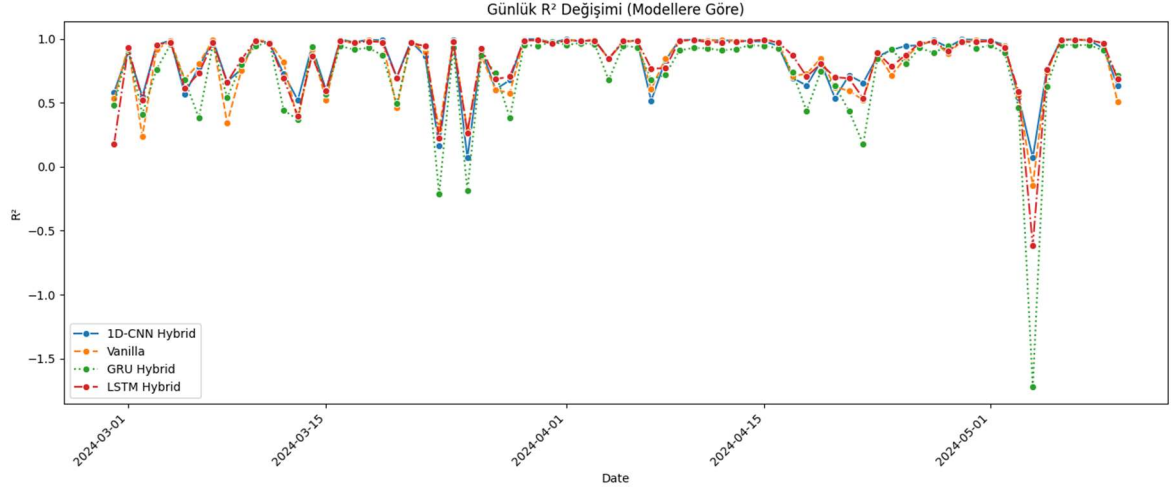
altında genelleme yapmakta zorlandığını ve diğer hibrit modellere kıyasla daha düşük dayanıklılık sergilediğini ortaya koymaktadır.

1D-CNN Hibrit model ise değişen koşullar altında sergilediği görece dengeli ve istikrarlı davranış ile öne çıkmaktadır. Modelin en iyi performans gösterdiği gün olan 29 Mart 2024 tarihinde $R^2 = 0.9975$, $RMSE = 1,362.32 W$ ve $MAE = 1,038.34 W$ değerlerine ulaşılmış; bu sonuçlar değerlendirilen tüm modeller arasında en yakın uyumu sağlamış ve gözlemlenen günlük FV üretim eğrisini neredeyse kusursuz biçimde yeniden üretmiştir. En zayıf performans sergilediği gün olan 25 Mart 2024'te dahi 1D-CNN Hibrit model $R^2 = 0.0694$ değerini korumuş; bu değer düşük olmakla birlikte, diğer hibrit modellerin en kötü günlerinde elde edilen negatif R^2 değerlerinden belirgin biçimde daha yüksektir. İlgili hata değerleri ($RMSE = 15,265.31 W$ ve $MAE = 7,879.22 W$), ani üretim düşüşlerinin izlenmesinde zorluklar yaşandığını göstermesine rağmen, modelin genel eğri şeklini koruyabildiğini ve yapısal bütünlüğü muhafaza eden tahminlerde daha yüksek dayanıklılık sunduğunu ortaya koymaktadır. Tablo 4.2, test veri kümesindeki tüm günler için hesaplanan günlük RMSE, MAE ve R^2 değerlerinin ortalama ve standart sapmalarını göstermektedir.

Tablo 4.2: Test kümesindeki tüm günler için hesaplanan günlük metriklerin ortalama ve standart sapmaları

Model	RMSE		MAE		R^2	
	mean	std	mean	std	mean	std
1D-CNN Hibrit	6948.11	4762.19	3999.57	2323.12	0.83	0.22
GRU Hibrit	9553.54	4828.98	5539.65	2265.61	0.73	0.39
LSTM Hibrit	7247.01	4427.83	4412.64	2157.61	0.82	0.26
Vanilla Transformer	7358.39	4884.43	4305.53	2388.34	0.81	0.24

Şekil 4.3 'de sunulan günlük R^2 eğilimleri, modeller arasındaki zamansal kararlılık farklarını açık biçimde ortaya koymaktadır. 1D-CNN Hibrit ve Vanilla Transformer modelleri, 23-25 Mart ve 4 Mayıs gibi ışınım düzensizliklerinin şiddetlendiği kısa dönemler dışında, çoğu gün için R^2 değerlerini 0.7'nin üzerinde tutmayı başarmıştır. LSTM Hibrit model günler arası biraz daha yüksek varyans sergilemekte; bazı günlerde çok iyi performans gösterirken bazı günlerde keskin düşüşler yaşamaktadır. Buna karşılık, GRU Hibrit model en belirgin dalgalanmaları göstermekte; çok sayıda günde R^2 değerinin 0.5'in altına düştüğü ve bazı günlerde negatif değerlere ulaştığı gözlemlenmektedir.

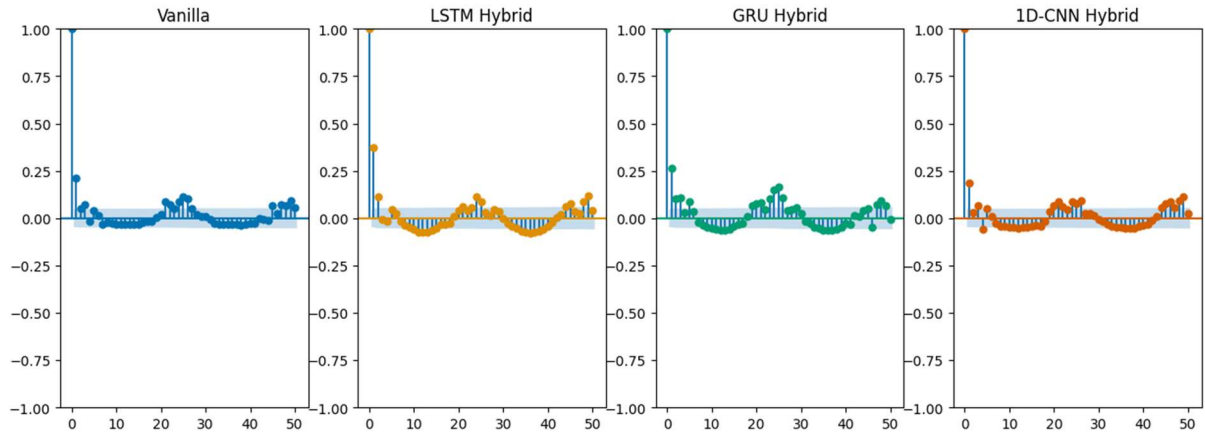


Şekil 4.3: Günlük R^2 eğilimleri

Bu gözlemler, yalnızca küresel performans ölçütlerine (örneğin RMSE ve MAE) dayalı bir değerlendirmenin operasyonel tahmin uygulamaları için yetersiz olduğunu göstermektedir. Bunun yerine, zamansal kararlılık, en kötü gün performansı ve düzensiz hava koşulları altındaki dayanıklılık gibi kriterler, gerçek dünya FV tahmin sistemlerinde model seçimi açısından kritik öneme sahiptir. Elde edilen sonuçlar, küresel RMSE açısından en düşük değerlere sahip olmasalar dahi, 1D-CNN Hibrit ve Vanilla Transformer modellerinin gün bazında en güvenilir ve tutarlı performansı sunduğunu ortaya koymaktadır. Bu özellikleriyle söz konusu modeller, şebeke işletimi, enerji piyasası tekliflendirmesi ve günlük depolama planlaması gibi tahmin tutarlılığının öncelikli olduğu uygulamalar için daha uygun bir seçenek olarak değerlendirilmektedir.

5. TARTIŞMA VE AÇIKLANABİLİRLİK

Bu bölümde modeller, hem istatistiksel yöntemlerin hem de görsel içeriklerin birlikte kullanıldığı kapsamlı bir analiz çerçevesinde ele alınmaktadır. Bu sayede, hata analizleri, öznitelik önem dağılımları ve modellerin operasyonel performansları karşılaştırmalı olarak incelenebilmektedir. Şekil 5.1’de, tüm modeller için tahmin hatalarına ait histogramlar ve Çekirdek Yoğunluk Tahmini (Kernel Density Estimation - KDE) eğrileri sunulmaktadır. Mimari farklılıklara rağmen, dört modelin hata dağılımlarının sıfır etrafında güçlü biçimde yoğunlaştığı görülmektedir; bu durum, modellerin yaklaşık olarak yanlı (biased) olmadığını doğrulamaktadır. Bununla birlikte, Vanilla Transformer ve 1D-CNN Hibrit modellerinin hata dağılımlarının daha dar ve yüksek tepe noktalarına sahip olduğu gözlemlenmiş olup, bu durum hataların büyük ölçüde daha küçük aralıklarda toplandığını göstermektedir. Buna karşılık, GRU Hibrit modelinin hata dağılımı daha geniş bir yayılım sergilemekte, daha ağır kuyruklara ve daha yüksek oranda uç (aşırı) hatalara sahip olduğu görülmektedir. Bu bulgu, GRU Hibrit modelinin daha yüksek küresel RMSE ve MAE değerleriyle tutarlılık göstermektedir.

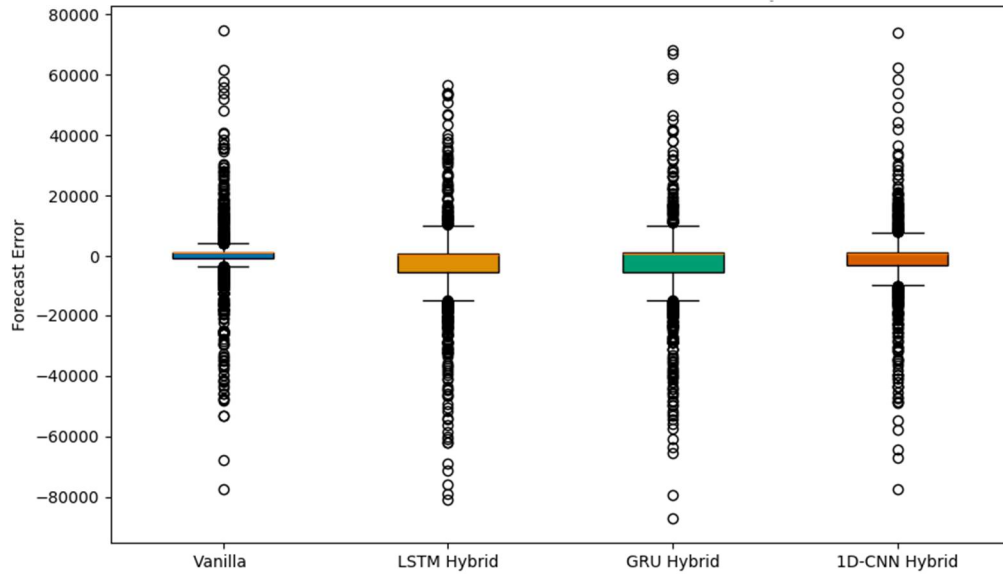


Şekil 5.1: Modellerin hata otokorelasyon grafikleri

Ayrıca sunulan artıkların otokorelasyon fonksiyonları (ACF), hata yapısı hakkında ek bilgiler sağlamaktadır. İdeal bir tahmin modelinde artıkların, otokorelasyonları istatistiksel olarak sıfırdan anlamlı biçimde farklı olmayan beyaz gürültüye yakın bir yapı sergilemesi beklenir. Hibrit modellerin (LSTM, GRU ve 1D-CNN), özellikle kısa gecikmelerde, Vanilla Transformer modeline kıyasla artık otokorelasyonunu daha etkili biçimde azalttığı gözlemlenmiştir. Bu durum, zamansal tümevarım yanlılığının (temporal inductive bias) modele entegre edilmesinin, hata serilerindeki ardışık yapının giderilmesine katkı sağladığını göstermektedir. Elde edilen bu bulgu, MATNet (Tortora et al., 2023) ve

FusionSF (Ma et al., 2024) gibi hibrit veya çok modlu mimarilerin artık serilerini daha pürüzsüz hale getirdiğini ve belirsizlik kontrolünü iyileştirdiğini raporlayan çalışmalarıyla da tutarlıdır.

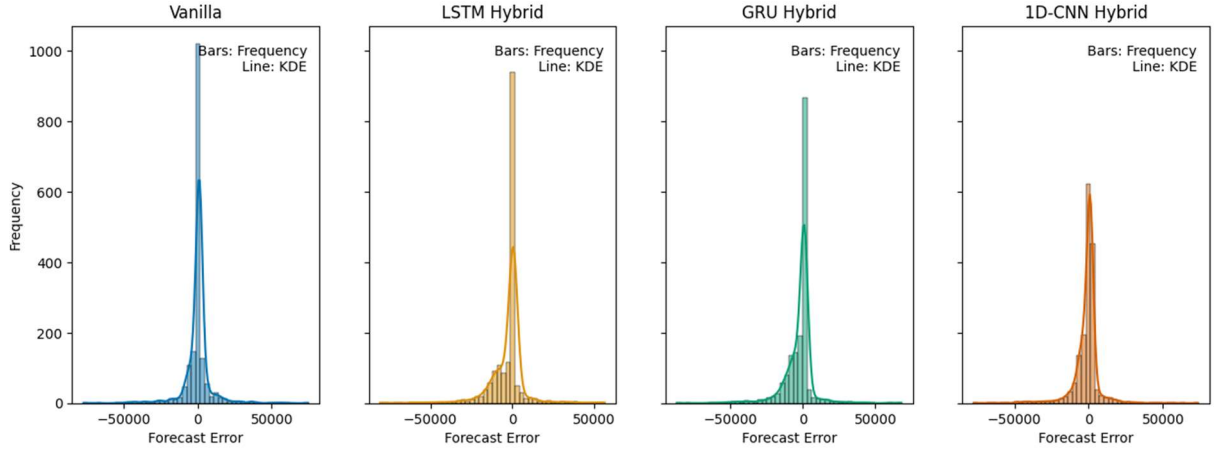
Şekil 5.2’de sunulan mutlak hata kutu grafikleri (boxplot), modeller arasındaki hata dağılımlarını daha net biçimde ortaya koymaktadır. Vanilla Transformer modelinin, hibrit modellere kıyasla belirgin biçimde daha geniş bir çeyrekler arası aralığa (Interquartile Range - IQR) ve daha uzun bıyıklara (whiskers) sahip olduğu görülmektedir. Medyan hata değeri sıfıra yakın olmasına rağmen, hata yayılımının daha geniş olduğu ve daha fazla sayıda uç değerin (outlier) bulunduğu dikkat çekmektedir. Buna karşılık, 1D-CNN ve LSTM Hibrit modellerinin kutularının daha dar ve bıyıklarının daha kısa olduğu gözlemlenmiş olup, bu durum daha sıkı ve güvenilir bir hata dağılımına işaret etmektedir. GRU Hibrit model ise yeniden daha geniş bir IQR ve daha fazla uç değer sergileyerek, atipik günlere karşı daha düşük bir dayanıklılığa sahip olduğunu doğrulamaktadır.



Şekil 5.2: Mutlak hata kutu grafikleri

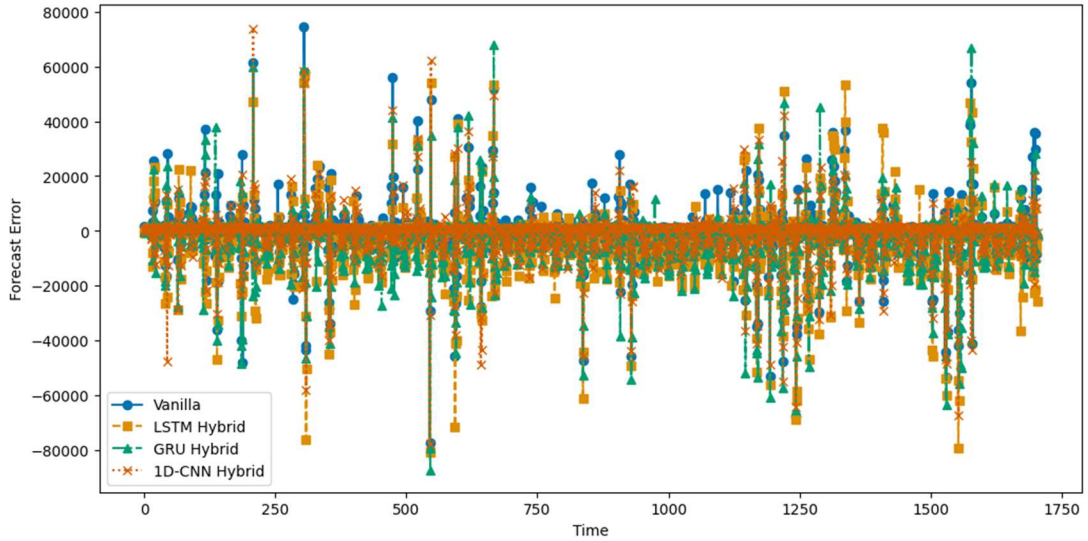
Şekil 5.3’de, hata histogramları Çekirdek Yoğunluk Tahmini (Kernel Density Estimation - KDE) eğrileri ile birlikte sunulmaktadır. 1D-CNN Hibrit model, ardından Vanilla Transformer modeli, sıfır etrafında en belirgin ve dar tepe noktasını sergilemektedir. LSTM Hibrit modelinin hata dağılımı yalnızca marjinal olarak daha geniş bir yapı gösterirken, GRU Hibrit modelinin dağılımı belirgin biçimde daha basık ve daha geniş bir yayılıma sahiptir; ayrıca daha uzun kuyruklar gözlemlenmektedir. Bu bulgular, CNN ve LSTM tabanlı hibrit

modellerin büyük sapmalara karşı daha dayanıklı olduğunu göstermektedir. Bu özellik, özellikle en kötü durum tahmin hatalarına karşı korunma (hedging) ihtiyacı duyan şebeke işletmecileri açısından kritik bir öneme sahiptir.



Şekil 5.3: Modellerin çekirdek yoğunluk tahmin eğrileri ve hata histogramları

Şekil 5.4’de sunulan tahmin hata zaman serileri, sapmaların tüm test periyodu boyunca nasıl evrildiğini ortaya koymaktadır. Vanilla Transformer ve GRU Hibrit modellerinin, özellikle bulut dinamiklerinin güçlü olduğu günlerde (örneğin 23-25 Mart ve Mayıs ayının başı) zaman zaman büyük hata sıçramaları (spikes) sergilediği görülmektedir.



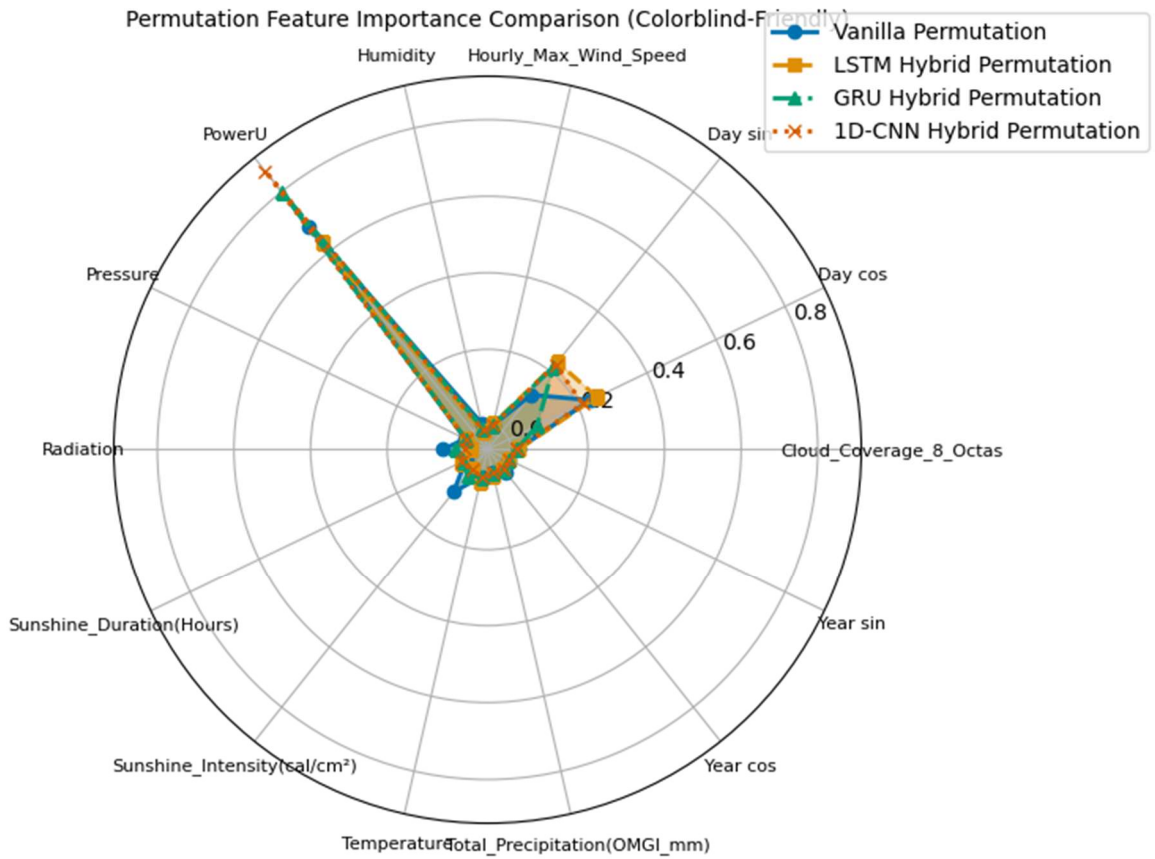
Şekil 5.4: Modellerin tahmin hata zaman serileri

Buna karşılık, 1D-CNN Hibrit modelinin hata genliklerini test periyodunun büyük bir bölümünde daha dar bir bant içerisinde tuttuğu; LSTM Hibrit modelinin ise bu iki uç davranış arasında orta düzeyde bir performans sergilediği gözlemlenmiştir. Bu bulgular,

günlük bazlı analiz sonuçlarını desteklemekte ve evrişim tabanlı kodlayıcının zaman içerisinde daha pürüzsüz ve tutarlı bir tahmin performansı elde edilmesine katkı sağladığını doğrulamaktadır.

5.1 Öznitelik Önem Analizleri

Modellerin tahminlerine en çok katkı sağlayan değişkenleri belirlemek amacıyla SHAP (SHapley Additive exPlanations), gradyan ve permütasyon tabanlı özellik önemi analizleri uygulanmıştır. SHAP yöntemi, her bir girdinin model çıktısı üzerindeki marjinal katkısını açıklarken; permütasyon yöntemi, bir özneliğin rastgele yer değiştirilmesi sonucunda model performansında meydana gelen düşüşü ölçerek ilgili değişkenin önem derecesini belirlemektedir. Bu iki yaklaşım birlikte kullanılarak, modellerin karar mekanizmaları hem yerel hem de küresel düzeyde değerlendirilmiştir.

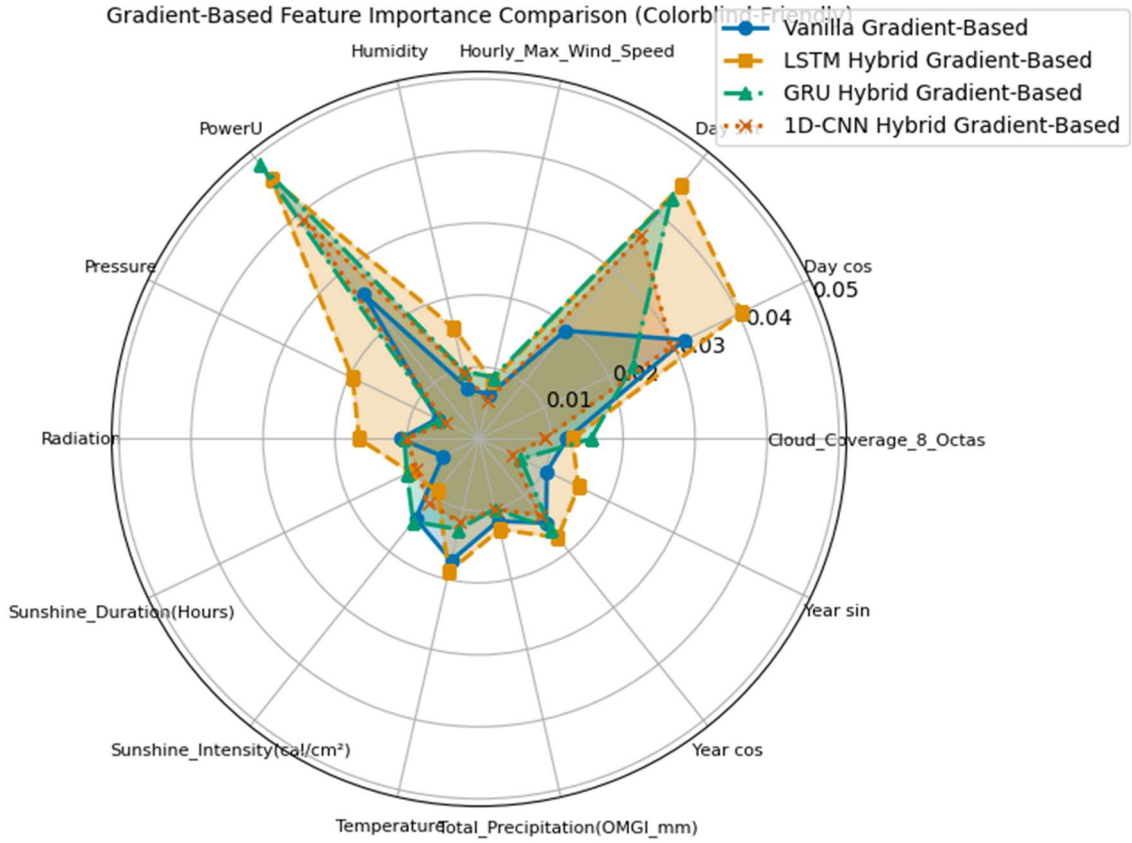


Şekil 5.5: Permütasyon tabanlı öznelik dağılımı radar grafiği

Her bir mimari için SHAP özet grafikleri oluşturulmuş ve sonuçlar ayrı ayrı sunulmuştur. Buna ek olarak, permütasyon tabanlı (Şekil 5.5) ve gradyan tabanlı (Şekil 5.6) iki

tamamlayıcı küresel özellik önemi ölçütü hesaplanmış; elde edilen önem katsayıları radar grafikler yardımıyla gösterilmiştir.

Bu çoklu analiz yaklaşımı, modellerin hangi girdilere daha fazla ağırlık verdiğini daha güvenilir ve tutarlı bir biçimde ortaya koymayı amaçlamaktadır.

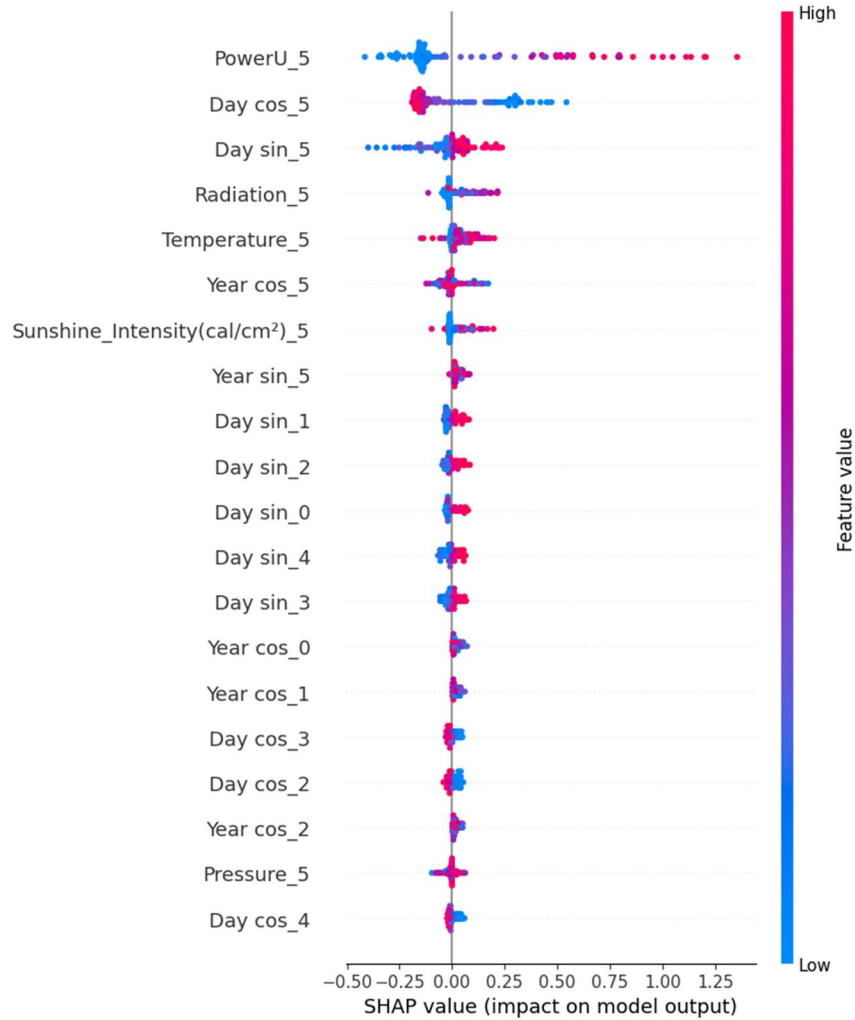


Şekil 5.6: Gradyan tabanlı öznelik önem dağılımı radar grafiği

Elde edilen bulgular, tüm modellerde - hem permütasyon hem de gradyan tabanlı önem skorlarına göre - önceki saatlere ait FV güç üretiminin (PowerU) açık ara en etkili öznelik olduğunu göstermektedir. Bu sonuç, güneş enerjisi üretim zaman serilerinde sıkça karşılaşılan yüksek otokorelasyon özelliğini doğrulamakta ve geçmiş üretim değerlerinin tek başına dahi güçlü bir gösterge olduğunu ortaya koymaktadır (Gao et al., 2020). Literatürde yer alan birçok çalışma da, FV güç tahmininde geçmiş üretim verilerinin baskın rolünü vurgulamaktadır (Cantillo-Luna et al., 2023; Zerveas et al., 2021).

5.1.1 Vanilla Transformer modeli için öznitelik önemi

Vanilla Transformer modeli için yapılan permütasyon önem analizi, tahminlerin büyük ölçüde geçmiş saatlere ait FV üretim değerlerine ($PowerU \approx 0.69$) dayandığını göstermektedir. Bunu, zamansal döngüsellığı temsil eden gün–yıl sinüs ve kosinüs kodlamaları takip etmektedir (sırasıyla $day - of - year cosine \approx 0.24$ ve $day - of - year sine \approx 0.12$). Buna karşılık, güneşlenme şiddeti, radyasyon ve sıcaklık gibi meteorolojik değişkenlerin permütasyon önem katsayıları oldukça düşük seviyelerde kalmakta ($genellikle < 0.08$), gradyan tabanlı önem skorları da benzer şekilde sınırlı bir etki göstermektedir. Şekil 5.7, Vanilla Transformer modelinin SHAP analiz sonuçlarını göstermektedir.



Şekil 5.7: Vanilla Transformer modeli SHAP analizi

Bu bulgular, Vanilla Transformer mimarisinin tahmin sürecinde ağırlıklı olarak otokorelasyona dayalı otoregresif yapıyı ve zamanın periyodik özelliklerini kullandığını;

meteorolojik girdileri ise modele yalnızca sınırlı ölçüde entegre edebildiğini ortaya koymaktadır. Bu durum, modelin küresel doğrulukta başarılı olmasına rağmen, fiziksel süreçleri temsil eden çevresel değişkenlerden yeterince faydalanamadığını göstermektedir.

5.1.2 LSTM Hibrit modeli için öznitelik önemi

LSTM Hibrit modeli için yapılan özellik önemi analizleri, geçmiş saatlere ait FV üretim değerinin ($PowerU$) hâlen en baskın değişken olduğunu, ancak bu baskınlığın Vanilla Transformer'a kıyasla azaldığını göstermektedir ($permütasyon\ önemi \approx 0.63$). Bununla birlikte, zamansal döngüsellik temsil eden gün sinüs ve kosinüs kodlamalarının önemi belirgin şekilde artmış olup ($day\ cos \approx 0.25$, $day\ sin \approx 0.23$), sıcaklık, güneşlenme süresi ve bulutluluk gibi meteorolojik değişkenlerin de modele katkısının güçlendiği gözlemlenmiştir. Şekil 5.8, LSTM Hibrit modelinin SHAP analiz sonuçlarını göstermektedir.

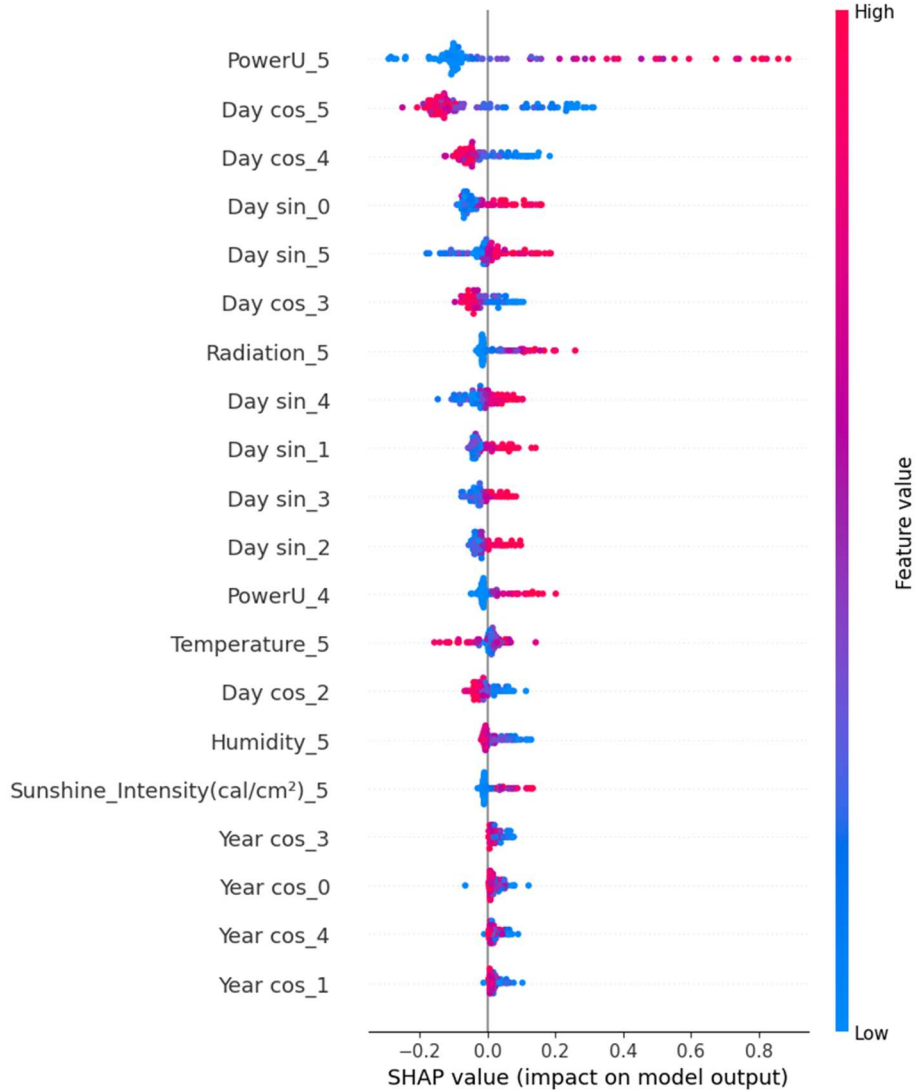
Gradyan tabanlı önem analizi, özellikle basınç, radyasyon ve nem değişkenlerinin daha anlamlı roller üstlendiğini ortaya koymakta; bu değişkenlerin önem skorlarının 0.015–0.020 aralığında yoğunlaştığı görülmektedir. Bu daha dengeli önem dağılımı, LSTM-Transformer hibrit mimarisinin yalnızca zamansal otokorelasyonu değil, aynı zamanda meteorolojik dinamikleri de etkin bir biçimde öğrenebildiğini göstermektedir. Sonuç olarak, LSTM entegrasyonu, modelin hem zamansal hem de fiziksel süreçlerden gelen sinyalleri birlikte kullanma kapasitesini artırmıştır.

5.1.3 GRU Hibrit modeli için öznitelik önemi

GRU Hibrit modeli için elde edilen özellik önemi sonuçları, geçmiş saatlere ait FV üretim değerinin ($PowerU$) yeniden en baskın değişken olduğunu göstermektedir ($permütasyon\ önemi \approx 0.80$). Zamansal döngüsellik temsil eden gün sinüs ve kosinüs kodlamaları da anlamlı katkılar sunmakta olup, özellikle day sin değişkeni görece yüksek bir önem değerine sahiptir (≈ 0.21), day cos ise daha sınırlı bir etki göstermektedir (≈ 0.08). Şekil 5.9, GRU Hibrit modelinin SHAP analiz sonuçlarını göstermektedir.

Güneşlenme şiddeti, radyasyon ve sıcaklık gibi meteorolojik değişkenler, hem permütasyon hem de gradyan tabanlı analizlerde orta düzeyde önem değerleri sergilemiştir. Bununla birlikte, bu değişkenlerin katkısı LSTM Hibrit modele kıyasla daha sınırlı kalmıştır. Bu durum, GRU tabanlı hibrit yapının zamansal bağımlılıkları öğrenmede etkili olmasına

rağmen, özellikle geçmiş üretim değerleri ve günlük dögüsel bileşenlere daha fazla ağırlık verdiğiini, meteorolojik girdilerden gelen bilgiyi ise görece daha zayıf bütünleştirdiğini göstermektedir.



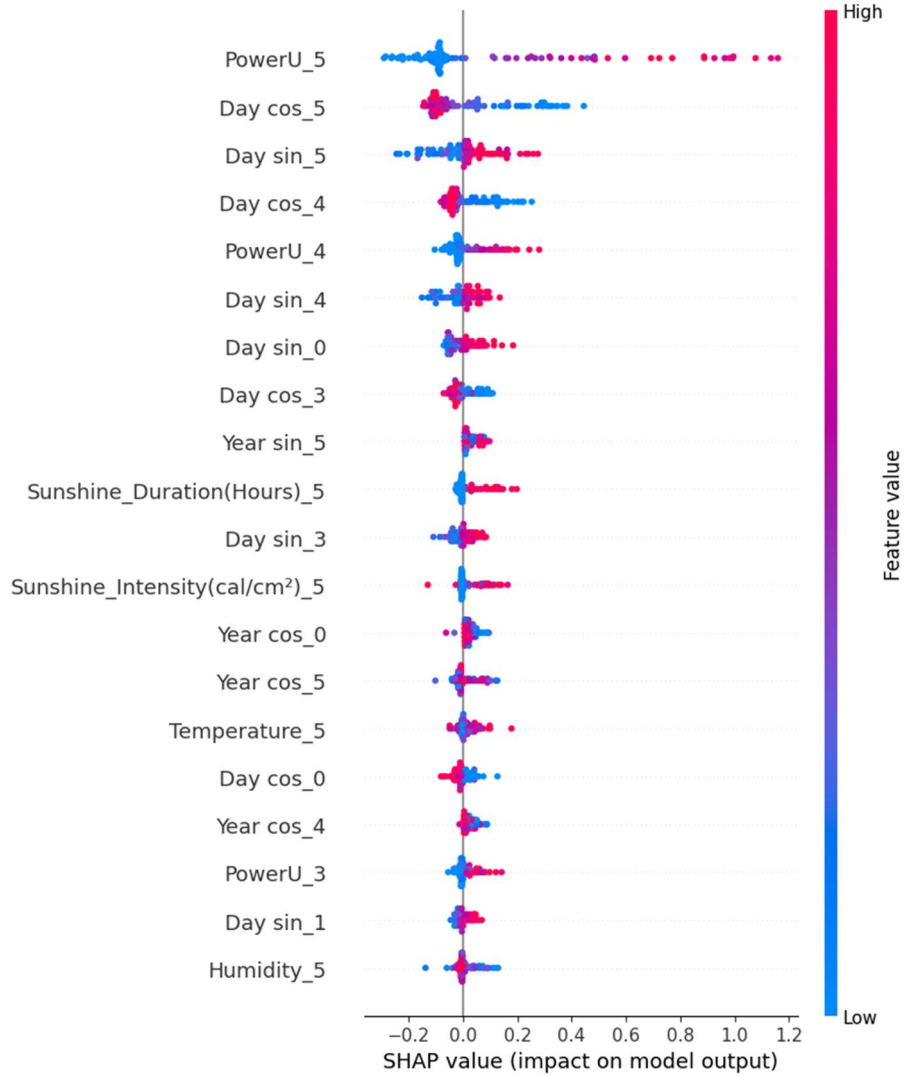
Şekil 5.8: LSTM Hibrit modeli SHAP analizi

Sonuç olarak, GRU Hibrit modelinin özellik önemi profili, LSTM Hibrit modele kıyasla daha az dengeli bir yapı sergilemekte ve model kararlarının büyük ölçüde otokorelasyon yapısı ve periyodik zaman bileşenleri tarafından yönlendirildiğini ortaya koymaktadır.

5.1.4 1D-CNN Hibrit modeli için öznitelik önemi

1D-CNN Hibrit modeli, özellik önemi analizlerinde tüm mimariler arasında geçmiş FV üretim değerine (*PowerU*) en yüksek bağımlılığı sergilemiştir. Permütasyon tabanlı sonuçlara göre *PowerU* değişkeni yaklaşık 0.87 önem katsayısı ile açık ara en etkili öznitelik

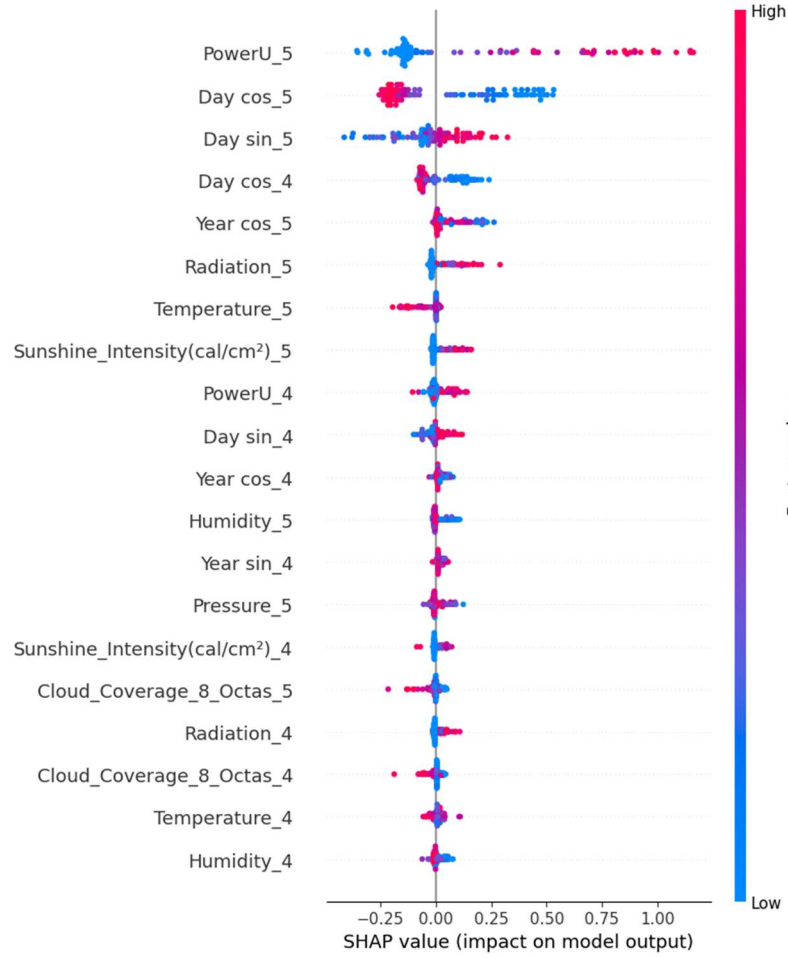
olarak öne çıkmaktadır. Bunu, günlük periyodikliğı temsil eden $day\ sin$ (≈ 0.22) ve $day\ cos$ (≈ 0.21) kodlamaları takip etmektedir. Şekil 5.10, 1D-CNN Hibrit modelinin SHAP analiz sonuçlarını göstermektedir.



Şekil 5.9: GRU Hibrit modeli SHAP analizi

Meteorolojik girdiler (güneşlenme şiddeti, sıcaklık ve radyasyon gibi) modele katkı sağlamaya devam etmekle birlikte, bu katkılar genellikle 0.015'in altında kalmıştır. Gradyan tabanlı özellik önemi sonuçları da bu bulguları desteklemekte; 1D-CNN tabanlı kodlayıcının, geçmiş üretim değerleri ve zamansal döngüsel kodlamalardaki yerel örüntülere güçlü biçimde odaklandığını, buna karşın meteorolojik değişkenlere karşı da tamamen duyarsız kalmadığını göstermektedir.

Bu yapı, evrimsel çekirdeklerin kısa vadeli zamansal paternleri etkili biçimde yakalama yeteneği ile tutarlıdır. Sonuçlar, 1D-CNN Hibrit modelinin karar mekanizmasının otokorelasyon yapısı ve periyodik zaman bileşenleri etrafında yoğunlaştığını, meteorolojik bilgileri ise destekleyici fakat ikincil bir rol altında bütünleştirdiğini ortaya koymaktadır. Bu özellik, modelin günlük üretim eğrisinin şeklini koruyarak daha kararlı ve gürültüye dayanıklı tahminler üretmesini açıklayan temel faktörlerden biridir.



Şekil 5.10: 1D-CNN Hibrit modeli SHAP analizi

SHAP grafikleri, modellerin karar mekanizmalarına ilişkin daha ayrıntılı bir bakış açısı sunmaktadır. PowerU değişkeni için kırmızı noktalarla gösterilen yüksek özellik değerlerinin, tüm modellerde güçlü ve pozitif SHAP değerleriyle ilişkilendiği görülmektedir. Bu bulgu, yakın geçmişteki FV üretiminin yüksek olmasının, tahmin edilen güç değerini anlamlı biçimde artırdığını doğrulamakta olup önceki çalışmalarla uyumludur (Akhter et al., 2022; Essam et al., 2022). Döngüsel zaman kodlamaları (*day sin* ve *day cos*) için SHAP desenleri, özellikle ekinoks dönemleri ve ay geçişleri civarında üretimin mevsimsel olarak modüle edildiğini ortaya koymaktadır (Yalçın ve Herdem, 2022).

Güneşlenme süresi, radyasyon ve sıcaklık gibi meteorolojik değişkenlerin modele katkıları ise belirgin biçimde doğrusal olmayan bir yapı sergilemektedir. LSTM ve GRU hibrit modellerinde, yüksek güneşlenme süresi ve ılımlı sıcaklık koşullarının tahminlere pozitif katkı sağladığı; buna karşılık yüksek nem oranı veya yoğun bulutluluk gibi koşulların tahmin edilen güç değerlerini baskıladığı gözlemlenmiştir.

Elde edilen bu yorumlanabilirlik sonuçları, son yıllarda literatürde rapor edilen bulgularla da örtüşmektedir. SL-Transformer (Zhu et al., 2023), PatchTST (Suresh, 2025) ve Sparse-VQ (Zhao et al., 2024) gibi gelişmiş Transformer türevlerinin, zamansal ve meteorolojik öznelikleri daha etkin biçimde bütünleştirebilmek amacıyla iç mimarilerinde çeşitli düzenlemeler yaptığı bilinmektedir (Husein et al., 2024; Zhao et al., 2024). Özellikle zamansal endüktif önyargıların modele enjekte edilmesi veya korelasyon yapılarının açık biçimde modellenmesi (örneğin kopula tabanlı yaklaşımlar veya çok başlı ayrıştırmalar aracılığıyla), hem tahmin doğruluğunu artırmakta hem de daha fiziksel olarak anlamlı özellik atamalarına yol açmaktadır (Yüzer ve Bozkurt, 2023; Zhu et al., 2023).

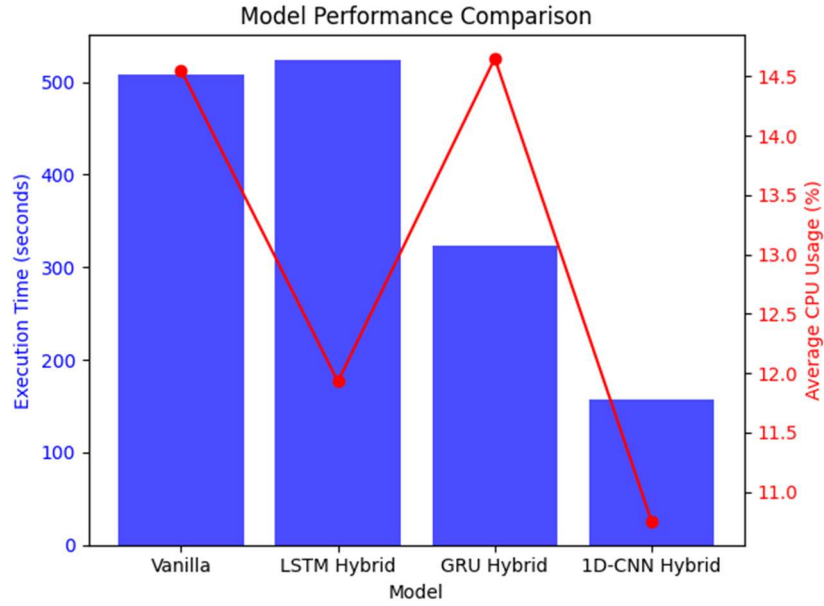
Bu analizler, önerilen modellerin yalnızca yüksek tahmin doğruluğu sunmakla kalmadığını, aynı zamanda fiziksel gerçeklikle tutarlı ve yorumlanabilir karar yolları geliştirdiğini göstermektedir. Özellikle hibrit mimarilerin, meteorolojik değişkenleri geçmiş üretim bilgisiyle daha dengeli ve bütüncül bir biçimde birleştirerek tahmin süreçlerini şekillendirdiği gözlemlenmiştir. Bu durum, geliştirilen modellerin saha uygulamaları açısından güvenilirliğini ve uygulanabilirliğini artıran önemli bir avantaj olarak değerlendirilmektedir.

5.2 Hesaplama Performansı Değerlendirmesi

Tahmin doğruluğu metriklerine ek olarak, öngörü modellerinin hesaplama verimliliği de yürütme süreleri (saniye cinsinden) ve ortalama CPU kullanım oranları (%) üzerinden değerlendirilmiştir. Bu değerlendirme sonuçları Şekil 5.11' de sunulmuştur.

Bulgular, dört farklı mimarinin hesaplama gereksinimleri arasında belirgin farklılıklar olduğunu göstermektedir. Vanilla Transformer ve LSTM Hibrit modelleri sırasıyla yaklaşık 510 saniye ve 525 saniyelik yürütme süreleriyle karşılaştırmadaki en yavaş modeller olarak öne çıkmıştır. Buna karşılık, GRU Hibrit model yürütme süresini yaklaşık 325 saniyeye düşürürken, 1D-CNN Hibrit model yalnızca 160 saniyelik yürütme

süresiyle en hızlı performansı sergilemiş ve çalışma süresi açısından en hafif model olmuştur (Wang et al., 2019a; Husein et al., 2024).



Şekil 5.11: Model performans değerlendirmesi

CPU kullanım sonuçları ise farklı bir eğilim ortaya koymuştur. Vanilla Transformer ve GRU Hibrit modelleri, her ikisi de %14.5'in biraz üzerinde değerlere ulaşarak en yüksek CPU kullanımını sergilemiş ve yürütme sürelerindeki farklılıklara rağmen daha ağır bir hesaplama yüküne işaret etmiştir (Zeng et al., 2023). LSTM Hibrit model yaklaşık %12'lik CPU kullanımıyla daha dengeli bir hesaplama profili sunmuştur. En hızlı model olmasına rağmen 1D-CNN Hibrit model, yaklaşık %11 ile en düşük CPU kullanımını gerçekleştirmiştir. Bu durum, evrişim tabanlı kodlayıcının düşük çalışma süresini korurken hesaplama kaynaklarını da verimli bir şekilde kullandığını göstermektedir (Hussain et al., 2022).

Genel olarak değerlendirildiğinde, 1D-CNN Hibrit model; en kısa yürütme süresi ile en düşük CPU talebini bir arada sunarak en avantajlı dengeyi sağlamaktadır. Bu özellikleri sayesinde, gerçek zamanlı veya gömülü (embedded) tahmin uygulamaları için oldukça uygun bir adaydır. GRU Hibrit model, yürütme süresinde orta düzeyde iyileşme sunsa da nispeten yüksek CPU kullanımı nedeniyle düşük güçlü sistemlerde ölçeklenebilirliği sınırlı olabilir. Vanilla Transformer ve LSTM Hibrit modeller ise uzun yürütme süreleri nedeniyle zaman hassasiyetinin yüksek olduğu operasyonel ortamlarda daha az uygun görünmekle birlikte, orta düzeydeki CPU yükleri sayesinde sunucu tabanlı donanımlar üzerinde uygulanabilirliğini korumaktadır.

5.3 Model Performansının Operasyonel ve Ekonomik Etkileri

Güneş enerjisi tahmin doğruluğunun, güç sistemi işletimi, enerji piyasaları ve enerji depolama optimizasyonu üzerinde iyi belgelenmiş ve nicel olarak ölçülebilir bir ekonomik değeri bulunmaktadır. Çok sayıda çalışma, tahmin hatalarının; yedek güç aktivasyonu, dengesizlik uzlaştırmaları ve verimsiz piyasa katılımı gibi kalemler üzerinden doğrudan maliyetlere dönüştüğünü ortaya koymuştur. Hodge ve arkadaşları (2015), yüksek yenilenebilir enerji penetrasyonuna sahip sistemlerde güneş ve rüzgâr tahmin hatalarının, artan düzenleme rezervi ihtiyacı nedeniyle 10–50 *USD/MWh* seviyelerine ulaşabildiğini göstermiştir. Benzer şekilde, Ela ve ark. (2011), kısa vadeli güneş enerjisi tahmin doğruluğundaki iyileşmelerin, döner (spinning) ve döner olmayan (non-spinning) yedek güç gereksinimini önemli ölçüde azalttığını ve sistem esnekliğine bağlı olarak 2–15 *USD/MWh* arasında operasyonel maliyet tasarrufu sağladığını raporlamıştır. Daha yakın tarihli çalışmalar da (Sage et al., 2024; Zhang, 2024) tahmin başarımındaki görece küçük iyileştirmelerin dahi, gün öncesi ve gerçek zamanlı piyasalarda dengesizlik cezalarının büyütücü etkisi nedeniyle orantısız derecede yüksek ekonomik faydalar ürettiğini doğrulamaktadır.

Bu çalışmada elde edilen performans farkları, literatürde yer alan bu Tahmin Değeri (Value of Forecasting - VoF) çerçevesi ışığında değerlendirildiğinde doğrudan ekonomik bir anlam kazanmaktadır. Her ne kadar Vanilla Transformer modeli tüm test seti genelinde en düşük toplam RMSE değerini (8.25 *kW*) elde etmiş olsa da, günlük bazlı değerlendirmeler 1D-CNN Hibrit modelinin, özellikle Akdeniz iklimine özgü yüksek değişkenlik gösteren ilkbahar dönemlerinde, daha yüksek operasyonel güvenilirlik sunduğunu ortaya koymuştur. Özellikle 1 Mart, 4 Mart, 7 Mart, 10 Mart, 16 Mart ve 29-30 Mart tarihlerinde, 1D-CNN Hibrit modelinin temel modele kıyasla RMSE'yi %15 ile %60'ın üzerinde azalttığı gözlemlenmiştir. Ela ve ark. (2011) ile Hodge ve arkadaşları (2015) tarafından raporlanan rezerv maliyeti-hata ilişkileri kullanıldığında, bu iyileşmelerin yaklaşık 0.15–1.50 *USD/MWh* seviyesinde kaçınılan operasyonel maliyetlere karşılık geldiği tahmin edilmektedir. Bu değerler, 100 *kW* kapasiteli bir çatı tipi FV sistemi için günlük bazda yaklaşık 3.6–36 *USD* tasarruf anlamına gelmektedir. Söz konusu kazanımlar, tesis kapasitesiyle doğrusal olarak ölçeklendiğinden, ticari ölçekli FV santraller için çok daha yüksek ekonomik faydalar söz konusudur.

Öte yandan, ani bulut hareketlerinin gözlemlendiği sınırlı sayıdaki günlerde (örneğin 23 Mart), 1D-CNN Hibrit modelinin temel modele göre hafif bir performans düşüşü sergilediği görülmüştür. Ancak aynı maliyet katsayıları uygulandığında, bu günlerde oluşan ekonomik kaybın yaklaşık 0.03– 0.30 *USD/MWh* seviyesinde kaldığı ve yüksek değişkenlik gösteren günlerde elde edilen kazançlarla kıyaslandığında ihmal edilebilir olduğu değerlendirilmektedir. Bu durum özellikle, sistem işletmecileri açısından en maliyetli günlerin zaten yüksek atmosferik değişkenliğe sahip dönemler olduğu gerçeğiyle örtüşmektedir.

Genel olarak günlük hata dağılımı incelendiğinde, 1D-CNN Hibrit modelinin; hızlı ışıınım geçişleri, konvektif bulut oluşumları ve kararsız gökyüzü koşulları gibi tahmin hatalarının sistem maliyetlerini en fazla artırdığı rejimlerde, daha düşük varyans ve daha yüksek dayanıklılık sergilediği açıkça görülmektedir. Dolayısıyla, toplam istatistiksel doğruluk açısından Vanilla Transformer modeli öne çıksa da, ekonomik ve operasyonel bir bakış açısı 1D-CNN Hibrit modelinin sistem işletmecileri, piyasa katılımcıları ve dağıtık FV sistem sahipleri için daha değerli bir çözüm sunduğunu güçlü biçimde desteklemektedir.

Sonuç olarak, bu çalışma hibrit Transformer-CNN mimarilerinin yalnızca zamansal örüntü çıkarımını iyileştirmekle kalmadığını, aynı zamanda yüksek etkili tahmin hatalarını azaltarak somut ve ölçülebilir ekonomik değer ürettiğini göstermektedir. Bu bulgular, VoF literatüründe güçlü biçimde vurgulanan “tahmin modellerinin yalnızca istatistiksel metriklerle değil, finansal sonuçlarıyla da değerlendirilmesi gerektiği” yaklaşımını desteklemekte ve önerilen 1D-CNN Hibrit modelini, Batı Anadolu gibi ışıınım değişkenliğinin yüksek olduğu bölgelerde gerçek dünya uygulamaları için güçlü bir aday konumuna taşımaktadır.

6. SONUÇ VE ÖNERİLER

Bu çalışmada, kısa vadeli FV güç tahmini problemi için Vanilla Transformer, LSTM Hibrit, GRU Hibrit ve 1D-CNN Hibrit olmak üzere dört farklı Transformer tabanlı mimari, Türkiye'nin Akhisar ilçesinde bulunan bir çatı tipi güneş enerji santralinden elde edilen çok yıllık gerçek işletme verileri kullanılarak kapsamlı biçimde değerlendirilmiştir. Çalışmanın temel amacı, farklı encoder tasarımlarının hem tahmin doğruluğu hem de zamansal kararlılık üzerindeki etkilerini ortaya koymaktır.

Elde edilen sonuçlar, Vanilla Transformer modelinin tüm test periyodu boyunca en düşük küresel RMSE değerini ve en kompakt hata dağılımını sağladığını göstermektedir. Buna karşılık, günlük bazlı performans analizleri, özellikle meteorolojik değişkenliğin yüksek olduğu dönemlerde, 1D-CNN Hibrit modelinin daha kararlı ve dayanıklı bir tahmin davranışı sergilediğini ortaya koymuştur. Bu bulgu, yalnızca küresel hata metriklerine dayalı model değerlendirmesinin operasyonel uygulamalar için yeterli olmadığını; günlük kararlılık ve kötü senaryo performansının da kritik öneme sahip olduğunu göstermektedir. GRU Hibrit modelinin ise hem küresel hem de günlük analizlerde diğer modellere kıyasla daha yüksek hata varyansına sahip olduğu gözlemlenmiştir.

Transformer mimarisi içerisinde LSTM, GRU ve 1D-CNN gibi sıralı öğrenme ve yerel örüntü çıkarma katmanlarının entegre edilmesi, modellerin doğrusal olmayan ve karmaşık zaman serisi yapılarının öğrenilmesini kolaylaştırmıştır. Özellikle 1D-CNN tabanlı encoder yapısının, düşük hesaplama maliyetiyle birlikte yüksek zamansal kararlılık sunması, bu mimarinin gerçek zamanlı ve operasyonel FV tahmin uygulamaları için uygun bir aday olduğunu göstermektedir.

Veri ön işleme aşamasında uygulanan Temel Bileşen Analizi (PCA), giriş değişkenleri arasındaki çoklu doğrusal bağlantı problemini azaltmış, model eğitim süresini kısaltmış ve daha istikrarlı tahminler elde edilmesine katkı sağlamıştır. Ayrıca, SHAP ve permütasyon tabanlı özellik önemi analizleri sayesinde, modellerin karar mekanizmaları açıklanabilir hale getirilmiş; geçmiş saatlere ait FV güç üretiminin tüm modellerde en etkili öznelik olduğu doğrulanmıştır. Bu durum, FV üretim zaman serilerinde yüksek otokorelasyonun belirleyici rolünü bir kez daha ortaya koymuştur.

Sonuçlar, literatürde yaygın olarak ele alınan Tahmin Değeri (Value of Forecasting - VoF) yaklaşımı çerçevesinde değerlendirildiğinde, özellikle 1D-CNN Hibrit modelinin yüksek değişkenlik içeren günlerde sağladığı hata azaltımının, operasyonel ve ekonomik açıdan anlamlı kazanımlar sunabileceği görülmektedir. Bu bağlamda, Vanilla Transformer küresel doğruluk açısından öne çıkarken, 1D-CNN Hibrit modelinin günlük bazlı kararlılık ve dayanıklılık gerektiren şebeke işletimi, enerji piyasaları ve depolama planlaması gibi uygulamalar için daha uygun olduğu sonucuna varılmıştır.

Bu çalışma, Transformer tabanlı saf ve hibrit mimarilerin FV güç tahmininde ölçeklenebilir, açıklanabilir ve operasyonel olarak anlamlı çözümler sunduğunu göstermektedir. Gelecek çalışmalarda, farklı tahmin ufuklarının (orta ve uzun vadeli), çok tesisli veri setlerinin, olasılıksal tahmin yaklaşımlarının ve uyarlanabilir hibrit encoder tasarımlarının incelenmesi önerilmektedir. Bu doğrultuda, önerilen mimarilerin farklı iklim ve coğrafi koşullar altında genellenebilirliğinin test edilmesi, çalışmanın doğal bir devamı niteliğindedir.

KAYNAKLAR

- AbdulBaqi, F. K., and Abdulrahman, K. R.** (2021). The Effect of Humidity, Temperature and Total Solar Radiation on The Efficiency of Polycrystalline Solar Panel. *Diyala Journal for Pure Science*, 91(3), 551-568.
- Agrawal, P., Bansal, H. O., Gautam, A. R., Mahela, O. P., and Khan, B.** (2022). Transformer-based time series prediction of the maximum power point for solar photovoltaic cells. *Energy Science & Engineering*, 10(9), 3397-3410. <https://doi.org/10.1002/ese3.1226>.
- Ahmed, R., Sreeram, V., Mishra, Y., and Arif, M. D.** (2020). A review and evaluation of the state-of-the-art in PV solar power forecasting: Techniques and optimization. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 124, 109792. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2020.109792>.
- Ajith, M., and Martínez-Ramón, M.** (2023). Deep learning algorithms for very short term solar irradiance forecasting: A survey. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 182, 113362. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2023.113362>.
- Akarşlan, E., Hocoğlu, F. O., and Edizkan, R.** (2018). Novel short term solar irradiance forecasting models. *Renewable Energy*, 123, 58–66. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2018.02.048>.
- Akarsu, Z.** (2016, Ağustos). Bulutlar ve gözleme dayalı hava tahmin yöntemleri. *Boğaziçi Üniversitesi Yelken Takımı-3 Yıldız Yelken Makalesi*.
- Akbarzadeh, A., and Wadowski, T.** (1996). Heat pipe-based cooling systems for photovoltaic cells under concentrated solar radiation. *Applied Thermal Engineering*, 16(1), 81–87. [https://doi.org/10.1016/1359-4311\(95\)00012-3](https://doi.org/10.1016/1359-4311(95)00012-3).
- Akhter, M. N., Mekhilef, S., Mokhlis, H., Almohaimed, Z. M., Muhammad, M. A., Khairuddin, A. S. M., . . ., and Hussain, M. M.** (2022). An hour-ahead PV power forecasting method based on an RNN-LSTM model for three different PV plants. *Energies*, 15(6), 2243. <https://doi.org/10.3390/en15062243>.
- Aksu, İ. Ö.** (2023). Next-month prediction of hourly solar irradiance based on long short-term memory network. *Çukurova University Journal of the Faculty of Engineering*, 38(1), 225-232. <https://doi.org/10.21605/cukurovaumfd.1273795>.

KAYNAKLAR DİZİNİ (devam)

- Al-Ali, E. M., Hajji, Y., Said, Y., Hleili, M., Alanzi, A. M., Laatar, A. H., and Atri, M. (2023). Solar energy production forecasting based on a hybrid CNN-LSTM-transformer model. *Mathematics*, 11(3), 676.
<https://doi.org/10.3390/math11030676>.
- Alcañiz, A., Grzebyk, D., Ziar, H., and Isabella, O. (2023). Trends and gaps in photovoltaic power forecasting with machine learning. *Energy Reports*, 9, 447-471.
<https://doi.org/10.1016/j.egyr.2022.11.208>.
- Alpaydın, E. (2020). *Yapay Öğrenme: Yeni Yapay Zeka* (1.Baskı ed.). (A. Ağar, Trans.) Tellekt Yayınevi. Retrieved from SAP.
- Alsafadi, M., and Filik, Ü. B. (2020). Hourly global solar radiation estimation based on machine learning methods in Eskişehir. *Eskişehir Technical University Journal of Science and Technology A-Applied Sciences and Engineering*, 21(2), 294-313.
<https://doi.org/10.18038/estubtda.650497>.
- Amato, U., Antoniadis, A., De Feis, I., and Gijbels, I. (2025). Functional time series forecasting: a systematic review. *Statistical Papers-Springer*, 66(1), 21. <https://doi.org/10.1007/s00362-024-01645-y>.
- Andreopoulou, Z., Koliouka, C., Galariotis, E., and Zopoumidis, C. (2018). Renewable energy sources: Using PROMETHEE II for ranking websites to support market opportunities. *Technological Forecasting and Social Change*, 131, 31-37.
<https://doi.org/10.1016/j.techfore.2017.06.007>.
- Aydem Enerji, “Güneşlenme Süresi ve Güneş Enerjisi Verimliliği”,
<https://www.aydemenerji.com.tr/blog/158/insolation-time-and-solar-energy-efficiency/> (Erişim tarihi: 01 Aralık 2024).
- Balbal, K. F., Çelik, Ö., and İkikardeş, S. (2023a) Evaluation of solar power forecasting using deep learning: A case study in İzmir, Türkiye. *Journal of Modern Technology and Engineering*, 8(3), 165-188.
- Balbal, K. F., Çelik, Ö., and İkikardeş, S. (2023b) Time series forecasting on solar energy production data using LSTM. *Journal of Artificial Intelligence and Data Science*, 3(2), 116-123.

KAYNAKLAR DİZİNİ (devam)

- Bakay, M. S., and Ağbulut, Ü.** (2020). Electricity production based forecasting of greenhouse gas emissions in Turkey with deep learning, support vector machine and artificial neural network algorithms. *Journal of Cleaner Production*, 285, 125324. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2020.125324>.
- Bigorajski, J., and Chwieduk, D.** (2019). Analysis of a micro photovoltaic/thermal-PV/T system operation in moderate climate. *Renewable Energy*, 137, 127-136. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2018.01.116>.
- Bişkin, O. T., and Çifci, A.** (2021). Forecasting of Turkey's electrical energy consumption using LSTM and GRU networks. *Bilecik Şeyh Edebali Üniversitesi Fen Bilimleri Dergisi*, 8(2), 656-667. <https://doi.org/10.35193/bseufbd.935824>.
- Bulut, H., and Büyükalaca, O.** (2007). Simple model for the generation of daily global solar-radiation data in Turkey. *Applied Energy*, 84(5), 477-491. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2006.10.003>.
- Bui, N. K. H., Chien, N. D., Kovács, P., and Bognár, G.** (2025). Transformer encoder and multi-features Time2Vec for financial prediction. *arXiv preprint* [arXiv:2504.13801](https://arxiv.org/abs/2504.13801).
- Cantillo-Luna, S., Moreno-Chuquen, R., Celeita, D., and Anders, G.** (2023). Deep and machine learning models to forecast photovoltaic power generation. *Energies*, 16(10), 4097. <https://doi.org/10.3390/en16104097>.
- Chaichan, M. T., and Kazem, H. A.** (2018). Environmental conditions and its effect on PV performance. In *Generating Electricity Using Photovoltaic Solar Plants in Iraq*(pp. 83-129). Cham: Springer International Publishing.
- Chaouachi, A., Kamel, R. M., and Nagasaka, K.** (2010). Neural network ensemble-based solar power generation short-term forecasting. *Journal of Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics*, 14(1), 69-75.
- Chen, B., Lin, P., Lai, Y., Cheng, S., Chen, Z., and Wu, L.** (2020). Very-short-term power prediction for PV power plants using a simple and effective RCC-LSTM model based on short term multivariate historical datasets. *Electronics*, 9(2), 289. <https://doi.org/10.3390/electronics9020289>.
- Chen, S. A., Li, C. L., Yoder, N., Arık, S. Ö., and Pfister, T.** (2023). TSMixer: An all-MLP architecture for time series forecasting. *arXiv preprint* [arXiv:2303.06053](https://arxiv.org/abs/2303.06053).

KAYNAKLAR DİZİNİ (devam)

- Chicco, D., Warrens, M. J., and Jurman, G.** (2021). The coefficient of determination R-squared is more informative than SMAPE, MAE, MAPE, MSE and RMSE in regression analysis evaluation. *PeerJ Comput. Sci.*, 7, e623.
- Cho, K., Van Merriënboer, B., Bahdanau, D., and Bengio, Y.** (2014). On the properties of neural machine translation: Encoder-decoder approaches. *arXiv preprint arXiv:1409.1259*.
- Coşkun, C., Ertürk, M., and Oktay, Z.** (2018). Determination of synthetic hourly solar radiation data for Bolvadin. In *Bolvadin Araştırmaları 1* (p. 2777). Eğitim Yayınevi.
- Çoban, V., and Onar, S. Ç.** (2020). Solar radiation prediction based on machine learning for Istanbul in Turkey. In: Kahraman, C., Cebi, S., Cevik Onar, S., Oztaysi, B., Tolga, A., Sari, I. (eds) Intelligent and Fuzzy Techniques in Big Data Analytics and Decision Making. INFUS 2019. *Advances in Intelligent Systems and Computing*, vol 1029. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-030-23756-1_25.
- Da, T. N., Cho, M. Y., and Thanh, P. N.** (2024). Hourly load prediction based feature selection scheme and hybrid CNN-LSTM method for building's smart solar microgrid. *Expert Systems*, 41(7), e13539. <https://doi.org/10.1111/exsy.13539>.
- Dairi, A., Harrou, F., Sun, Y., and Khadraoui, S.** (2020). Short-term forecasting of photovoltaic solar power production using variational auto-encoder driven deep learning approach. *Applied Sciences*, 10(23), 8400. <https://doi.org/10.3390/app10238400>.
- Das, A., Kong, W., Leach, A., Mathur, S., Sen, R., and Yu, R.** (2023). *Long-term Forecasting with TiDE: Time-series dense encoder*. *arXiv preprint arXiv:2304.08424*.
- Delgado, C. J., Alfaro-Mejía, E., Manian, V., O'Neill-Carrillo, E., and Andrade, F.** (2024). Photovoltaic power generation forecasting with hidden markov model and long short-term memory in MISO and SISO Configurations. *Energies*, 17(3), 668. <https://doi.org/10.3390/en17030668>.
- Demir, V., and Citakoglu, H.** (2023). Forecasting of solar radiation using different machine learning approaches. *Neural Computing and Applications*, 35(1), 887-906.
- Demolli, H.** (2020, Şubat). Makine öğrenmesi teknikleri kullanılarak yenilenebilir enerji güç tahmini ve optimum hibrit güç sistemi tasarımı(Doktora tezi). Yükseköğretim Kurulu Ulusal Tez Merkezi veri tabanından erişildi (Tez No. 623617).

KAYNAKLAR DİZİNİ (devam)

- Demolli, H., Dokuz, A., Gökçek, M., and Ecemiş, A.** (2019). Makine öğrenmesi algoritmalarıyla güneş enerjisi tahmini: Niğde ili örneği. In *International Turkic World Congress on Science and Engineering Book of Proceedings* (pp. 775-783). UTUFEM 2019.
- Du Plessis, A. A., Strauss, J. M., and Rix, A. J.** (2021). Short-term solar power forecasting: Investigating the ability of deep learning models to capture low-level utility-scale Photovoltaic system behaviour. *Applied Energy*, 285, 116395. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2020.116395>.
- Durisch, W., Urban, J., and Smestad, G.** (1996). Characterisation of solar cells and modules under actual operating conditions. *Renewable Energy*, 8(1-4), 359-366. [https://doi.org/10.1016/0960-1481\(96\)88878-1](https://doi.org/10.1016/0960-1481(96)88878-1).
- Ela, E., Milligan, M., and Kirby, B.** (2011). Operating reserves and variable generation (No. NREL/TP-5500-51978). National Renewable Energy Lab.(NREL), Golden, CO (United States).
- Elsaraiti, M., and Merabet, A.** (2022). Solar power forecasting using deep learning techniques. *IEEE Access*, 10, 31692–31698. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3160484>.
- Eniola, V., Suriwong, T., Sirisamphanwong, C., and Ungchittrakool, K.** (2019). Hour-ahead forecasting of photovoltaic power output based on hidden Markov model and genetic algorithm. *International Journal of Renewable Energy Research*, 9(2), 933-943.
- Eren, B., Aksangür, İ., and Erden, C.** (2023). Predicting next hour fine particulate matter (PM_{2.5}) in the Istanbul Metropolitan City using deep learning algorithms with time windowing strategy. *Urban Climate*, 48, 101418. <https://doi.org/10.1016/j.uclim.2023.101418>.
- Esling, P., and Agon, C.** (2012). Time-series data mining. *ACM Computing Surveys (CSUR)*, 45(1), 1-34. <https://doi.org/10.1145/2379776.2379788>.
- Essam, Y., Ahmed, A. N., Ramli, R., Chau, K.W., Idris Ibrahim, M. S., Sherif, M., . . . , and El-Shafie, A.** (2022). Investigating photovoltaic solar power output forecasting using machine learning algorithms. *Engineering Applications of Computational Fluid Mechanics*, 16(1), 2002-2034. <https://doi.org/10.1080/19942060.2022.2126528>.

KAYNAKLAR DİZİNİ (devam)

- Enerji ve Tabii Kaynaklar Bakanlığı (ETKB), “Güneş Enerjisi”, <https://enerji.gov.tr/bilgi-merkezi-enerji-gunes> (Erişim tarihi: 01 Aralık 2024).
- Energy Institute, “Statistical Review of World Energy 2024”, <https://www.energyinst.org/statistical-review/home> (Erişim tarihi: 01 Aralık 2024).
- Forootan, M. M., Larki, I., Zahedi, R., and Ahmadi, A. (2022). Machine learning and deep learning in energy systems: A review. *Sustainability*, 14(8), 4832. <https://doi.org/10.3390/su14084832>.
- Fthenakis, V. M., Kim, H. C., and Alsema, E. (2008). Emissions from photovoltaic life cycles. *Environmental Science & Technology*, 42(6), 2168-2174. <https://doi.org/10.1021/es071763q>.
- Galindo Padilha, G. A., Ko, J., Jung, J. J., and Mattos Neto, P. S. G. (2022). Transformer-based hybrid forecasting model for multivariate renewable energy. *Applied Sciences*, 12(21), 10985. <https://doi.org/10.3390/app122110985>.
- Gao, S., Koker, T., Queen, O., Hartvigsen, T., Tsiligkaridis, T., and Zitnik, M. (2024). UniTS: Building a unified time series model. arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2403.00131>.
- Gao, B., Huang, X., Shi, J., Tai, Y., and Zhang, J. (2020). Hourly forecasting of solar irradiance based on CEEMDAN and multi-strategy CNN-LSTM neural networks. *Renewable Energy*, 162, 1665-1683. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2020.09.141>.
- Garcia, S., Ramírez-Gallego, S., Luengo, J., Benítez, J. M., and Herrera, F. (2016). Big data preprocessing: methods and prospects. *Big Data Analytics*, 1(1), 9. <https://doi.org/10.1186/s41044-016-0014-0>.
- Garip, Z., Ekinci, E., and Alan, A. (2023). Day-ahead solar photovoltaic energy forecasting based on weather data using LSTM networks: A comparative study for photovoltaic (PV) panels in Turkey. *Electrical Engineering*, 105(5), 3329-3345. <https://doi.org/10.1007/s00202-023-01883-7>.
- Garza, A., Challu, C. and Mergenthaler-Canseco, M. (2023). TimeGPT-1. *arXiv preprint* arXiv:2310.03589.

KAYNAKLAR DİZİNİ (devam)

- Geva, M., Schuster, R., Berant, J., and Levy, O.** (2021, November). Transformer feed-forward layers are key-value memories. In *Proceedings of the 2021 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing* (pp. 5484-5495). <https://doi.org/10.18653/v1/2021.emnlp-main.446>.
- Glenn, H.** (2024, Aralık). *How do wind and humidity affect solar panel efficiency?* Retrieved from <https://www.solar.com/learn/how-do-wind-and-humidity-affect-solar-panel-efficiency/>.
- Google**, “Google Colaboratory”, <https://colab.research.google.com/> (Erişim tarihi: 01 Aralık 2024).
- González-González, G., Cerezo-Román, J., and Satamaria-Bonfil, G.** (2023). Development of methodology for the evaluation of solar energy through hybrid models for the energy sector. *Engineering Proceedings*, 39(1), 73. <https://doi.org/10.3390/engproc2023039073>.
- Güneş Enerjisi Potansiyel Atlası (GEPA)**, <https://gepa.enerji.gov.tr/MyCalculator/> (Erişim tarihi: 01 Aralık 2024).
- Güzel, B., Sevli, O., and Okatan, E.** (2023). Forecasting solar radiation based on meteorological data using machine learning techniques: A case study of Isparta province. *International Journal of Engineering Research and Development (UMAGD)*, 15(2), 704-713. <https://doi.org/10.29137/umagd.1268055>.
- Hafez, O., and Bhattacharya, K.** (2012). Optimal planning and design of a renewable energy based supply system for microgrids. *Renewable Energy*, 45, 7-15. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2012.01.087>.
- Hall, M. A.** (1999). Correlation-based feature selection for machine learning. *PhD Thesis, University of Waikato, Hamilton*. <https://hdl.handle.net/10289/15043>.
- Han, H., Liu, Z., Barrios Barrios, M., Li, J., Zeng, Z., Sarhan, N., and Awwad, E. M.** (2024). Time series forecasting model for non-stationary series pattern extraction using deep learning and GARCH modeling. *Journal of Cloud Computing*, 13(1), 2. <https://doi.org/10.1186/s13677-023-00576-7>.
- Hasan, D. S., and Farhan, M. S.** (2022). Impact of cloud, rain, humidity, and wind velocity on PV panel performance. *Wasit Journal of Engineering Sciences*, 10(2), 34-43. <https://doi.org/10.31185/ejuow.Vol10.Iss2.237>.
- Haykin, S.** (1994). *Neural networks: A comprehensive foundation*. Prentice Hall PTR.

KAYNAKLAR DİZİNİ (devam)

Herkes için Havacılık, “Havacılık Meteorolojisi”,

<https://herkesicinhavacilik.com/tag/havacilik-meteorolojisi/> (Erişim tarihi: 01 Aralık 2024).

Hikersbay, “Climate and Annual Weather in İzmir”, <http://hikersbay.com/climate-conditions/turkey/izmir/climate-conditions-in-izmir.html?lang=en> (Erişim tarihi: 01 Aralık 2024).

Hochreiter, S., and Schmidhuber, J. (1997). Long short-term memory. *Neural Computation*, 9 (8) , 1735-1780. <https://doi.org/10.1162/neco.1997.9.8.1735>.

Hodge, B. M., Ela, E., and Milligan, M. (2015). The distribution of wind power forecast errors from operational systems. In *Proceedings of the 10th International Workshop on Large-Scale Integration of Wind Power into Power Systems* (Aarhus, Denmark). National Renewable Energy Laboratory. NREL/CP-5500-52568.

Hu, K., Fu, Z., Lang, C., Li, W., Tao, Q., and Wang, B. (2024). Short-term photovoltaic power generation prediction based on Copula function and CNN-CosAttention-Transformer. *Sustainability*, 16(14), 5940. <https://doi.org/10.3390/su16145940>.

Huang, C. J., Huang, M. T., and Chen, C. C. (2013). A novel power output model for photovoltaic systems. *International Journal of Smart Grid and Clean Energy*, 2(2), 139-147.

Husein, M., Gago, E. J., Balfaqih, H., and Pegalajar, M. C. (2024). Towards energy efficiency: A comprehensive review of deep learning-based photovoltaic power forecasting strategies. *Heliyon*, 10(13), e33419. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e33419>.

Hussain, A., Khan, Z. A., Hussain, T., Ullah, F. U. M., Rho, S., and Baik, S. W. (2022). A hybrid deep learning-based network for photovoltaic power forecasting. *Complexity*, 2022(1), 7040601. <https://doi.org/10.1155/2022/7040601>.

IEA (2023, 4). *IEA PVPS Annual Report 2022*. International Energy Agency Photovoltaic Power Systems Programme. Retrieved 04 10, 2023, from International Energy Agency Photovoltaic Power Systems Programme: <https://iea-pvps.org/>.

IRENA (2023). *Renewable Energy Capacity Statistics 2023*. International Renewable Energy Agency(IRENA).

Ivakhnenko, A. G., and Lapa, V. G. (1965). Cybernetic predicting devices (Tech. Rep. No. TR-EE66-5; TT-67-62166). Purdue University, School of Electrical Engineering.

KAYNAKLAR DİZİNİ (devam)

- Jebli, I., Belouadha, F. Z., Kabbaj, M. I., and Tilioua, A. (2021). Prediction of solar energy guided by Pearson correlation using machine learning. *Energy*, 224, 120109. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2021.120109>.
- Jia, W., Sun, M., Lian, J., and Hou, S. (2022). Feature dimensionality reduction: a review. *Complex Intelligent Systems*, 8(3), 2663-2693. <https://doi.org/10.1007/s40747-021-00637-x>.
- Kang, Z., Xue, J., Lai, C. S., Wang, Y., Yuan, H., and Xu, F. (2023). Vision transformer-based photovoltaic prediction model. *Energies*, 16(12), 4737. <https://doi.org/10.3390/en16124737>.
- Keras, (2.14.0). <https://keras.io/> adresinden alındı.
- Konstantinou, M., Peratikou, S., and Charalambides, A. G. (2021). Solar photovoltaic forecasting of power output using LSTM networks. *Atmosphere*, 12(1), 124. <https://doi.org/10.3390/atmos12010124>.
- Kural, D., and Aksoy, S. A. (2020). An analysis of the optimal design of feed-in tariff policy for photovoltaic investments in Turkey. *Sosyoekonomi*, 28(46), 425-444. <https://doi.org/10.17233/sosyoekonomi.2020.04.20>.
- LeChun, Y., Bengio, Y., and Hinton, G. (2015). Deep learning. *Nature*, 521(7553), 436-444. <https://doi.org/10.1038/nature14539>.
- Lee, D., and Kim, K. (2019). Recurrent neural network-based hourly prediction of photovoltaic power output using meteorological information. *Energies*, 12(2), 215. <https://doi.org/10.3390/en12020215>.
- Lee, J., Kang, J., Lee, S., and Oh, H. M. (2024). Ultra-short term photovoltaic generation forecasting based on data decomposition and customized hybrid model architecture. *IEEEAccess*, 12, 20840-20853. doi: 10.1109/ACCESS.2024.3362234
- Li, P., Zhou, K., Lu, X., and Yang, S. (2020). A hybrid deep learning model for short-term PV power forecasting. *Applied Energy*, 259, 114216. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2019.114216>.
- Lim, B., Arik, S. Ö., Loeff, N., and Pfister, T. (2021). Temporal fusion transformers for interpretable multi-horizon time series forecasting. *International Journal of Forecasting*, 37(4), 1748-1764. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2021.03.012>.

KAYNAKLAR DİZİNİ (devam)

- Lim, S. C., Huh, J. H., Hong, S. H., Park, C. Y., and Kim, J.C.** (2022). Solar power forecasting using CNN-LSTM hybrid model. *Energies*, 15(21), 8233. <https://doi.org/10.3390/en15218233>.
- Liu, Y., Hu, T., Zhang, H., Wu, H., Wang, S., Ma, L., and Long, M.** (2023). itransformer: Inverted transformers are effective for time series forecasting. *arXiv preprint arXiv:2310.06625*.
- Ma, S., Zhang, T., Zhao, Y. B., Kang, Y., and Bai, P.** (2023). TCLN: A Transformer-based Conv-LSTM network for multivariate time series forecasting. *Applied Intelligence*, 53(23), 28401-28417. <https://doi.org/10.1007/s10489-023-04980-z>.
- Ma, Z., Wang, W., Zhou, T., Chen, C., Peng, B., Sun, L., and Jin, R.** (2024, August). Fusionsf: Fuse heterogeneous modalities in a vector quantized framework for robust solar power forecasting. *In Proceedings of the 30th ACM SIGKDD Conference on Knowledge Discovery and Data Mining* (pp. 5532-5543). <https://doi.org/10.1145/3637528.3671509>.
- Manandhar, P., Rafiq, H., and Rodriguez-Ubinas, E.** (2023). Current status, challenges, and prospects of data-driven urban energy modeling: A review of machine learning methods. *Energy Reports*, 9, 2757-2776. <https://doi.org/10.1016/j.egyr.2023.01.094>.
- Marcucci, A., Jerse, G., Alberti, V., and Messerotti, M.** (2023). A deep learning model based on multi-head attention for long-term forecasting of solar activity. *Engineering Proceedings*, 39(1), 16. <https://doi.org/10.3390/engproc2023039016>.
- Marquardt, D. W.** (1970). Generalized inverses, ridge regression, biased linear estimation, and nonlinear estimation. *Technometrics*, 12(3), 591-612. <https://doi.org/10.1080/00401706.1970.10488699>.
- Matplotlib.** (2023, 10 1). Retrieved from <https://matplotlib.org/>.
- Mazen, F. M. A., Shaker, Y. And Abul Seoud, R. A.** (2023). Forecasting of solar power using GRU-temporal fusion transformer model and DILATE loss function. *Energies*, 16(24), 8105. <https://doi.org/10.3390/en16248105>.
- Melikoğlu, M.** (2013). Vision 2023: Feasibility analysis of Turkey's renewable energy projection. *Renewable Energy*, 50, 570-575. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2012.07.032>.

KAYNAKLAR DİZİNİ (devam)

Meteoroloji Genel Müdürlüğü, “İklim sınıflandırmaları - Akhisar”,

<https://mgm.gov.tr/iklim/iklim-siniflandirmalari.aspx?m=AKHISAR> (Erişim tarihi: 01 Aralık 2024).

Mohamad Radzi, P. N. L., Akhter, M. N., Mekhilef, S., and Mohamed Shah, N. (2023).

Review on the application of photovoltaic forecasting using machine learning for very short- to long-term forecasting. *Sustainability*, 15(4), 2942.

<https://doi.org/10.3390/su15042942>.

Mohammdi Farsani, R., and Pazouki, E. (2021). A transformer self-attention model for

time series forecasting. *Journal of Electrical and Computer Engineering Innovations (JECEI)*, 9(1), 1-10. <https://doi.org/10.22061/JECEI.2020.7426.391>.

Nam, K., Hwangbo, S., and Yoo, C. (2020). A deep learning-based forecasting model for renewable energy scenarios to guide sustainable energy policy: A case study of Korea. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 122, 109725.

<https://doi.org/10.1016/j.rser.2020.109725>.

Neshat, M., Nezhad, M. M., Mirjalili, S., Garcia, D. A., Dahlquist, E., and Gandomi, A.

H. (2023). Short-term solar radiation forecasting using hybrid deep residual learning and gated LSTM recurrent network with differential covariance matrix adaptation evolution strategy. *Energy*, 278, 127701.

<https://doi.org/10.1016/j.energy.2023.127701>.

Orbit Enerji (2024). Retrieved from Orbit Enerji Haberleşme Teknoloji Sanayi ve Ticaret

A.Ş.: <https://www.orbitenerji.com/referans-proje/umut-karaoglanlar-ges>.

Orji, U., Güven, Ç., and Stowell, D. (2025). Enhanced load forecasting with GAT-LSTM:

Leveraging grid and temporal features. *arXiv preprint arXiv:2502.08376*.

Oyuncu, S., ve Herdem, M. S. (2022). Veri ve yapay zeka perspektifinde yeni nesil enerji

sistemleri. In *5th international conference on data science and applications (ICONDATA'22)*, September 7–11, 2022, Fethiye, Turkey.

Özbek, A. (2023). Deep learning approach for one-hour ahead forecasting of weather data.

Energy Sources, Part A: Recovery, Utilization, and Environmental Effects, 45(3), 7606-7628. <https://doi.org/10.1080/15567036.2023.2222690>.

KAYNAKLAR DİZİNİ (devam)

- Özbek, A., Yıldırım, A., and Bilgili, M. (2022). Deep learning approach for one-hour ahead forecasting of energy production in a solar-PV plant. *Energy Sources, Part A: Recovery, Utilization, and Environmental Effects*, 44(4), 10465-10480. <https://doi.org/10.1080/15567036.2021.1924316>.
- Pandas 2.1.1. (2024, 06 10). <https://pandas.pydata.org/> adresinden alındı.
- Pandžić, F., and Capuder, T. (2023). Advances in short-term solar forecasting: A review and benchmark of machine learning methods and relevant data sources. *Energies*, 17(1), 97. <https://doi.org/10.3390/en17010097>.
- Piantadosi, G., Dutto, S., Galli, A., De Vito, S., Sansone, C., and Di Francia, G. (2024). Photovoltaic power forecasting: A Transformer based framework. *Energy and AI*, 18, 100444. <https://doi.org/10.1016/j.egyai.2024.100444>.
- plotly. (2024). Retrieved 2025, from <https://plotly.com/>.
- Rala Cordeiro, J., Raimundo, A., Postolache, O., and Sebastião, P. (2021). Neural architecture search for 1D CNNs-Different approaches tests and measurements. *Sensors*, 21(23), 7990. <https://doi.org/10.3390/s21237990>.
- Ramesh, G., Logeshwaran, J., Kiruthiga, T., and Lloret, J. (2023). Prediction of energy production level in large PV plants through AUTO-encoder based neural-network (AUTO-NN) with restricted Boltzmann feature extraction. *Future Internet*, 15(2), 46. <https://doi.org/10.3390/fi15020046>.
- Sage, M., Campbell, J., and Zhao, Y. F. (2024, July). Enhancing battery storage energy arbitrage with deep reinforcement learning and time-series forecasting. In *Energy Sustainability* (Vol. 87899, p. V001T01A007). American Society of Mechanical Engineers. <https://doi.org/10.1115/ES2024-130538>.
- Saxena, N., Kumar, R., Rao, Y. K., Mondloe, D. S., Dhapekar, N. K., Sharma, A., and Yadav, A. S. (2024). Hybrid KNN-SVM machine learning approach for solar power forecasting. *Environmental Challenges*, 14, 100838. <https://doi.org/10.1016/j.envc.2024.100838>.
- Scikit-Learn (2024). *Feature Selection*. Retrieved from https://scikit-learn.org/stable/api/sklearn.feature_selection.html.
- Sezikli, N. M., Alkan, Ü., Zontul, M. And Elabiad, Z. (2024). Forecast analysis of renewable solar energy production using meteorological data with machine learning methods. *Journal of Aeronautics and Space Technologies*, 17(2), 180-202.

KAYNAKLAR DİZİNİ (devam)

- Shaik, F., Lingala, S. S., and Veeraboina, P.** (2023). Effect of various parameters on the performance of solar PV power plant: a review and the experimental study. *Sustainable Energy Research*, 10(1), 6. <https://doi.org/10.1186/s40807-023-00076-x>.
- Sharma, N., Sharma, P., Irwin, D., and Shenoy, P.** (2011, October). Predicting solar generation from weather forecasts using machine learning. In *2011 IEEE International Conference on Smart Grid Communications (SmartGridComm) Proceedings* (pp. 528-533). <https://doi.org/10.1109/SmartGridComm.2011.6102379>.
- Sherozbek, J., Park, J., Akhtar, M. S., and Yang, O. B.** (2023). Transformers-based encoder model for forecasting hourly power output of transparent photovoltaic module systems. *Energies*, 16(3), 1353. <https://doi.org/10.3390/en16031353>.
- Sherstinsky, A.** (2020). Fundamentals of recurrent neural network (RNN) and long short-term memory (LSTM) network. *Physica D*, 404, 132306. <https://doi.org/10.1016/j.physd.2019.132306>.
- Sun, Y., Li, S., Lin, B., Fu, X., Ramezani, M., and Jaithwa, I.** (2017). Artificial neural network for control and grid integration of residential solar photovoltaic systems. *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, 8(4), 1484-1495. <https://doi.org/10.1109/TSTE.2017.2691669>.
- Suresh, V.** (2025). Benchmarking transformer variants for hour-ahead PV forecasting: PatchTST with adaptive conformal inference. *Energies*, 18(18), 5000. <https://doi.org/10.3390/en18185000>.
- Suresh, V., Janik, P., Rezmer, J., and Leonowicz, Z.** (2020). Forecasting solar PV output using convolutional neural networks with a sliding window algorithm. *Energies*, 13(3), 723. <https://doi.org/10.3390/en13030723>.
- Suri, M., Huld, T., Cebecauer, T., and Dunlop, E. D.** (2008). Geographic aspects of photovoltaics in Europe: Contribution of the PVGIS website. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 1(1), 34-41. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2008.2001431>.
- Şen, Z.** (2004). Solar energy in progress and future research trends. *Progress in Energy and Combustion Science*, 30(4), 367-416. <https://doi.org/10.1016/j.pecs.2004.02.004>.

KAYNAKLAR DİZİNİ (devam)

- Tan, H. H., and Lim, K. H.** (2019, June). Vanishing gradient mitigation with deep learning neural network optimization. In *2019 7th International Conference on Smart Computing & Communications (ICSCC) Proceedings* (pp. 1-4).
<https://doi.org/10.1109/ICSCC.2019.8843652>.
- TensorFlow v2.14.0.** (2024). <https://www.tensorflow.org/> adresinden alındı.
- Tian, F., Fan, X., Wang, R., Qin, H., and Fan, Y.** (2022). A power forecasting method for ultra-short-term photovoltaic power generation using transformer model. *Mathematical Problems in Engineering*, 2022(1), 9421400.
<https://doi.org/10.1155/2022/9421400>.
- Tokgöz, A., and Ünal, G.** (2018). A RNN based time series approach for forecasting Turkish electricity load. In *Proceedings of the 26th Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU)* (pp. 1-4).
<https://doi.org/10.1109/SIU.2018.8404313>.
- Tong, G., Ge, Z., and Peng, D.** (2024). RSMformer: An efficient multiscale transformer-based framework for long sequence time-series forecasting. *Applied Intelligence*, 54(2), 1275-1296. <https://doi.org/10.1007/s10489-023-05250-8>.
- Tortora, M., Conte, F., Natrella, G., and Soda, P.** (2023). MATNet: Multi-level fusion transformer-based model for day-ahead PV generation forecasting. *arXiv preprint arXiv:2306.10356*.
- Trirat, P., Shin, Y., Kang, J., Nam, Y., Na, J., Bae, M., . . . Lee, J. G.** (2024). Universal time-series representation learning: A survey. *arXiv preprint arXiv:2401.03717*.
- Uğuz, S., Oral, O. ve Çağlayan, N.** (2019). PV güç santrallerinden elde edilecek enerjinin makine öğrenmesi metotları kullanılarak tahmin edilmesi. *International Journal of Engineering Research and Development*, 11(3), 769-779.
<https://doi.org/10.29137/umagd.514933>.
- Van der Meer, D. W., Widen, J., and Munkhammar, J.** (2018). Review on probabilistic forecasting of photovoltaic power production and electricity consumption. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 81, 1484-1512.
<https://doi.org/10.1016/j.rser.2017.05.212>.
- Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N., . . . , and Polosukhin, I.** (2017). Attention is all you need. In *Advances in Neural Information Processing Systems* (Vol. 30). Curran Associates, Inc.

KAYNAKLAR DİZİNİ (devam)

- Verleysen, M., Rossi, F., and François, D. (2009). Advances in feature selection with mutual information. In M. Biehl, B. Hammer, M. Verleysen, & T. Villmann (Eds.), *Similarity-based clustering* (Lecture Notes in Computer Science, Vol. 5400). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-642-01805-3_4.
- Wang, H., Lei, Z., Zhang, X., Zhou, B., and Peng, J. (2019a). A review of deep learning for renewable energy forecasting. *Energy Conversion and Management*, 198, 111799. <https://doi.org/10.1016/j.enconman.2019.111799>.
- Wang, K., Qi, X., and Liu, H. (2019b). Photovoltaic power forecasting based LSTM-Convolutional Network. *Energy*, 189, 116225. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2019.116225>.
- Wang, J., Hu, W., Xuan, L., He, F., Zhong, C., and Guo, G. (2024a). TransPVP: A transformer-based method for ultra-short-term photovoltaic power forecasting. *Energies*, 17(17), 4426. <https://doi.org/10.3390/en17174426>.
- Wang, Y., Wu, H., Dong, J., Liu, Y., Wang, C., Long, M., and Wang, J. (2024b). Deep time series models: A comprehensive survey and benchmark. *arXiv preprint arXiv:2407.13278*.
- Wen, Q., Zhou, T., Zhang, C., Chen, W., Ma, Z., Yan, J., and Sun, L. (2022). Transformers in time series: A survey. *arXiv preprint arXiv:2202.07125*.
- World Energy Outlook 2023. (2023, September). Retrieved from International Energy Agency: <https://www.iea.org/reports/world-energy-outlook-2023>.
- Wikiwand. “Güneş Enerjisi”, https://www.wikiwand.com/tr/articles/G%C3%BCne%C5%9F_enerjisi (Erişim tarihi: 01 Aralık 2024).
- Wikimedia Commons contributors. (n.d.). *Transformer, full architecture* [Diagram]. Wikimedia Commons. https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Transformer,_full_architecture.png.
- Wu, H., Hu, T., Liu, Y., Zhou, H., Wang, J., and Long, M. (2022). TIMESNET: Temporal 2D-variation modeling for general time series analysis. *arXiv preprint arXiv:2210.02186*.

KAYNAKLAR DİZİNİ (devam)

- Yalçın, S., and Herdem, M. S.** (2022). Prediction and analysis of weather parameters with global horizontal solar irradiance using LSTM-CNN based deep learning technique. *BSEU Journal of Science*, 9(1), 340-356.
<https://doi.org/10.35193/bseufbd.1037563>.
- Yavuz, C. and Botsalı, A. R.** (2022). A weather-based forecasting system for the solar power plants in the Konya region. *Sigma Journal of Engineering and Natural Sciences*, 40(1), 144-149.
- Yıldırım, A., Bilgili, M., and Özbek, A.** (2023). One-hour-ahead solar radiation forecasting by MLP, LSTM, and ANFIS approaches. *Meteorology and Atmospheric Physics*, 135(1), 10. <https://doi.org/10.1007/s00703-022-00946-x>.
- Yüzer, E. Ö., and Bozkurt, A.** (2023). Solar Irradiance Prediction and Methods Used in Prediction Studies . In K. Kaygusuz, *Interdisciplinary studies on contemporary research practices in engineering in the 21st century-III* (pp. 215-237). Gaziantep: Özgür Publications. doi:<https://doi.org/10.58830/ozgur.pub130>
- Zeng, A., Chen, M., Zhang, L., and Xu, Q.** (2023). Are transformers effective for time series forecasting?. In *Proceedings of the AAAI conference on artificial intelligence* (Vol. 37, No. 9, pp. 11121-11128).
<https://doi.org/10.1609/aaai.v37i9.26317>.
- Zerveas, G., Jayaraman, S., Patel, D., Bhamidipaty, A., and Eickhoff, C.** (2021). A transformer-based framework for multivariate time series representation learning. In *Proceedings of the 27th ACM SIGKDD Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD '21)* (pp. 2114-2124).
<https://doi.org/10.1145/3447548.3467401>.
- Zhang, B., He, G., Du Y., Wen, H., Huan, X., Xing, B., and Huang, J.** (2024). Assessment of the economic impact of forecasting errors in Peer-to-Peer energy trading. *Applied Energy*, 374, 123750. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2024.123750>.
- Zhao, Y., Zhou, T., Chen, C., Sun, L., Qian, Y., and Jin, R.** (2024). Sparse-VQ Transformer: An FFN-Free framework with vector quantization for enhanced time series forecasting. *arXiv preprint arXiv:2402.05830*.
- Zhao, Z., Xia, C., Chi, L., Chang, X., Li, W., Yang, T., and Zomaya, A. Y.** (2021). Short-term load forecasting based on the transformer model. *information*, 12(12), 516.
<https://doi.org/10.3390/info12120516>.

KAYNAKLAR DİZİNİ (devam)

Zhou, H., Zhang, Y., Yang, L., Liu, Q., Yan, K., and Du, Y. (2019). Short-term photovoltaic power forecasting based on long short term memory neural network and attention mechanism. *IEEE Access*, 7, 78063-78074.

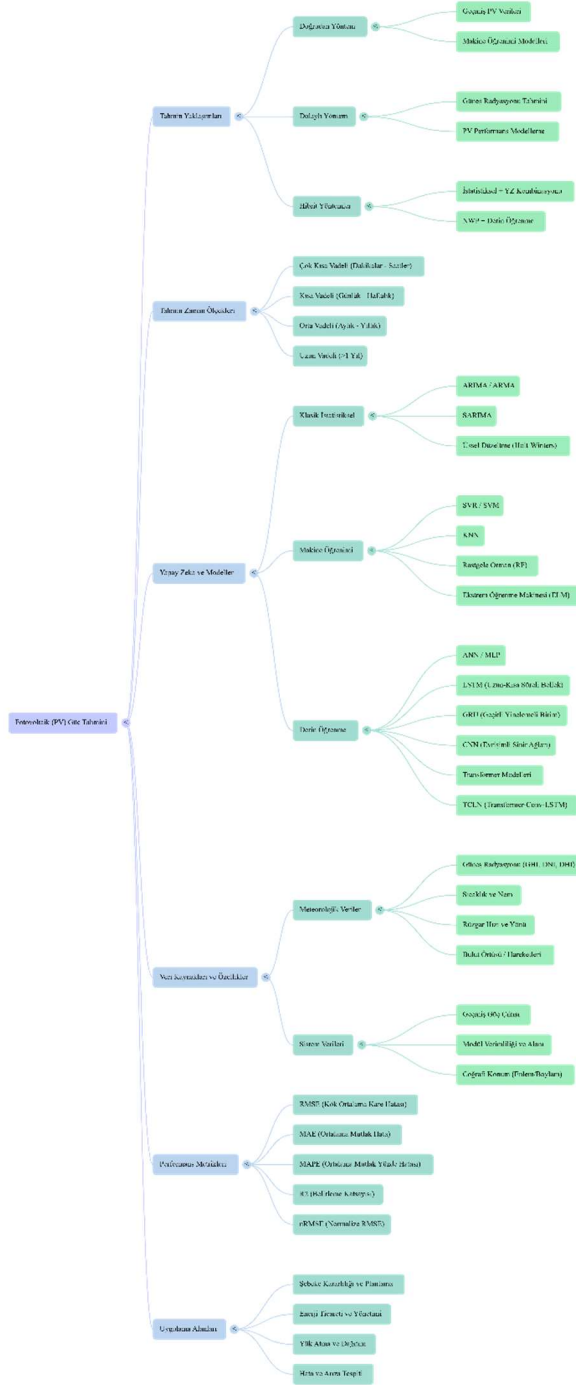
<https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2923006>.

Zhu, J., Zhao, Z., Zheng, X., An, Z., Guo, Q., Li, Z., Sun, J., and Guo, Y. (2023). Time-series power forecasting for wind and solar energy based on the SL-transformer. *Energies*, 16(22), 7610. <https://doi.org/10.3390/en16227610>.

EKLER

EKLER

EK A.1: Fotovoltaik Güneş enerjisi üretim tahmini, karmaşık bir zaman serisi problem olduğundan kullanılan veri kümesi, model ve tahmin ufku bağlamlarında çok geniş bir yelpazeye sahiptir. Şekil A.1, bu çalışmada kullanılan kaynaklar veri olarak kullanılarak alanda yapılan çalışmaların kapsamlı bir zihin haritasını sunmaktadır.



Şekil A. 1: Fotovoltaik üretim tahmini bağlamsal zihin haritası

EK A.2: 2019'dan 2025'e kadar olan süreçte kısa vadeli tahmin modellerinin gelişimini Tablo A.1 göstermektedir. Araştırmacıların büyük bir kısmının yerel istasyonlardan alınan Gerçek Ham Verileri kullanarak modellerini özelleştirdiği görülmektedir (Ajith and Martínez-Ramón, 2023). Aynı zamanda, Transformer ve iTransformer gibi gelişmiş mimarileri test eden çalışmaların, modellerini dünya çapında kabul görmüş Benchmark veri setleri (UCI, ETT, Fingrid vb.) üzerinde doğrulama eğiliminde olduğu saptanmıştır (Han et al., 2024). Veri setlerinin büyük çoğunluğu açık erişimli platformlar (Kaggle, DKASC, AEMO) üzerinden sağlanarak bilimsel topluluğun erişimine sunulmuştur (Pandžić and Capuder, 2024).

Tablo A. 1: Kısa vadeli tahmin için kullanılan veri kümeleri

Yıl	Yazar(lar)	Kullanılan Dataset İçeriği	Gerçek /Ham Veri	Açık Erişim	Benchmark
(2019)	Eniola ve ark.	Tayland, Naresuan Üniversitesi (SGTech) 1.2 kW fotovoltaik sistem verileri.	*		
(2020)	Gao ve ark.	Çin, Jinan'daki 10 MW'lık güneş enerjisi santrali üretim kayıtları.	*		
(2019)	Lee ve Kim	Güney Kore, Gumi şehri PV tesisi ve hükümet açık veri portalı verileri.	*	*	
(2019)	Zhou ve ark.	Çin, Shaoxing 20 kW çatı tipi fotovoltaik istasyonu verileri.	*		
(2020)	Alsafadi ve ark.	Türkiye Meteoroloji Genel Müdürlüğü Eskişehir istasyonu verileri.	*		
(2020)	Dairi ve ark.	ABD NIST otopark dizisi ve Cezayir 9 MW PV sistemi verileri.	*	*	*
(2021)	Lim ve ark.	Electricity (UCI), Traffic (PEM-SF), Favorita ve OMI volatilité veri setleri.		*	*
(2021)	du Plessis ve ark.	Güney Afrika Northern Cape ticari güneş santrali (Scatec Solar) verileri.	*		
(2021)	Konstantinou ve ark.	Kıbrıs, Lefkoşa'daki bir PV tesisinden Aurora Vision üzerinden alınan veriler.	*		
(2023)	Mohamad Radzi ve ark.	UCI kütüphanesi elektrik tüketimi ve San Francisco trafik verileri.		*	*
(2021)	Zhao ve ark.	Avustralya (AEMO) Yeni Güney Galler bölgesi enerji tüketim verileri.		*	*
(2022)	Agrawal ve ark.	Hindistan 50 şehir verisi (NREL SUNY Semi-Empirical Satellite Model).		*	*
(2022)	Elsaraiti ve ark.	Kanada, Halifax NSCC yerleşkesinden alınan gerçek fotovoltaik verileri.	*		
(2022)	Galindo Padilha ve ark.	Brezilya (Solar1) ve Hindistan (Solar2/Kaggle) güneş/rüzgar serileri.	*	*	
(2022)	Lim ve ark.	Güney Kore, Busan'daki bir PV santralinden alınan üretim verileri.	*		
(2022)	Tian ve ark.	Hebei evsel mikroşebeke verileri ve halka açık DC Competition veri seti.	*	*	*
(2022)	Yavuz ve ark.	Konya bölgesindeki 24 adet lisanssız güneş santrali (MEPAŞ) verileri.	*		

Tablo A.1 (devam)

Yıl	Yazar(lar)	Kullanılan Dataset İçeriği	Gerçek /Ham Veri	Açık Erişim	Benchmark
(2023)	Zeng ve ark.	ETT, Traffic, Electricity, Exchange-Rate, Weather ve ILI veri setleri.		*	*
(2023)	Al-Ali ve ark.	Finlandiya, Fingrid güneş enerjisi üretim portalı verileri.		*	*
(2023)	Eren ve ark.	Türkiye Çevre Şehircilik Bakanlığı İstanbul Kağıthane AQMS istasyonu.	*		
(2023)	Garza ve ark.	Finans, enerji, sağlık vb. alanlardan 100 milyanın üzerinde veri noktası.		*	
(2023)	Kang ve ark.	Çin, Guangzhou Panyu bölgesinde 7 adet PV sensörü ile toplanan veriler.	*		
(2023)	Liu ve ark.	ECL, ETT, Traffic, Weather ve Solar-Energy genel veri setleri.		*	*
(2023)	Marcucci ve ark.	LISIRD portalı güneş radyo akısı ve Penticton Gözlemevi verileri.		*	
(2023)	Mazen ve ark.	Kaggle "Daily Power Production of Solar Panels" (Antwerp, Belçika).		*	*
(2024)	Da ve ark.	Tayvan, Kaohsiung ofis binası akıllı güneş mikroşebekesi (SSM) AMI verileri.	*		
(2023)	Özbek	Türkiye Meteoroloji Genel Müdürlüğü (7 farklı ilin istasyon verileri).	*		
(2023)	Ramesh ve ark.	WRF/ECMWF tabanlı 10 farklı PV sahasını içeren PVOD veri seti.		*	*
(2023)	Sherozbek ve ark.	Güney Kore, Buan-gun NewREC merkezi fotovoltaik üretim verileri.	*		
(2024)	Tong ve ark.	ETT, WTH, Exchange, ECL, Traffic ve ILI gerçek dünya kamu veri setleri.		*	*
(2023)	Tortora ve ark.	Ausgrid "Solar Home Electricity Dataset" (Avustralya).		*	*
(2022)	Wu ve ark.	M4, UEA, SMD, MSL, SMAP, SWaT ve PSM gibi kapsamlı kamu veri setleri.		*	*
(2023)	Yıldırım ve ark.	Türkiye, Tarsus güneş-PV santrali 9 aylık gerçek üretim verileri.	*		
(2023)	Zhu ve ark.	Bir rüzgar santrali (1 yıl) ve beş PV santrali (4 ay) verisi.	*		
(2024)	Hu ve ark.	Avustralya DKASC kütüphanesi Yulara Solar System verileri.		*	*
(2024)	Ma ve ark.	MMSP (Multi-modal Solar Power) veri seti (88 farklı güneş santrali).	*	*	*
(2024)	Piantadosi ve ark.	İtalya'daki 6 adet aktif PV tesisi ve Open-Meteo/OpenWeatherMap verileri.	*	*	
(2024)	Saxena ve ark.	Jodhpur meteoroloji istasyonu verileri (Meteonorm yazılımı aracılığıyla).	*		
(2024a)	Wang ve ark.	Çin'deki bir fotovoltaik santralden alınan 1 yıllık üretim ve hava verileri.	*		
(2025)	Orji ve ark.	Brezilya Elektrik Sistemi (ONS/INMET/IBGE) yük ve yenilenebilir enerji verileri.		*	*

EK A.3: Gelişmiş algoritmaların hava durumu verileri ve geçmiş üretim kayıtlarını kullanarak tahmin doğruluğunu nasıl artırdığına dair literatürdeki çalışmalar, geleneksel istatistiksel modellerin sınırlamalarını aşma ihtiyacından doğmuş ve zaman içinde daha karmaşık mimarilere evrilmiştir. Bu araştırmaların kronolojik gelişimi ve motivasyonları Tablo A.2’de sunulmuştur.

Tablo A. 2: Kısa süreli tahmin modelleri

Yıl	Yazar(lar)	Model Yapısı	Üretim Amacı	Çalışmanın Katkıları	Sınırlılıklar
(2019)	Eniola ve ark.	HMM + GA	Saatlik PV güç tahmini.	GA ile optimize edilmiş HMM, bulutlu günlerdeki nRMSE hatasını %2,33'e indirmiştir.	Tayland dışındaki iklimlerde modelin yeniden eğitilmesi gerekir.
(2019)	Lee ve Kim	LSTM	Saatlik PV güç tahmini.	Meteorolojik verilerle saatlik ve mevsimsel kalıpları yakalayarak hatayı %50 azaltmıştır.	Bazı bölgeler için hava durumu sınıflandırma verisi eksikliği.
(2020)	Gao ve ark.	LSTM	1 saat önceden güç tahmini.	NWP verilerini kullanarak tahmini doğruluğunu %3,46 ile %13,46 arasında artırmıştır.	İdeal olmayan hava türlerinde çeşitlilik eksikliği.
(2019)	Zhou ve ark.	ALSTM (Attention + LSTM)	Kısa vadeli PV tahmini.	Dikkat mekanizması ile önemli giriş özelliklerine odaklanarak doğruluğu artırmıştır.	Çok adımlı stratejilere henüz genişletilmemiştir.
(2020)	Alsafadi ve ark.	SVR, ANN, RT	Saatlik küresel güneş radyasyonu.	SVR'nin radyasyon tahmininde ANN ve RT'den daha üstün olduğunu kanıtlamıştır.	Yerel ölçüm istasyonu gereksinimi ve yüksek cihaz maliyeti.
(2020)	Dairi ve ark.	VAE (Variational Auto-Encoder)	Kısa vadeli PV üretimi tahmini.	VAE modeli, lineer olmayan yaklaşımlarla 7 derin öğrenme modelinden daha iyi performans sergilemiştir.	Hava durumu verilerinin entegrasyonu (çok değişkenli tahmin) planlama aşamasındadır.
(2021)	Du Plessis ve ark.	FFNN, LSTM, GRU	1-6 saat önceden PV tahmini.	Evirici (inverter) seviyesinde kümeleme tekniği ile düşük seviyeli dinamikleri yakalamıştır.	Çok büyük ölçekli veya engebeli arazilerdeki performans belirsizliği.
(2021)	Zhao ve ark.	Transformer	Gün öncesi yük tahmini.	Benzer gün seçimi (LightGBM + k-means) ile gürültülü verilerde doğruluğu artırmıştır.	Pik yük dönemlerindeki hatalar hala tatmin edici değildir.
(2021)	Konstantinou ve ark.	Stacked LSTM	1,5 saat önceden PV tahmini.	Dışsal veriye ihtiyaç duymadan sadece geçmiş üretim verilerini kullanmıştır.	Hiperparametrelerin manuel ayarlanması ve eğitim süresi.
(2021)	Lim ve ark.	TFT (Temporal Fusion Transformer)	Çok adımlı zaman serisi tahmini.	Uzun vadeli bağımlılıkları ve statik değişkenleri (konum vb.) aynı anda işlemiştir.	Karmaşık mimarisi nedeniyle yüksek bellek kullanımı.

Tablo A.2 (devam)

Yıl	Yazar(lar)	Model Yapısı	Üretim Amacı	Çalışmanın Katkıları	Sınırlılıklar
(2023)	Mohamad Radzi ve ark.	Transformer Self-Attention	Zaman serisi öngörüsü.	Geleneksel yöntemlere göre %20 iyileşme ve 8 kat daha fazla direnç sağlamıştır.	Dikkat mekanizmasının her probleme göre manuel ayarlanma zorluğu.
(2022)	Tian ve ark.	Transformer	Ultra kısa vadeli PV tahmini.	Öz-dikkat mekanizması ile hava durumu özellikleri arasındaki ilişkiyi daha iyi kurmuştur.	Eğitim aşamasındaki yüksek hesaplama maliyeti.
(2022)	Yavuz ve ark.	ANN	Güneş santrali güç tahmini.	Konya bölgesi için radyasyon ve nemin en önemli parametreler olduğunu belirlemiştir.	Donanım (panel kalitesi, hareket yeteneği) verilerinin eksikliği.
(2023)	Zeng ve ark.	LTSF-Linear	Uzun vadeli zaman serisi.	Çok katmanlı karmaşık modeller yerine basit bir lineer katmanın daha etkili olduğunu göstermiştir.	Değişim noktalarındaki (change points) dinamikleri yakalama zorluğu.
(2022)	Lim ve ark.	CNN-LSTM	Güneş gücü tahmini.	CNN hava durumunu sınıflandırırken, LSTM bu sınıfa göre üretim kalıplarını öğrenmiştir.	Evirici (inverter) verimliliğinin zamanla azalmasının hesaba katılmaması.
(2022)	Elsaraiti ve ark.	LSTM vs MLP	Kısa vadeli PV tahmini.	LSTM'nin 30 dakikalık aralıklarla mevsimsel dalgalanmaları daha iyi öğrendiğini kanıtlamıştır.	Aykırı değerlerin (outliers) model performansı üzerindeki büyük etkisi.
(2022)	Galindo Padilha ve ark.	H-Transformer	Çok değişkenli yenilenebilir enerji.	Hata serisini (residual series) Transformer ile modelleyerek SARIMA'nın hatalarını düzeltmiştir.	Lineer olmayan model kombinasyonlarının zorluğu.
(2023)	Sherozbek ve ark.	Transformer Encoder	Saatlik PV (şeffaf panel) tahmini.	Şeffaf panellerin çift taraflı ışınım emilimini modelleyerek düşük hata (RMSE 0.21) elde etmiştir.	Belirtilmemiş.
(2022)	Agrawal ve ark.	Transformer	Maksimum güç noktası (MPPT) tahmini.	Zaman tabanlı özelliklerle (ay, saat) döngüsel kalıpları modelleyerek %99,54 verim elde etmiştir.	Güç sıfırken oluşan küçük dalgalanmalar (ripple).
(2023)	Ma ve ark.	TCLN (Conv-LSTM + Transformer)	Çok değişkenli zaman serisi.	Çok çekirdekli CNN ile mekansal, LSTM ile zamansal özellikleri birleştirmiştir.	LSTM birimleri nedeniyle modelin tam olarak paralelleştirilememesi.
(2023)	Marcucci ve ark.	FIF + LSTM + MHA	Uzun vadeli güneş aktivitesi.	Sinyali bileşenlerine ayırarak (FIF) çoklu dikkat mekanizmasıyla doğruluğu artırmıştır.	Jeomanyetik indekslerin model üzerindeki etkisinin henüz incelenmemiş olması.
(2023)	Özbek	LSTM	1 saat önceden hava durumu verisi.	Hava durumu parametrelerini (sıcaklık, nem vb.) bağımsız değişken olmadan modellemiştir.	Belirtilmemiş.

Tablo A.2 (devam)

Yıl	Yazar(lar)	Model Yapısı	Üretim Amacı	Çalışmanın Katkıları	Sınırlılıklar
(2023)	Mazen ve ark.	GRU-TFT + DILATE	Güneş gücü tahmini.	DILATE kayıp fonksiyonu ile tahminlerdeki zaman kayması ve gecikme (latency) sorununu çözmüştür.	DILATE kaybının yüksek hesaplama karmaşıklığı.
(2024)	Da ve ark.	CNN-LSTM	Akıllı güneş mikroşebekesi yük tahmini.	AMI verilerini (batarya, şebeke durumu) kullanarak tahmin doğruluğunu %20'den fazla artırmıştır.	Etkililiğin sadece belirli bir binada test edilmesi (genellenebilirlik).
(2023)	Liu ve ark.	iTransformer (Inverted)	Çok değişkenli zaman serisi.	Zaman noktaları yerine değişkenleri token olarak kabul ederek değişkenler arası bağımlılığı çözmüştür.	Belirtilmemiş.
(2023)	Tortora ve ark.	MATNet (Transformer)	Gün öncesi PV tahmini.	Hava durumu geçmişi ve tahmini verilerini çok seviyeli füzyon ile birleştirmiştir.	Veri toplama maliyetleri ve modelin eXplainable AI (XAI) ihtiyacı.
(2023)	Yıldırım ve ark.	MLP, LSTM, ANFIS	1 saat önceden güneş radyasyonu.	LSTM'nin uzun vadeli bağımlılıkları öğrenerek diğer modelleri geçtiğini kanıtlamıştır.	Sadece radyasyon verisine dayanması (meteorolojik eksiklik).
(2023)	Eren ve ark.	LSTM, RNN, GRU	Bir saat sonrası PM2.5 tahmini.	Zaman pencereleme (time windowing) stratejisi ile %97 başarı elde etmiştir.	Özellik önem sırasının (feature importance) değerlendirilmemesi.
(2023)	Ramesh ve ark.	AUTO-NN + RBM	Büyük PV tesislerinde üretim düzeyi.	RBM ile özellik çıkarımı yaparak enerji tahminini %58,72 RMSE değerine düşürmüştür.	Belirtilmemiş.
(2024)	Tong ve ark.	RSMformer (Multiscale)	Uzun dizi zaman serisi.	Çok ölçekli strateji ile zaman bağımlılıklarını farklı ölçeklerde yakalamıştır.	Performans ve gerçek zamanlı çalışma arasında ödünleşim (trade-off).
(2023)	Al-Ali ve ark.	CNN-LSTM-Transformer	Güneş enerjisi üretim tahmini.	Kendi kendini organize eden harita (SOM) ile verileri mevsimlere göre kümelemiştir.	Karmaşık eğitim süreci.
(2022)	Wu ve ark.	TimesNet	Genel zaman serisi analizi.	1D veriyi 2D varyasyonlara dönüştürerek bilgisayarlı görü backbonelarındaki faydalanmıştır.	Büyük ölçekli ön eğitim ihtiyacı.
(2023)	Chen ve ark.	TSMixer (All-MLP)	Çok değişkenli zaman serisi.	Zaman ve özellik boyutlarını sırayla karıştırarak (mixing) yüksek performans elde etmiştir.	Lipschitz dışı durumlarda (yüksek volatilitte) kısıtlı analiz.
(2023)	Zhu ve ark.	SL-Transformer	Rüzgar ve güneş enerjisi.	SG filtresi ve LOF algoritması ile gürültüyü temizleyip doğruluğu %15 artırmıştır.	Kısıtlı solar veri süresi (4 ay) nedeniyle mevsimsel eksiklik.

Tablo A.2 (devam)

Yıl	Yazar(lar)	Model Yapısı	Üretim Amacı	Çalışmanın Katkıları	Sınırlılıklar
(2023)	Kang ve ark.	Vision Transformer (ViT)	PV tahmini.	Çevre sensörlerden gelen bilgilerle bulut hareketlerini önceden algılamıştır.	Işık radyasyonundaki çok keskin düşüşleri tahmin etmede yetersizlik.
(2023)	González-González ve ark.	MLP + TDC	Güneş enerjisi değerlendirilmesi.	Zaman gecikmeli koordinat gömme (TDC) ile lineer olmayan sistemleri modellemiştir.	İdeal hava durumunu varsayan Clear Sky modelinin kısıtlılığı.
(2023)	Garza ve ark.	TimeGPT	Zaman serisi temel modeli.	Hiç görülmemiş veriler üzerinde sıfır veriyle (zero-shot) tahmin yapabilmektedir.	Fiziksel yasaları veya ekonomik prensipleri henüz içermemesi.
(2024)	Ma ve ark.	FusionSF (VQ)	Güneş gücü tahmini.	Uydu görüntüleri ve NWP verilerini Vektör Kuantize (VQ) katmanlarıyla hizalamıştır.	ERA5 verilerinin yerel santral koşullarını yansıtmadaki kaballığı.
(2024)	Saxena ve ark.	KNN-SVM Hybrid	Güneş gücü tahmini.	KNN ile yapısal, SVM ile veri çeşitliliği sağlayarak %98 doğruluğa ulaşmıştır.	Belirtilmemiş.
(2024)	Hu ve ark.	CA-Transformer	Kısa vadeli PV tahmini.	Copula fonksiyonu ile lineer olmayan ve asimetric korelasyonları seçmiştir.	Copula parametre tahmininin her zaman optimuma ulaşamaması.
(2024a)	Wang ve ark.	TransPVP	Ultra kısa vadeli PV tahmini.	Çok görevli ortak öğrenme (multi-task) ile uzun vadeli bağımlılıkları yakalamıştır.	Küçük ama tutarlı tahmin hatalarının devam etmesi.
(2025)	Orji ve ark.	GAT-LSTM	Güç yükü tahmini.	Graf Dikkat Ağları (GAT) ile hat kapasitelerini ve şebeke fiziğini modele dahil etmiştir.	Eksik veya hatalı şebeke topolojisi verilerine karşı hassasiyet.

Zaman serisi tahmininde kullanılan yapay zekâ tabanlı algoritmaların gelişimi, modelleme kapasitesinin giderek artan bir bütünsellik kazanmasıyla açıklanabilir. Erken dönem yaklaşımlar arasında yer alan Yapay Sinir Ağları (ANN) ve Destek Vektör Regresyonu (SVR), çoğunlukla yerel örüntülere odaklanan ve değişkenler arası uzun menzilli etkileşimleri sınırlı ölçüde temsil edebilen yapılar sunmuştur. Bu modeller, her bir girdiyi büyük ölçüde bağımsız ele almaları nedeniyle karmaşık ve dinamik sistemlerde bütüncül davranışı yakalamakta yetersiz kalmıştır.

Tekrarlayan sinir ağı tabanlı LSTM ve GRU mimarileri, bellek mekanizmaları sayesinde zamansal bağımlılıkları öğrenebilme yeteneği kazandırarak bu sınırlamaların önemli bir kısmını aşmıştır. Bu yapılar, geçmiş bilgiyi seçici biçimde saklayarak ardışık verilerdeki sürekliliği ve zamansal akışı modelleyebilmiş; özellikle kısa ve orta vadeli tahmin problemlerinde anlamlı performans iyileştirmeleri sağlamıştır.

Transformer mimarileri ise dikkat (attention) mekanizması aracılığıyla tüm zaman adımlarını eşzamanlı olarak değerlendirebilmekte ve uzun dönemli bağımlılıkları doğrudan modelleyebilmektedir. Bu özellik, çok değişkenli zaman serilerinde farklı girdiler ve uzak zaman dilimleri arasındaki karmaşık ilişkilerin daha etkin biçimde öğrenilmesine olanak tanımaktadır. Böylece Transformer tabanlı modeller, sistemin tüm bileşenlerini birlikte ele alan daha kapsamlı bir temsil gücü sunmaktadır.

Son dönemde geliştirilen hibrit Transformer mimarileri ve Grafik Dikkat Ağları (GAT) ise zamansal bağımlılıkların yanı sıra mekânsal ilişkiler, fiziksel ağ yapıları ve harici bilgi kaynaklarını da modelleme sürecine dâhil edebilmektedir. Bu yaklaşımlar, özellikle enerji sistemleri gibi hem zamansal hem de yapısal bağımlılıkların belirleyici olduğu uygulamalarda, daha tutarlı, ölçeklenebilir ve fiziksel olarak anlamlı tahminler üretilmesine katkı sağlamaktadır.

EK A.4: Tablo A.3' te, fotovoltaik enerji tahminine yönelik çalışmalarda açıklanabilirlik yaklaşımları ve ekonomik etki değerlendirmeleri karşılaştırmalı olarak sunulmaktadır.

Tablo A. 3: Açıklanabilirlik ve ekonomik etki bağlamında çalışmalar

Yıl	Yazar(lar)	Kullanılan Metrikler	Performans Değerleri	Açıklanabilirlik Çalışılmış mı? (Nasıl?)	Ekonomik Etki (VOF) İncelenmiş mi?
2019	Eniola ve ark.	nRMSE, MAPE	nRMSE: %2,33, MAPE: %6,27	Kısmen: Durum geçiş olasılık matrisi (A) üzerinden hava durumuna göre modelin nasıl tepki verdiği sunulmuştur.	Evet: Rezerv maliyetlerini düşürme ve enerji fiyatlandırmasında avantaj sağlama potansiyeli belirtilmiştir.
2019	Lee ve Kim	MAE, RMSE, MSE	MAE'de geleneksel modellere göre %50'den fazla iyileşme	Evet: Mevsimsel desenlerin ve tahmin zorluk derecelerinin performansa etkisi görselleştirilmiştir.	Evet: Operatörlerin beklenen gelirlerini artırmak ve piyasa fiyat dalgalanmalarına uyum sağlamak amacıyla çalışılmıştır.
2019	Gao ve ark.	RMSE, MAPE	Tahmin doğruluğu %3,46 ile %13,46 arasında artmıştır	Hayır: Çalışma daha çok katman ve nöron optimizasyonu gibi teknik yapıya odaklanmıştır.	Evet: Tahmin hatasından kaynaklanan ekonomik cezaların (penalization) azaltılması ve net kârın artırılması vurgulanmıştır.
2019	Zhou ve ark.	MAE, RMSE, MAPE	ALSTM modeli tüm karşılaştırmalı yöntemlerden daha düşük hata vermiştir	Evet: Dikkat (Attention) mekanizması ile en önemli giriş özelliklerine adaptif olarak odaklanma sağlanmıştır.	Kısmen: Enerji dönüşüm yönetimi ve akıllı şebeke inşası için önemi vurgulanmıştır.
2020	Alsafadi ve ark.	RMSE, MABE, MBE, R	SVR için korelasyon katsayısı 0,978	Evet: Regresyon Ağacı (RT) kullanılarak güneş saati açısının en önemli özellik olduğu (root node) kanıtlanmıştır.	Kısmen: Üretim ve tüketim dengesinin sağlanması ile yönetilebilir güç kullanımı hedeflenmiştir.
2020	Dairi ve ark.	R ² , RMSE, MAE, EV, NRMSE	VAE için R ² : 0,995, RMSE: 5,471	Hayır: Model bir "kara kutu" derin öğrenme mimarisi olarak sunulmuş, boyutsal küçültme başarısına odaklanılmıştır.	Kısmen: Akıllı şebekelerin enerji piyasası entegrasyonu için kritik olduğu belirtilmiştir.
2021	Du Plessis ve ark.	NRMSE, MAE, MAPE, Bootstrap CI	GRU-RNN için NRMSE: %8,12	Evet: Evirici (inverter) seviyesindeki benzerlikleri ölçen kümeleme tekniği ile düşük seviyeli sistem dinamikleri açıklanmıştır.	Evet: Büyük hataların neden olduğu finansal kayıplar ve şebeke stresi metrikler üzerinden tartışılmıştır.
2021	Zhao ve ark.	MAPE, RMSE	Transformer için ortalama MAPE: 1,13	Evet: LightGBM kullanılarak her bir özelliğin (sıcaklık, nem vb.) tahmine katkısı puanlanmış ve açıklanmıştır.	Evet: %1'lik bir MAPE düşüşünün 10.000 MW üzerinde enerji tasarrufu sağlayacağı nicel olarak verilmiştir.

Tablo A.3 (devam)

Yıl	Yazar(lar)	Kullanılan Metrikler	Performans Değerleri	Açıklanabilirlik Çalışılmış mı? (Nasıl?)	Ekonomik Etki (VOF) İncelenmiş mi?
2021	Konstantinou ve ark.	RMSE	RMSE: 0,113	Evet: Gözlemlenen ve tahmin edilen sinyallerin nitel (grafiksel) analiziyle modelin dalgalanmalara tepkisi açıklanmıştır.	Kısmen: Solar enerji ticaretinin daha istikrarlı bir sisteme dönüştürülmesi hedeflenmiştir.
2021	Lim ve ark.	Quantile Loss (P50, P90 Risk)	P50 riskinde %7, P90 riskinde %9 iyileşme	Evet: TFT mimarisi ile değişken önem analizi ve mevsimsel desenlerin (rejimlerin) tespiti sağlanmıştır.	Evet: Perakende ve enerji gibi alanlarda envanter ve kapasite planlama optimizasyonu incelenmiştir.
2021	M. Farsani ve ark.	NRMSE, ND	Doğrulukta %20 iyileşme, uzun vadede 8 kat daha fazla direnç	Evet: Dikkat (Mask) vektörlerinin bağlama (günlük/haftalık) göre nasıl değiştiği analiz edilmiştir.	Kısmen: Düşük hesaplama maliyeti ile tahmin aralıklarının genişletilmesinin önemi vurgulanmıştır.
2022	Tian ve ark.	MAE, MSE, MAPE	MAPE hatası GRU'ya göre %22,0, DNN'ye göre %29,1 düşmüştür	Hayır: Öz-dikkat mekanizmasının özellikleri eşleştirmesine odaklanılmış, doğrudan bir XAI yöntemi sunulmamıştır.	Evet: İşletme maliyetlerinin düşürülmesi ve enerji çözelgeleme için veri desteği sağlama amacı güdülmüştür.
2022	Yavuz ve ark.	Ortalama Hata [%]	Konya bölgesi için %5'ten az hata ile üretim tahmini	Evet: Radyasyon, nem, saat ve ay parametrelerinin güç üretimiyle olan korelasyonu test edilmiştir.	Evet: Tahmin hatası nedeniyle MEPAŞ gibi şirketlerin ödediği ek tedarik maliyetleri tartışılmıştır.
2023	Zeng ve ark.	MSE, MAE	LTSF-Linear modelleri karmaşık Transformer modellerinden daha iyi sonuç vermiştir	Evet: Trend ve mevsimsellik dallarının ağırlıkları görselleştirilerek modelin neyi öğrendiği açıklanmıştır.	Kısmen: Enerji yönetimi ve finansal yatırım stratejileri için temel bir karşılaştırma sunulmuştur.
2022	Lim ve ark.	MAE, RMSE, MAPE, R ²	Güneşli günde MAPE: 4,58, Bulutlu günde: 7,06	Evet: CNN katmanı hava durumunu sınıflandırarak modelin neden farklı tahmin modlarına geçtiğini açıklar.	Evet: PV santral işletiminin optimizasyonu ve üretim-talep dengesizliğinden kaynaklanan sorunların giderilmesi incelenmiştir.
2022	Elsaraiti ve ark.	MAE, MAPE, RMSE, R ²	LSTM tüm senaryolarda MLP'den daha etkili bulunmuştur	Hayır: Geleneksel metrikler üzerinden doğruluk karşılaştırmasına odaklanılmıştır.	Evet: Enerji sürdürülebilirliğinin teşvik edilmesi ve sektörün dijitalleşmesi üzerinden bir vizyon sunulmuştur.
2022	Padilha ve ark.	RMSE, MAE, CV(RMSE)	H-Transformer tekil modellerden daha iyi RMSE/MAE sonuçları vermiştir	Hayır: Daha çok doğrusal ve doğrusal olmayan hibrit modellerin hata düzeltme kapasitesine odaklanılmıştır.	Evet: Fiyatlandırma ve elektrik sevkiyatının (dispatch) izlenmesi süreçleri üzerindeki etkisi vurgulanmıştır.

Tablo A.3 (devam)

Yıl	Yazar(lar)	Kullanılan Metrikler	Performans Değerleri	Açıklanabilirlik Çalışılmış mı? (Nasıl?)	Ekonomik Etki (VOF) İncelenmiş mi?
2023	Sherozbek ve ark.	MAE, RMSE, MSE	Şeffaf paneller için RMSE: 0,21 (en düşük hata)	Evet: SHAP değerleri kullanılarak irradyasyon, insulasyon ve sıcaklığın tahmin üzerindeki etkisi analiz edilmiştir.	Evet: PV istasyonlarının operasyon verimliliğinin artırılması ve ekonomik kayıpların azaltılması incelenmiştir.
2022	Agrawal ve ark.	MAPE, Verim [%]	Ortalama MPPT verimi: %99,54, Tepe verim: %99,98	Evet: Zaman tabanlı özellikler (ay, saat) ile çevresel faktörlerin döngüsel etkileri açıklanmıştır.	Evet: Güneş hücresinden maksimum enerjinin çekilmesi ve donanım verimliliğinin artırılması çalışılmıştır.
2023	Ma ve ark.	RMSE, MAE, MAPE	TCLN modeli tüm veri setlerinde en düşük hatayı vermiştir	Evet: Çok çekirdekli CNN ile mekansal, Transformer/LSTM ile zamansal özellik çıkarımı süreci açıklanmıştır.	Evet: Laptop üretim fabrikasındaki test aşamalarında ekonomik faydanın artırılması hedeflenmiştir.
2023	Marcucci ve ark.	RMSE	RMSE değeri %25'i geçmeyerek istikrarını kanıtlamıştır	Evet: Çoklu dikkat (multi-attention) modülünün yerel gürültüleri atıp küresel trende nasıl odaklandığı sunulmuştur.	Evet: Uydu yörünge belirleme ve uzay enkazı evrimi gibi stratejik planlamalar için VOF tartışılmıştır.
2023	Özbek	MAE, R, RMSE, Bias, NSE, MAPE	Toprak sıcaklığı için MAE: 0,016°C, R: 0,9999	Evet: Taylor diyagramları ile modellerin gerçek verilere benzerliği ve hassasiyeti görsel olarak açıklanmıştır.	Evet: Çevresel ekosistem politikaları ve endüstriyel operasyonların planlanması için önemi vurgulanmıştır.
2023	Mazen ve ark.	MAE, MSE, RMSE	GRU-DILATE-TFT için RMSE: 1,44	Evet: Dikkat skorları üzerinden günlük ve haftalık mevsimselliğin tahmin üzerindeki etkileri açıklanmıştır.	Evet: Enerji rezerv ihtiyacının ve şebeke işletim maliyetlerinin düşürülmesi hedeflenmiştir.
2024	Da ve ark.	MSE, MAE, MAPE	MAE değerinde %29,63'lük bir iyileşme sağlanmıştır	Evet: Pearson korelasyon matrisi ile en etkili özelliklerin (grid akımı, batarya durumu vb.) seçimi açıklanmıştır.	Evet: Şebekenin tepe yük (peak-load) tüketiminin azaltılması ve enerji yönetim sisteminin iyileştirilmesi hedeflenmiştir.
2023	Liu ve ark.	MSE, MAE	iTransformer yüksek boyutlu serilerde SOTA sonuçlar vermiştir	Evet: Değişkenlerin (variates) bağımsız kanal olarak kabul edilmesiyle çok değişkenli korelasyon haritaları sunulmuştur.	Kısmen: Foundation modellerin (temel modeller) yaygınlaşmasıyla hesaplama verimliliği artışı vurgulanmıştır.
2023	Tortora ve ark.	MSE, RMSE, MAE, WMAPE, MASE	MASE değeri 0,4177 olarak elde edilmiştir	Evet: Derin öğrenme ile fiziksel NWP bilgilerinin çok seviyeli füzyon (fusing) süreci açıklanmıştır.	Evet: Yenilenebilir enerji ticaretinde maksimum fayda ve grid entegrasyonu hedeflenmiştir.
2023	Yıldırım ve ark.	MAE, RMSE, R	LSTM için en iyi MAE: 53,37 W/m ²	Evet: Verideki gizli periyodiklik ve uzun vadeli bağımlılıkların öğrenilme süreci analiz edilmiştir.	Evet: Grid planlama ve enerji politikalarının belirlenmesi için güvenilir veri üretimi tartışılmıştır.

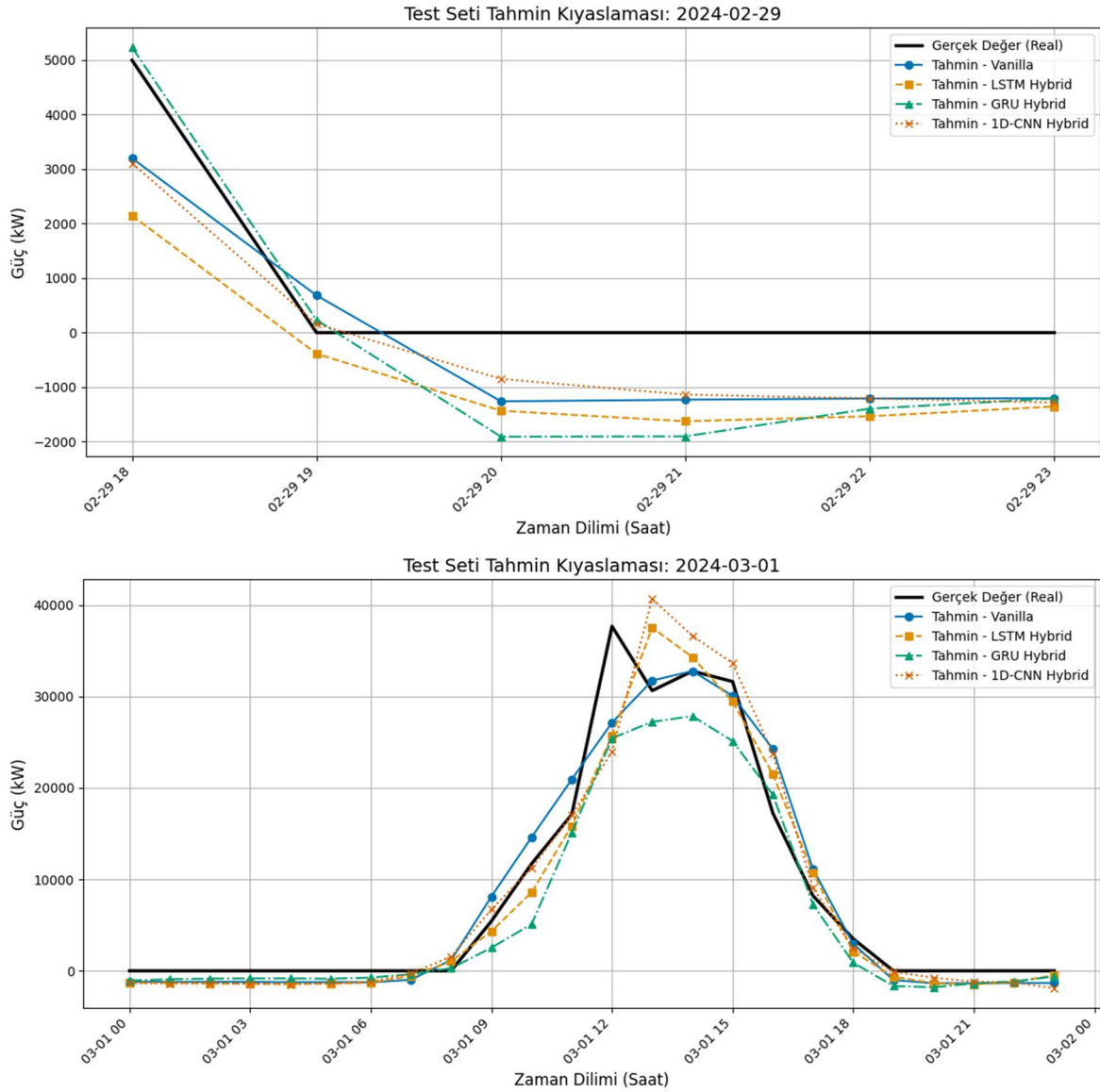
Tablo A.3 (devam)

Yıl	Yazar(lar)	Kullanılan Metrikler	Performans Değerleri	Açıklanabilirlik Çalışılmış mı? (Nasıl?)	Ekonomik Etki (VOF) İncelenmiş mi?
2023	Eren ve ark.	MSE, RMSE, MAE, MAPE, R ²	R ² : 0,98 (eğitim), 0,97 (test)	Evet: Zaman pencereleme (time windowing) stratejisi ile geçmiş 24 saatin etkisi açıklanmıştır.	Evet: Hava kirliliği kaynaklı sağlık risklerinin ve ekonomik kayıpların azaltılması hedeflenmiştir.
2023	Ramesh ve ark.	RMSE, nRMSE, MaxAE, MAE, MAPE	RMSE: %58,72 (en düşük hata oranı)	Evet: RBM (Restricted Boltzmann Machine) kullanılarak görüntü ve özellik çıkarım süreci açıklanmıştır.	Evet: Enerji yönetimi (EMS) optimizasyonu ve maliyetlerin düşürülmesi çalışılmıştır.
2023	Tong ve ark.	MSE, MAE	ETT veri seti için MSE'de %63,59 iyileşme	Evet: Çok ölçekli strateji ile zaman bağımlılıklarının farklı ölçeklerde (coarse-to-fine) nasıl yakalandığı açıklanmıştır.	Kısmen: Enerji planlama ve trafik flow kestirimi için önemi belirtilmiştir.
2023	Al-Ali ve ark.	RMSE, MAPE, MAE	En düşük RMSE (0,344) ve MAE (0,393) elde edilmiştir	Evet: Kendi kendini organize eden harita (SOM) ile verilerin mevsimsel kümelenmesi ve desen analizi yapılmıştır.	Evet: Rezerv tahmini, depolama yönetimi ve grid entegrasyonu maliyetleri incelenmiştir.
2022	Wu ve ark.	MSE, MAE, F1-Score	5 ana görevde (tahmin, sınıflama vb.) SOTA sonuçlar elde edilmiştir.	Evet: 1D zaman serilerini 2D tensörlere dönüştürerek dönem içi ve dönemler arası varyasyonlar görselleştirilmiştir.	Kısmen: Modelin görevler arası genel bir temel model (foundation model) olma potansiyeli vurgulanmıştır.
2023	Chen ve ark.	MSE, MAE, WRMSSE	M5 veri setinde karmaşık modellerden daha yüksek doğruluk (WRMSSE) sağlanmıştır.	Evet: Zaman karıştırma (time-mixing) ve özellik karıştırma (feature-mixing) katmanlarının etkileri analiz edilmiştir.	Evet: Büyük ölçekli perakende talebi tahmini üzerinden endüstriyel fayda tartışılmıştır.
2023	Zhu ve ark.	R ² , SMAPE	R ² : 0.9989 (rüzgar), SMAPE: %4,21 (güneş) olarak gerçekleşmiştir.	Evet: Öz-dikkat (self-attention) mekanizması ile giriş verilerinin ağırlıkları dinamik olarak analiz edilmiştir.	Evet: Mikroşebeke kaynaklarının verimli planlanması üzerindeki kritik etkisi belirtilmiştir.
2023	Kang ve ark.	MSE, MAPE	300 saniye tahminde MSE: 9245, MAPE: %8,94 elde edilmiştir.	Evet: Görsel Transformer (ViT) katmanları ve konum matrisi ile bulut hareketlerinin algılanma süreci açıklanmıştır.	Kısmen: Şebeke güvenliği ve bulut kaynaklı ani düşüşlerin önlenmesi vurgulanmıştır.
2023	González-González ve ark.	MAPE, MAE, R ²	MAPE: %0,57, MAE: 69,29 W, R ² : 0,97 seviyesine ulaşılmıştır.	Evet: Zaman gecikmeli koordinat gömme (TDC) modeli ile faz alanı haritalaması yapılmıştır.	Evet: Enerji operatörlerinin karşılaşabileceği ekonomik cezaların (penalties) azaltılması hedeflenmiştir.

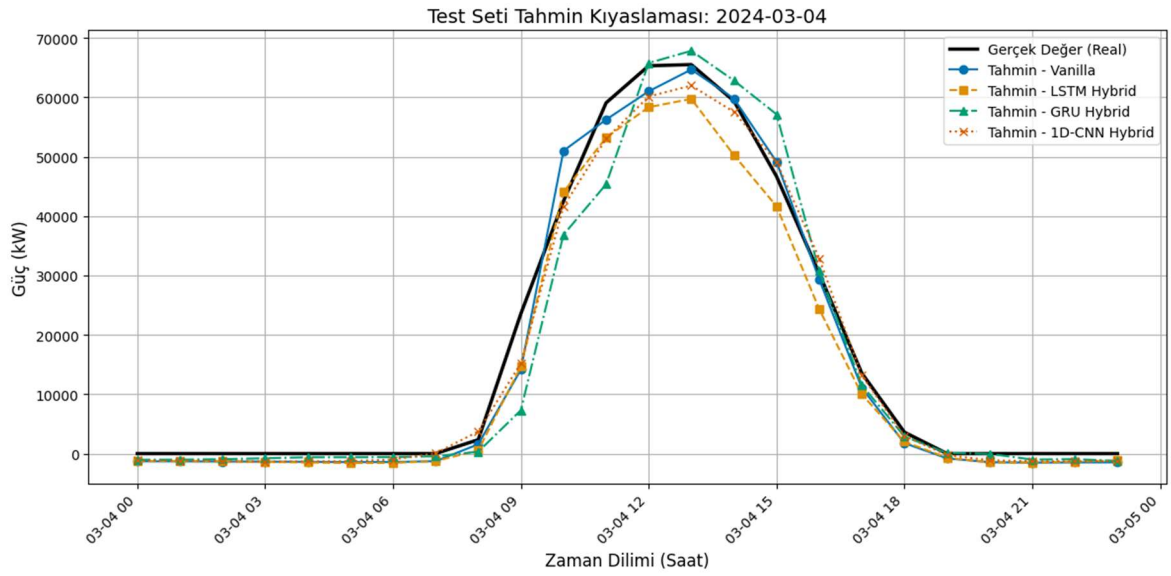
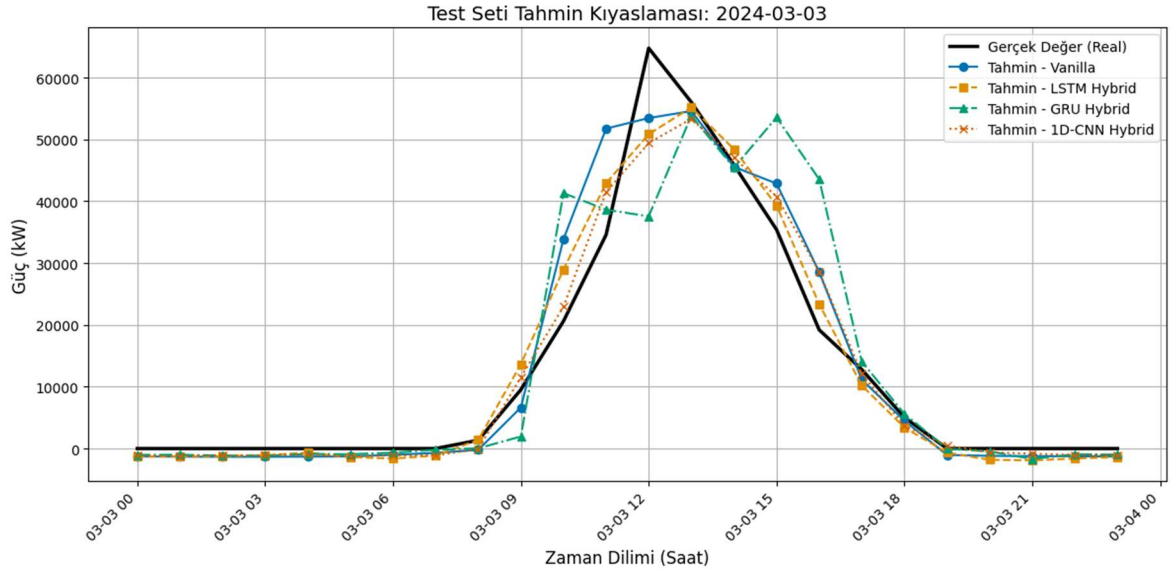
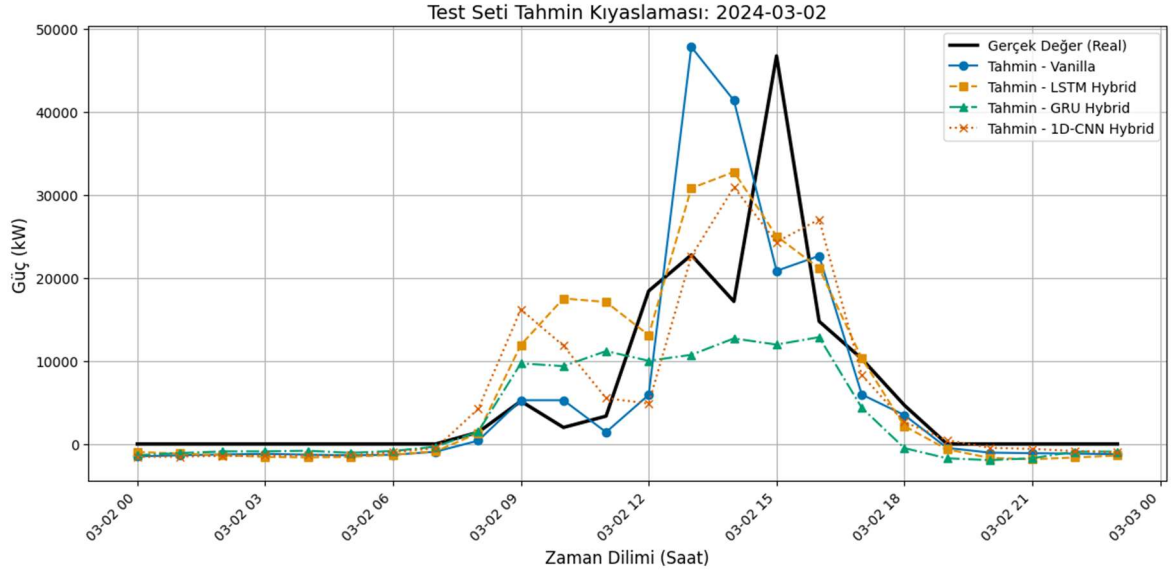
Tablo A.3 (devam)

Yıl	Yazar(lar)	Kullanılan Metrikler	Performans Değerleri	Açıklanabilirlik Çalışılmış mı? (Nasıl?)	Ekonomik Etki (VOF) İncelenmiş mi?
2023	Garza ve ark.	rMAE, rRMSE	Sıfır veriyle öğrenmede (zero-shot) istatistiksel ve derin öğrenme modellerini geride bırakmıştır.	Kismen: Dikkat mekanizmalarının geçmiş olayların çeşitliliğini yakalama yeteneği üzerinde durulmuştur.	Evet: Tahminlerin demokratikleşmesi ve belirsizliğin azaltılması yoluyla stratejik planlama vurgulanmıştır.
2024	Hu ve ark.	RMSE, MAE, R ²	RMSE: 39,78, MAE: 23,63, R ² : 0,9512 değerleri ölçülmüştür.	Evet: 1D-CNN ile yerel desenler, CosAttention ile uzun menzilli bağımlılıklar ve dinamik odaklanma açıklanmıştır.	Kismen: PV güç çıkışının hassas tahmini ile gerçek zamanlı güç sistemi seviyatının optimize edilmesi tartışılmıştır.
2024	Ma ve ark.	MAE, RMSE	Trimodality füzyonu ile CrossViVit'e göre %30,6 MAE iyileşmesi	Evet: Farklı modalitelerin (uydu, NWP, TS) füzyonu ve VQ katmanlarının denoising etkisi açıklanmıştır.	Evet: Küçük tahmin hatalarının İskandinav piyasasında denge ücretlerini 30 kat artırabildiği belirtilerek kârlılık tartışılmıştır.
2024	Saxena ve ark.	Doğruluk, Duyarlılık, Özgünlük	Hibrit teknikle %98 doğruluk seviyesi	Evet: KNN ile yapısal çeşitlilik ve SVM ile veri çeşitliliğinin birleşimi sunulmuştur.	Evet: Enerji ticareti ve yönetiminde arz-talep dengesizliğinin maliyetleri düşürme potansiyeli çalışılmıştır.
2024a	Wang ve ark.	RMSE, R ² , CC, MAE, MAPE, MBE	RMSE, R ² ve CC metriklerinde tüm baselines'ları geride bırakmıştır	Evet: Çok görevli ortak öğrenme (multi-task) ile PV güç değişim desenlerinin kavranması açıklanmıştır.	Evet: Grid istikrarının korunması ve enerji yönetim planlamasında maliyet etkinliği vurgulanmıştır.
2025	Orji ve ark.	MAE, RMSE, MAPE	MAE'de %21,8, RMSE'de %15,9 düşüş	Evet: Graf Dikkat Ağları (GAT) ile hat kapasitesi gibi grid-spesifik kısıtların tahmine etkisi açıklanmıştır.	Evet: %1'lik bir tahmin hatasının GWh başına yüz binlerce dolarlık kayba yol açabileceği üzerinden VOF tartışılmıştır.

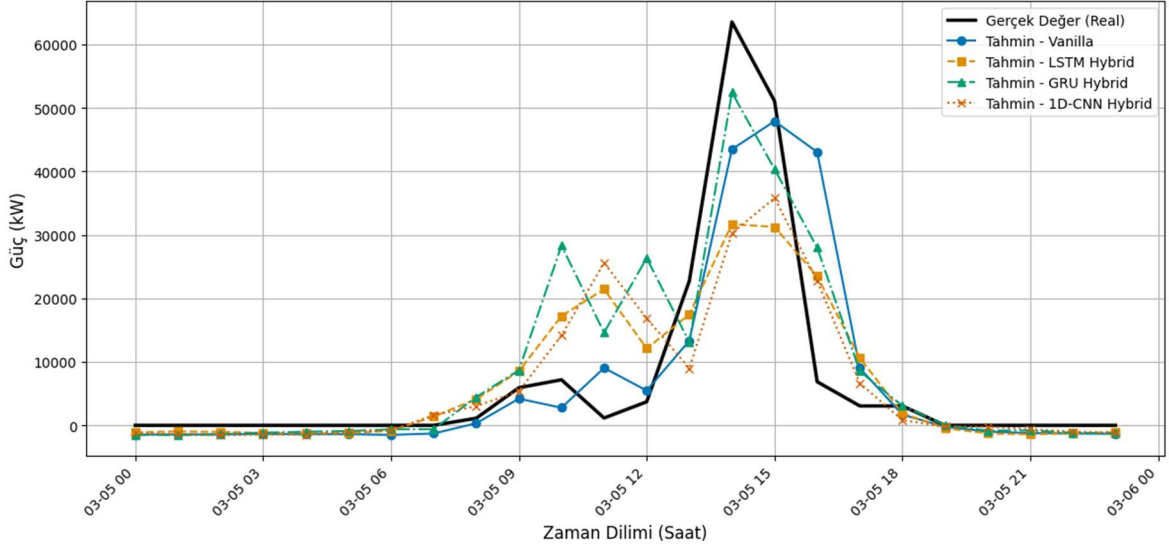
EK B: Bu ekte, test seti boyunca her bir gün için elde edilen gerçek ve tahmin edilen fotovoltaik güç değerlerinin karşılaştırmalı grafiklerine yer verilmiştir. Her bir grafik, sonuçların hangi güne ait olduğunu yazılı olduğu başlıklara sahiptir. Test kümesinin her bir elemanı gün başlangıcı 00.00 ve bitişi 23.00 olacak şekilde gün gün bölümlere ayrılarak, gün bazlı saatlik üretim tahmin grafikleri oluşturulmuştur. Her bir grafiğin hangi yıl-ay-gün için olduğuna dair başlığı mevcuttur.



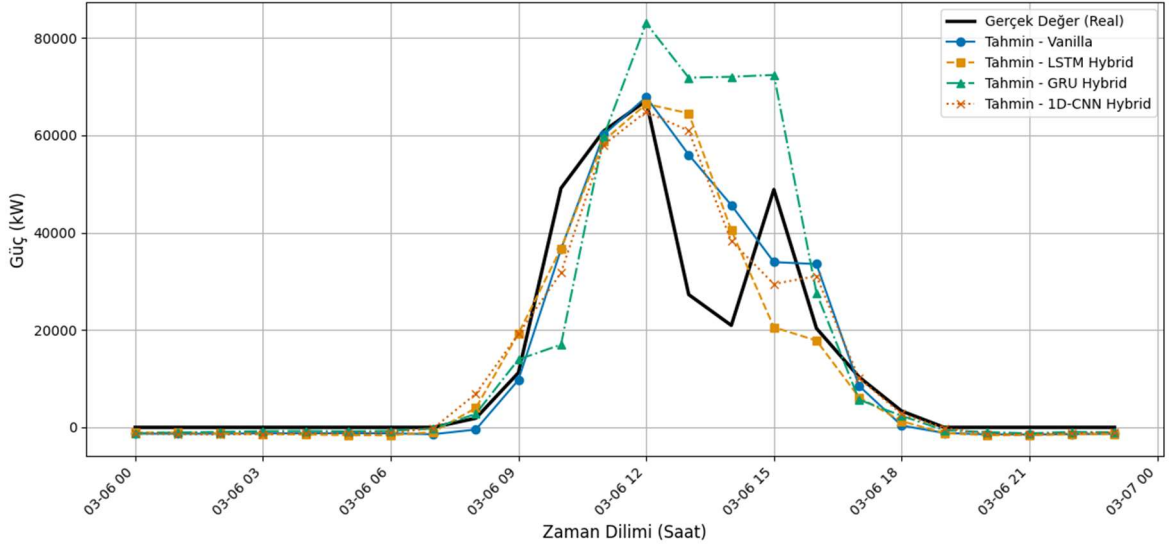
Şekil B.1: Günlük model performans grafikleri



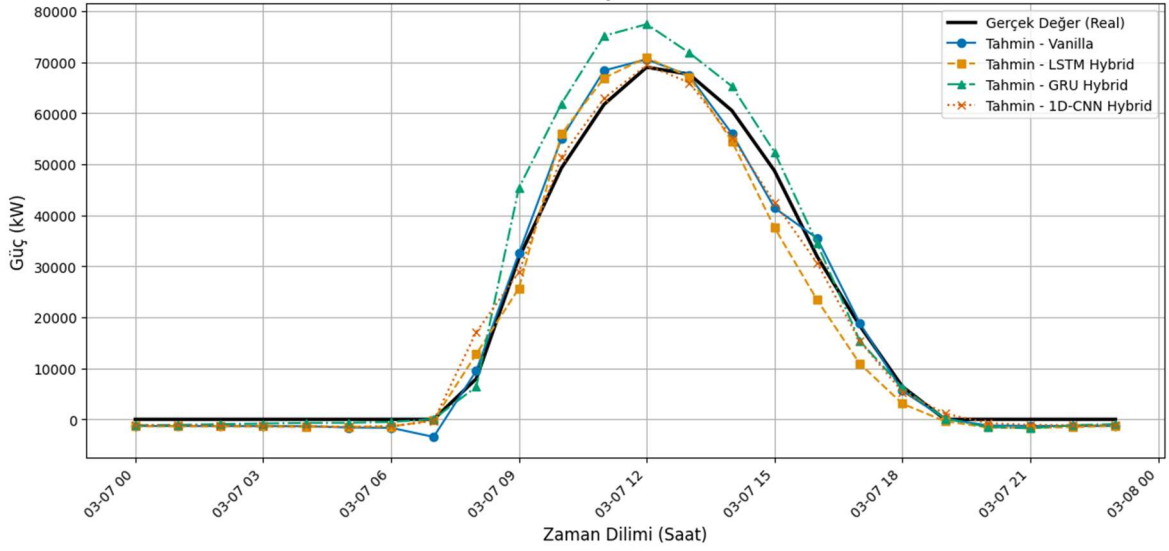
Test Seti Tahmin Kıyaslaması: 2024-03-05



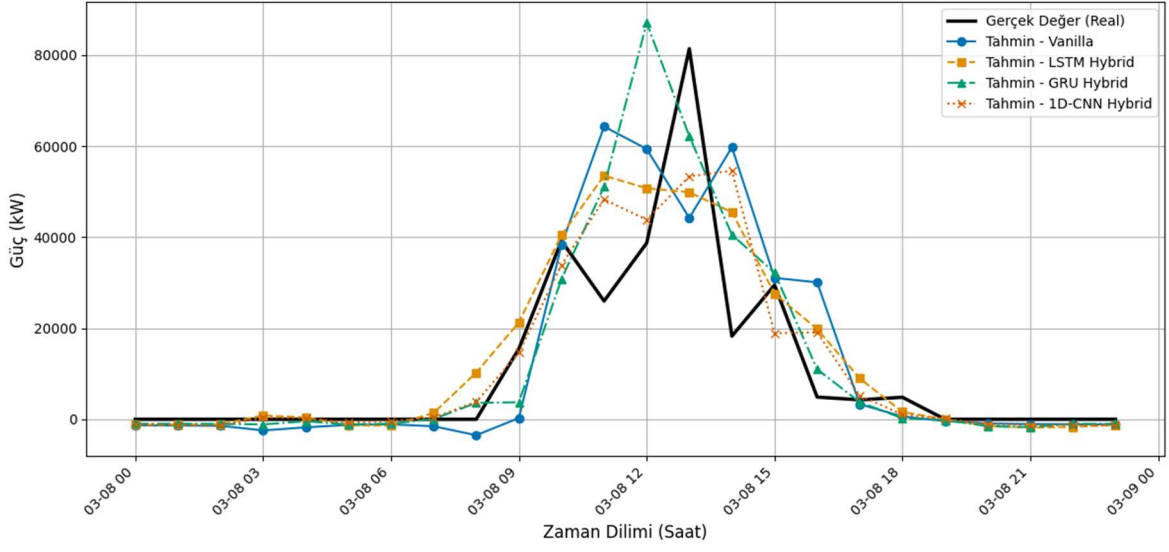
Test Seti Tahmin Kıyaslaması: 2024-03-06



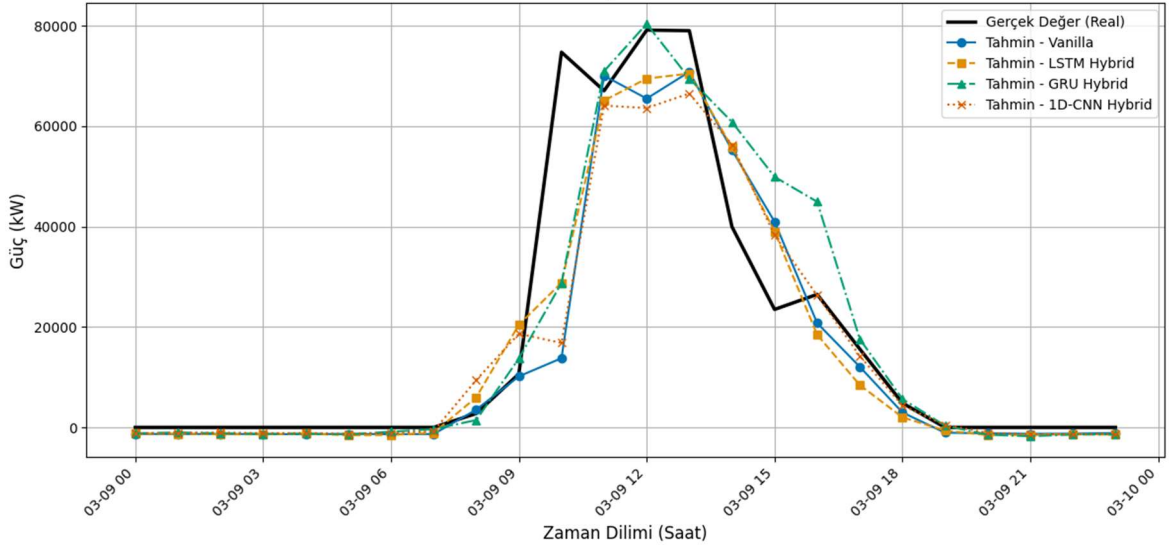
Test Seti Tahmin Kıyaslaması: 2024-03-07



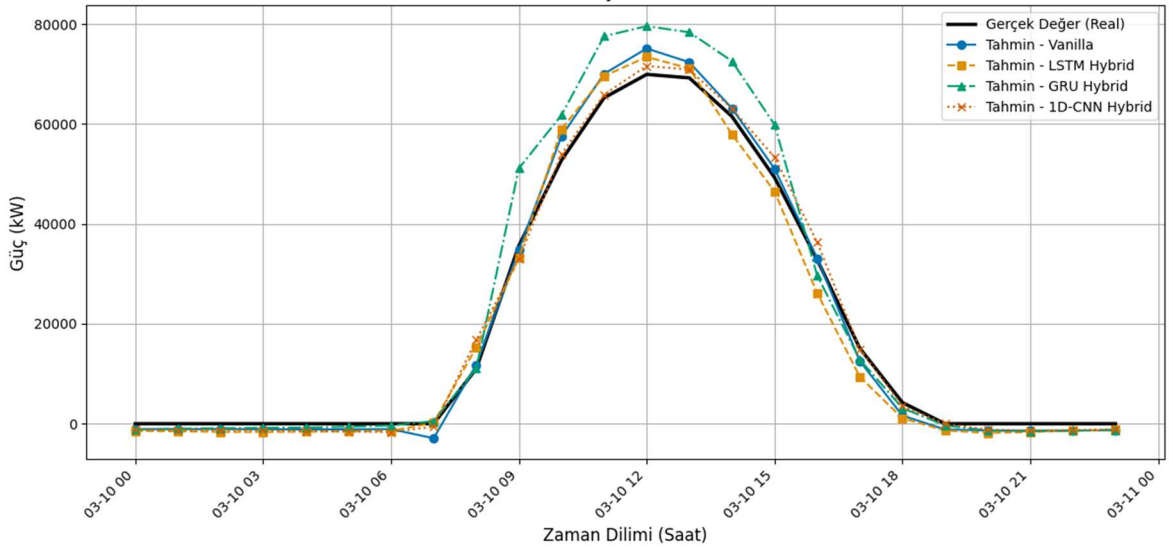
Test Seti Tahmin Kıyaslaması: 2024-03-08

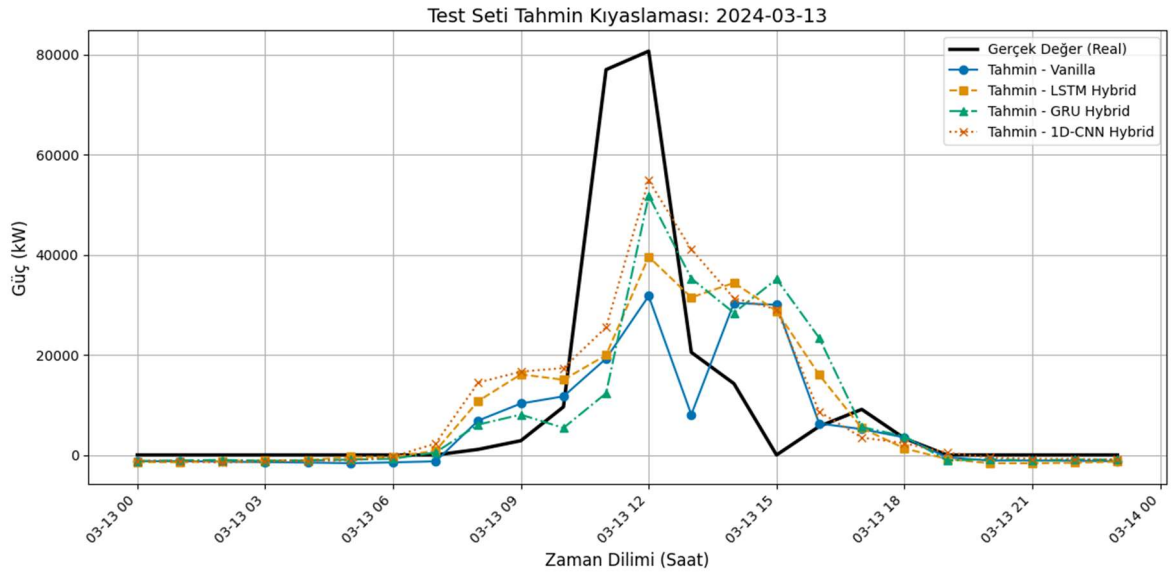
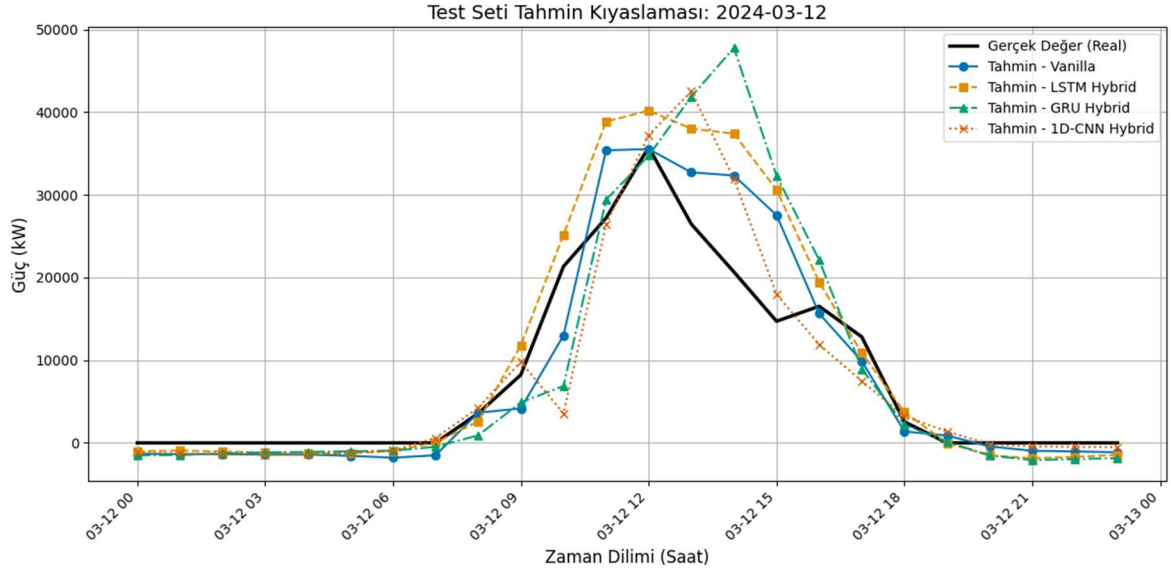
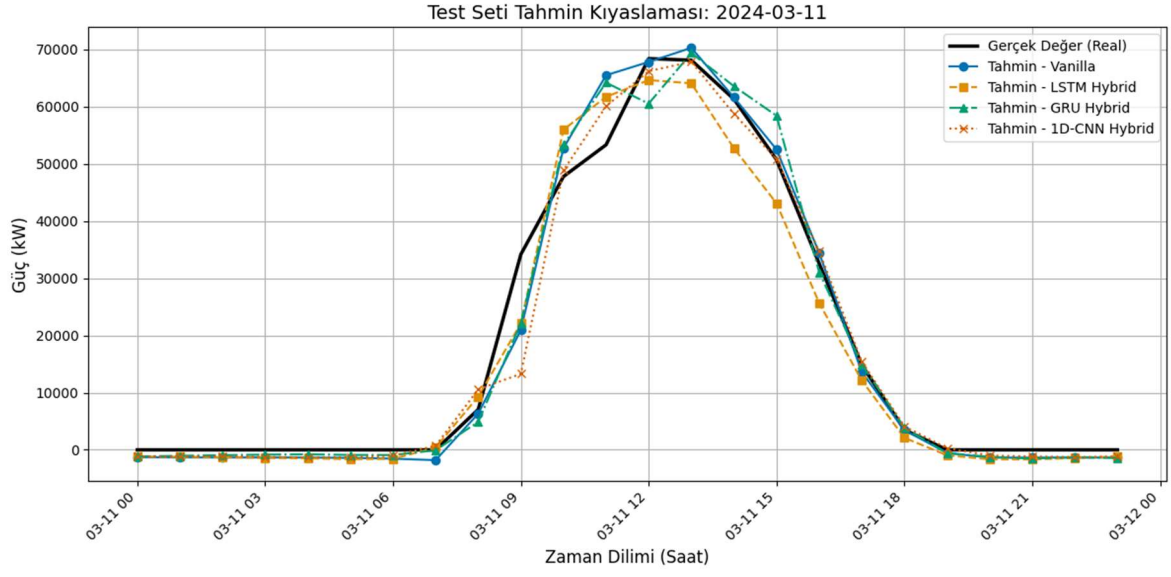


Test Seti Tahmin Kıyaslaması: 2024-03-09

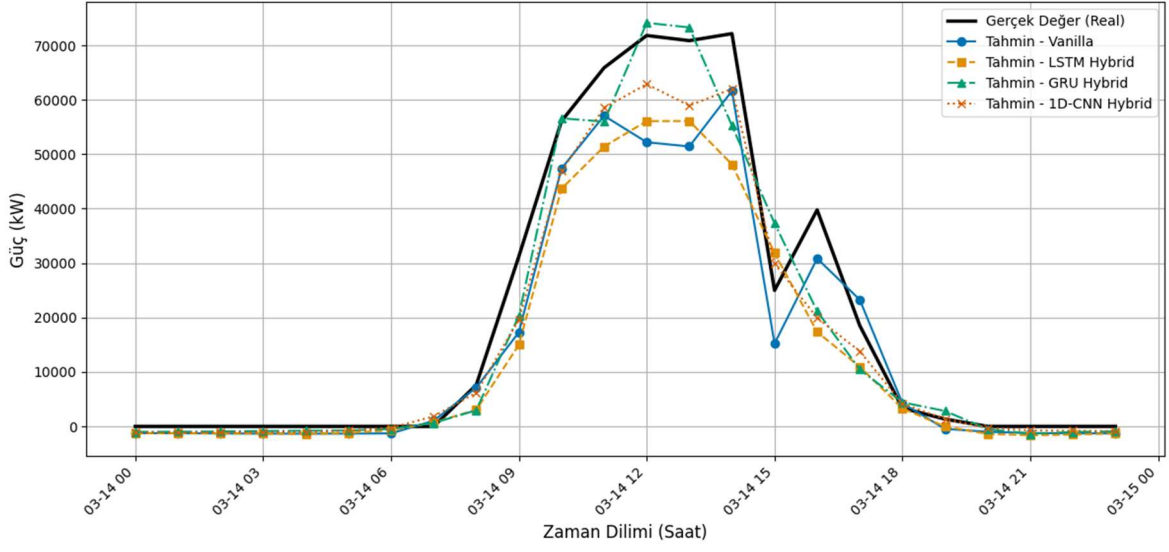


Test Seti Tahmin Kıyaslaması: 2024-03-10

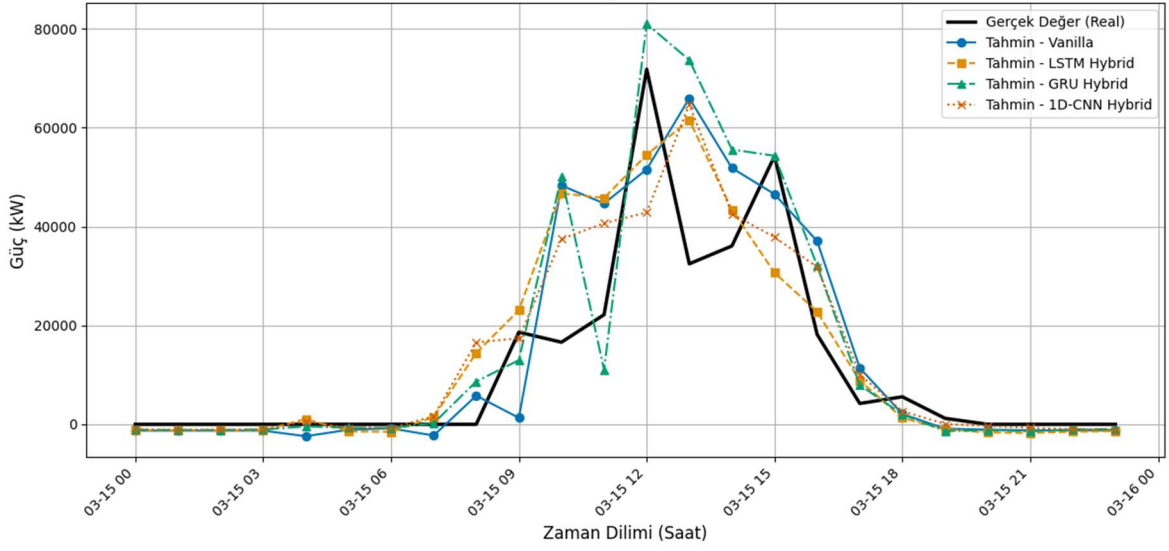




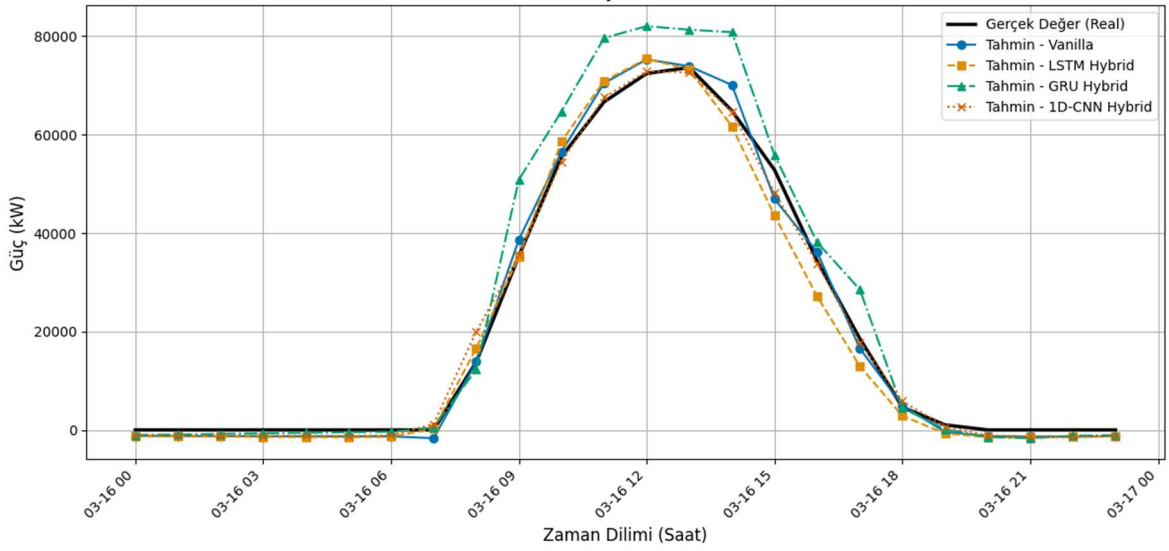
Test Seti Tahmin Kıyaslaması: 2024-03-14



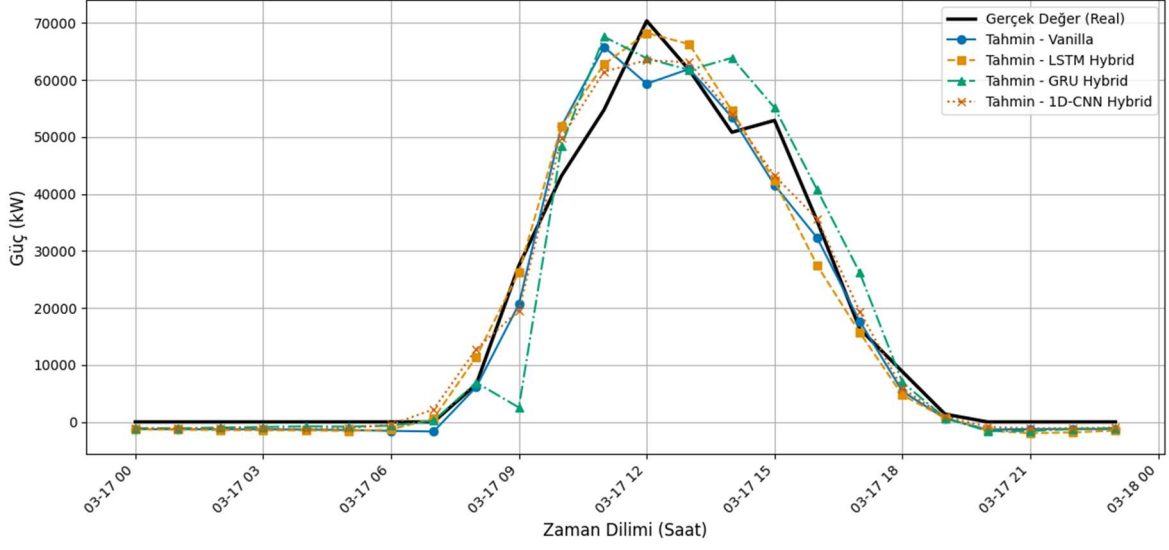
Test Seti Tahmin Kıyaslaması: 2024-03-15



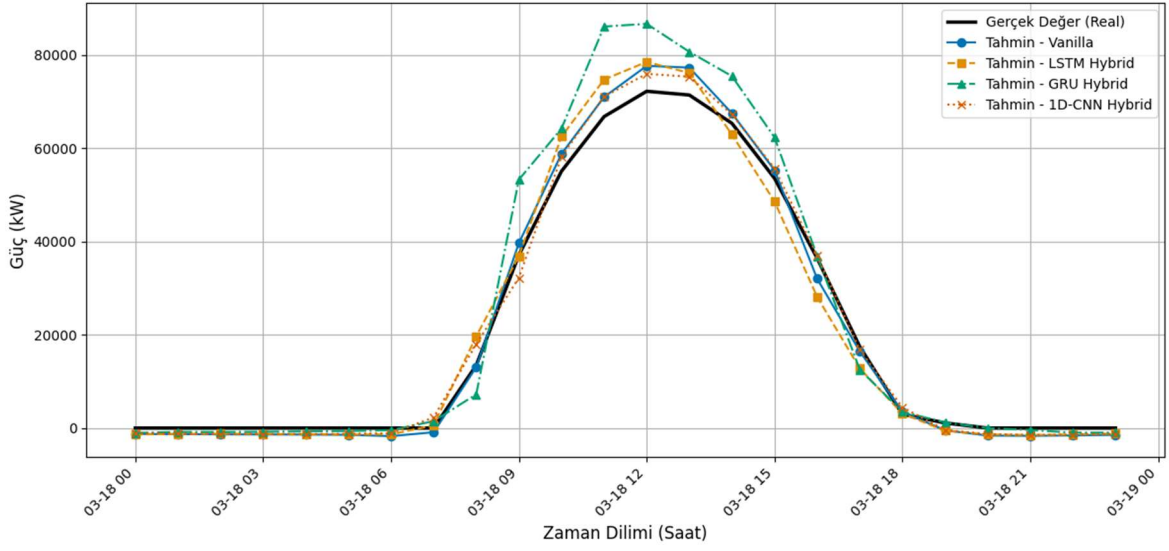
Test Seti Tahmin Kıyaslaması: 2024-03-16



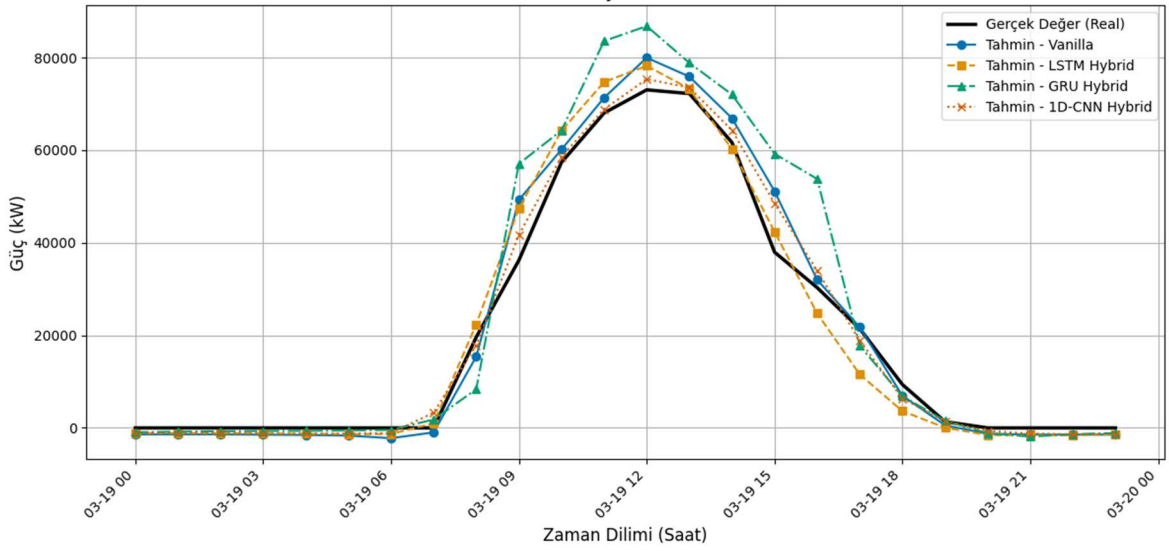
Test Seti Tahmin Kıyaslaması: 2024-03-17



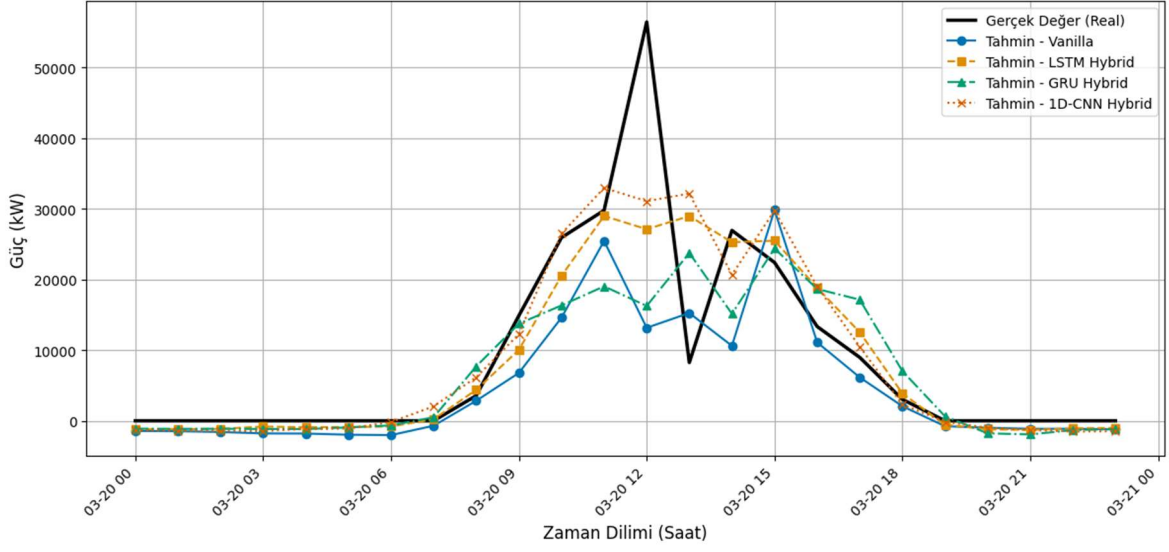
Test Seti Tahmin Kıyaslaması: 2024-03-18



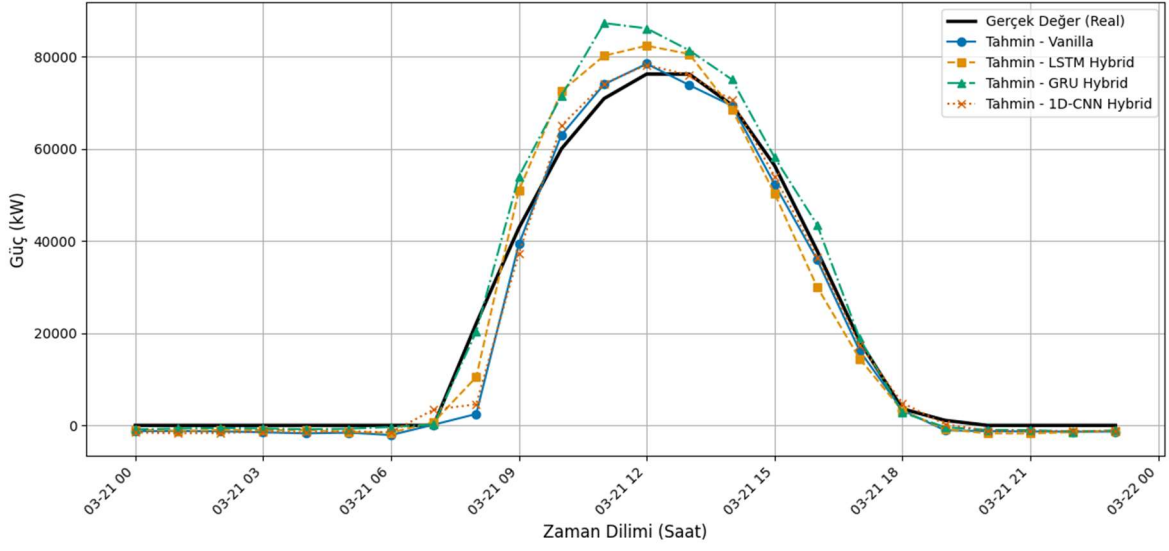
Test Seti Tahmin Kıyaslaması: 2024-03-19



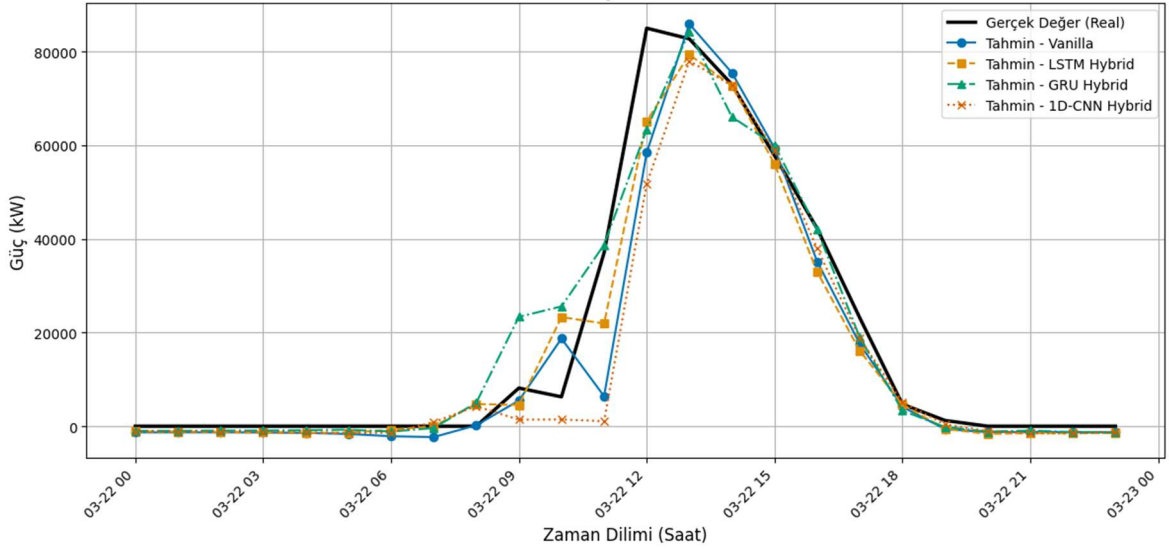
Test Seti Tahmin Kıyaslaması: 2024-03-20



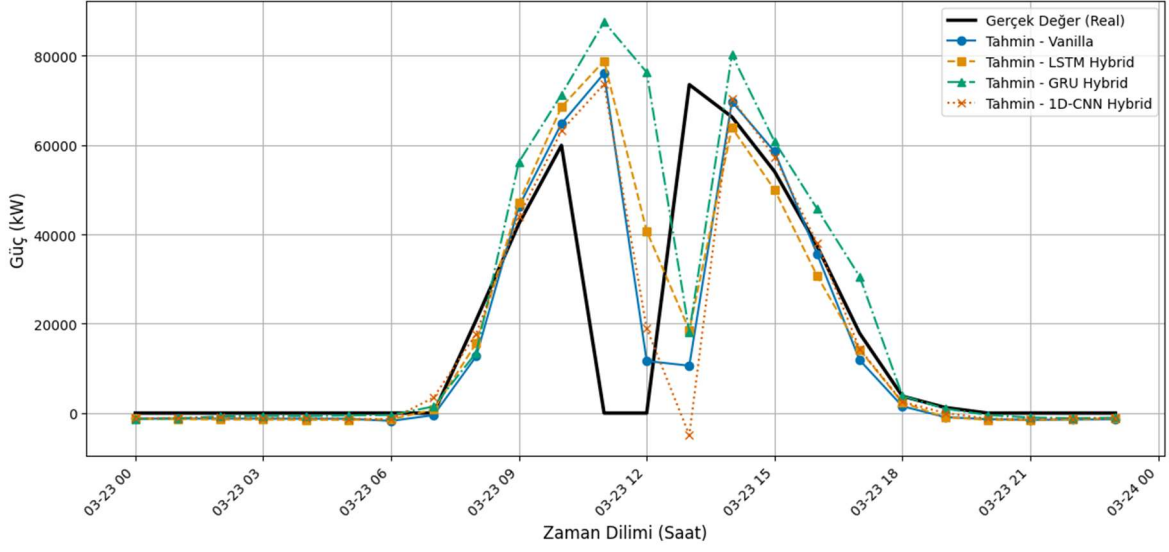
Test Seti Tahmin Kıyaslaması: 2024-03-21



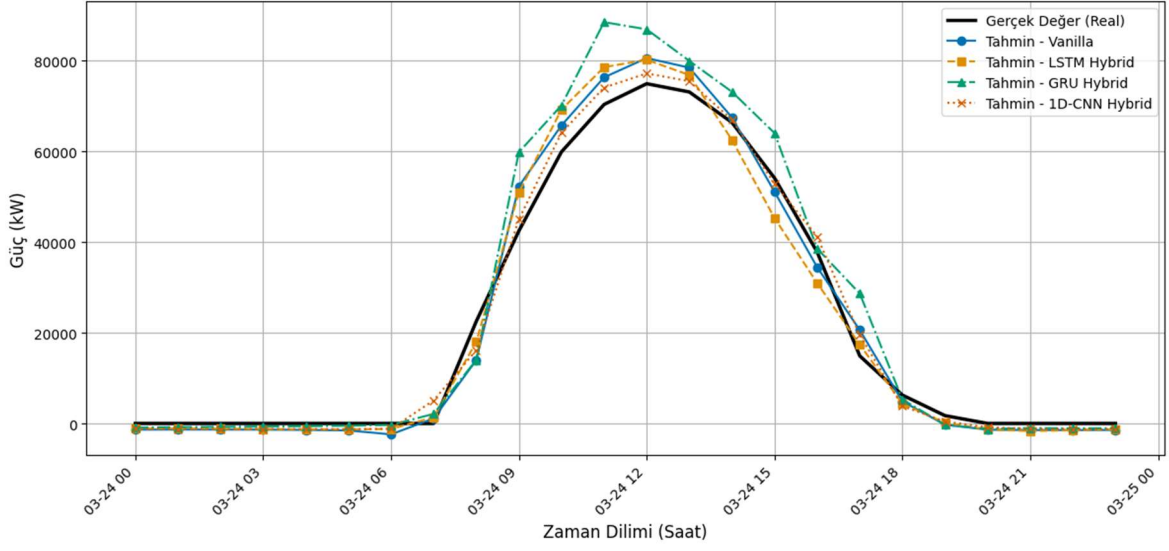
Test Seti Tahmin Kıyaslaması: 2024-03-22



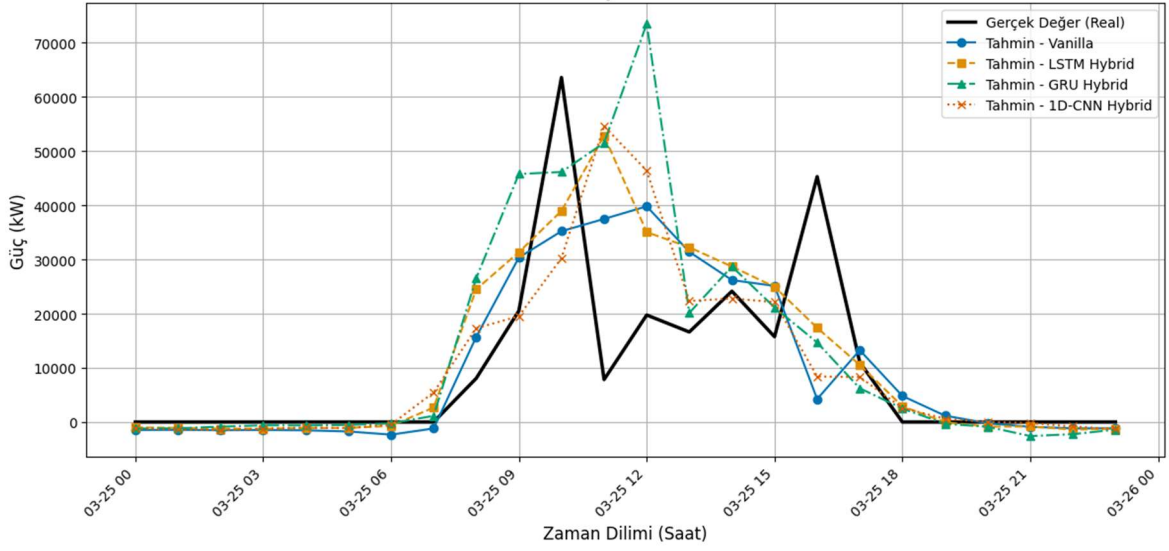
Test Seti Tahmin Kıyaslaması: 2024-03-23

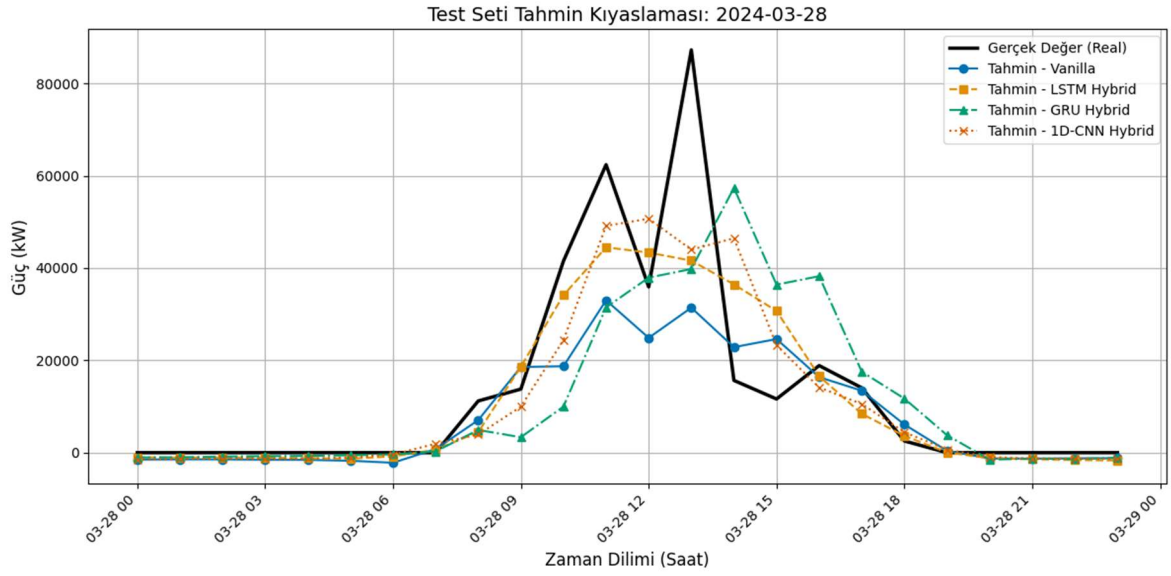
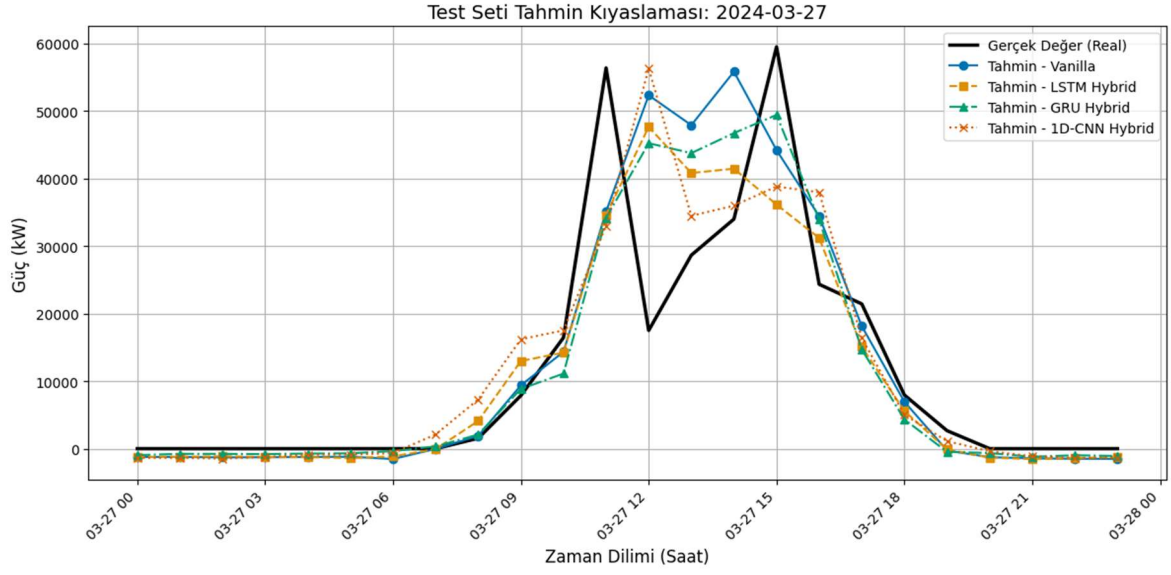
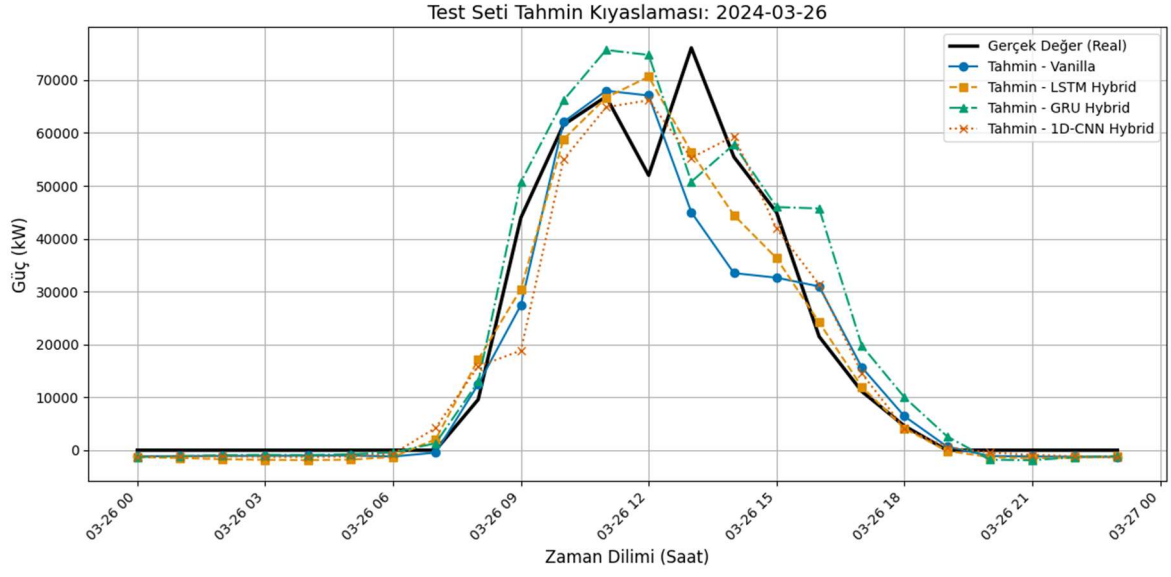


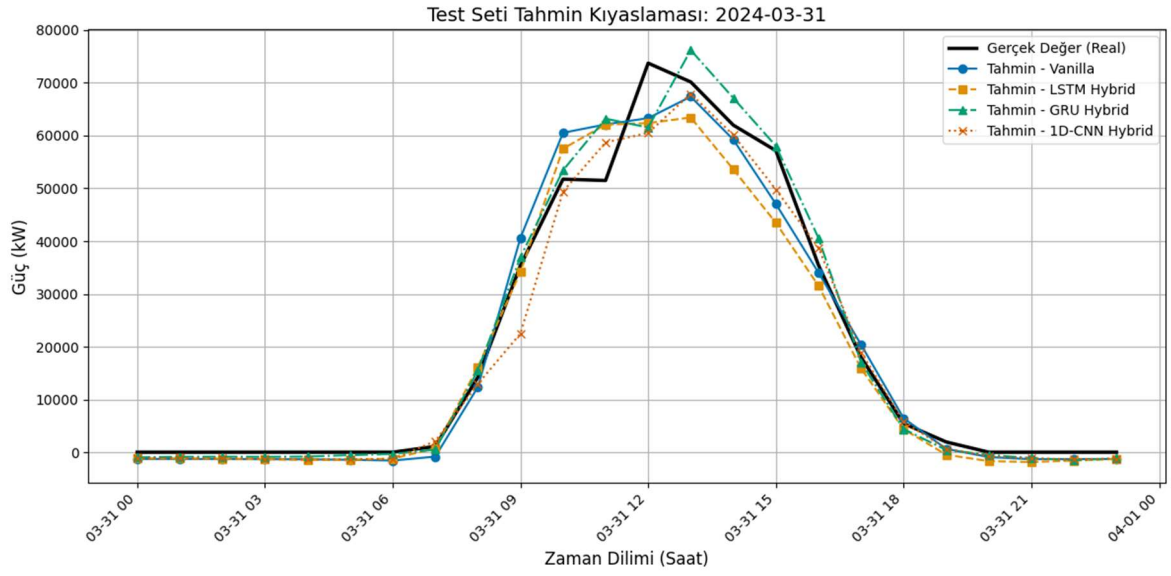
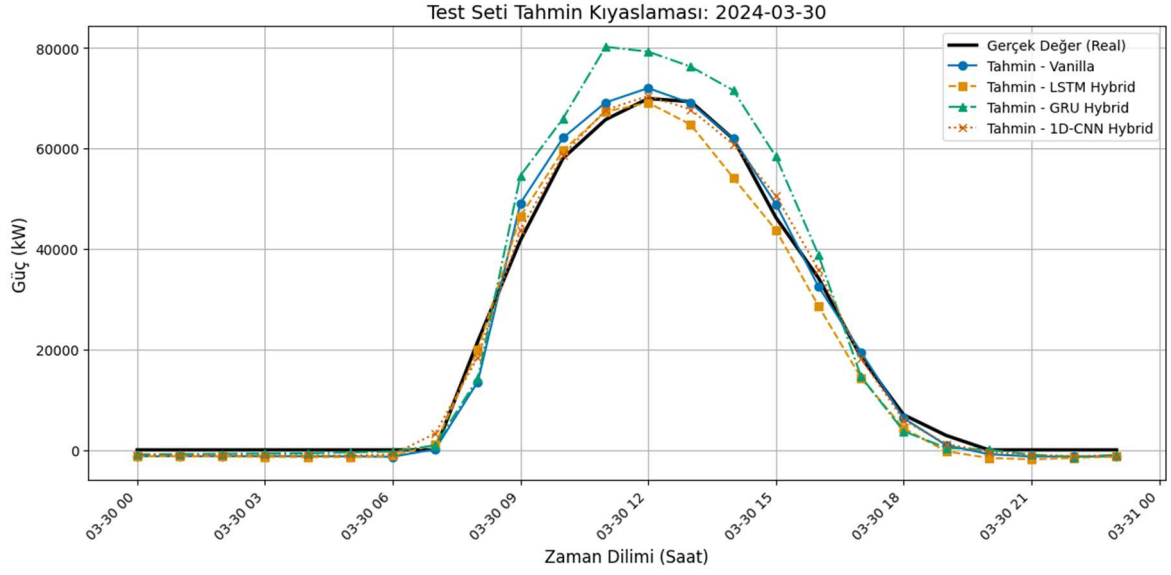
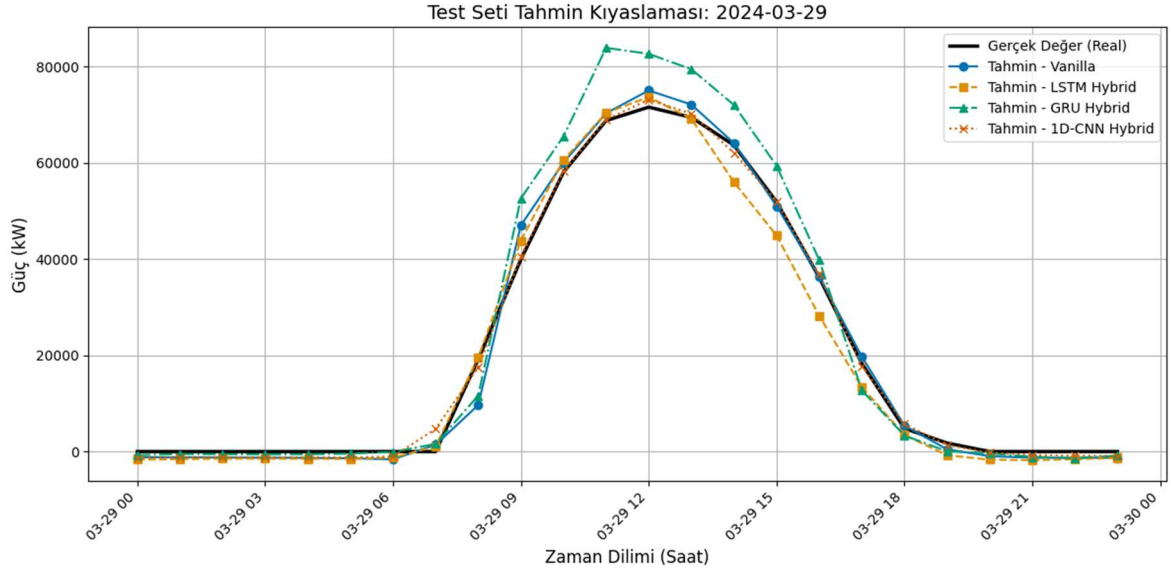
Test Seti Tahmin Kıyaslaması: 2024-03-24



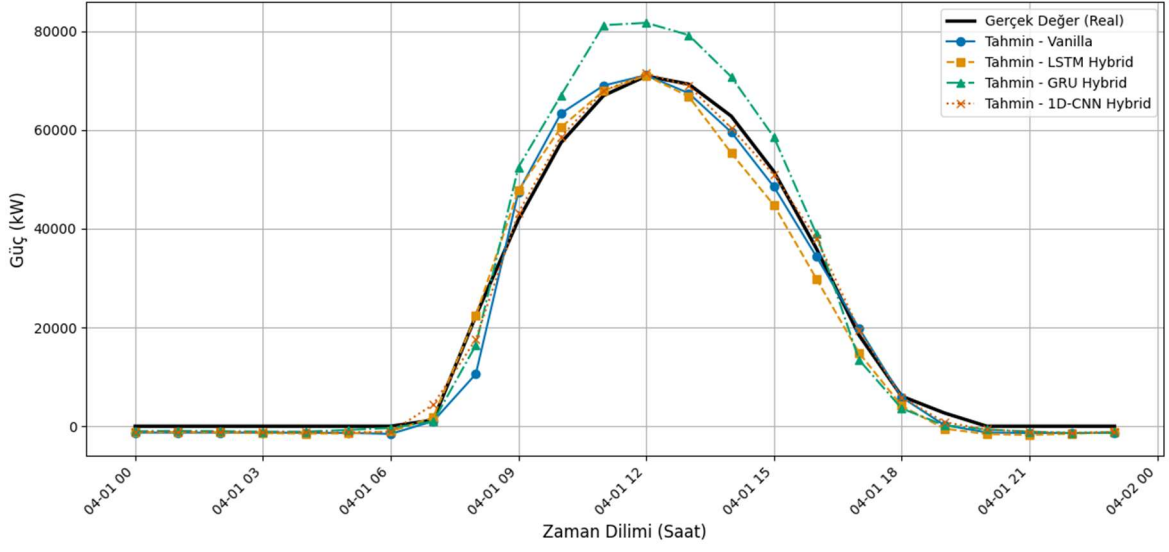
Test Seti Tahmin Kıyaslaması: 2024-03-25



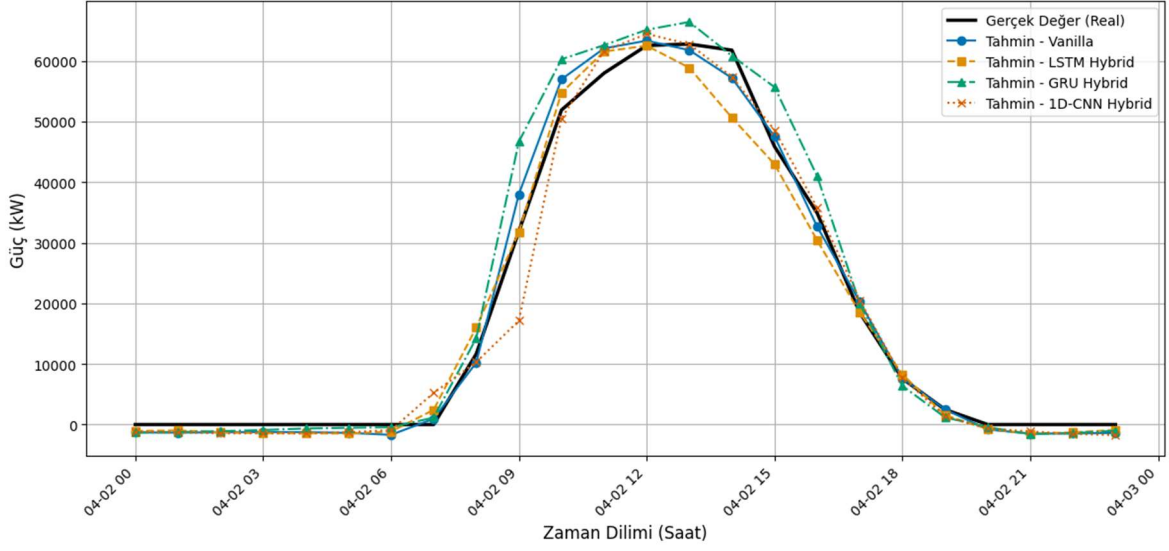




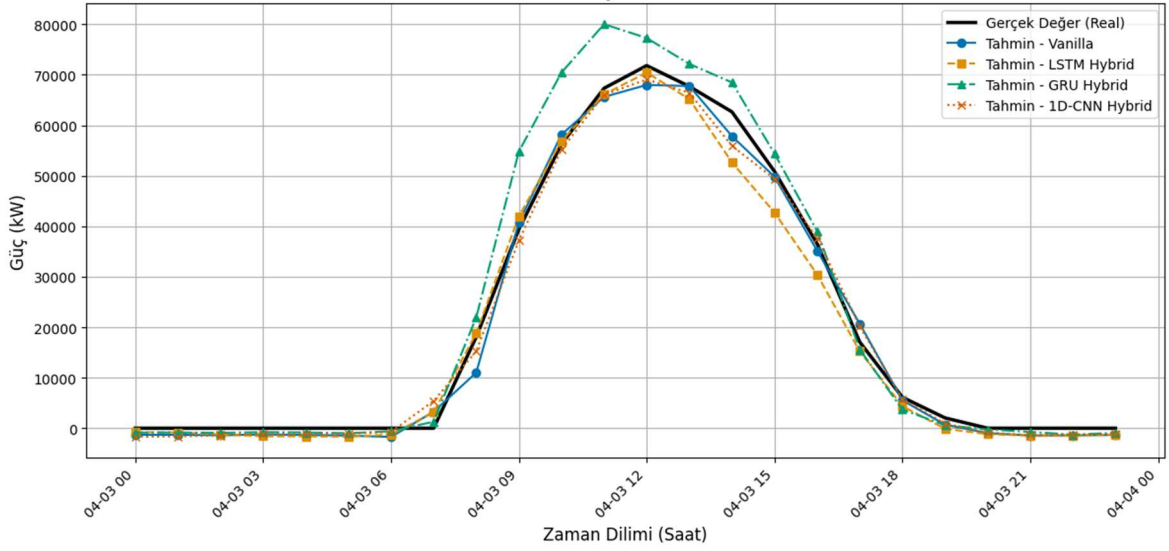
Test Seti Tahmin Kıyaslaması: 2024-04-01

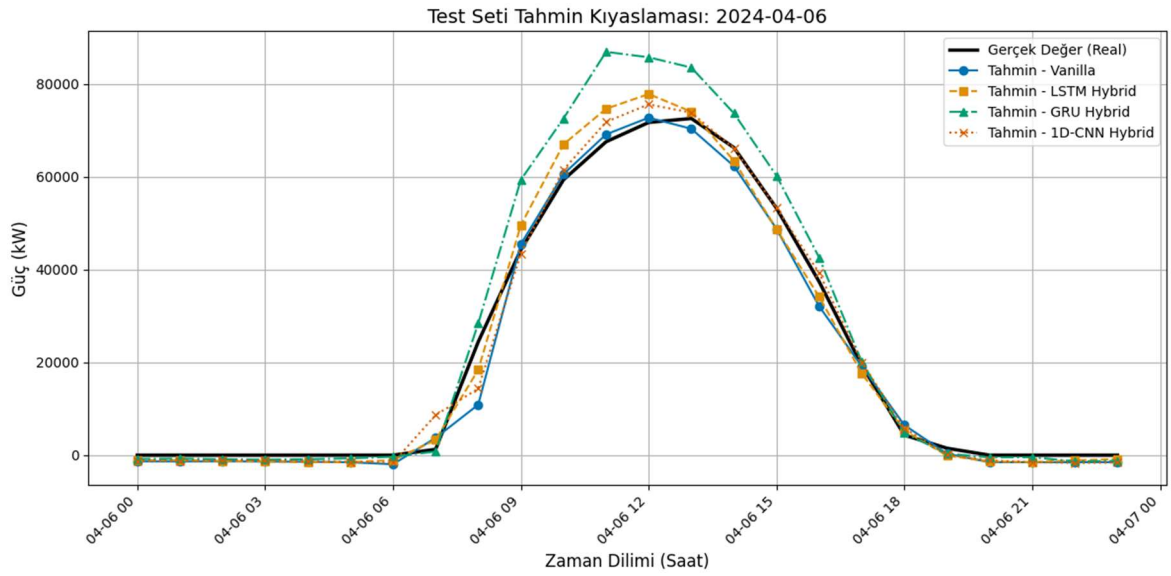
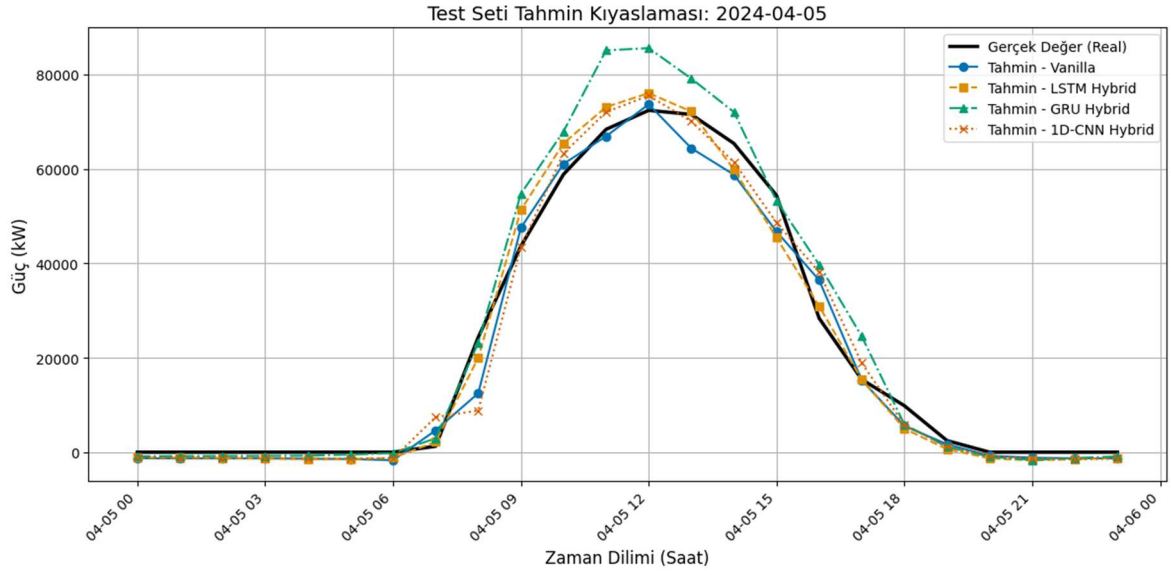
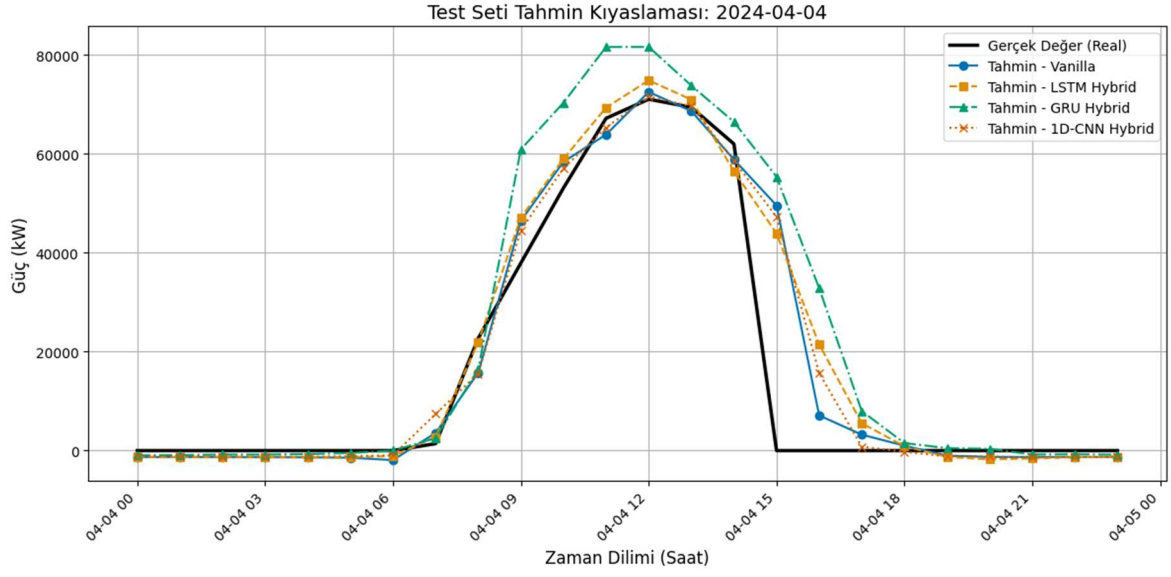


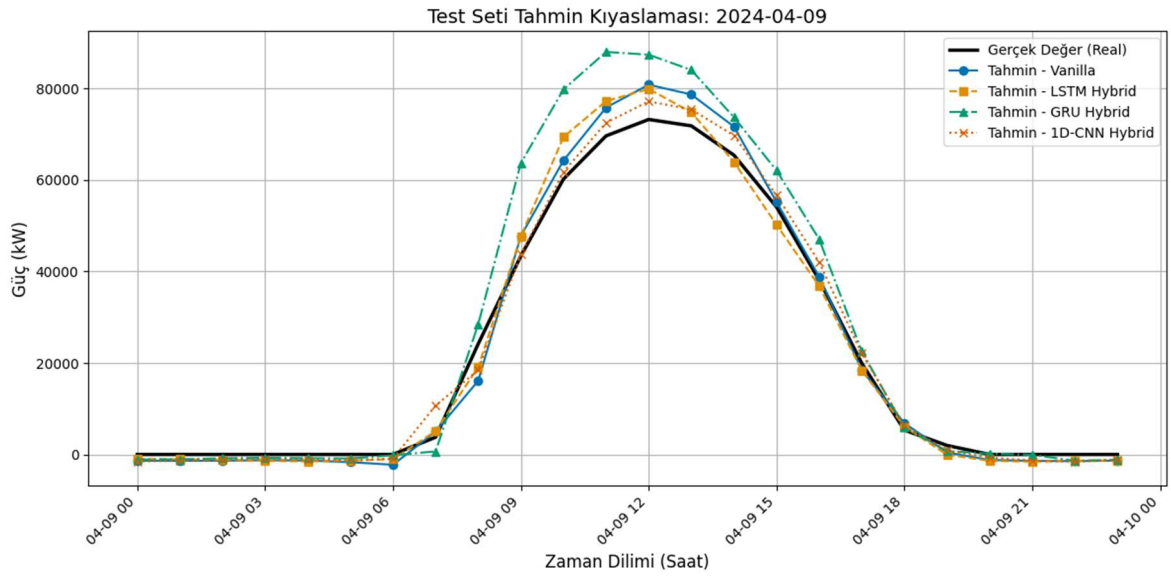
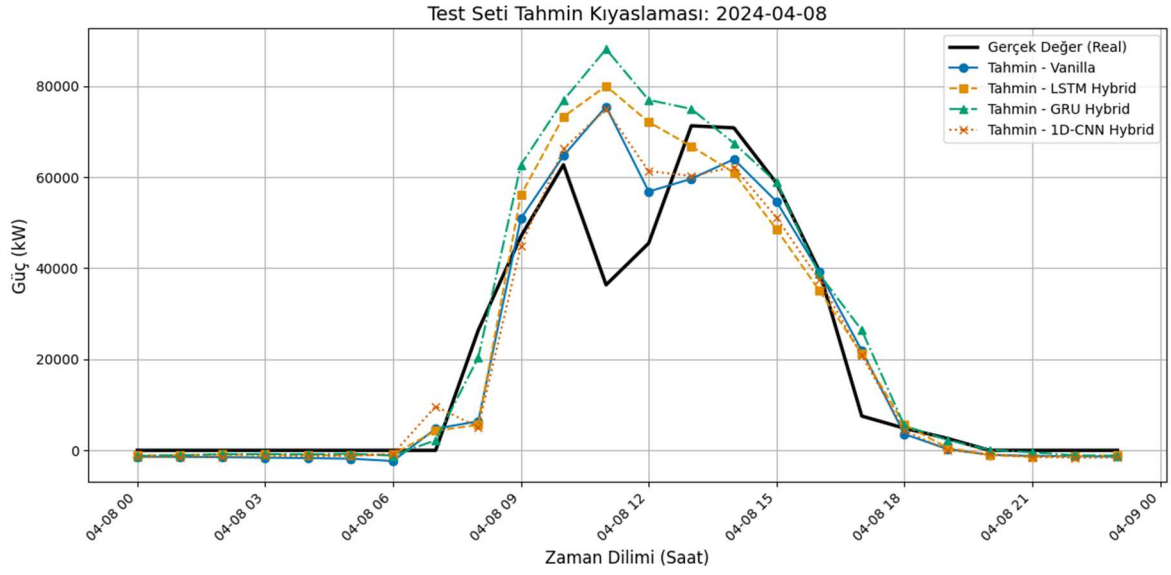
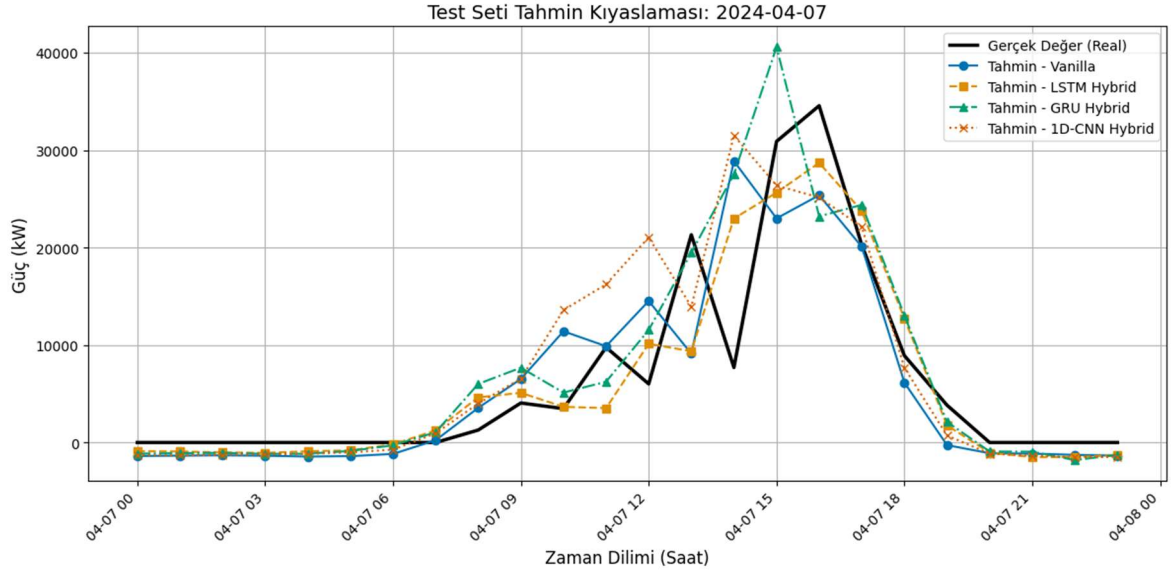
Test Seti Tahmin Kıyaslaması: 2024-04-02



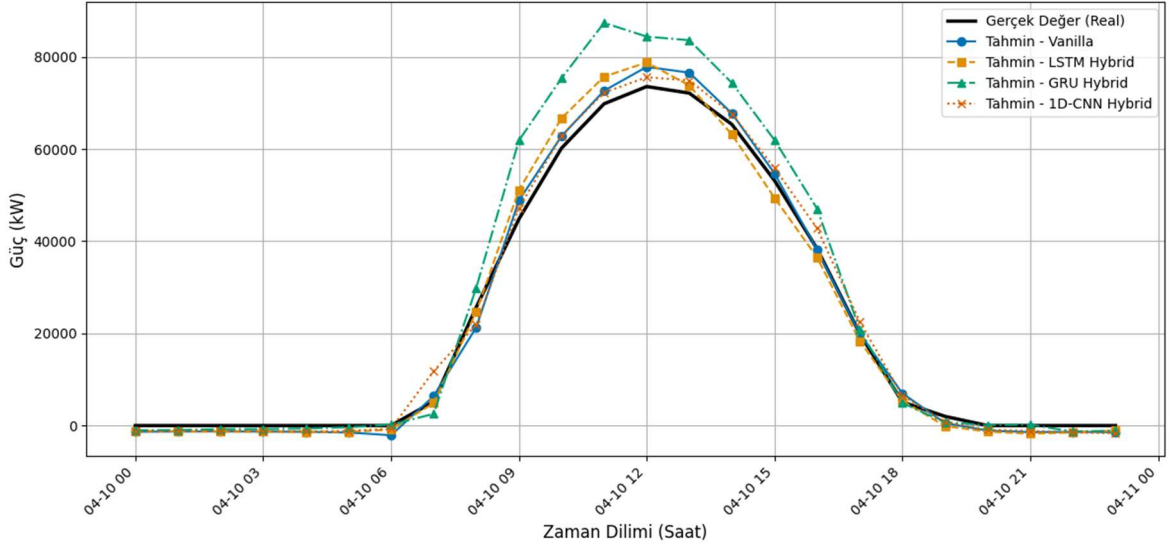
Test Seti Tahmin Kıyaslaması: 2024-04-03



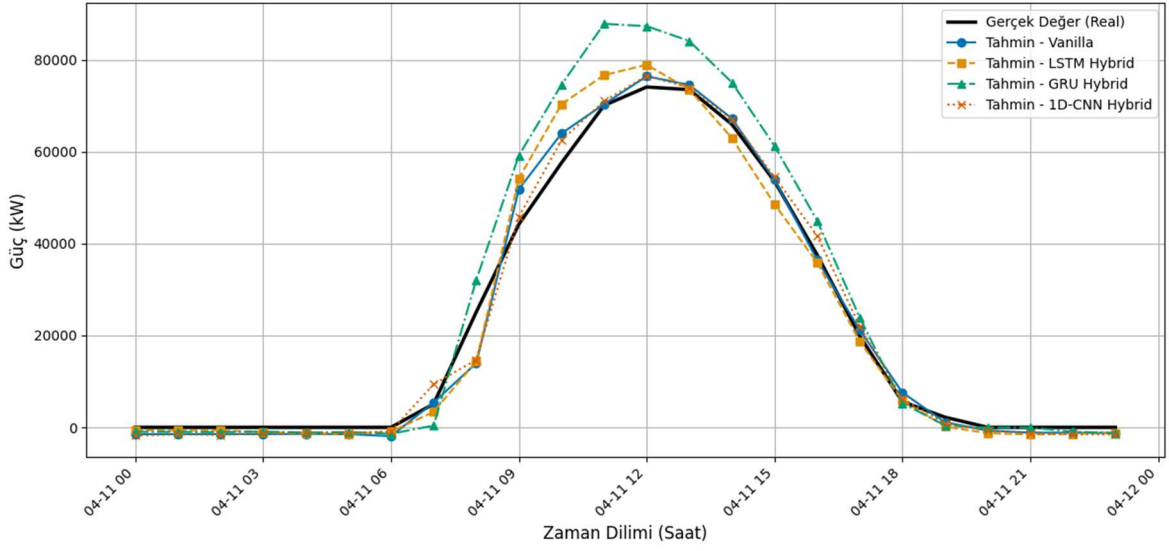




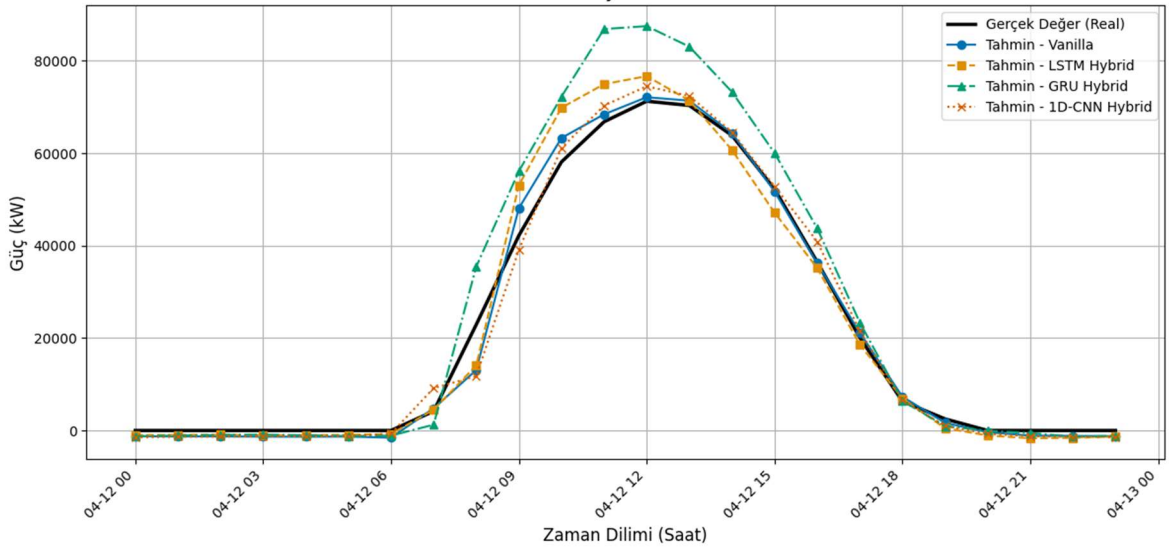
Test Seti Tahmin Kıyaslaması: 2024-04-10



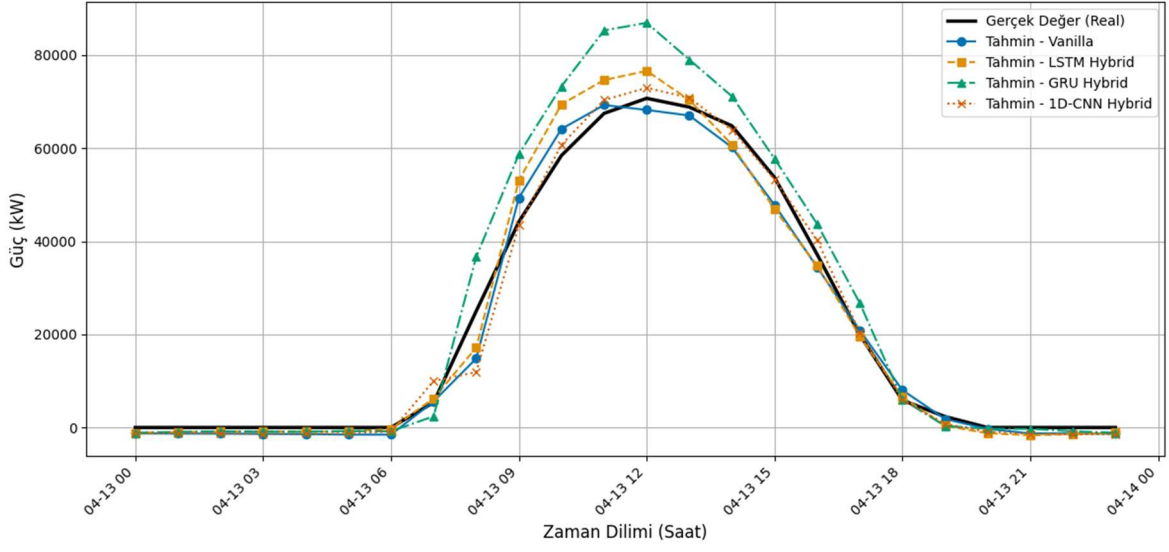
Test Seti Tahmin Kıyaslaması: 2024-04-11



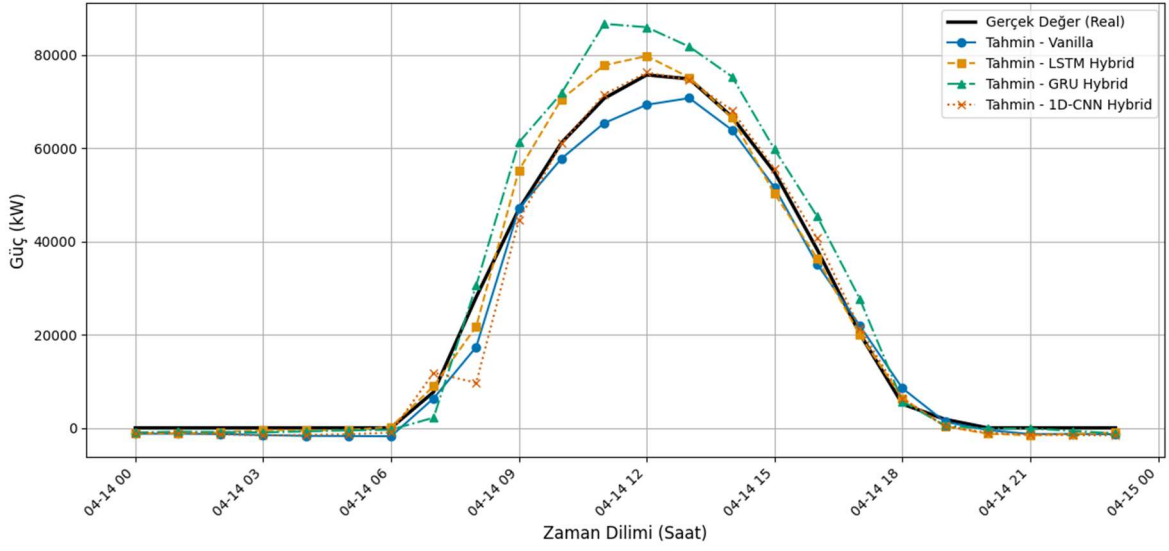
Test Seti Tahmin Kıyaslaması: 2024-04-12



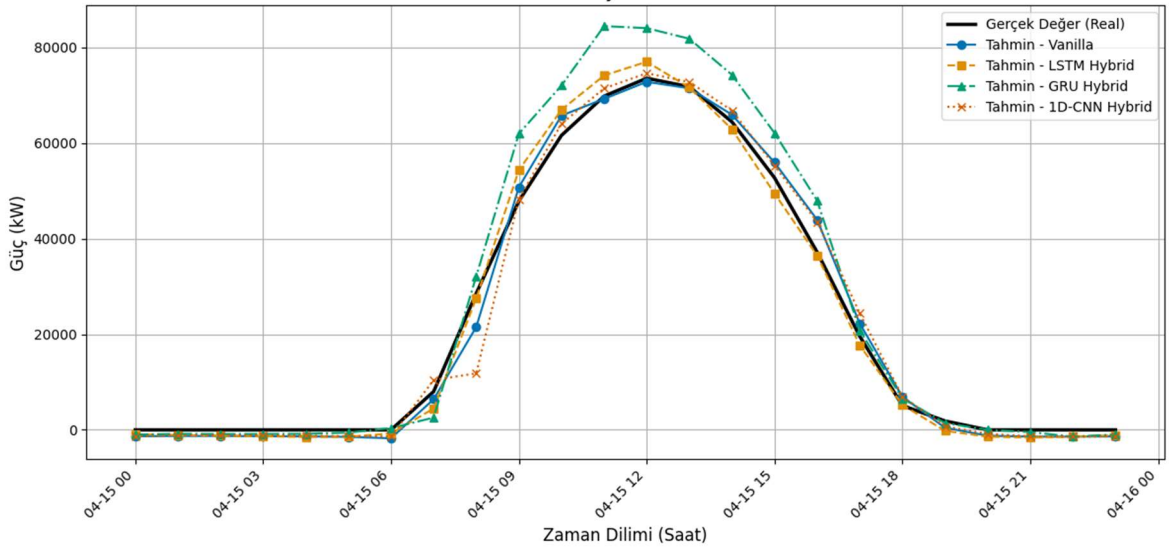
Test Seti Tahmin Kıyaslaması: 2024-04-13



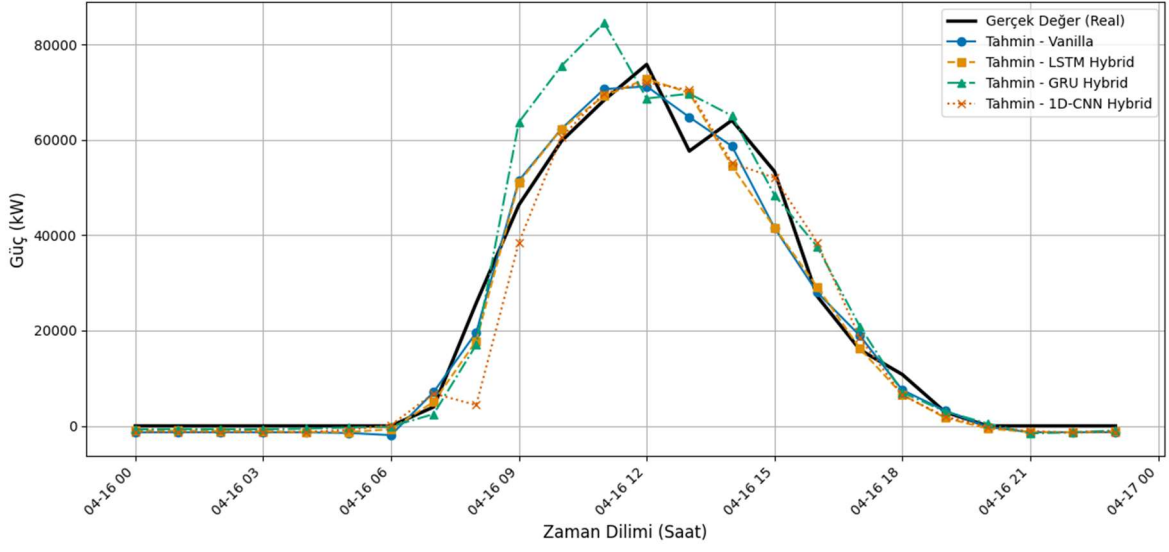
Test Seti Tahmin Kıyaslaması: 2024-04-14



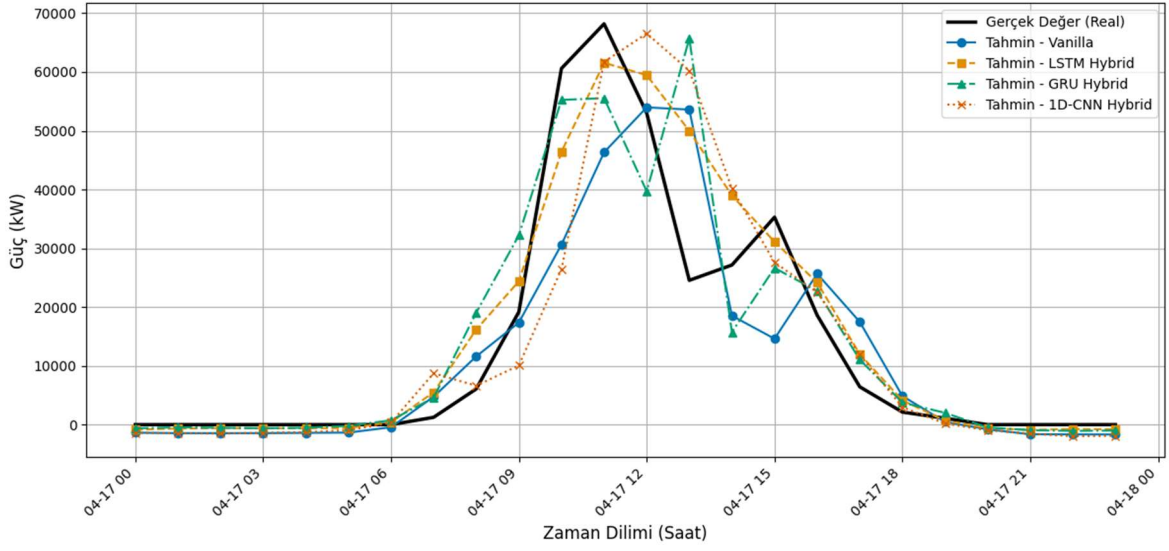
Test Seti Tahmin Kıyaslaması: 2024-04-15



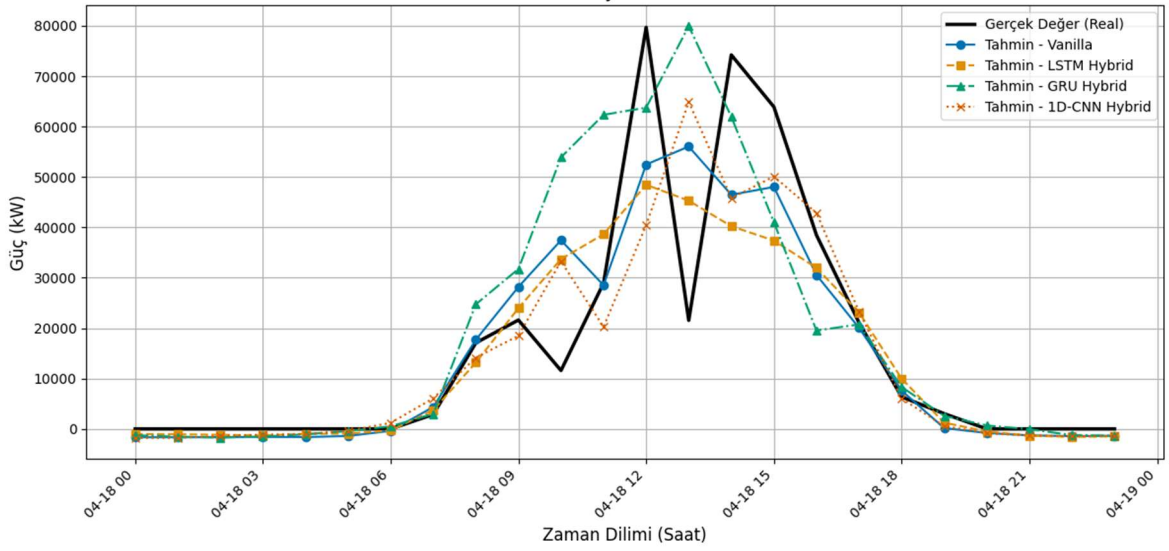
Test Seti Tahmin Kıyaslaması: 2024-04-16

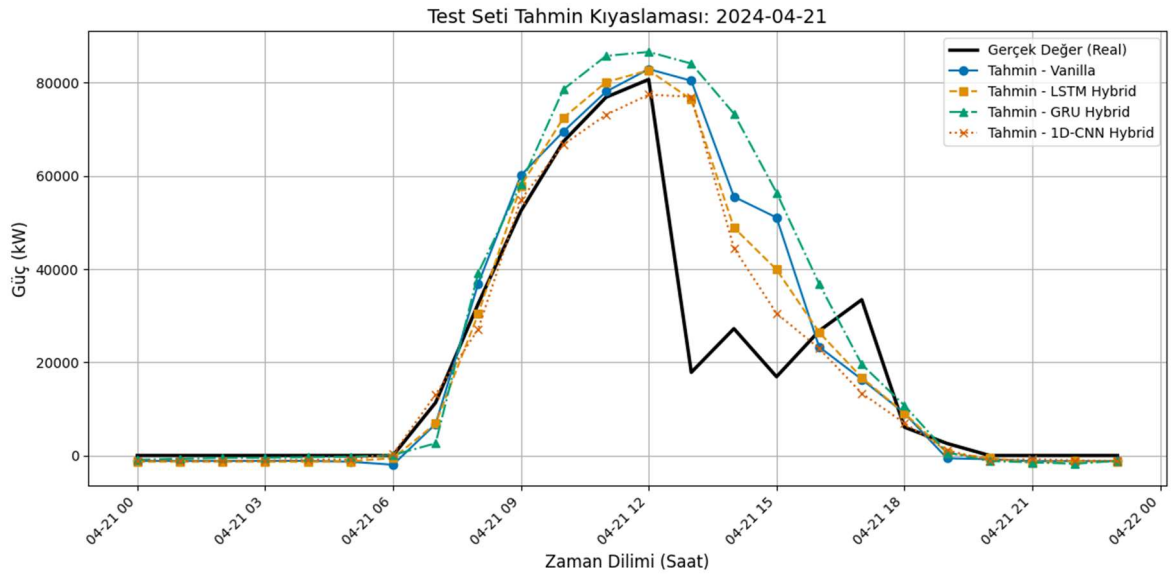
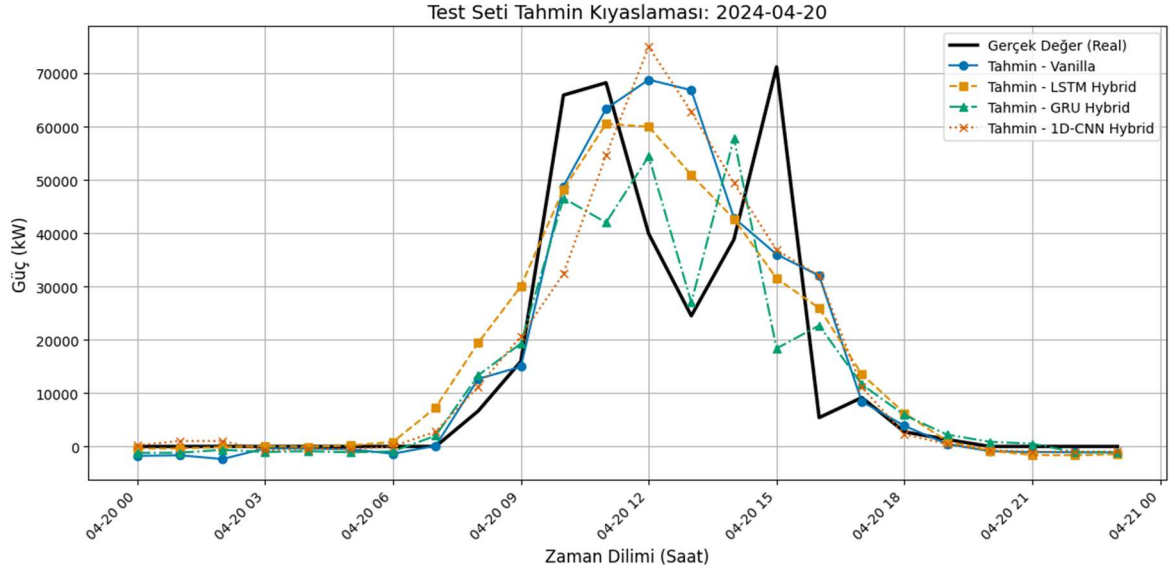
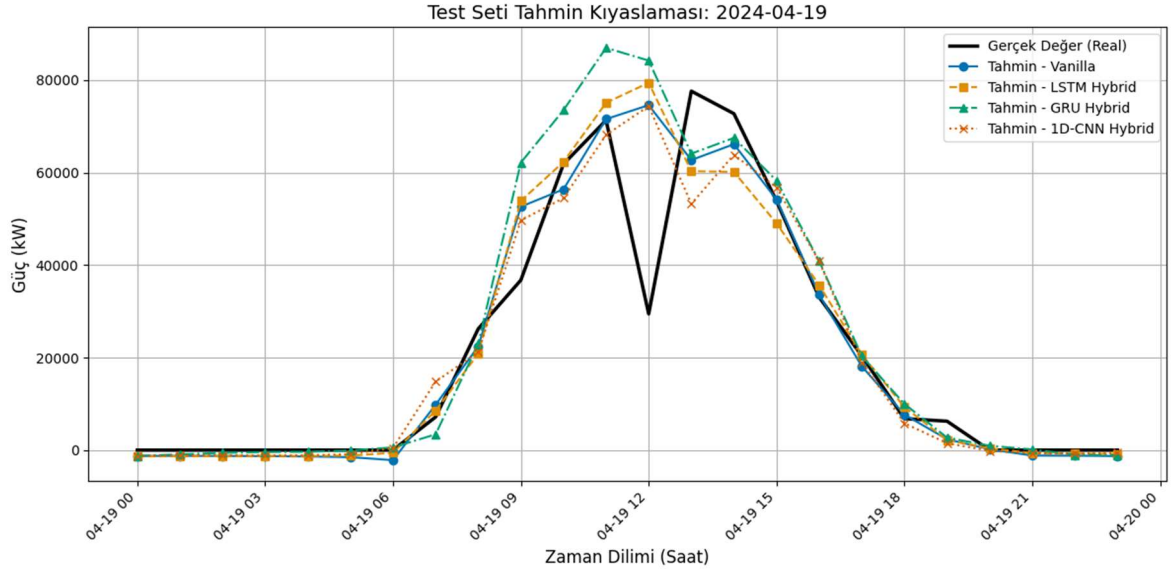


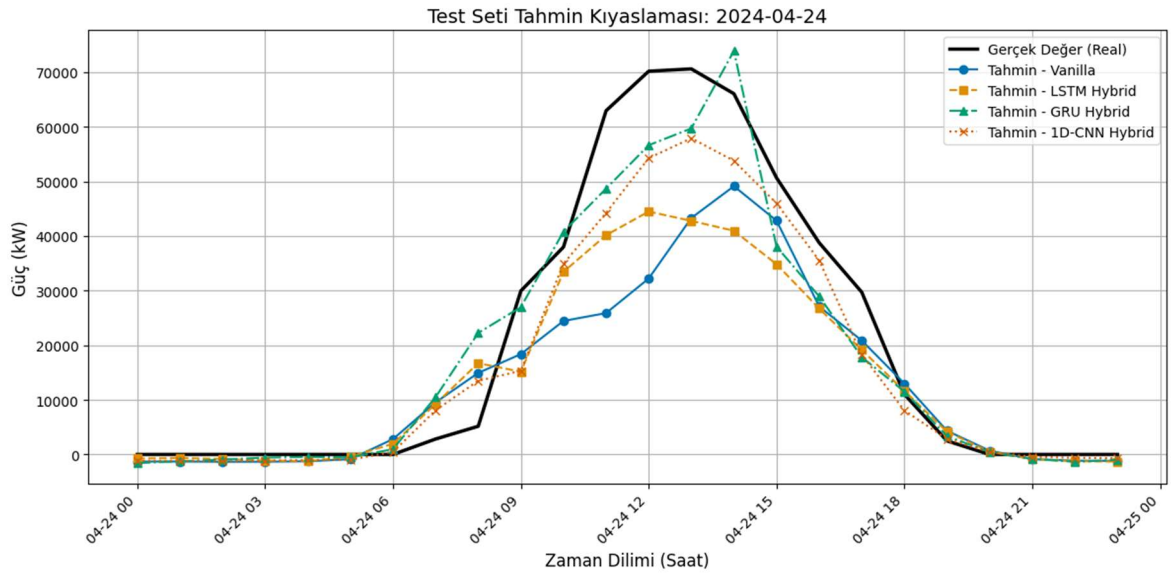
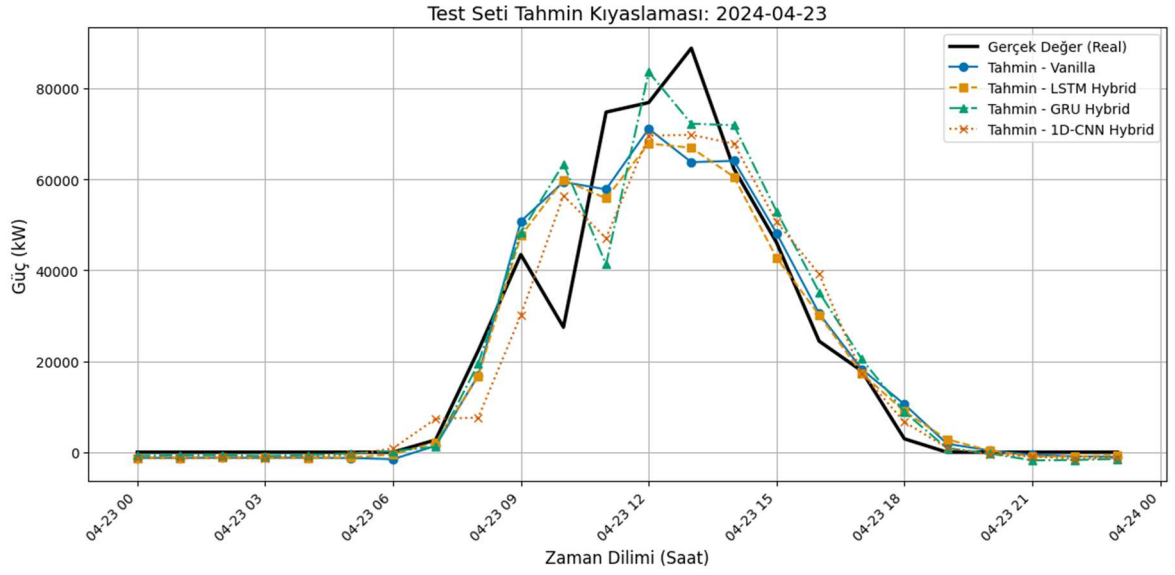
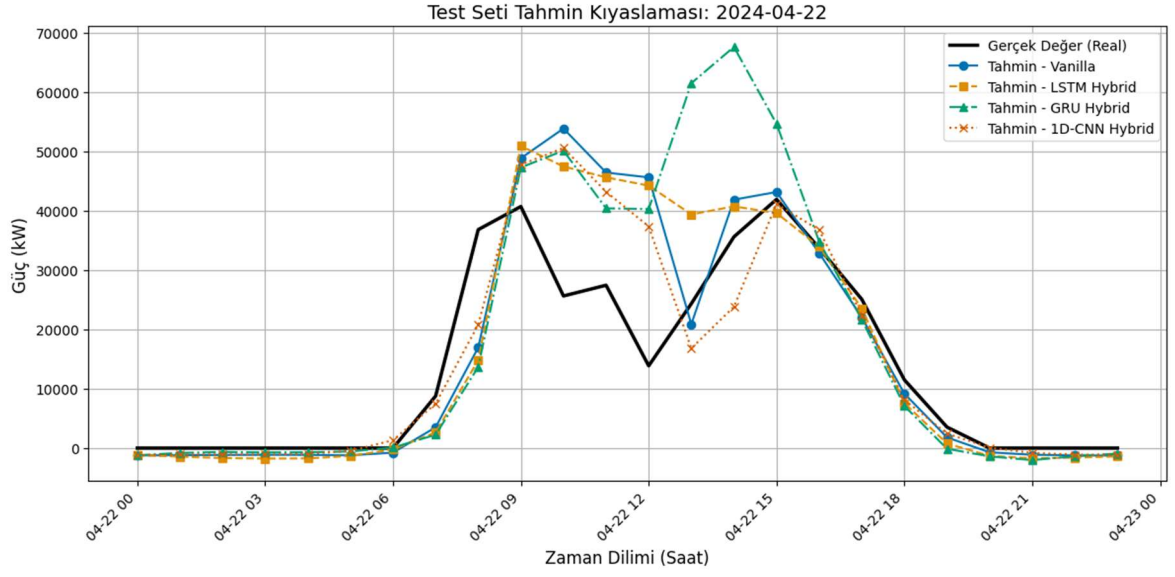
Test Seti Tahmin Kıyaslaması: 2024-04-17



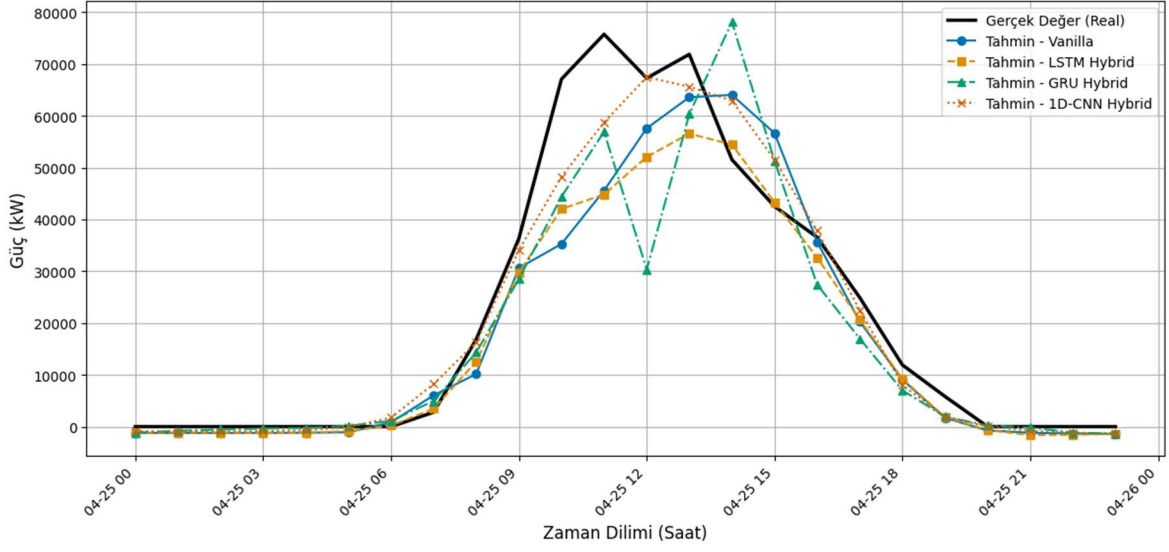
Test Seti Tahmin Kıyaslaması: 2024-04-18



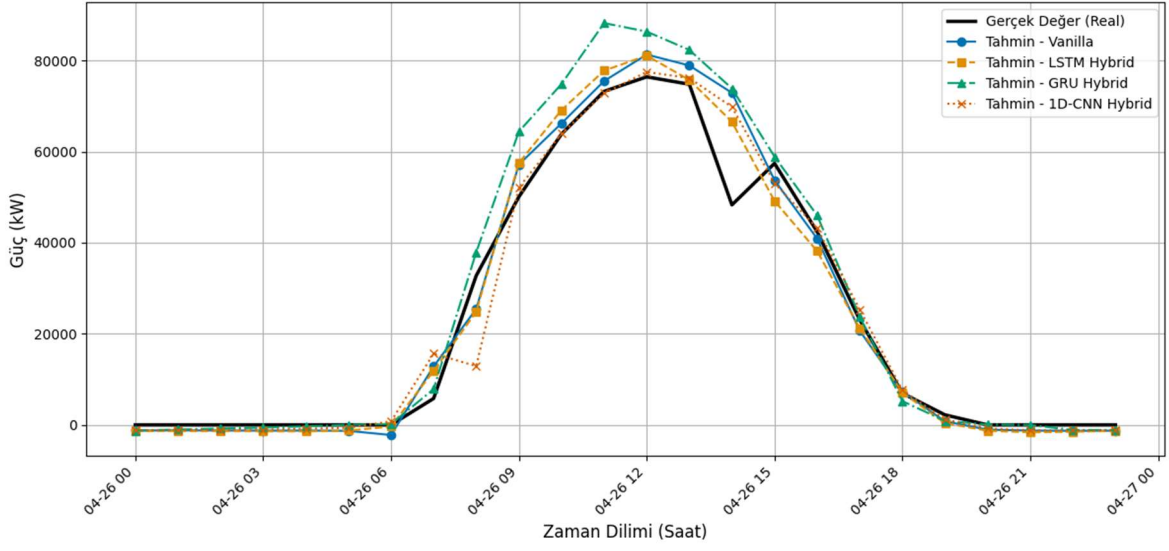




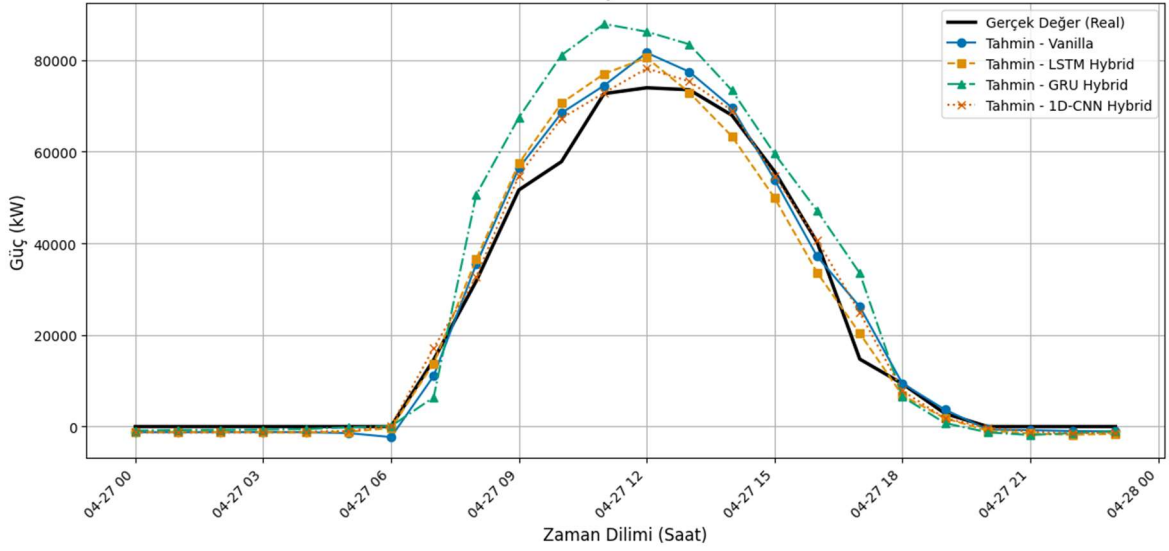
Test Seti Tahmin Kıyaslaması: 2024-04-25

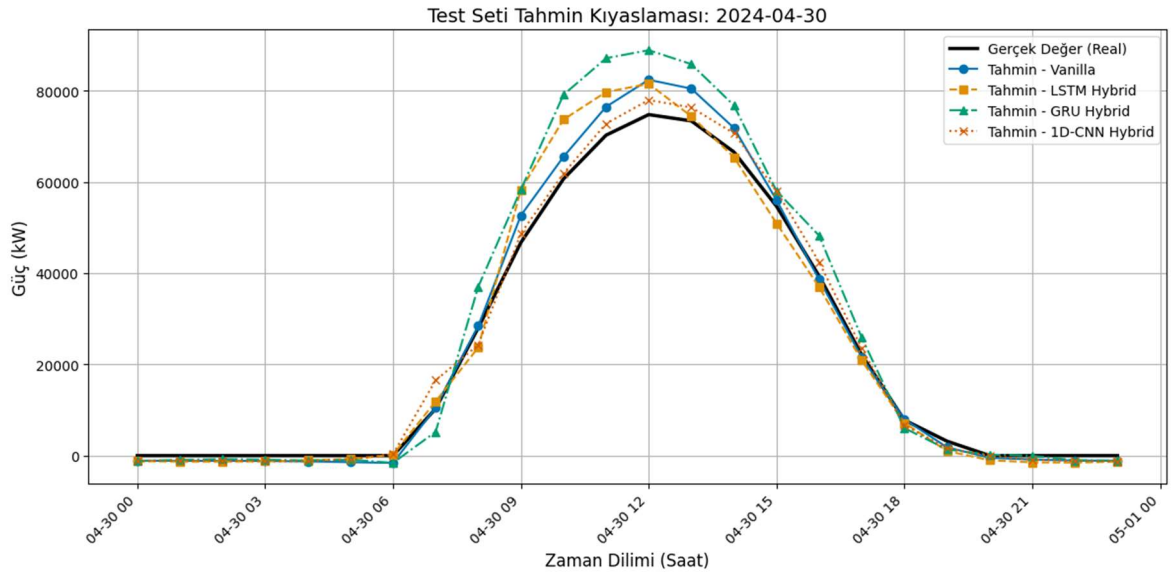
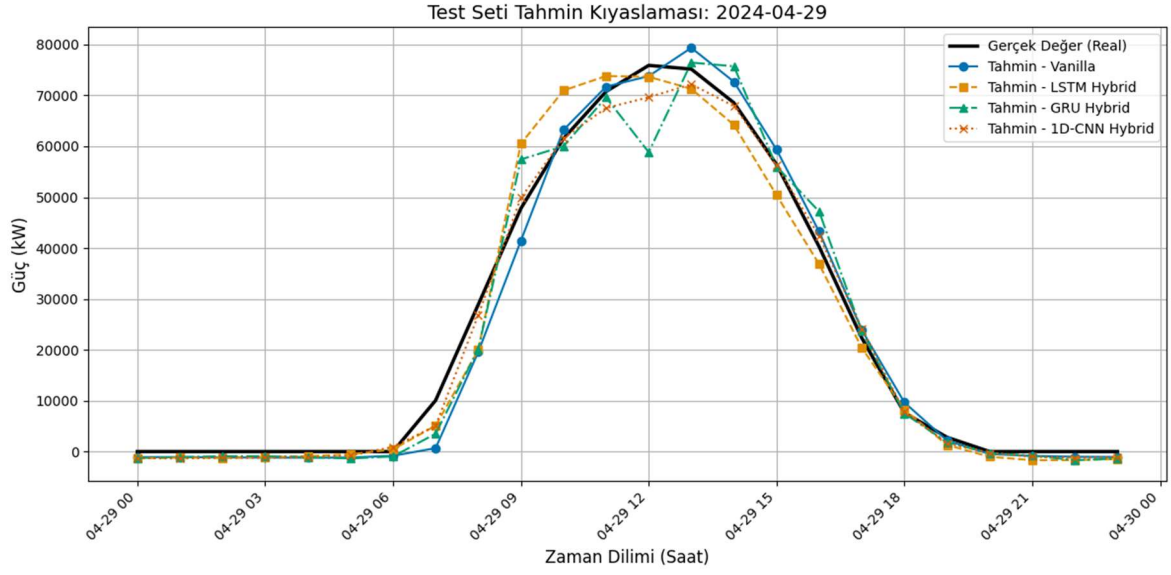
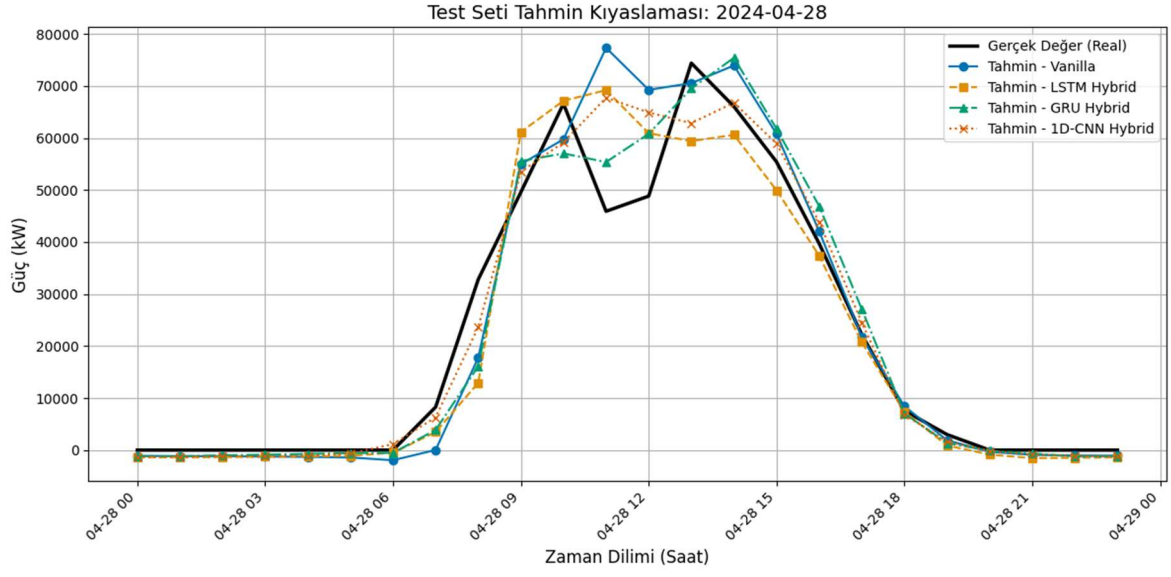


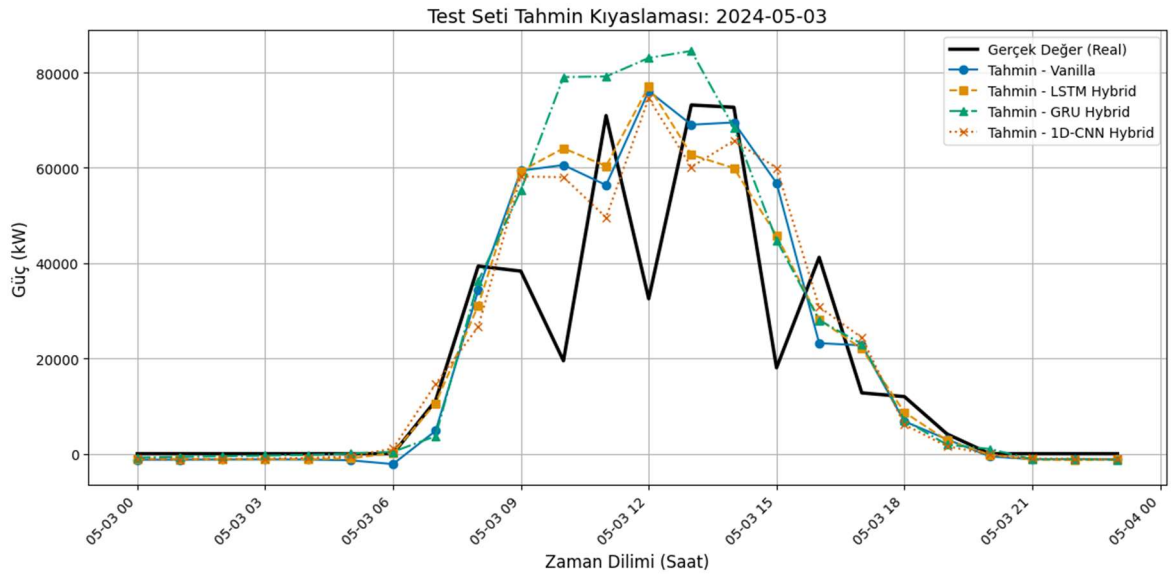
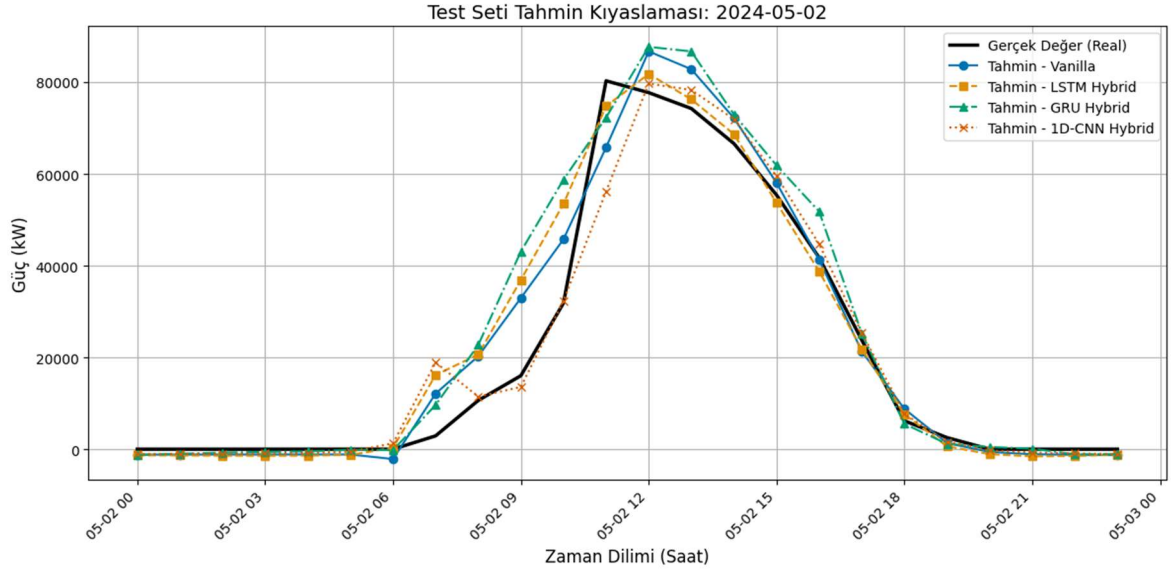
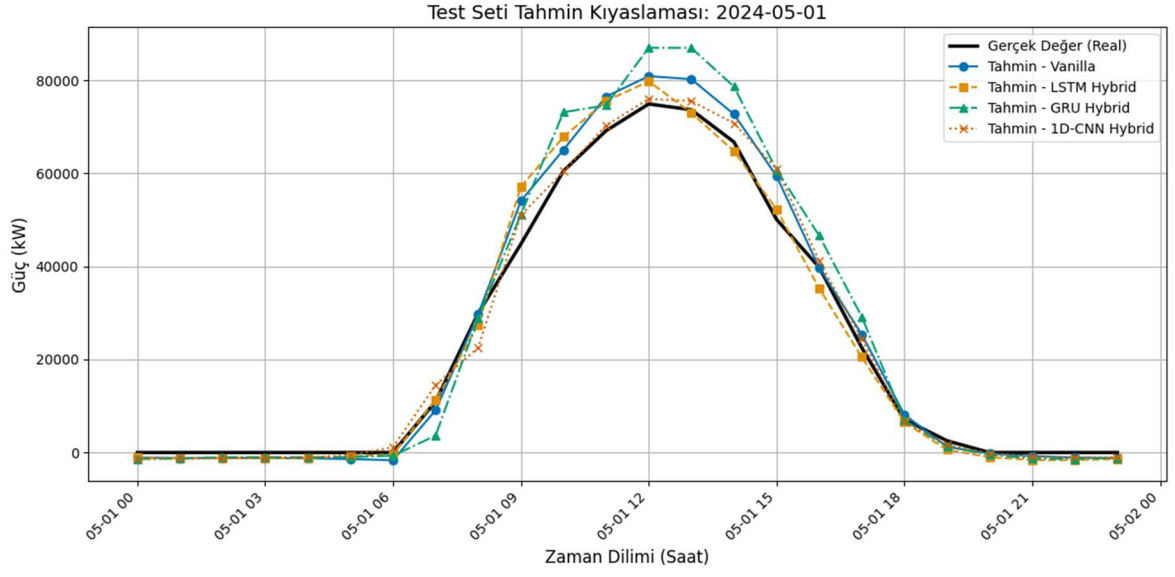
Test Seti Tahmin Kıyaslaması: 2024-04-26

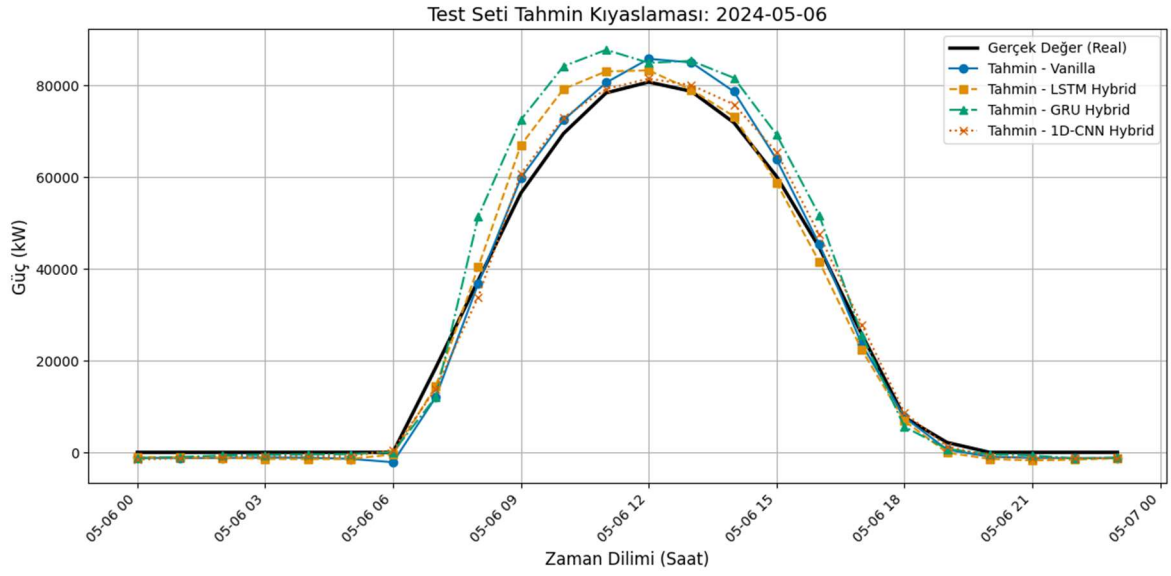
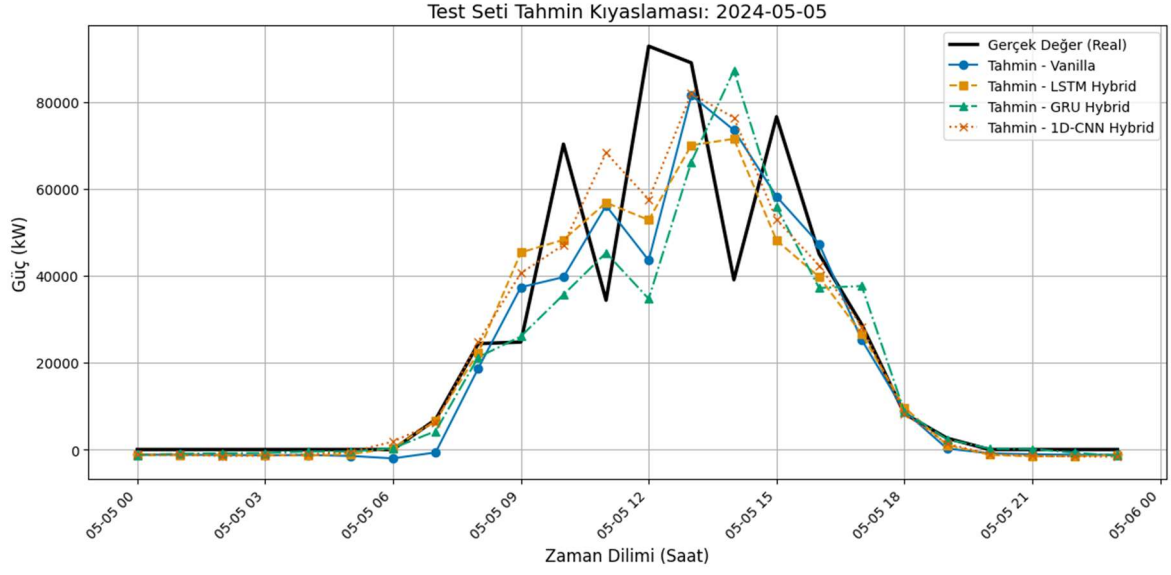
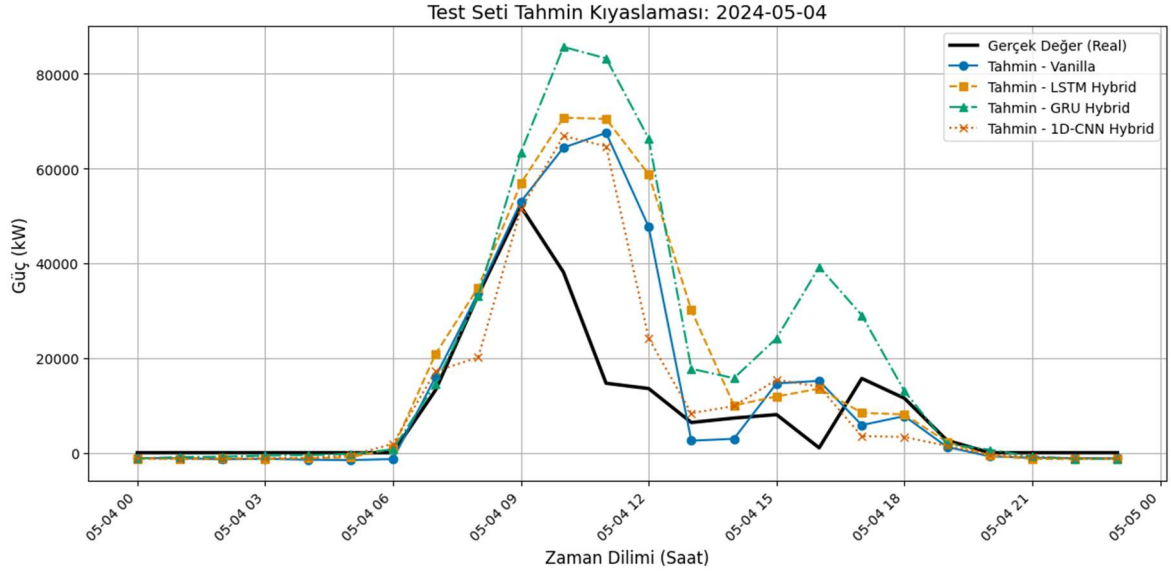


Test Seti Tahmin Kıyaslaması: 2024-04-27

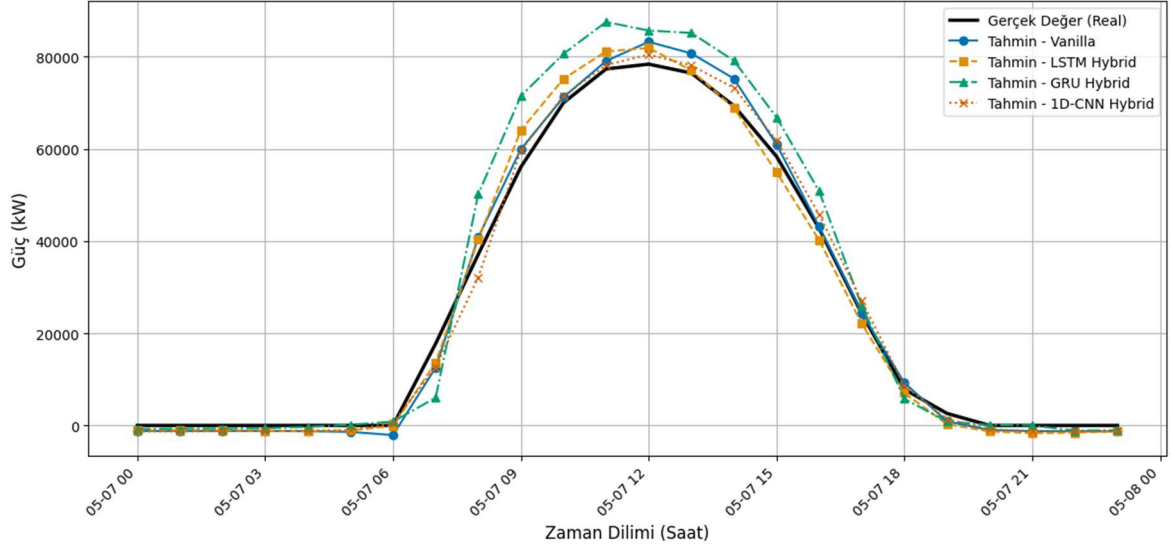




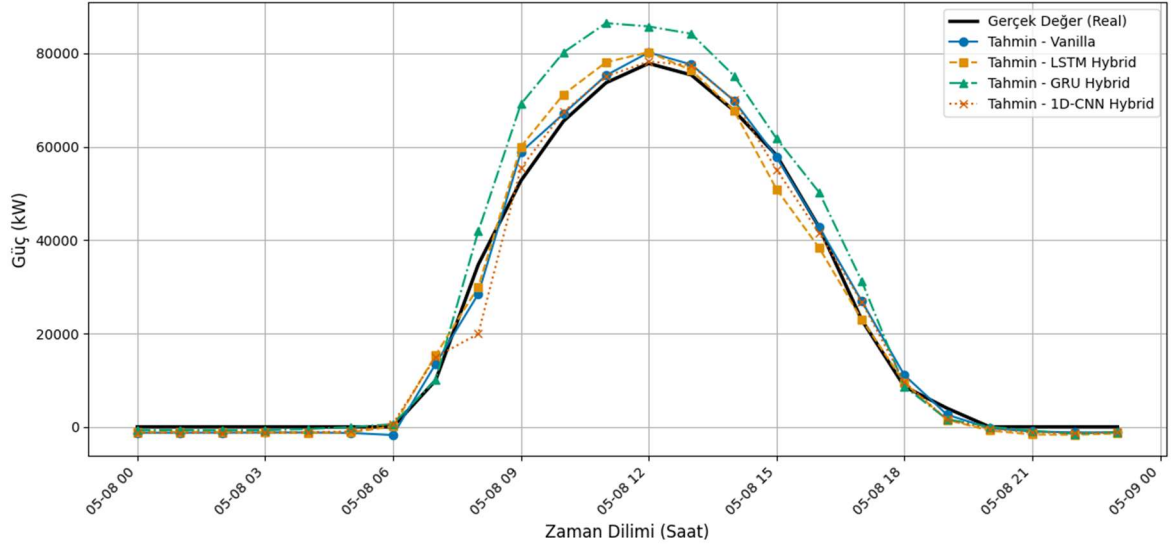




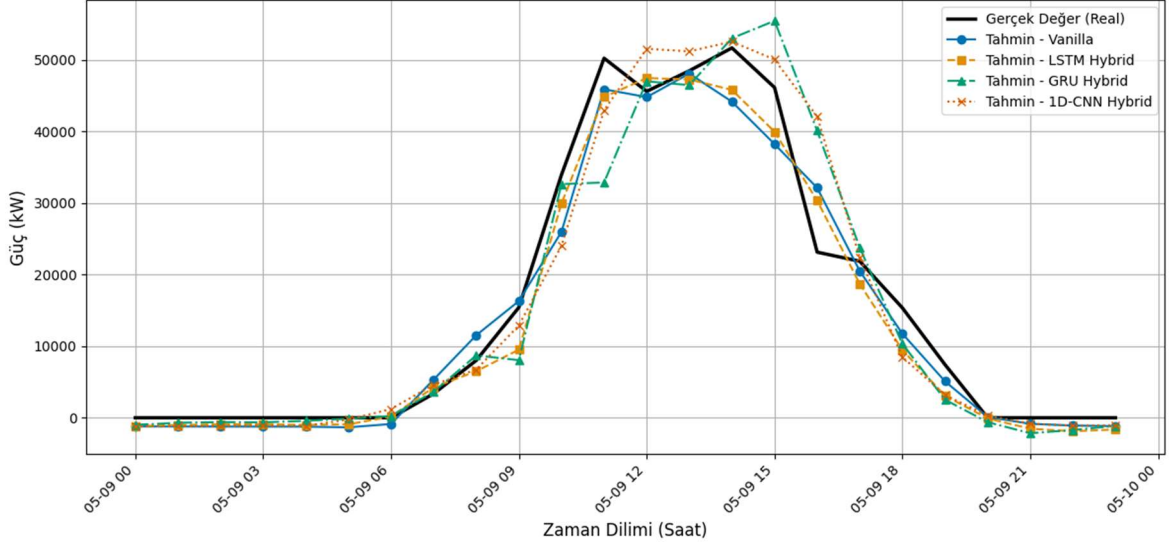
Test Seti Tahmin Kıyaslaması: 2024-05-07



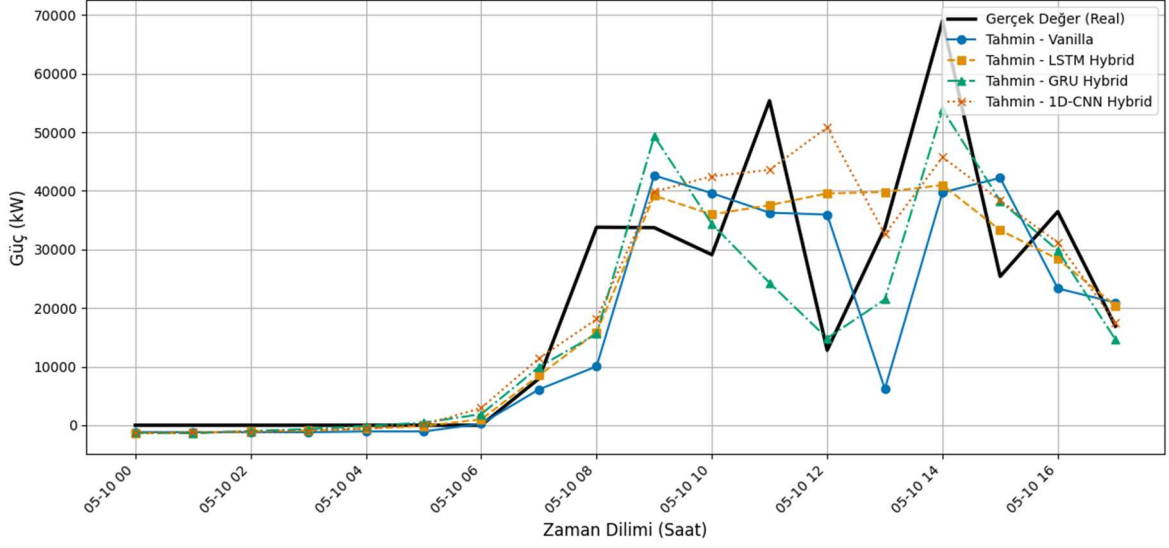
Test Seti Tahmin Kıyaslaması: 2024-05-08



Test Seti Tahmin Kıyaslaması: 2024-05-09



Test Seti Tahmin Kıyaslaması: 2024-05-10



EK C: Şekil C.1' de, modellerin yorumlanabilirlik analizleri kapsamında hesaplanan permütasyon ve gradyan özellik önemlerini görselleştiren radar grafiklerine yer verilmiştir.

Özellik Önemi Karşılaştırması



Şekil C.1: Öznitelik önem analizleri

Etik kurul veya yasal/özel izin belgesi

BALIKESİR ÜNİVERSİTESİ REKTÖRLÜĞÜ FEN VE MÜHENDİSLİK BİLİMLERİ ETİK KURULUNA

Balıkesir Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Matematik Ana Bilim dalı, Cebir ve Sayılar Teorisi Bilim dalı, 201212616003 numaralı Özge Çelik isimli Doktora öğrencisinin “Makine Öğrenimi Algoritmalarıyla Fotovoltaik Güneş Enerjisi Üretim Tahmini” isimli doktora tezi ve yapacağı proje, makale vb. çalışmalarda Orbit Enerji Hâb. Tek. San. Ve Tic. A.Ş. olarak kurulu olan GES üretim verilerinin kullanılmasına açık rızam ile onay veriyorum.

Gereğinin yapılmasını arz ederim.

04.07.2023



T.C.
BALIKESİR ÜNİVERSİTESİ REKTÖRLÜĞÜ
Fen Bilimleri Enstitüsü Müdürlüğü



Sayı : E-16031472-108.01-404405
Konu : Veri Kümeleri Rasat Bilgisi (Özge
ÇELİK)

18.07.2024

Dağıtım Yerlerine

İlgi : 12.07.2024 tarihli ve 95579059/100-E-95579059-107-355643 sayılı yazı.

Öğretim Üyesi Prof.Dr. Sebahattin İKİKARDEŞ'in danışmanlığımı yürüttüğü Anabilim Dalınız Doktora Programı Öğrencisi Özge ÇELİK'in "Makine Öğrenimi Algoritmalarıyla Fotovoltaik Güneş Enerjisi Üretim Tahmini" isimli doktora tezi araştırması için veri kümelerini içeren Çevre ,Şehircilik ve İklim Değişikliği Bakanlığı Meteoroloji Müdürlüğü'nün yazısı ilişikte sunulmuştur.
Bilgilerini ve gereğini rica ederim.

Doç. Dr. Taner ÖZCAN
Müdür Yardımcısı

Ek:Yazı (1 Sayfa)

Dağıtım:
Gereği:
Matematik Anabilim Dalı Başkanlığı

Bilgi:
Prof. Dr. Sebahattin İKİKARDEŞ

Bu belge, güvenli elektronik imza ile onaylanmıştır.

Belge Doğrulama Kodu :BSD68ELVRK Pın Kodu :99592
Adres:Fen Bilimleri Enstitüsü Çağış Yerişkesi 10145 Balıkesir
Telefon:2666123077 Faks:2666121078
e-Posta:bnufbe@balikesir.edu.tr Web:htp://be.balikesir.edu.tr/
Kep Adresi:balikesiruniversitesi@hu01.kep.tr

Belge Takip Adresi : <https://www.turkiye.gov.tr/balikesir-universitesi-ebys>

Bilgi için: Cihad Beyoğlu
Unvanı: Bilgisayar İşletmeni
Tel No: 0-266-6121400-101414





T.C.
ÇEVRE, ŞEHİRCİLİK VE İKLİM DEĞİŞİKLİĞİ BAKANLIĞI
Meteoroloji Genel Müdürlüğü
Meteorolojik Veri İşlem Dairesi Başkanlığı



Sayı : E-95579059-107-355643
Konu : Rasat Bilgisi ve Bilgi İstekleri

BALIKESİR ÜNİVERSİTESİ REKTÖRLÜĞÜNE
(Öğrenci İşleri Daire Başkanlığı)
Çağış Yerleşkesi (Bigadiç Yolu Üzeri 17. km)
Altıeylül / BALIKESİR

İlgi : 09.07.2024 tarihli ve E-28711322-044-401460 sayılı ve 106879 Belgenet kayıt nolu yazınız.

İlgi yazı ile istenilen bilgiler, ilgili meteoroloji istasyonlarımızın mevcut kayıtlarından çıkartılarak aşağıda verilen bağlantı adresinde sunulmuştur.

10 Haziran 2020 Tarihli ve 31151 Sayılı Resmi Gazete'de yayımlanan "Resmi Yazışmalarda Uygulanacak Usul ve Esaslar Hakkında Yönetmelik" uyarınca resmi yazışmalarda paylaşım ve saklama işlemleri için elektronik ortam kullanımı esas unsur haline getirilmiştir. Bu kapsamda istemiş olduğunuz meteorolojik veriler, yazımızın tarihi itibarıyla 3 ay süresince verilen bağlantı üzerinden indirilebilecektir.

Bilgilerinize arz ederim.

<https://bulut.mgm.gov.tr/share/preview/GXj8ENMrJK6Axtzb>

Selami YILDIRIM
Genel Müdür a.
Meteorolojik Veri İşlem Dairesi Başkanı

Bu belge, güvenli elektronik imza ile imzalanmıştır.

Doğrulama Kodu: EAA3EA78-E47C-48D9-A994-04A936FE989A

Doğrulama Adresi: <https://www.turkiye.gov.tr>

Adres: Kütükcü Alibey Caddesi No:4 06120 Kalaba, Keçiören/ANKARA

Bilgi için:Ebru DEMİRKOL

Telefon: Tel: (0312) 359 75 45 Faks: (0312) 360 25 51

Tekniker

Keşif: meteoroloji.genelmuudurlugu@hs01.kep.tr

Telefon No: (312) 302 27 06

KEP Adresi: meteoroloji.genelmuudurlugu@hs01.kep.tr

Bu belge, Türkiye Cumhuriyeti Cumhurbaşkanlığı Güvenli Elektronik İmza ile imzalanmıştır. Evrak sorgulama adresi: <https://www.turkiye.gov.tr/evrak-sorgula> veya <https://www.turkiye.gov.tr/evrak-sorgula> adresinden yapılabilir.



T.C.
BALIKESİR ÜNİVERSİTESİ REKTÖRLÜĞÜ
Fen Bilimleri Enstitüsü Müdürlüğü



Sayı : E-16031472-108.01-341448
Konu : Etik Kurul Onayı (Özge ÇELİK)

19.01.2024

DAĞITIM YERLERİNE

İlgi : 18.01.2024 tarihli ve 19928322/050.04/340781 sayılı yazı.

Anabilim Dalınız Öğretim Üyesi Prof.Dr. Sebahattin İKİKARDEŞ ile Dokuz Eylül Üniversitesi, Fen Fakültesi, Bilgisayar Bilimleri Bölümü öğretim üyesi Dr. Öğr. Üyesi Kadriye Filiz BALBAL'ın (eş danışman) danışmanlığını yürüttüğü Anabilim Dalınız Doktora Programı Öğrencisi Özge ÇELİK'in Orbit Enerji ve Haberleşme Teknolojileri Sanayi ve Ticaret A.Ş de elde edilen GES verilerin kullanılması, bilimsel hakemli dergilerde yayınlaması ve veri toplayabilmesi için Fen ve Mühendislik Bilimleri Etik Komisyonu'nun 11.12.2023 tarih ve 2023/8 sayılı toplantısında alınan karar gereği düzenlenen onay belgesi ilişikte sunulmuştur.

Bilgilerini ve gereğini rica ederim.

Doç. Dr. Alaaddin TOKTAŞ
Müdür Yardımcısı

Ek:Yazı ve Ekleri (2 Sayfa)

Dağıtım:
Gereği:
Matematik Anabilim Dalı Başkanlığı

Bilgi:
Prof. Dr. Sebahattin İKİKARDEŞ

Bu belge, güvenli elektronik imza ile onaylanmıştır.

Belge Doğrulama Kodu :BS4L2U1757 Pin Kodu :04972
Adres:Fen Bilimleri Enstitüsü Çağış Yerleşkesi 10145 Balıkesir
Telefon:2666121077 Faks:2666121078
e-Posta:baa@be.balikesir.edu.tr Web:http://be.balikesir.edu.tr/
Kep Adresi:balikesiruniversitesi@h01.kep.tr

Belge Takip Adresi : <https://www.turkiye.gov.tr/balikesir-universitesi-ebys>

Bilgi için: Cihad Beyoğlu
Unvanı: Bilgisayar İşletmeni
Tel No: 0-266-6121400-101414





T.C.
BALIKESİR ÜNİVERSİTESİ REKTÖRLÜĞÜ
Rektörlük



Sayı : E-19928322-050.04-340781
Konu : Etik Kurul Onayı - Özge ÇELİK

18.01.2024

FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ MÜDÜRLÜĞÜNE

İlgi : 20.11.2023 tarihli ve 16031472/108.01/317953 sayılı yazı.

Fen Bilimleri Enstitüsü, Matematik Anabilim Dalı Öğretim Üyesi Prof. Dr. Sebahattin İKİKARDEŞ ile Dokuz Eylül Üniversitesi, Fen Fakültesi, Bilgisayar Bilimleri Bölümü öğretim üyesi Dr. Öğr. Üyesi Kadriye Filiz BALBAL'ın (eş danışman) danışmanlığını yürütmüş olduğu doktora programı öğrencisi Özge ÇELİK'in doktora çalışması için Orbit Enerji ve Haberleşme Teknolojileri Sanayi ve Ticaret A.Ş de elde edilen GES verilerin kullanılması, bilimsel hakemli dergilerde yayınlaması ve veri toplayabilmesi için etik kurul onayı isteği ile ilgili Fen ve Mühendislik Bilimleri Etik Komisyonu'nun 11.12.2023 tarih ve 2023/8 sayılı toplantısında alınan karar gereği düzenlenen onay belgesi ekte gönderilmiştir.

Bilgilerinizi rica ederim.

Prof. Dr. Fatih SATIL
Rektör Yardımcısı

Bu belge, güvenli elektronik imza ile imzalanmıştır.

Belge Doğrulama Kodu :BSEL2M2M9K Pin Kodu :60192
Adres:Balıkesir Üniversitesi Rektörlüğü Çalışma Yerleşkesi 10145 Balıkesir
Telefon:2666121400 Faks:2666121412
Web: <http://www.balikesir.edu.tr>
Kep Adresi: balik.esuniv@balikesir.edu.tr

Belge Takip Adresi : <http://www.turkiye.gov.tr/balikesir-universitesi-ebys>

Bilgi için: Seda Özbay
Uzman: Bilgisayar İşletmeni
Tel No: 2666121418



T.C.
BALIKESİR ÜNİVERSİTESİ
FEN VE MÜHENDİSLİK BİLİMLERİ ETİK KOMİSYONU
ONAY BELGESİ

Balıkesir Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Matematik Anabilim Dalı Öğretim Üyesi Prof. Dr. Sebahattin İKİKARDEŞ ile Dokuz Eylül Üniversitesi, Fen Fakültesi, Bilgisayar Bilimleri Bölümü öğretim üyesi Dr. Öğr. Üyesi Kadriye Filiz BALBAL'ın (eş danışman) danışmanlığını yürütmüş olduğu doktora programı öğrencisi Özge ÇELİK'in doktora çalışması için Orbit Enerji ve Haberleşme Teknolojileri Sanayi ve Ticaret A.Ş. de elde edilen GES verilerin kullanılması, bilimsel hakemli dergilerde yayınlaması ve veri toplayabilmesi için etik kurul onay belgesi isteği komisyonumuzca değerlendirilmiş ve etik açıdan uygun bulunmuştur. 11.12.2023

Komisyon Başkanı
Prof. Dr. Zafer ASLAN

~~Prof. Dr. Bekir~~ ÇİÇEK
Üye

Prof. Dr. Türkan GÖKSAL ÖZBALTA
Üye

Prof. Dr. Nursen AZIZOĞLU
Üye

Prof. Dr. Ruhan BENLİKAYA
Üye

ÖZGEÇMİŞ

Kişisel Bilgiler

Adı Soyadı : Özge ÇELİK

Doğum tarihi ve yeri :

e-posta :

Öğrenim Bilgileri

Derece	Okul/Program	Yıl
Y. Lisans	Balıkesir Üniversitesi/ Fen Bilimleri Enstitüsü/ Matematik Anabilim Dalı/ Cebir ve Sayılar Teorisi Alanı Erasmus Staj Hareketliliği: Katholieke Universitet Leuven/ Fen Fakültesi/ Matematik Anabilim Dalı(2011)	2010-2012
Lisans	Balıkesir Üniversitesi/ Necatibey Eğitim Fakültesi/ Ortaöğretim Fen ve Matematik Alanlar Eğitimi Bölümü Matematik Eğitimi Anabilim Dalı	2005-2010
Lise	İzmir Anadolu Öğretmen Lisesi	2001-2005

Yayın Listesi

A. Uluslararası Hakemli Dergilerde Yayımlanmış Makaleler

1. **Çelik, Ö.; Balbal, K. F.; İkikardeş, S.,** A Hybrid Deep Learning Framework Based on Transformer Architecture for Short-Term Photovoltaic Power Forecasting (submitted).
2. **Balbal, K. F.; Çelik, Ö.; İkikardeş, S.,** Evaluation of Solar Power Forecasting Using Deep Learning: A Case Study in İzmir, Türkiye. *Journal of Modern Technology and Engineering*, 3(8), 165-188, 2023.
3. **Balbal, K. F.; Çelik, Ö.; İkikardeş, S.,** Time Series Forecasting on Solar Energy Production Data Using LSTM. *Journal of Artificial Intelligence and Data Science*, 3(2), 116-123, 2023.

B. Uluslararası Bilimsel Toplantılarda Sunulan Bildiriler (Özet Bildiri)

4. **Balbal, K. F.; Çelik, Ö.; İkikardeş, S.,** Time Series Forecasting of Solar Energy Production with Deep Learning. *International Trends in Intelligent Systems and Engineering (ITISE 2025)*, Gran Canaria, İspanya, 8-14 Temmuz 2025. (Yüzyüze)
5. **Balbal, K. F.; Çelik, Ö.; İkikardeş, S.,** Sualtı Görüntülerinde Derin Öğrenme ile Nesne Tespiti. *International Conference on Artificial Intelligence and Data Analytics (ICADA 2025)*, Zonguldak, Türkiye, 2025. (Çevrim içi)
6. **Balbal, K. F.; Çelik, Ö.; İkikardeş, S.,** Deep Learning Models Designed for Solar Power Forecasting. *The Third International Conference on Applied Mathematics in Engineering*, Balıkesir, Türkiye, 26-28 Haziran 2024. (Yüzyüze)
7. **Balbal, K. F.; Çelik, Ö.; İkikardeş, S.,** LSTM-Based Solar Power Forecasting. *VI. International Ankara Multidisciplinary Studies Congress*, Ankara, Türkiye, 13-14 Ekim 2023. (Çevrim içi)

C. Ulusal Bilimsel Toplantılarda Sunulan Bildiriler (Özet Bildiri)

8. **Çelik, Ö.; İkikardeş, S.; İnam, İ.,** Schoof Algoritmasının Bazı Uygulamaları. *XXIV. Ulusal Matematik Sempozyumu*, Bursa, Türkiye, 7-10 Eylül 2011. (Yüzyüze)